

26-я Международная Конференция

DSPA-2024

Доклады

26th International Conference
DIGITAL SIGNAL PROCESSING
AND ITS APPLICATIONS



**СЕРИЯ:
ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ
И ЕЁ ПРИМЕНЕНИЕ (выпуск XXVI)**

**Российское
научно-техническое общество
радиотехники, электроники и связи
им. А.С. Попова**

Москва - 2024 г.





XXVI Международная конференция
**Цифровая обработка сигналов
и ее применение**

DSPA - 2024

27 марта - 29 марта



AUTEX Ltd.

XXVI International Conference

**Digital Signal Processing
and Its Applications**



DSPA - 2024

March 27 - March 29



**ДОКЛАДЫ
PROCEEDINGS**



**Москва - 2024
Moscow - 2024**

26-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и её применение – DSPA-2024», Москва, Россия, доклады.

Серия: Цифровая обработка сигналов и её применение

Выпуск: XXVI

Рецензенты:

доц. Бабаян П.В., проф. Бартенев В.Г., проф. Брюханов Ю.А.,
д.т.н. Вашкевич М.И., проф. Витязев В.В., доц. Витязев С.В.,
проф. Гаврилов К.Ю., prof. Vikram Gadre, член-корр РАН. Дворкович А.В.,
д.т.н. Джиган В.И., д.т.н. Зайцев Г.В., к.т.н. Клеопин А.В.,
доц. Лобов Е.М., д.т.н. Малай И.М., доц. Овинников А.А.,
доц. Петровский Н.А., д.т.н. Приоров А.Л., проф. Прохоров Ю.Н.,
проф. Санников В.Г., проф. Сергиенко А.Б., проф. Сперанский В.С.,
prof. Radovan Stojanovic, доц. Стротов В.В., prof. Rui Fan,
проф. Федоров В.Ф., к.т.н. Ханян Г.С., доц. Хрящев В.В.,
проф. Цимбал В.А., проф. Чиров Д.С.

ОРГАНИЗАТОРЫ:

- Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи имени А.С. Попова
- Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН
- Институт радиотехники и электроники имени В.А. Котельникова РАН
- Компания AUTEX Ltd.

ПРИ УЧАСТИИ:

- Министерство высшего образования и науки РФ
- Федеральное агентство по промышленности РФ
- Институт проблем информатики РАН
- ОАО «РТИ»
- ОАО «ГСКБ «АЛМАЗ-АНТЕЙ»
- ЗАО «Инструментальные системы»
- НТЦ «МОДУЛЬ»
- ОАО «Концерн радиостроения «Вега»
- ОАО «Концерн «СОЗВЕЗДИЕ»
- ГУП НПЦ «Элвис»
- Владимирский государственный университет
- Всероссийский научно-исследовательский институт физико-технических и радиотехнических измерений «ВНИИФТРИ»
- Московский авиационный институт
- Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана
- Московский технический университет связи и информатики
- Московский Физико-технический институт (университет)
- Московский технологический университет
- Московский институт электронной техники
- Московский энергетический институт (университет)
- Рязанский государственный радиотехнический университет
- Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций имени проф. М. А. Бонч-Бруевича
- Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»
- Ульяновский государственный технический университет
- Ярославский государственный университет

МЕЖДУНАРОДНЫЙ ПРОГРАММНЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ:

Председатель Международного программного комитета:
академик РАН Гуляев Юрий Васильевич

Сопредседатели Международного организационного комитета:
академик РАН Васильев С.Н., академик РАН Каляев И.А., Кирпичников А.П., академик РАН Сигов А.С.

Председатель Программной группы Международного организационного комитета: член-корр. РАН Дворкович Александр Викторович

Заместитель Председателя Программной группы Международного организационного комитета: профессор Витязев Владимир Викторович

Программная группа Международного организационного комитета:
проф. Аджемов А.С. (Россия), член-корр. РАН Борисов В.И. (Россия), д.т.н. Борисов Ю.И. (Россия), проф. Викрам Гадре (Индия), проф. Карен Егиазарян (Финляндия), проф. Михалис Зервакис (Греция), проф. Лукин В.В. (Украина), академик РАН Никитов С. А., академик РАН Новиков Д.А., проф. Радован Стоянович (Черногория), академик РАН Чаплыгин Ю.А. (Россия)

Административная группа Международного организационного комитета:
доц. Бабаян П.В., проф. Бартенев В.Г., проф. Брюханов Ю.А., проф. Васильев К.К., доц. Витязев С.В., проф. Гаврилов К.Ю., проф. Джиган В.И., Зубарев Р.В., к.т.н. Клеопин А.В., доц. Лобов Е.М., д.т.н. Малай И.М., д.т.н. Приоров А. Л., проф. Прохоров Ю.Н., доц. Самсонов Г.А., проф. Санников В.Г., доц. Сергиенко А.Б., проф. Сперанский В.С., доц. Стешенко В.Б., проф. Федоров В.Ф., проф. Чиров Д.С.

СОДЕРЖАНИЕ

CONTENTS

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ	
Keynote speakers.....	5
СЕКЦИЯ № 1. ТЕОРИЯ СИГНАЛОВ И СИСТЕМ	
Theory of signals and systems.....	9
СЕКЦИЯ № 2. ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ	
Theory and methods of digital signal processing.....	39
СЕКЦИЯ № 3. ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В СИСТЕМАХ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ	
Signal processing in communications.....	83
СЕКЦИЯ № 4. ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ	
Signal processing in radio engineering systems.....	99
СЕКЦИЯ № 5. ОБРАБОТКА И ПЕРЕДАЧА ИЗОБРАЖЕНИЙ	
Image processing and transmission.....	134
СЕКЦИЯ № 6. ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В БИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ	
Signal processing in biomedical engineering systems.....	151
СЕКЦИЯ № 7. ПРОЕКТИРОВАНИЕ И ТЕХНИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ СИСТЕМ ЦОС	
Digital design and signal processing implementation.....	169
СЕКЦИЯ № 8. СИСТЕМЫ «ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ», ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И РОБОТОТЕХНИКА	
Machine vision, robotics and artificial intelligence.....	179
СЕКЦИЯ № 9. ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ	
Signal processing in measurement systems.....	252

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ



Стешенко Владимир Борисович

Заместитель генерального конструктора АО «Российская корпорация ракетно-космического приборостроения и информационных систем», к.т.н., доцент

Тенденции развития элементной базы аппаратуры ЦОС космического назначения

Аннотация. Электронная компонентная база, применяемая в бортовой аппаратуре КА, должна в полной мере обеспечивать целевые технические характеристики радиоэлектронной аппаратуры в части функциональных и электрических параметров, а также стойкость к внешним воздействующим факторам. В докладе проведен анализ истории развития и текущей ситуации электронных компонентов для применения в бортовых системах обработки сигналов. Рассмотрена дорожная карта развития элементной базы на среднесрочную перспективу. Сформулированы требования к характеристикам элементов. Рассмотрены вопросы обеспечения качества и надежности.

Стешенко Владимир Борисович заместитель генерального конструктора акционерного общества «Российская корпорация ракетно-космического приборостроения и информационных систем», кандидат технических наук, доцент, лауреат премии Правительства России им Ю.А. Гагарина в области космической деятельности. Автор более 75 научных работ, опубликованных в ведущих изданиях, в том числе 7 книг.

**Кушлендра Кумар Сингх**

Доцент, департамент компьютерных наук и инженерии Национального технологического института Джамшедпура, Джаркханд, Индия

Раскрытие тайн человеческого мозга: анализ сигналов ЭЭГ и его применение для прогнозирования приступов эпилепсии

Аннотация. В докладе рассматривается ряд аспектов работы человеческого мозга, подчеркивается его роль как центрального командного центра, управляющего различными функциями организма. Основное внимание уделяется сигналам электроэнцефалографии (ЭЭГ) – электрическим проявлениям активности мозга. Доклад охватывает широкий спектр вопросов, связанных с анализом ЭЭГ, от основ понимания электроэнцефалографии до проектирования устройств мониторинга активности мозга, размещения электродов, алгоритмов обработки сигналов. Ключевая проблема, рассматриваемая в докладе, связана с заболеваниями головного мозга, что закладывает основу для изучения процессов сбора данных ЭЭГ. Обсуждаются способы анализа ЭЭГ, методы обработки сигналов и их применение в лечении нарушений сна. Важно отметить, что эпилепсия и помощь тем, кто от нее страдает, озвучиваются, как существенное явление не только для отдельных людей, но и общества в целом. Во второй части доклада проводится детальное тематическое исследование эпилепсии, в котором подробно рассматриваются устройства мониторинга сигналов, и предлагается решение проблемы – метод прогнозирования приступов эпилепсии. Описываются алгоритмы эффективного прогнозирования приступов, возможности автоматизации запуска процедур нейтрализации приступов, а также использование моделей глубокого обучения для классификации фаз эпилептического приступа. Экспериментальный анализ позволяет получить представление о свойствах наборов регистрируемых данных, этапах их предварительной обработки и закономерностях выбора каналов регистрации. В завершение демонстрируются результаты экспериментов, делаются выводы о потенциальных возможностях применения полученных результатов для улучшения нашего понимания заболеваний головного мозга и внедрения современных технологий обработки биомедсигналов в медицинское оборудование широкого применения.

Кушлендра Кумар Сингх работает в должности доцента Национального технологического института Джамшедпура, в котором он уже более семи лет занимается преподавательской и исследовательской деятельностью. Специализируясь на компьютерном зрении, глубоком обучении и обработке изображений, д-р Сингх внес значительный вклад в эти научные области, что отражено в его обширном списке публикаций, состоящем из более чем 60 статей в известных журналах и трудах конференций. В настоящее время руководит работой восьми аспирантов, активно участвует в исследовательских проектах. В число заслуживающих внимания текущих проектов входят «Design and Development of Centralized Database on Scholarship/Fellowships in S&T Sector», где он является Co-Principal Investigator, и «Design and

Implementation of END TO END Object Detector using DETR AND XNOR DETR». где он выполняет роль главного исследователя (Principal Investigator). Международное сотрудничество доктора Сингха подтверждается участием в престижной программе Erasmus+ совместно с Техническим университетом Крита (Греция), финансируемой Европейским Союзом. Он также является редактором специального выпуска «Достижения в области машинного зрения и дополненного интеллекта» журнала SN Computer Science, Springer. Имея значительный опыт выступлений на международных конференциях и семинарах, доктор Сингх получил такие награды, как награда молодого исследователя на Международной конференции по фотограмметрическому анализу изображений в Мюнхене, Германия. Он был удостоен награды KAGAAU PATHBREAKER-2020 и получил стипендию MHRD для MTech и PhD, а также поддержку международных поездок от правительства Индии DST. Доктор Сингх активно содействует распространению знаний, регулярно выступая в качестве приглашенного докладчика на различных конференциях и семинарах по всему миру. Кроме того, он является сопредседателем ряда престижных конференций и организатором значимых научных мероприятий, в том числе Международной конференции по машинному зрению и дополненному интеллекту (MAI).

**Хрящев Владимир Вячеславович**

Руководитель центра искусственного интеллекта и цифровой экономики Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, к.т.н., доцент

Поддержка принятия врачебного решения в эндоскопии на основе методов искусственного интеллекта: задачи, проблемы, перспективы

Аннотация. В настоящее время для диагностики многих заболеваний используются методы цифровой обработки изображений (ЦОИ), а также искусственного интеллекта (ИИ), являющиеся основой при построении медицинских систем поддержки принятия врачебных решений. Например, актуальной научно-технической задачей является применение методов ЦОИ и ИИ для создания систем автоматизации диагностики при проведении эндоскопических исследований желудочно-кишечного тракта (ЖКТ). Высокая вариативность изображений слизистых оболочек ЖКТ и многочисленные артефакты на изображениях, получаемых непосредственно с эндоскопа, приводят к высокой трудоемкости таких процедур, что делает актуальным применение систем автоматического детектирования и классификации объектов интереса в эндоскопии. При таком подходе повышается точность диагностики, значительно уменьшается влияние человеческого фактора на качество исследований, а также заметно снижаются стоимость и временные затраты на их проведение. Вместе с тем, указанные системы можно использовать как для обучения новых специалистов, так и для совершенствования навыков ранее обученного медицинского персонала. В докладе обобщен опыт построения и тестирования разработанной системы поддержки принятия врачебного решения при проведении эндоскопии ЖКТ в трех Российских медицинских центрах.

Хрящев Владимир Вячеславович – руководитель центра искусственного интеллекта и цифровой экономики Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, к.т.н., доцент. Автор более 100 научных работ, опубликованных в ведущих изданиях. Занимается практическим внедрением технологий обработки видеоизображений и глубокого машинного обучения в сферах медицины, дистанционного зондирования земной поверхности, машинного зрения в промышленности.

ИССЛЕДОВАНИЕ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ ОПТИМАЛЬНОГО ПОСИМВОЛЬНОГО ПРИЕМА СИГНАЛОВ С КОРРЕКТИРУЮЩИМ КОДИРОВАНИЕМ В ПОЛЯХ ГАЛУА ДЛЯ КАНАЛОВ С ЗАМИРАНИЕМ

д.ф.-м.н. Назаров Л.Е., инженер Батанов В.В.

Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН

Приведено описание алгоритма оптимального посимвольного приема сигнальных конструкций на основе корректирующего кодирования в двоичных полях Галуа. Даны результаты моделирования данного алгоритма с целью исследования его помехоустойчивости для модели трансферных каналов (спутниковых ионосферных каналов) с замираниями за счет рассеяния на ионосферных неоднородностях для ряда цифровых сигналов с многоуровневой фазовой манипуляцией в сочетании с корректирующим кодом с проверкой на четность в полях Галуа. Показано, что для рассматриваемых каналов с замираниями применение алгоритма посимвольного приема обеспечивает энергетический выигрыш до 4.5...24 дБ по отношению к приему сигналов без кодирования.

Введение и постановка задачи

Посимвольный прием цифровых сигналов минимизирует вероятность ошибки на информационный бит P_b [1]. Суть посимвольного приема - принятие решений относительно переданных сигнальных символов на основе вычисленных апостериорных вероятностей [1].

Современной тенденцией при разработке информационных систем является использование цифровых сигналов со сложными «созвездиями», определяющими повышение их информативной емкости [1-5]. В работах [3,5] приведены алгоритмы оптимального посимвольного приема сигнальных конструкций на основе этих цифровых сигналов (например, с использованием многоуровневой фазовой манипуляции (ФМ-М сигналы)) в сочетании с корректирующими кодами в двоичных полях Галуа $GF(2^m)$, объем которых согласован с объемом 2^m сигнальных «созвездий». Исследование помехоустойчивости этих алгоритмов приема для канала АБГШ.

Актуальной является проблема исследования помехоустойчивости алгоритмов оптимального посимвольного приема сигнальных конструкций из этого класса при многолучевом распространении по трансферным каналам (спутниковым ионосферным каналам) с замираниями за счет рассеяния на ионосферных неоднородностях [4].

Цифровые сигналы ФМ-М задаются как $s(t) = \sum_i A_i U(t) \cos(2\pi f t + \varphi_i)$, f - центральная частота; $U(t) = 1$ при $iT < t \leq (i+1)T$, иначе $U(t) = 0$; A_i , φ_i - амплитуда и фаза радиоимпульсов, задаваемых последовательностью информационных символов; T - временные такты [1]. Радиоимпульсы в составе $s(t)$ формируются, отображая m двоичных информационных символов в отсчеты «созвездия» с комплексными огибающими $\dot{V}_i = A_i \exp(j\varphi_i)$ [1]. ФМ-М сигналы имеют постоянные амплитуды $A_i = A_c$.

Апостериорные вероятности $\Pr(a_i = \beta | \vec{Y})$ для сигнальных символов вычисляются как

$$\Pr(a_i = \beta | \vec{Y}) = \sum_{\vec{B}: a_i = \beta} \frac{\Pr(\vec{B})}{p(\vec{Y})} p(\vec{Y} | \vec{B}), \quad p(\vec{Y} | \vec{B}) = \prod_{i=0}^{n-1} p(y_i | b_i) - \text{функция правдоподобия [1].}$$

В работах [3,5] приведено описание разработанного производительного алгоритма для решения этой задачи с низкой сложностью реализации. Для пояснения ниже дано его общее описание. Алгоритм включает три этапа.

Первый этап. Вычисляется множество спектральных составляющих

$$C_l(r) = \sum_{i=0 \dots 2^m-1} p(\dot{y}_l | \dot{V}_i) w_i(r) \text{ для } p(\dot{y}_l | \dot{V}_i), r \in GF(2^m), i = 0, 1, \dots, 2^m - 1; l = 0, 1, \dots, n-1 - \text{номера}$$

кодовых символов в составе кодового слова; $w_i(r)$ - базисные функции Уолша-Адамара.

Второй этап. Вычисляется множество $\{T_l(\lambda)\}$ с использованием $C_l(r)$ и множества кодовых слов R дуального кода C_H с параметрами $(n, n-k)$

$$T_l(\lambda) = \frac{\sum_{r_p: R \in C_H} C_l(\eta - \lambda) \prod_{\substack{p=0 \\ p \neq l}}^{n-1} C_p(r_p)}{\sum_{r_p: R \in C_H} \prod_{p=0}^{n-1} C_p(r_p)}. \text{ Обозначение } r_p: R \in C_H \text{ определяет операции для}$$

последовательности кодовых символов r_p в составе кодовых слов R кода C_H .

Третий этап. Вычисляются апостериорные вероятности $\Pr(b_l = \beta | \bar{Y})$, используя спектральное преобразование в базисе Уолша-Адамара $\Pr(b_l = \beta | \bar{Y}) = \sum_{\lambda=0 \dots 2^m-1} T_l(\lambda) w_\beta(\lambda)$.

Решения относительно символов кодового слова \bar{B} принимаются на основе значений $\Pr(b_l = \beta | \bar{Y})$ в соответствии с правилом $\hat{a}_i = \max_{\beta \in GF(2^m)} (\Pr(a_i = \beta | \bar{Y}))$ [3].

Статистические модели канала с замиранием

Замирания сигналов приводят к деградации вероятностных характеристик $P_{\mathcal{G}}$ по отношению к распространению в свободном пространстве [1]. Количественные значения соответствующих энергетических потерь определяются статистическими свойствами амплитуды сигналов A как случайного процесса. Ниже рассматриваются модели замираний сигналов при их многолучевом распространении по транссионосферным каналам [4].

Модели замираний связывают параметры эмпирической плотности распределения $p(A)$ с индексом сцинтилляции $S_4^2 = (\langle A^4 \rangle - \langle A^2 \rangle^2) / \langle A^2 \rangle^2$, здесь $\langle \rangle$ - усреднение по времени, полагая процесс A эргодическим. Относительно значений S_4 замирания классифицируются как слабые для $S_4 < 0.3$, средние для $0.3 < S_4 < 0.6$ и сильные для $S_4 > 0.6$.

Вероятность ошибки $P_{\mathcal{G}}$ для ФМ-М сигналов с амплитудой A имеет вид [1]

$$P_{\mathcal{G}}(A) = \frac{1}{m} \left(1 - \int_{-\pi/M}^{\pi/M} p(\theta) d\theta \right), \text{ } p(\theta) - \text{плотность распределения фазы. Для амплитуды } A \text{ с}$$

плотностью распределения $p(A)$ вероятность $P_{\mathcal{G}}$ задается как $P_{\mathcal{G}} = \int_0^{\infty} P_{\mathcal{G}}(A) p(A) dA$.

Распределение $p(A)$ аппроксимируется распределением Релея-Райса [1]

$$p(A) = \frac{A}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{A^2 + A_0^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{AA_0}{\sigma^2}\right), \text{ } A_0 - \text{амплитуда регулярной сигнальной составляющей.}$$

Вычисление значений $P_{\mathcal{G}}$ с целью оценивания энергетических потерь с учетом замираний по отношению к распространению в свободном пространстве выполняется при

условии равенства средних энергий $E_c = \bar{E}_c$. Это условие обеспечивается выбором A_0 и σ^2 как решений уравнения $A_c^2 = 2\sigma^2 + A_0^2$, которые связаны через коэффициент Райса $d = \frac{A_0^2}{2\sigma^2} = \frac{1}{2} \frac{\sqrt{m^2 - m}}{m - \sqrt{m^2 - m}}$, $m = 1/S_4^2$. Решения A_0^2, σ^2 имеют вид $A_0^2 = \frac{dA_c^2}{1+d}$, $\sigma^2 = \frac{A_c^2}{2(1+d)}$.

Результаты моделирования

Ниже даны результаты моделирования алгоритма посимвольного приема с целью исследования помехоустойчивости сигналов ФМ-4, ФМ-8 и ФМ-16 в сочетании с корректирующим кодом с проверкой на четность при распространении по транссионосферным каналам с замираниями. Информационный объем сообщений 96 битов, т.е. для рассматриваемых цифровых сигналов количество информационных символов в кодовом слове $k = 48, 32$ и 24 . Моделирование произведено для условий идеальной синхронизации по частоте, фазе и временным тактам. Получены оценки вероятностей ошибки P_6 и соответствующих энергетических потерь для каналов с параметрами сцинтилляции $S_4 = 0.3$ и $S_4 = 0.6$ по отношению к распространению в свободном пространстве.

На рисунке 1 приведены вычисленные вероятностные кривые для посимвольного приема рассматриваемых сигнальных конструкций - кривые соответствуют вероятностям P_6 без применения (кривые 1) и с применением корректирующего кодирования (кривые 2). Для параметра $S_4 = 0.6$ вероятность ошибки достигается при значении сигнал/помеха 45.0 дБ.

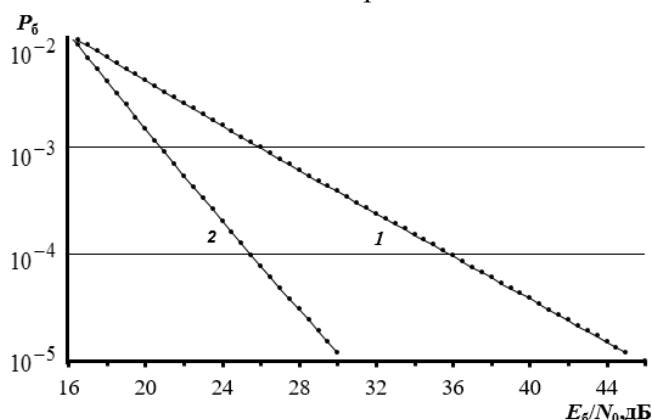


Рис.1. Вероятности ошибки при приеме сигналов ФМ-16 для канала с замиранием (параметр $S_4 = 0.6$): 1 - без кодирования; 2 - с использованием корректирующего кода в поле $GF(2^4)$.

В сводной таблице 1 приведены результирующие значения энергетических выигрышей при использовании сигналов ФМ-М и корректирующего кодирования в полях Галуа $GF(M)$ по отношению к передаче без кодирования по транссионосферным каналам. Видно, что применение корректирующего кодирования в сочетании с алгоритмом оптимального посимвольного приема обеспечивает значимый энергетический выигрыш до 4.5...24 дБ по отношению к посимвольному приему без корректирующего кодирования.

Таблица 1. Значения энергетических выигрышей (дБ) при использовании сигналов ФМ-М и корректирующего кодирования в полях Галуа $GF(M)$ по отношению к передаче без кодирования по транссионосферным каналам.

Тип сигналов	$S_4 = 0.3$	$S_4 = 0.6$
ФМ-4	4.5	12.5
ФМ-8	4.75	24.0
ФМ-16	5.0	15.0

Заклучение

Приведены результаты исследований помехоустойчивости алгоритма оптимального посимвольного приема путем его моделирования для сигнальных конструкций на основе интенсивно используемых в приложениях цифровых сигналов с многофазовой манипуляцией ФМ-4, ФМ-8 и ФМ-16 и для кодов с проверкой на четность в полях Галуа $GF(2^2)$, $GF(2^3)$, $GF(2^4)$. Показано, что применение алгоритма посимвольного приема для моделей трансионосферных каналов с замираниями за счет рассеяния на ионосферных неоднородностях обеспечивает значительный энергетический выигрыш до 4.5...24 дБ по отношению к приему сигналов без кодирования для модели каналов с замираниями с параметрами индекса сцинтилляции $S_4 = 0.3$ и $S_4 = 0.6$.

Работа выполнена в рамках государственного задания ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН.

Литература

1. Proakis J.G., Salehi M. Digital communication. 5 Edition. McGraw-Hill, Huger Education, 2001. 768 p.
2. Second generation framing structure, channel coding and modulation systems for Broadcasting, Interactive Services, News Gathering and other broadband satellite applications Part 2: DVB-S2 Extensions (DVB-S2X) DVB. 2020. Document A083-2. European Broadcasting Union CH-1218, Geneva. 159 p.
3. Назаров Л. Е. Исследование помехоустойчивости оптимального посимвольного приема частотно-эффективных сигналов с корректирующим кодированием в недвоичных полях Галуа. // Радиотехника и электроника. 2023. Т.68. №9. Стр.873-878. DOI: 10.31857/S003384942309019X.
4. Rino C.L. The Theory of Scintillation with Applications in Remote Sensing. John Wiley & Sons, Hoboken, New Jersey, 2011.
5. Назаров Л. Е. Алгоритм оптимального посимвольного приема сигнальных конструкций на основе ортогональных сигналов и корректирующих кодов в недвоичных полях Галуа. // Физические основы приборостроения. 2022. Т. 11. № 3 (45). Стр.44-49. DOI: 10.25210/jfop-2203-044049.

INVESTIGATIONS OF NOISE-IMMUNITY OF OPTIMUM SYMBOL-BY-SYMBOL RECEPTION OF SIGNALS WITH CORRECTIVE CODING IN GALOIS FIELDS FOR CHANNELS WITH FADING

Nazarov L.E., Batanov V.V.

Kotel'nikov Institute of Radioengineering and Electronics of RAS (Fryazino Branch)

A description of the algorithm for optimal symbol-by-symbol reception of signal structures based on correction coding in non-binary Galois fields is given. The results of modeling this algorithm are given in order to study its noise-immunity for a model of transionospheric channels (satellite ionospheric channels) with fading due to scattering on ionospheric irregularities for a number of digital signals with multi-level phase shift keying in combination with a correction code with a parity check in Galois fields. It is shown that for the considered channels with fading the use of a symbol-by-symbol reception algorithm provides an energy gain of up to 4.5...24 dB in relation to the reception of signals without coding.

МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОТКАЗОВ БАЗОВЫХ СТАНЦИЙ СОТОВОЙ СВЯЗИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

аспирант Петров Н.Ю.

Московский технический университет связи и информатики

В статье рассмотрены вопросы повышения надежности базовых станций сотовой связи. В частности предлагается реализовать метод прогнозирования отказов радиоэлектронной аппаратуры базовых станций с использованием методов машинного обучения. Проведен анализ различных методов машинного обучения и показано, что для решения поставленной задачи наиболее подходят искусственные нейронные сети, в частности рекуррентная нейронная сеть LSTM. Разработана структурная схема метода прогнозирования отказов базовых станций сотовой связи на основе сети LSTM.

Введение

Прогнозирование отказов технических систем является важным аспектом для обеспечения их бесперебойной работы [1]. Это процесс определения вероятности возникновения отказов в различных компонентах или элементах технической системы и разработка стратегий для их предотвращения или минимизации последствий [2-4].

Существует несколько методов прогнозирования отказов технических систем, которые могут быть применены в различных отраслях и сферах деятельности. Один из наиболее распространенных методов – это метод статистического анализа данных. Он основан на сборе, анализе и интерпретации данных об отказах системы. Данные об отказах могут быть собраны из различных источников, таких как журналы технического обслуживания, отчеты о ремонте и обслуживании, а также результаты испытаний и экспериментов.

Метод статистического анализа данных включает в себя различные подходы, такие как: статистическое наблюдение, сводка и группировка материалов статистического обучения, регрессионный анализ, анализ выживаемости и методы временных рядов. Регрессионный анализ позволяет определить связь между отказами и различными факторами, такими как возраст, нагрузка, температура и другие переменные [5].

Кроме того, существуют и другие методы прогнозирования отказов, такие как: метод анализа исторических данных, метод экспертной оценки и методы машинного обучения. Методы машинного обучения позволяют определить сложные закономерности в данных и построить модель прогнозирования на основе этих закономерностей. Методы машинного обучения являются в настоящее время наиболее популярными

Все эти методы прогнозирования отказов технических систем имеют свои преимущества и недостатки и могут быть применены в различных ситуациях. Выбор метода зависит от целей прогнозирования, доступных данных, сложности системы и других факторов. Важно провести анализ требований и осуществить выбор метода, который наиболее эффективен и подходит.

Выбор метода прогнозирования отказов базовых станций сетей сотовой связи

Рассмотрим наиболее популярные методы машинного обучения.

Простая (одномерная) линейная регрессия [5] (модель с одним предиктором) аппроксимируется всем известной со школы функцией прямой линии:

$$y = kx + b$$

с той лишь разницей, что теперь нужно добавить случайную ошибку C :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + C$$

где:

y_i	-	зависимая переменная (отклик)
x_i	-	известная константа
β_0, β_1	-	параметры модели
C	-	случайная ошибка

Чаще всего линейная регрессия обучается с использованием среднеквадратичной ошибки. В этом случае получаем задачу оптимизации функции стоимости (эмпирического риска):

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(X, \vec{y}, \vec{w}) &= \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (y_i - \vec{x}_i^T \vec{w}_i)^2 \\ &= \frac{1}{2n} |\vec{y} - X\vec{w}|_2^2 = \frac{1}{2n} (\vec{y} - X\vec{w})^T (\vec{y} - X\vec{w}) \end{aligned}$$

Если продифференцировать данный функционал по вектору w , приравнять к нулю и решить уравнение, то получим явную формулу для решения:

$$\vec{w} = (X^T X)^{-1} X^T \vec{y}$$

Оценка МНК является лучшей оценкой параметров модели, среди всех линейных и несмещенных оценок, то есть обладающей наименьшей дисперсией.

Наличие явной формулы для оптимального вектора весов — это большое преимущество линейной регрессии. Но аналитическое решение не всегда возможно по ряду причин:

- обращение матрицы — сложная операция с кубической сложностью от количества признаков. Если в выборке тысячи признаков, то вычисления могут стать слишком трудоёмкими. Решить эту проблему можно путём использования численных методов оптимизации;
- матрица $X^T X$ может быть вырожденной (определитель равно 0 → нет обратной матрицы) или плохо обусловленной. В этом случае обращение либо невозможно, либо может привести к неустойчивым результатам. Проблема решается с помощью регуляризации.

Логистическая регрессия — это статистический метод прогнозирования бинарных классов. Результат или целевая переменная имеет двоичный характер, это означает, что есть только два возможных класса. Например, его можно использовать для выявления поступления в ВУЗ абитуриента. Он вычисляет вероятность возникновения события.

Это особый случай линейной регрессии, когда целевая переменная носит зависимый характер. Логистическая регрессия предсказывает вероятность возникновения двоичного события с использованием функции логарифма.

Примером непрерывного производства является цена дома или цена акций. Примером дискретного результата является предсказание того, есть ли у ученика шанс хорошо сдать экзамены или нет, и прогнозирование того, поступит ли он ВУЗ. Линейная регрессия оценивается с использованием метода наименьших квадратов, в то время как логистическая регрессия оценивается с использованием подхода к оценке максимального вероятности.

Максимизация функции правдоподобия определяет параметры, которые с наибольшей вероятностью производят наблюдаемые данные. С статистической точки зрения, МЛЕ устанавливает средние и дисперсию в качестве параметров при определении конкретных параметрических значений для данной модели. Этот набор параметров можно использовать для прогнозирования данных, необходимых в нормальном распределении.

Обыкновенные оценки наименьших квадратов вычисляют путем установки регрессионной линии на заданные точки данных, которая имеет минимальную сумму квадратичных отклонений (наименьшая квадратная погрешность). Оба используются для оценки параметров модели линейной регрессии. ММВ предполагает совместную функцию вероятностной массы, в то время как МНК не требует каких-либо стохастических предположений для минимизации расстояния.

$$y_i = \beta_0 + \beta_i x_i$$

где: y - зависимая переменная (отклик)
 x_i - известная константа
 β_0, β_i - параметры модели

Достоинства логистической регрессии:

- благодаря своей эффективности и простоте, он не требует большой вычислительной мощности, прост в реализации, легко интерпретируется и широко используется аналитиками данных и учеными;
- не требует масштабирования функций;
- логистическая регрессия обеспечивает оценку вероятности для наблюдений.

Недостатки логистической регрессии:

- Логистическая регрессия не может справиться с большим количеством категориальных признаков и переменных.
- Не решает нелинейные типы задач.
- Логистическая регрессия не будет хорошо работать с независимыми переменными, которые не коррелируют с целевой переменной.

Наиболее популярным классом методов машинного обучения являются искусственные нейронные сети [6, 7], в частности рекуррентные сети LSTM [8]. LSTM сети способны обучаться долгосрочным зависимостям и разработаны для запоминания информации на долгое время.

На рисунке 1 приведена структура сети LSTM, каждая линия переносит целый вектор от выхода одного узла ко входу другого. Голубыми кругами обозначены поточечные операции, а розовые прямоугольники – это обученные слои нейронной сети. Слияние линий означает объединение данных, а стрелки значат, что данные копируются и копии уходят в разные компоненты сети.

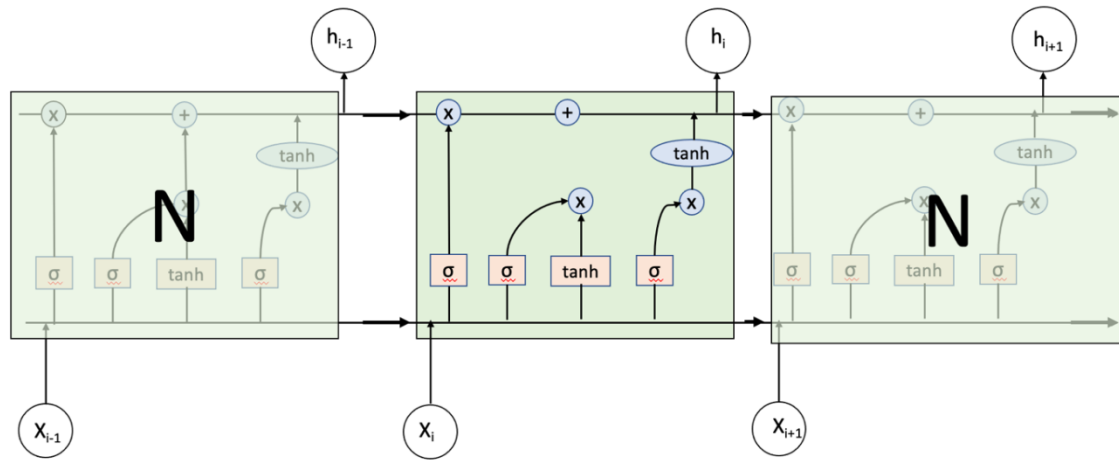


Рисунок 1- Схема сети LSTM, состоящей из четырёх взаимодействующих слоёв

Главный компонент сети – это верхняя горизонтальная линия – состояние ячейки. Эта линия проходит через всю сеть и участвует только в линейных преобразованиях, таким образом информация проходит по этой линии и не подвергается никаким изменениям.

Нейросетевой (сигмоидальный) слой позволяет определить какую долю информации следует пропустить в сеть. Этот слой возвращает значения от 0 до 1, где 0 – не возвращает ничего, а 1 – пропускает всё.

Работа LSTM выглядит следующим образом: выходные данные будут основаны на нашем состоянии ячейки, первым применяется сигмоидальный слой, который решает, какую информацию из состояния ячейки будет на выходе. Затем, значения состояния ячейки проходят через слой с тангенциальной функцией активации (tanh), чтобы получить на выходе значения из диапазона от -1 до 1, далее, получившиеся значения перемножаются с выходными значениями сигмоидального слоя, что позволяет вывести только необходимую информацию.

Нейронные сети LSTM (с длительной кратковременной памятью) могут быть полезны при определении надежности технических систем благодаря их способности анализировать данные временных рядов и фиксировать временные зависимости.

Преимущества сети LSTM для прогнозирования отказов БС:

1. Фиксация долгосрочных зависимостей: сети LSTM предназначены для обработки последовательностей данных с долгосрочными зависимостями. В контексте технических систем эти сети могут анализировать исторические данные, содержащие показания датчиков, журналы технического обслуживания и другую соответствующую информацию. Извлекая уроки из этих данных, сети LSTM могут фиксировать закономерности и зависимости, которые могут указывать на надвигающиеся сбои. Это позволяет инженерам активно устранять неполадки до того, как они перерастут в серьезные проблемы.

2. Прогнозирование оставшегося срока полезного использования: определение оставшегося срока полезного использования технических систем имеет решающее значение для планирования мероприятий по техническому обслуживанию. Сети LSTM превосходно предсказывают, используя исторические данные. Обучаясь поведению системы в прошлом, эти сети могут изучать закономерности, приводящие к сбоям. По мере поступления новых данных сети LSTM могут оценивать, какой срок службы остается у данной системы, что позволяет своевременно проводить техническое обслуживание и сокращать время простоя.

3. Обработка нерегулярных данных временных рядов: технические системы часто генерируют нерегулярные данные временных рядов, когда показания датчиков могут записываться не с фиксированными интервалами. Сети LSTM могут справиться с этой нерегулярностью, научившись адаптироваться к изменяющимся временным промежуткам между точками данных.

Такая гибкость позволяет сетям эффективно моделировать поведение системы даже в сценариях, где сбор данных не согласован.

4. Извлечение и объединение признаков: сети LSTM также могут использоваться для извлечения и объединения соответствующих признаков из нескольких источников данных. Объединяя информацию от различных датчиков и подсистем, сети LSTM могут фиксировать сложные взаимосвязи и зависимости, которые способствуют надежности системы. Этот всесторонний анализ обеспечивает более целостное понимание работоспособности системы, позволяя принимать упреждающие меры.

В целом, нейронные сети LSTM предлагают мощный инструмент для определения надежности технических систем. Используя свою способность анализировать данные временных рядов, фиксировать долгосрочные зависимости и прогнозировать их, инженеры могут принимать обоснованные решения о графиках технического обслуживания, оптимизировать производительность системы и обеспечивать бесперебойную работу критически важных систем.

Разработка структурной схемы метода прогнозирования отказов базовых станций сетей сотовой связи

С учетом выбранного математического аппарата разработана структурная схема метода прогнозирования отказов БС сотовой связи (см. рисунок 2).



Рисунок 2 - Структурная схема метода

Суть метода заключается в следующем. Базовые станции передают данные об отказах элементов в единую базу данных. Собранные данные анализирует ИНС (искусственная нейросеть). В процессе анализа данных происходит поиск ошибок и неисправностей в базовых станциях. Нейросеть определяет оставшееся время работы системы. Программа определяет продолжительность работы базовых станций с помощью нейросети, которая была обучена определять важность вышедшего из строя элемента станции, а также для расчета оставшегося времени работы системы до полного её отказа. ЛПР (лицо принимающее решение) или оператор получает эти данные в текстовый файл и принимает решение о рекомендации по замене и обслуживанию базовых станций.

Выводы

Для повышения надежности систем сотовой связи целесообразно реализовать метод прогнозирования отказов БС сотовой связи на основе искусственной нейронной сети LSTM. Суть метода заключается в следующем. На предварительно обученную нейронную сеть в реальном масштабе времени поступает информация о состоянии БС. В случае если ИНС обнаруживает определенный временной шаблон, приводящий к неисправности БС или ее элементов через время T , то ЛПР (оператору) выдается сигнал о возможном возникновении неисправности. Далее ЛПР принимает решение по замене или обслуживанию БС и ее элементов.

Литература

1. С.Г. Голубцов, А.В. Аскерко, А.В. Милашевский, А.С. Легкий. Методика оценки эффективности функционирования системы (сети) связи специального назначения по показателю устойчивости // Известия ТулГУ. Технические науки. 2021. Вып. 9. - С. 221-227.
2. С. В. Дьяков, В. П. Грецев, С. Е. Иванов, И. Г. Стахеев. Выбор структуры нейронной сети для синтеза системы показателей надежности телекоммуникационных систем и сетей связи // современные технологии – транспорту, 2013. - С. 5-9.
3. Ю.М. Соломенцев, С.А. Шептунов, Н.В. Суханова, И.С. Кабак. Автоматизация оценки надежности программного обеспечения для систем управления технологическими процессами // Вестник Брянского государственного технического университета. 2015. № 3(47). – С.157-160.
4. Н.В. Суханова. Разработка и исследование способа контроля работоспособности автоматизированных систем управления на базе искусственных нейронных сетей // Вестник Брянского государственного технического университета. № 7 (68). 2018. – С.91-98.
5. Эндрю Гельман, Дженнифер Хилл, Аки Вехтари Регрессия: теория и практика. С примерами на R и Stan / пер. с англ. В. С. Яценкова. – М.: ДМК Пресс, 2022. – 748 с.: ил.
6. D. S. Chirov and E. O. Kandaurova, "Identification of Available Trunking Communication Systems in Heterogeneous Cognitive Radio Access Networks," 2019 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO), Russia, 2019, pp. 1-7, doi: 10.1109/SYNCHROINFO.2019.8813969.
7. E. O. Kandaurova and D. S. Chirov, "Algorithm and Software for Intelligent Analysis of the Frequency Spectrum for Cognitive Radio Systems," 2020 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO), Svetlogorsk, Russia, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/SYNCHROINFO49631.2020.9166031.
8. D. S. Chirov and E. O. Kandaurova, "Adaptive Spectrum Monitoring Algorithm for Cognitive Radio Systems," 2022 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications, Moscow, Russian Federation, 2022, pp. 1-5, doi: 10.1109/IEEECONF53456.2022.9744283.

A METHOD FOR PREDICTING FAILURES OF CELLULAR BASE STATIONS BASED ON A NEURAL NETWORK APPROACH

graduate student Petrov N.Yu.

Moscow Technical University of Communications and Informatics

The article discusses the issues of improving the reliability of cellular base stations. In particular, it is proposed to implement a method for predicting failures of electronic equipment of base stations using machine learning methods. The analysis of various machine learning methods is carried out and it is shown that artificial neural networks, in particular the recurrent neural network LSTM, are most suitable for solving the task. A block diagram of a method for predicting failures of cellular base stations based on the LSTM network has been developed.

МЕТОДИКА ОЦЕНКИ ЗАГРУЖЕННОСТИ СОСТОЯНИЙ ПРОЦЕССА, ФОРМАЛИЗОВАННОГО РЕГУЛЯРНОЙ ПОЛУМАРКОВСКОЙ ЦЕПЬЮ

д.т.н., доц. Попов М.Ю.¹, к.т.н. Девятияров В.Б.², к.т.н. Слободсков О.Е.³,
к.т.н. Калганов Е.В.¹, к.т.н. Шаблюк С.М.⁴

¹Филиал военной академии РВСН имени Петра Великого в г. Серпухове.
²АО «Корпорация «Московский институт теплотехники», г. Москва.
³АО «Российский институт мощного радиостроения» (г. Санкт-Петербург)
⁴АО НПО «Импульс», г. Санкт-Петербург

В статье в общем виде представлена методика оценки загрузки состояний процесса (по времени пребывания), формализованного регулярной полумарковской цепью. Методика построена в терминах программной среды для решения задач Mathcad.

Рассматривается регулярная конечная полумарковская цепь (РКПЦ) с состояниями S_0, S_1, \dots, S_n , описывающая, с учетом предъявляемых заказчиком ограничений, допущений и требований, исследуемый физический процесс. Определены матрица переходных вероятностей (МПВ) $P_{[n+1, n+1]} = \|\{p_{i,j}\}\|$ и матрица шагов перехода (МШП) $T_{[n+1, n+1]} = \|\{\tau_{i,j}\}\|$ РКПЦ. Каждой переходной вероятности (ПВ) ($p_{i,j}$) соответствует свой шаг перехода (ШП) ($\tau_{i,j}$), где $i, j = \overline{0, n}$. Цепь рассматривается на $i = \overline{1, L}$ шагах процесса. Для оценки времени, проведенного процессом в своих состояниях, существует следующая методика, ее этапы таковы:

1. Перемножить элементы МПВ на соответствующие элементы МШП, в результате получить матрицу, конкретный пример которой представлен следующим выражением:

$$\begin{pmatrix} 0 & p_{0,1} \cdot \tau_{0,1} & p_{0,2} \cdot \tau_{0,2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & p_{1,1} \cdot \tau_{1,1} & 0 & p_{1,3} \cdot \tau_{1,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{2,2} \cdot \tau_{2,2} & 0 & p_{2,4} \cdot \tau_{2,4} & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p_{3,3} \cdot \tau_{3,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{4,4} \cdot \tau_{4,4} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n-1,0} \cdot \tau_{n-1,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & p_{n-1,n} \cdot \tau_{n-1,n} \\ p_{n,0} \cdot \tau_{n,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (1)$$

2. Сложить построчно элементы матрицы (1) - получить вектор-столбец $t_{S_{(n+1)}}$, элементы которого являются частными средними шагами цепи:

$$t_{S_{(n+1)}} = \begin{pmatrix} t_{S_0} \\ t_{S_1} \\ t_{S_2} \\ t_{S_3} \\ t_{S_4} \\ \dots \\ t_{S_{n-1}} \\ t_{S_n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{0,1} \cdot \tau_{0,1} + p_{0,2} \cdot \tau_{0,2} \\ p_{1,1} \cdot \tau_{1,1} + p_{1,3} \cdot \tau_{1,3} \\ p_{2,2} \cdot \tau_{2,2} + p_{2,4} \cdot \tau_{2,4} \\ p_{3,3} \cdot \tau_{3,3} \\ p_{4,4} \cdot \tau_{4,4} \\ \dots \\ p_{n-1,0} \cdot \tau_{n-1,0} + p_{n-1,n} \cdot \tau_{n-1,n} \\ p_{n,0} \cdot \tau_{n,0} \end{pmatrix}. \quad (2)$$

3. Определить предельный вектор:

$$\alpha_{(n+1)}^{(i)} = \left[\left[\left[P_{[n+1, n+1]} \right]^i \right]^T \right]^{(0)T}, \quad (3)$$

где $[\cdot]^T$ - процедура транспонирования в программной среде для решения задач Mathcad;

$[\cdot]^{(0)}$ - процедура выделение первого столбца матрицы в Mathcad;

i - номер шага, обеспечивающий основное свойство предельного вектора.

4. Проверить выполнения условия:

$$\sum \alpha_{(n+1)}^{(i)} = 1, \quad (4)$$

где $\sum[\cdot]$ - процедура суммирования элементов массива в Mathcad.

5. Если условие для какой либо из строк не обеспечивается, то вернуться в п.1 методики, если обеспечивается, то перейти к пункту 6.

6. Определить доли времен нахождения процесса в состояниях цепи, в %:

6.1. 100% времени нахождения процесса в состояниях цепи есть:

$$\sum_{i=0}^n \left[\left[\left[P_{[n+1,n+1]} \right]^L \right]^T \right]^{(0)^T} \Big|_{0,i} \cdot 100, \quad (5)$$

где $[\cdot]_{0,i}$ - процедура обращения к элементу матрицы с индексами $(0, i)$ в Mathcad (первый элемент – номер строки, второй – номер столбца).

6.2 Доля времени нахождения процесса в каком либо состоянии цепи, в %, есть:

$$\left[\left[\left[P_{[n+1,n+1]} \right]^L \right]^T \right]^{(0)^T} \Big|_{0,n} \cdot 100, \quad (6)$$

где n - номер интересующего исследователя состояния.

7. Определить единую ось времени:

7.1. Определить средние шаги перехода цепи:

$$T(sh) = \left[\left[P_{(n+1)}^{(0)} \cdot \left(P_{[n+1,n+1]} \right)^{sh} \right]^T \right]^{(0)^T} \cdot t_{S_{(n+1)}}, \quad (7)$$

где $P_{(n+1)}^{(0)} = \| P_{S_0}^{(0)}, P_{S_1}^{(0)}, P_{S_2}^{(0)}, \dots, P_{S_n}^{(0)} \|$ - вектор начальных состояний процесса, элементы которого есть вероятности нахождения процесса в состояниях цепи;

$\left[\left[\left[P_{(n+1)}^{(0)} \cdot \left(P_{[n+1,n+1]} \right)^{sh} \right]^T \right]^{(0)^T} \right]$ - вектор-строка – результат решения уравнения Колмогорова-Чепмена [3-8];

sh - шаг процесса;

$T(sh)$ представляет собой вектор-строку, элементы которого есть средние времена, соответствующие шагам процесса, описываемого цепью.

7.2. Создать функцию шагов процесса:

$$f_0(i, j) = (j) \cdot \quad (8)$$

7.3. Создать матрицу (вектор-строку) шагов процесса моделирования:

$$sh = matrix(1, L + 1, f_0), \quad (9)$$

где $matrix[\cdot]$ - процедура формирования матрицы в Mathcad;

I – количество строк, $L + 1$ - количество столбцов;

f_0 - функция, определяющая правило формирования элементов матрицы.

Матрица sh представляет собой вектор-строку, каждый элемент которой есть шаг процесса моделирования.

7.4. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (без «накопления») без учета «нулевого» шага:

$$f_{01}(i, j) = (T(j)), \quad (10)$$

$$vp2 = matrix(1, L + 1, f_{01}). \quad (11)$$

7.5. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (без «накопления») с учетом «нулевого» шага:

$$vp0 = (0), \quad (12)$$

$$vp11 = \text{augment}(vp0, vp2), \quad (13)$$

где $\text{augment}[\cdot]$ - процедура слияния матриц в Mathcad.

7.6. Создать функцию формирования времен протекания процесса, соответствующих шагам процесса моделирования:

$$f(i, j) = \left(\sum_{i=0}^j T(i) \right) \cdot \quad (14)$$

7.7. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (с «накоплением») без учета «нулевого» шага:

$$vp = \text{matrix}(1, L + 1, f). \quad (15)$$

7.8. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (с «накоплением») с учетом «нулевого» шага:

$$vp1 = \text{augment}(vp0, vp). \quad (16)$$

7.9. Сформировать единую ось времени:

$$eov = \text{submatrix}(vp1, 0, 0, 0, \text{cols}(vp1) - 2), \quad (17)$$

где $\text{cols}[\cdot]$ - процедура определения количества столбцов матрицы в Mathcad;

$\text{submatrix}[\cdot]$ - процедура выделения подматрицы в Mathcad.

eov есть вектор-строка, элементы которого есть времена, затрачиваемые процессом, соответствующие шагу процесса (от 0 до L) моделирования цепи.

8. Определить общее время нахождения процесса в состояниях цепи:

$$\max(eov) \cdot \left[\left[\left[\left[P_{[n+1, n+1]} \right]^L \right]^T \right]^{(0)^T} \right]_{0, n}, \quad (18)$$

где $\max[\cdot]$ - процедура определения максимального элемента массива в Mathcad.

9. Оценить степень загруженности (по времени пребывания) состояний процесса.

9.1 Создать функцию времени нахождения процесса в зависимости от состояния цепи:

$$T_z(sc) = \max(eov) \cdot \left[\left[\left[\left[P_{[n+1, n+1]} \right]^L \right]^T \right]^{(0)^T} \right]_{0, sc}, \quad (19)$$

$$f_{02}(i, j) = T_z(j), \quad (20)$$

где $sc = 0, 1, \dots, n$ - номер состояния цепи.

9.2 Создать матрицу (вектор-строку), элементы которой есть времена нахождения процесса в состояниях цепи:

$$zcp = \text{matrix}(1, n + 1, f_{02}), \quad (21)$$

l – количество строк, $n + 1$ - количество столбцов

f_{02} - функция, определяющая правило формирования элементов матрицы.

10. Проверить адекватность формирования zcp - проверить выполнение следующего условия:

$$\sum_{i=0}^n zcp_{0, j} = \max(eov) \cdot \quad (22)$$

11. Если условие не обеспечивается, то вернуться в п.7 методики, если обеспечивается, то перейти к пункту 12.

12. Отсортировать элементы вектора-строки zcp в порядке возрастания – сформировать вектор-строку с элементами, выстроенными в порядке возрастания:

$$rsort(zcp, 0), \quad (23)$$

где $rsort[\cdot]$ - процедура Mathcad перестройки столбцов массива (zcp) до получения вектора-строки в порядке возрастания.

13. Задавая по средствам настройки регулируемых параметров модели [2], формализованной регулярной конечной полумарковской цепью, необходимый вероятностно-временной уклон

поведения исследуемого процесса [1-3], выявить тенденции динамики (по элементам zcp и $rsort(zcp, 0)$) изменения времен пребывания в состояниях цепи.

14. Интерпретировать полученные результаты.

15. Сформировать научно-обоснованные рекомендации по использованию результатов исследования.

Таким образом, сформирована методологическая основа анализа чувствительности процесса, формализованного регулярной конечной полумарковской цепью, необходимого для исследования вопросов поведения динамических процессов [1,5], в том числе, качества информационного обмена [4-8].

Литература

1. Полумарковская цепь, описывающая действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, Н. В. Попова, Д. А. Киреев, Д. Д. Лащев, А. П. Ильин // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 33–38. – ISBN 978-5-905278-53-2.

2. Описание регулируемых параметров модели, созданной на базе полумарковской цепи, описывающей действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, Н. В. Попова, С. А. Кравец, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 51–55. – ISBN 978-5-905278-53-2.

3. Определение вероятностно-временных и временных характеристик обслуживания вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» абонентом [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, А. А. Казаков, Н. В. Попова, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 56–61. – ISBN 978-5-905278-53-2.

4. Численное определение временных и вероятностно-временных характеристик поглощающих конечных марковских цепей при конечном числе шагов процесса [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, А. М. Деркач, М. Ю. Дробышев, С. Г. Бородин // Междун. конф. «Телекоммуникационные устройства и системы» (REDS-2014) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «БРИС-М», 2014. Т. 4 № 2 – С. 115–119.

5. Методика определения ВВХ, ВХ и критических этапов процесса работы оператора АСУ техническим процессом [Текст] / М. Ю. Попов, Л. Н. Косарева, А. В. Подлегаев, Н. В. Попова, Ю. А. Перивалова // Междун. конф. «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий» (RES-2013) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «Информпресс-94», 2013. – Вып. LXVIII. – С. 72–76.

6. Нахождение характеристик конечных марковских цепей на основе метода фиктивных состояний и его приложение к анализу процесса передачи данных [Текст] / М. Ю. Попов, И. А. Якимова, С. А. Панченко // Радиотехнические и телекоммуникационные системы : науч.–техн. жур. – Муром, 2012. – Вып. 3 (7). – С. 69–72. – ISSN 2221–2574.

7. Математическое моделирование процесса доведения сообщения в радиосети без обратной связи с повторениями и накоплением информации [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, М. Ю. Дробышев // Информационные технологии в проектировании и производстве: науч.–техн. жур. – Москва, 2010. - №3 – С. 78–83.

8. Математическая модель процесса доведения сообщения по радиоканалу управления специальной АСУ в условиях энергетического и информационного воздействия на базе конечной марковской цепи с доходами [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, В. В. Илющенко,

Е. В. Калганов, А. М. Деркач // Доклады 24-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPА-2022); Серия: цифровая обработка сигналов и её применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : Вып. XXIV., – С. 70–75. – ISBN 978-5-905278-49-5.

TECHNIQUE OF THE ESTIMATION OF CONGESTION OF CONDITIONS OF THE PROCESS FORMALIZED BY THE REGULAR SEMIMARKOVSKY CHAIN

Dr.Sci.Tech. Popov M.Yu.¹, Cand.Tech.Sci. Devyatyarov V.B.², Cand.Tech.Sci. Slobodskov O.E.³,
Cand.Tech.Sci. Kalganov E.V.¹, Cand.Tech.Sci. Shablyuk S.M.⁴

¹Branch of military academy of Rocket strategic forces of a name of Peter the Great
(с. Serpukhov, Moscow region).

²Joint-stock company corporation «Moscow institute of heat engineering».

³The Russian institute of a powerful radio structure, St.-Petersburg.

⁴Research-and-production association «Impulse», St.-Petersburg.

In article, in a general view, the technique of an estimation of congestion of conditions of process (on stay time) formalized regular semimarkovskoj is presented by a chain. The technique is constructed in terms of the program environment for the decision of problems Mathcad.

**ПРОГРАММА РАСЧЕТА ЧИСЛЕННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК РЕГУЛЯРНОЙ
КОНЕЧНОЙ ПОЛУМАРКОВСКОЙ ЦЕПИ НА БАЗЕ ЯЗЫКА
ПРОГРАММИРОВАНИЯ C++ В СРЕДЕ VISUAL STUDIO**

д.т.н., доц. Попов М.Ю.¹, к.т.н. Илюшенко В.В.², Калинин Д.С.¹,
Торбенко Я.К.¹, студ. Харитонов И.А.¹

¹Филиал военной академии РВСН имени Петра Великого в г. Серпухове.

²«Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)»,
г. Москва.

В статье представлена программа расчета числовых характеристик регулярной конечной полумарковской цепи. Программа создана на языке программирования C++ и инвариантна к структуре графа состояний и переходов цепи и значениям ее переходных вероятностей и шагов перехода. Программа позволяет находить вероятностно-временные и временные характеристики процессов, формализованных конечной полумарковской цепью.

Рассматривается регулярная конечная полумарковская цепь (РКПЦ) с состояниями S_0, S_1, \dots, S_n , для которой определены матрица переходных вероятностей (МПВ) $P_{[n+1, n+1]} = \{\{p_{i,j}\}\}$ и матрица шагов перехода (МШП) $T_{[n+1, n+1]} = \{\{\tau_{i,j}\}\}$. Каждой переходной вероятности ($p_{i,j}$) соответствует свой шаг перехода ($\tau_{i,j}$), где $i, j = \overline{0, n}$. Цепь рассматривается на $i = [1, L]$ шагах процесса. Для нахождения числовых характеристик (динамики времени, проведенного процессом в состояниях цепи) РКПЦ, необходимо:

1. Перемножить элементы МПВ на соответствующие элементы МШП:

$$\begin{pmatrix} 0 & p_{0,1} \cdot \tau_{0,1} & p_{0,2} \cdot \tau_{0,2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & p_{1,1} \cdot \tau_{1,1} & 0 & p_{1,3} \cdot \tau_{1,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{2,2} \cdot \tau_{2,2} & 0 & p_{2,4} \cdot \tau_{2,4} & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p_{3,3} \cdot \tau_{3,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{4,4} \cdot \tau_{4,4} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n-1,0} \cdot \tau_{n-1,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & p_{n-1,n} \cdot \tau_{n-1,n} \\ p_{n,0} \cdot \tau_{n,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (1)$$

2. Сложить построчно элементы матрицы (1):

$$t_{(n+1)} = \begin{pmatrix} t_{S_0} \\ t_{S_1} \\ t_{S_2} \\ t_{S_3} \\ t_{S_4} \\ \dots \\ t_{S_{n-1}} \\ t_{S_n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{0,1} \cdot \tau_{0,1} + p_{0,2} \cdot \tau_{0,2} \\ p_{1,1} \cdot \tau_{1,1} + p_{1,3} \cdot \tau_{1,3} \\ p_{2,2} \cdot \tau_{2,2} + p_{2,4} \cdot \tau_{2,4} \\ p_{3,3} \cdot \tau_{3,3} + \dots \\ p_{4,4} \cdot \tau_{4,4} + \dots \\ \dots \\ p_{n-1,0} \cdot \tau_{n-1,0} + p_{n-1,n} \cdot \tau_{n-1,n} \\ p_{n,0} \cdot \tau_{n,0} \end{pmatrix}. \quad (2)$$

3. Определить предельный вектор:

$$\alpha_{(n+1)} = \left[\left[\left[P_{[n+1, n+1]} \right]^i \right]^T \right]^{(0)T}, \quad (3)$$

где $[.]^T$ - процедура транспонирования в программной среде для решения задач Mathcad;

$[.]^{(0)}$ - процедура выделения первого столбца матрицы в Mathcad;

$i = L'$ - шаг процесса, обеспечивающий свойства предельного вектора.

4. Определить доли времен нахождения процесса в состояниях цепи, в %:

$$\left[\alpha_{\langle n+1 \rangle} \right]_{0,n} \cdot 100, \quad (4)$$

где n - номер состояния, интересующего исследователя.

7. Определить единую ось времени:

7.1. Определить средние шаги перехода:

$$T(sh) = \left[\left[\left[P_{\langle n+1 \rangle}^{(0)} \cdot \left(P_{[n+1, n+1]} \right)^{sh} \right]^T \right]^{(0)^T} \right] \cdot t_{\langle n+1 \rangle}, \quad (5)$$

где $P_{\langle n+1 \rangle}^{(0)} = \| P_{S_0}^{(0)}, P_{S_1}^{(0)}, P_{S_2}^{(0)}, \dots, P_{S_n}^{(0)} \| = \| 1, 0, 0, \dots, 0 \|$ - вектор начальных состояний процесса;

$\left[\left[\left[P_{\langle n+1 \rangle}^{(0)} \cdot \left(P_{[n+1, n+1]} \right)^{sh} \right]^T \right]^{(0)^T} \right]$ - вектор-строка – результат решения уравнения Колмогорова-Чепмена [3-8];

sh - шаг процесса.

$T(sh)$ представляет собой вектор-строку, элементы которого есть средние времена, соответствующие шагам процесса.

7.2. Создать функцию шагов процесса:

$$f_0(i, j) = (j). \quad (6)$$

7.3. Создать матрицу шагов процесса моделирования:

$$sh = \text{matrix}(1, zc + 1, f_0), \quad (7)$$

где $\text{matrix}[\cdot]$ - процедура формирования матрицы в Mathcad;

I – количество строк, $zc + 1$ - количество столбцов, $zc = L$;

f_0 - функция, определяющая правило формирования элементов матрицы.

Матрица sh представляет собой вектор-строку, каждый элемент которой есть шаг процесса моделирования.

7.4. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (без «накопления») без учета «нулевого» шага:

$$f_{01}(i, j) = (T(j)), \quad vp2 = \text{matrix}(1, zc + 1, f_{01}). \quad (8)$$

7.5. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (без «накопления») с учетом «нулевого» шага:

$$vp0 = (0), \quad vp11 = \text{augment}(vp0, vp2), \quad (9)$$

где $\text{augment}[\cdot]$ - процедура слияния матриц в Mathcad.

7.7. Создать функцию, формирующую времена протекания процесса, соответствующие шагам процесса моделирования:

$$f(i, j) = \left(\sum_{i=0}^j T(i) \right). \quad (10)$$

7.8. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (с «накоплением») без учета «нулевого» шага:

$$vp = \text{matrix}(1, zc + 1, f). \quad (11)$$

7.9. Сформировать значения времен перехода шагов процесса (с «накоплением») с учетом «нулевого» шага:

$$vp1 = \text{augment}(vp0, vp). \quad (12)$$

7.10. Сформировать единую ось времени:

$$z22 = \text{cols}(vp1), \quad eov = \text{submatrix}(vp1, 0, 0, 0, z22 - 2), \quad (13)$$

где $\text{cols}[\cdot]$ - процедура определения количества столбцов матрицы в Mathcad;

$\text{submatrix}[\cdot]$ - процедура выделения подматрицы в Mathcad.

eov есть вектор-строка, элементы которого есть времена, затрачиваемые процессом, соответствующие шагу процесса моделирования цепи (от 0 до zc).

8. Определить общее время нахождения процесса в состояниях цепи:

$$\max(eov) \cdot \left[\alpha_{\langle n+1 \rangle} \right]_{0,n}, \quad (14)$$

где $\max[\cdot]$ - процедура определения максимального элемента массива в Mathcad;

n в выражении (14) интерпретируется как «обращения» исследователя к конкретному номеру состояния РКПЦ.

Выражение позволяет оценивать время, проведенное процессом, формализованным регулярной конечной полумарковской цепью, в каждом из своих состояний.

Далее, используя язык программирования C++ среды Visual Studio был разработан код программы расчета времени нахождения процесса в состояниях РПМЦ, инвариантный к структуре регулярной цепи, значениям переходных вероятностей и шагов перехода (времен перехода).

```
#include <iostream>
using namespace std;
float P[100][100], T[100][100]; float A[100], B[100], t[100];
int main()
{
    setlocale(LC_ALL, "Russian");
    int r, c = 0; float res = 0, time = 0, timeall = 0;
    cout << "Введите количество состояний: "; cin >> r; cout << endl;
    //Вводим МПВ
    cout << "Введите переходные вероятности:\n";
    for (int i = 1; i <= r; i++) {
        for (int j = 1; j <= r; j++)
        {
            cout << "P [" << i << " ] [" << j << " ] = "; cin >> P[i][j];
        }
    }
    cout << endl;
    //Вводим МШП
    cout << "Введите время переходов (шаг перехода):\n";
    for (int i = 1; i <= r; i++) {
        for (int j = 1; j <= r; j++)
        {
            cout << "T [" << i << " ] [" << j << " ] = "; cin >> T[i][j];
        }
    }
    cout << endl;
    //Перемножаем соответствующие элементы МПВ и МШП, складываем элементы строк
    for (int i = 1; i <= r; i++)
    {
        cout << "Результат перемножения МПВ и МШП " << i << " строки: \n";
        for (int j = 1; j <= r; j++)
        {
            cout << "P [" << i << " ] [" << j << " ] * T [" << i << " ] [" << j << " ] = " << P[i][j] * T[i][j]
            << endl;
            t[i] = t[i] + P[i][j] * T[i][j];
        }
        cout << "Перемножения векторов " << i << " строки: " << endl;
        cout << "t[" << i << " ] = " << t[i] << endl;
    }
    for (int i = 1; i <= r; i++) {
        if (i == 1) A[i] = 1; else A[i] = 0;
    }
    cout << endl;
    while (c != r)
```

```

{
    cout << "{ ";
    for (int j = 1; j <= r; j++) {
        for (int i = 1; i <= r; i++) res = res + (P[i][j] * A[i]);
        cout << res << " "; B[j] = res; res = 0;
    }
    c = 0;
    for (int i = 1; i <= r; i++)
    {
        if (B[i] == A[i]) c++;
        A[i] = B[i];
        time = time + A[i] * t[i];
    }
    // ВШ - время на данном шаге
    cout << "ВШ = " << time << " "; timeall = timeall + time;
    cout << "ОЗВ = " << timeall; //ОЗВ - общее затраченное время на данном шаге
    cout << " }\n";
    cout << endl;
}
return 0;
}

```

На рисунке 1 представлены формы программы расчета численных характеристик РКПЦ на базе языка программирования C++ в среде Visual studio.

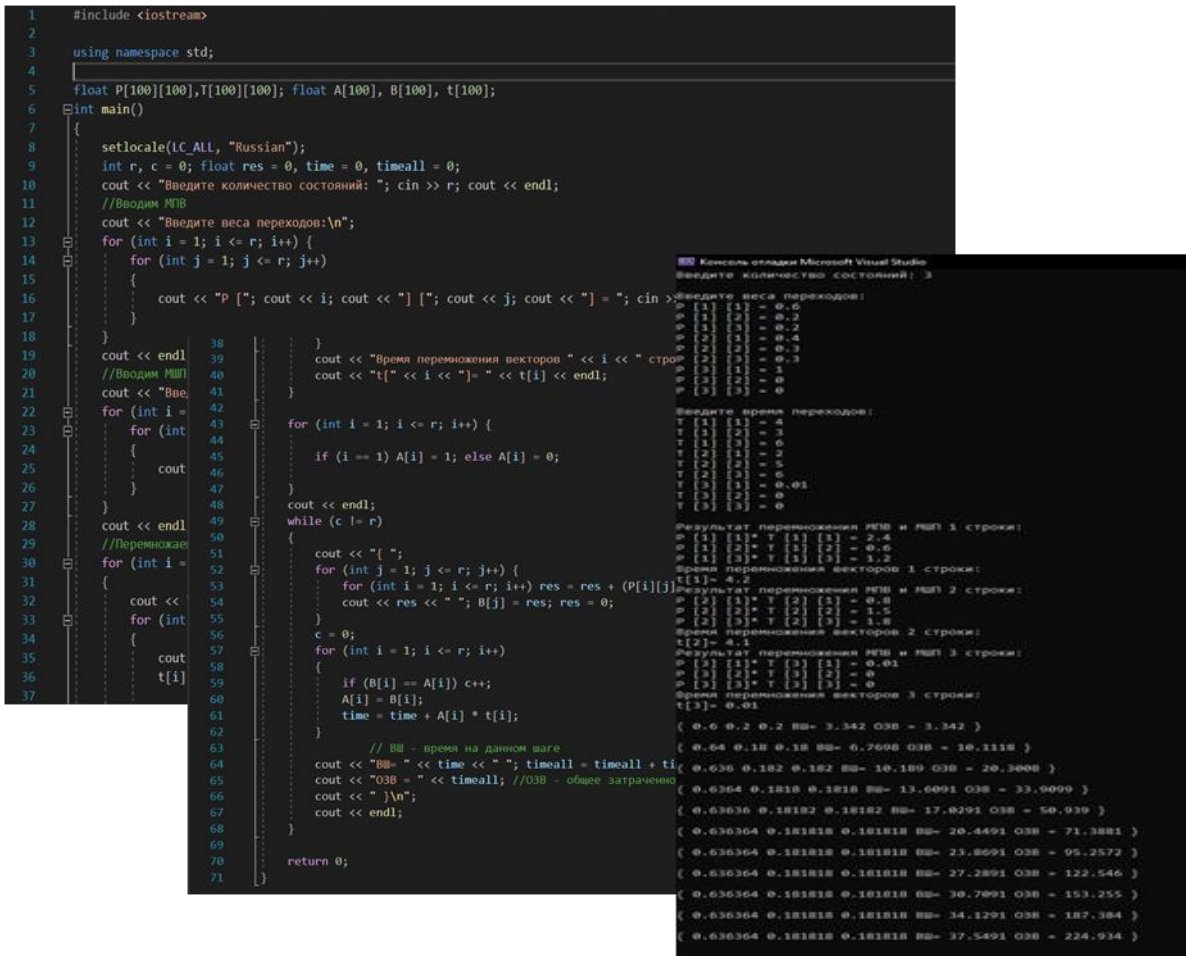


Рисунок 1 - Формы программы расчета численных характеристик РКПЦ

Программа расчета числовых характеристик процесса, формализованного регулярной конечной полумарковской цепью, может быть использована для нахождения вероятностно-временных и временных характеристик [3-5], необходимых для решения задач как анализа, так и синтеза исследуемых динамических процессов [1,2].

Литература

1. Полумарковская цепь, описывающая действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, Н. В. Попова, Д. А. Киреев, Д. Д. Лашев, А. П. Ильин // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 33–38. – ISBN 978-5-905278-53-2.

2. Описание регулируемых параметров модели, созданной на базе полумарковской цепи, описывающей действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, Н. В. Попова, С. А. Кравец, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 51–55. – ISBN 978-5-905278-53-2.

3. Определение вероятностно-временных и временных характеристик обслуживания вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» абонентом [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, А. А. Казаков, Н. В. Попова, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 56–61. – ISBN 978-5-905278-53-2.

4. Численное определение временных и вероятностно-временных характеристик поглощающих конечных марковских цепей при конечном числе шагов процесса [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, А. М. Деркач, М. Ю. Дробышев, С. Г. Бородин // Междун. конф. «Телекоммуникационные устройства и системы» (REDS-2014) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «БРИС-М», 2014. Т. 4 № 2 – С. 115–119.

5. Методика определения ВВХ, ВХ и критических этапов процесса работы оператора АСУ техническим процессом [Текст] / М. Ю. Попов, Л. Н. Косарева, А. В. Подлегаев, Н. В. Попова, Ю. А. Перивалова // Междун. конф. «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий» (RES-2013) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «Информпресс-94», 2013. – Вып. LXVIII. – С. 72–76.

6. Нахождение характеристик конечных марковских цепей на основе метода фиктивных состояний и его приложение к анализу процесса передачи данных [Текст] / М. Ю. Попов, И. А. Якимова, С. А. Панченко // Радиотехнические и телекоммуникационные системы : науч.–техн. жур. – Муром, 2012. – Вып. 3 (7). – С. 69–72. – ISSN 2221–2574.

7. Математическое моделирование процесса доведения сообщения в радиосети без обратной связи с повторениями и накоплением информации [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, М. Ю. Дробышев // Информационные технологии в проектировании и производстве: науч.–техн. жур. – Москва, 2010. - №3 – С. 78–83.

8. Математическая модель процесса доведения сообщения по радиоканалу управления специальной АСУ в условиях энергетического и информационного воздействия на базе конечной марковской цепи с доходами [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, В. В. Илющенко, Е. В. Калганов, А. М. Деркач // Доклады 24-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2022); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : Вып. XXIV.,– С. 70–75. – ISBN 978-5-905278-49-5.

**THE PROGRAM OF CALCULATION OF NUMERICAL CHARACTERISTICS OF
THE REGULAR FINAL SEMIMARKOVSKY CHAIN ON THE BASIS OF THE
PROGRAMMING LANGUAGE WITH ++ IN THE ENVIRONMENT OF VISUAL
STUDIO**

Dr.Sci.Tech. Попов М.Ю.¹, Cand.Tech.Sci. Ylushenko V.V.²,
Kalinin D.S.¹, Torbenko DYa.K.¹, Kharitonov I.A.¹

¹Branch of military academy of Rocket strategic forces of a name of Peter the Great
(с. Serpukhov, Moscow region).

²«The Moscow aviation institute (national research university)».

In article the program of calculation of numerical characteristics regular final semimarkovskoj is presented a chain. The program is created in the programming language C ++ and is indifferent to structure of a state graph and transitions of a chain and values of its transitive probabilities and transition steps. The program allows to find is likelihood-time and time characteristics of processes formalized final semimarkovskoj a chain.

ПРИМЕНЕНИЕ ПОЛИНОМИАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ КЛАССОВ ВЫЧЕТОВ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ОТКАЗОУСТОЙЧИВОСТИ SUBBYTES-ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЯ

асп. Проворнов И. А.,¹ д.т.н., проф. Калмыков И. А.¹

¹Северо-Кавказский федеральный университет

Аннотация. В статье рассматривается возможность применения полиномиальной системы классов вычетов для повышения отказоустойчивости SubBytes-преобразователя, функционирующего в составе SPN-шифратора. Описывается алгоритм обнаружения и коррекции ошибок на основе вычисления синдромов ошибок, реализованный в полиномиальной системе классов вычетов. Предлагается вместо классического способа вычисления выходного значения SubBytes-преобразователя использование способа, основанного на работе четырёх таблиц замены, в которых содержится представление числа в рассматриваемой полиномиальной системе классов вычетов согласно описанному алгоритму.

Введение

В настоящее время широкое распространение получил криптоалгоритм AES, который используется для криптографической защиты информации в процессе её передачи и обработки в различных информационно-телекоммуникационных системах. Криптоалгоритм AES предполагает выполнение с входной последовательностью данных следующих операций:

- SubBytes (замена байтов);
- ShiftRows (сдвиг);
- MixColumns (перемешивание разных байтов одного столбца);
- AddRoundKey (сложение с раундовым ключом).

Вместе с тем, кроме высокой криптостойкости к оборудованию шифрования предъявляются и требования по отказоустойчивости, которая заключается в возможности системы сохранять работоспособное состояние при возникновении ошибок. Это обусловлено тем, что существует класс атак, принцип действия которых основан на внешнем воздействии на шифратор различными деструктивными факторами (высокой температурой, электромагнитным полем и т. п.) с целью снижения его криптостойкости.

Настоящая статья посвящена вопросу повышения отказоустойчивости процедуры SubBytes.

Материалы и методы

Преобразование SubBytes используется на стороне зашифрования и реализует слой нелинейного преобразования, представляющего собой нелинейную замену байтов, выполняемую независимо с каждым байтом состояния.

Таблицы замены S-блока формируются путем последовательного выполнения преобразований над входным байтом:

1) получение мультипликативно обратного элемента относительно умножения в поле $GF(2^8)$, т.е. решение следующего уравнения относительно $s^{-1}(x)$:

$$s(x) \cdot s^{-1}(x) \bmod p(x) = 1, \quad (1)$$

где $p(x) = x^8 + x^4 + x^3 + x + 1$,

2) применение следующего аффинного преобразования:

$$\begin{bmatrix} b'_0 \\ b'_1 \\ b'_2 \\ b'_3 \\ b'_4 \\ b'_5 \\ b'_6 \\ b'_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \\ b_5 \\ b_6 \\ b_7 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Результаты выполнения описанных процедур для всех возможных байтов представлены на рисунке 1.

hex	y															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	a	b	c	d	e	f
0	63	7c	77	7b	f2	6b	6f	c5	30	01	67	2b	c5	7b	f2	63
1	ca	82	c9	7d	be	45	e9	af	f7	d4	a2	da	af	7d	be	ca
2	b7	fd	93	26	c4	f4	89	be	ae	a5	e5	de	be	26	c4	b7
3	04	da	23	c3	4	4d	1a	34	85	12	50	5b	34	c3	4	04
4	09	fe	2c	1a	a6	d7	4f	b3	ed	b3	f5	a2	b3	1a	a6	09
5	0	4f	00	ed	aa	34	4b	45	38	82	1f	e8	45	ed	aa	0
6	d0	7a	aa	fb	a3	b4	7a	1e	01	e5	00	b2	1e	fb	a3	d0
7	51	12	40	1b	4f	d6	78	f4	2e	a6	52	e9	f4	1b	4f	51
8	0	65	13	33	bf	3a	55	78	4b	f9	fa	a7	78	33	bf	0
9	cd	0a	4f	85	ba	33	00	43	6a	33	b5	7f	43	85	ba	cd
a	60	5b	3a	9f	78	a5	e1	28	1f	a7	e8	2a	28	9f	78	60
b	e0	8c	37	8f	e1	b4	4b	e3	8a	5b	5a	5b	e3	8f	e1	e0
c	e7	cc	25	38	2e	f6	5a	e6	b7	1e	54	bb	e6	38	2e	e7
d	ba	da	b5	24	bd	65	a6	b6	07	8a	f9	b9	b6	24	bd	ba
e	70	df	98	0e	d6	b2	89	60	01	56	10	39	60	0e	d6	70
f	e1	b1	89	2d	e1	2a	0e	01	a5	00	0a	0b	01	2d	e1	e1

Рисунок 1 – Классическая таблица замены SubBytes-преобразования

Вместе с тем, такая реализация процедуры SubBytes за счет необходимости выполнения операции деления по модулю при вычислении мультипликативно обратного элемента повышает вероятность возникновения аппаратного сбоя.

В связи с этим предлагается выполнять SubBytes-преобразование с использованием полиномиальной системы классов вычетов (ПСКВ). В исследованиях [1, 2, 3, 4] доказана эффективность применения ПСКВ для построения отказоустойчивых вычислительных систем за счет отсутствия перемещения ошибок между независимыми вычислительными трактами.

В ПСКВ любое число A может быть представлено в виде совокупности остатков от его деления на основания $p_i(x)$ [1]:

$$A = (\alpha_1(x), \alpha_2(x) \dots \alpha_i(x) \dots \alpha_k(x)), \quad (3)$$

где $i = 1, 2, \dots, k-1, k$,

$$\alpha_i(x) = A \bmod p_i(x).$$

Для реализации корректирующего кодирования представленную систему расширяют за счет добавления контрольных полиномов-оснований. В работе [5] доказана эффективность применения следующей ПСКВ для обработки 8-разрядных чисел:

$$A = (\alpha_1(x), \alpha_2(x), \alpha_3(x), \alpha_4(x)), \quad (4)$$

где $\alpha_1(x) = A \bmod p_1(x)$, $p_1(x) = x^4 + x + 1$,

$$\alpha_2(x) = A \bmod p_2(x), p_2(x) = x^4 + x^3 + 1,$$

$$\alpha_3(x) = \alpha_1(x) + \alpha_2(x),$$

$$\alpha_4(x) = (\alpha_1(x) + x \cdot \alpha_2(x)) \bmod p_3(x).$$

Из выражения (4) следует:

- остатки $\alpha_1(x)$ и $\alpha_2(x)$ содержат информацию непосредственно об обрабатываемом числе A , т.е. являются информационными;

- остатки $\alpha_3(x)$ и $\alpha_4(x)$ содержат информацию об информационных остатках числа A , т.е. являются контрольными.

Обнаружение и исправление ошибок при использовании данной системы достигается за счет вычисления синдромов ошибок:

$$\delta_1(x) = \alpha_3(x) \oplus \alpha_{3_k}(x), \quad (5)$$

$$\delta_2(x) = \alpha_4(x) \oplus \alpha_{4_k}(x), \quad (6)$$

где $\alpha_{3_k}(x)$ – проверочное значение третьего контрольного остатка,

$\alpha_{4_k}(x)$ – проверочное значение четвертого контрольного остатка.

Проверочные значения $\alpha_{3_k}(x)$ и $\alpha_{4_k}(x)$ рассчитываются после вычисления (приёма) двух информационных остатков [5].

Коррекция ошибки производится за счет суммирования обрабатываемого значения с вектором ошибки, который определяется на основе значений синдромов ошибки (таблица № 1):

$$S_{\text{вых}_{\text{корр.}}} = S_{\text{вых}} + \Delta e(x), \quad (7)$$

где $\Delta e(x) = f_{\Delta}(\delta_1(x), \delta_2(x))$.

Таблица 1. Возможные варианты комбинаций синдромов ошибки

Местоположение ошибки	δ_1	δ_2	$\Delta e(x)$
$a_1(3 \text{ разряд})$	x^3	x^3	$(x^3, 0)$
$a_1(2 \text{ разряд})$	x^2	x^3	$(x^2, 0)$
$a_1(1 \text{ разряд})$	x	x	$(x, 0)$
$a_1(0 \text{ разряд})$	1	1	$(1, 0)$
$a_2(3 \text{ разряд})$	x^3	$x+1$	$(0, x^3)$
$a_2(2 \text{ разряд})$	x^2	x^2	$(0, x^2)$
$a_2(1 \text{ разряд})$	x	x^2	$(0, x)$
$a_2(0 \text{ разряд})$	1	$x^3 + x^2 + 1$	$(0, 1)$

Для повышения надежности реализации преобразования SubBytes предлагается операцию замены байтов выполнять в рассматриваемой ПСКВ в табличном виде. Для этого необходимо сформировать 4 таблицы замены (для каждого информационного и контрольного остатков) в соответствии со следующими принципами:

- 1) для каждого возможного варианта входного байта определить соответствующий ему выходной байт в соответствии с выражениями (1), (2);
- 2) перевести входной байт в безизбыточный вариант рассматриваемой ПСКВ (с двумя остатками);
- 3) перевести выходной байт в избыточный вариант рассматриваемой ПСКВ (с четырьмя остатками);
- 4) при формировании таблицы нахождения первого информационного остатка на пересечении информационных остатков представления входного байта разместить первый информационный остаток выходного байта;
- 5) при формировании таблицы нахождения второго информационного остатка на пересечении информационных остатков представления входного байта разместить второй информационный остаток выходного байта;
- 6) при формировании таблицы нахождения первого контрольного остатка на пересечении информационных остатков представления входного байта разместить первый контрольный остаток выходного байта;
- 7) при формировании таблицы нахождения второго контрольного остатка на пересечении информационных остатков представления входного байта разместить второй контрольный.

При наличии таких таблиц преобразование SubBytes можно выполнить согласно:

$$\begin{aligned} S_{\text{вых}} &= (f_{1\text{sub}}(A_{vw}), f_{2\text{sub}}(A_{vw}), f_{3\text{sub}}(A_{vw}), f_{4\text{sub}}(A_{vw})) = \\ &= (s_1(x), s_2(x), s_3(x), s_4(x)), \end{aligned} \quad (8)$$

где $S_{\text{вых}}$ – результат реализации SubBytes,

$f_{1\text{sub}}, f_{2\text{sub}}, f_{3\text{sub}}, f_{4\text{sub}}$ – функции нахождения остатков $S_{\text{вых}}$ по таблицам, рассчитанным согласно вышеописанным принципам;

$s_1(x), s_2(x), s_3(x), s_4(x)$ – остатки представления $S_{\text{вых}}$ в ПСКВ.

Тогда для обнаружения и коррекции ошибки необходимо:

- 1) вычислить проверочные контрольные остатки согласно:

$$\begin{aligned} s_{3_k}(x) &= s_1(x) + s_2(x), \\ s_{4_k}(x) &= (s_1(x) + x \cdot s_2(x)) \bmod p_3(x); \end{aligned}$$

2) вычислить синдромы ошибок согласно:

$$\delta_1(x) = s_3(x) \oplus s_{3_k}(x),$$

$$\delta_2(x) = s_4(x) \oplus s_{4_k}(x);$$

3) определить по полученным синдромам ошибки значение вектора ошибки по таблице 1;

4) выполнить корректирующее кодирование согласно:

$$S_{\text{вых,корр.}} = S_{\text{вых}} + \Delta e(x) = (s_1(x), s_2(x)) + (\Delta e_1(x), \Delta e_2(x)) = (s_1(x) + \Delta e_1(x), s_2(x) + \Delta e_2(x)).$$

Заключение.

Таким образом, предложенный способ реализации SubBytes-преобразователя позволяет сохранять его работоспособность при возникновении однократных ошибок в работе SPN-шифратора.

Дальнейшими направлениями исследований являются разработка математических и структурных моделей других SPN-преобразований, моделей раунда криптоалгоритма AES.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-21-00036, <https://rscf.ru/project/23-21-00036/>.

Литература

1. Калмыков И.А., Математические модели нейросетевых отказоустойчивых вычислительных средств, функционирующих в полиномиальной системе классов вычетов / Под ред. Н.И. Червякова. – М.: ФИЗМАТ-ЛИТ, 2005. – 276 с.
2. Червяков Н.И., Калмыков И.А., Галкина В.А. и др. Элементы компьютерной математики и нейроиформатики, М.: Физико-математическая литература, 2003 – 216 с.
3. Калмыков И.А., Емарлукова Я.В., Гиш Т.А., Дунин А.В., Макарова А.В., Гостев Д.В. Математические модели и схемные решения отказоустойчивых непозиционных вычислительных систем: коллективная монография/ И.А. Калмыков, Я.В. Емарлукова, Т.А. Гиш, А.В. Дунин, А.В. Макарова, Д.В. Гостев. - Ставрополь: Изд-во СКФУ, 2016. – 216 с
4. Калмыков И.А., Гахов В.Р. и др. Применение корректирующих кодов полиномиальной системы классов вычетов для построения спецпроцессоров цифровой обработки сигналов / Труды международного Форума по проблемам науки, техники и образования. Том 1./ Под ред.: В.П. Савиных, В.В. Вишневого. – М.: Академия наук, 2004. – С. 133-135.
5. Проворнов И.А. Исследование корректирующей способности модулярных кодов, применяемых в AES-системах // Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем (МЭС). 2022. № 4. С. 136–141.

APPLICATION OF A POLYNOMIAL SYSTEM OF RESIDUE CLASSES TO INCREASE THE FAULT TOLERANCE OF THE SUBBYTES CONVERTER

Provornov I.A.¹, Kalmykov I.A.¹,

¹North-Caucasus Federal University

Abstract. The article discusses the possibility of using a polynomial system of residue classes to increase the fault tolerance of a SubBytes converter operating as part of an SPN encoder. An algorithm for error detection and correction based on the calculation of error syndromes, implemented in a polynomial system of residue classes, is described. Instead of the classical method of calculating the output value of the SubBytes converter, it is proposed to use a method based on the work of four replacement tables, which contain a representation of the number in the considered polynomial system of residue classes according to the described algorithm.

ПОСТРОЕНИЕ ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ ЦИФРОВОЙ РАДИОСИСТЕМЫ ПЕРЕДАЧИ ДАННЫХ С ПОМЕХОУСТОЙЧИВЫМ КОДИРОВАНИЕМ

и.о. доцента Сайлаукызы Ж¹, декан школы цифровых технологий Хасенова З.Т.²,
магистрант Жакина М.М.¹, магистрант Аманов А.Н.¹

¹ Карагандинский Технический Университет имени Аблыкаса Сагинова

² Восточно-Казахстанский технический университет имени Д. Серикбаева

Исследование посвящено анализу эффективности помехоустойчивого кодирования в цифровых радиосистемах. Моделирование канала связи с использованием турбо и LDPC кодирования проведено с использованием MATLAB и Simulink. Идея работы заключается в построении имитационной модели цифровой радиосистемы передачи данных с помехоустойчивым кодированием для использования в сетях радиосвязи а также определение наилучшего кодера, способного минимизировать вероятность ошибок передачи данных в радиоканале. Результаты экспериментов представлены с анализом эффективности различных методов кодирования в условиях помех.

Введение

В цифровых радиосистемах одной из важнейших проблем является безошибочная передача информации. В связи с этим, активно ведется процесс изучения, разработки и поиска новых методов и алгоритмов для борьбы с шумами и помехами, действующими в каналах связи. При передаче информации по каналу связи с помехами в принятых данных могут возникать ошибки. Для уменьшения числа ошибок может быть использовано помехоустойчивое кодирование. В теории кодирования известно много кодов и методов их декодирования, различающихся многочисленными характеристиками корректирующих кодов, среди которых является значность, корректирующая способность, избыточность и оптимальность кода, коэффициент обнаружения и исправления ошибки, простота технической реализации метода и другие. Выбор подходящих корректирующих кодов в значительной мере зависит от требований к надежности передачи данных.

Высокоскоростные надежные системы радиосвязи связи реализуются с применением технологии мультиплексирования с ортогональным частотным разделением каналов, что позволяет обеспечить требуемую спектральную эффективность и высокую емкость данных. Но при широкополосной беспроводной связи на больших расстояниях возникает много ошибок, что приводит к необходимости также использовать методы прямой коррекции ошибок. Идея работы заключается в построении имитационной модели цифровой радиосистемы передачи данных с помехоустойчивым кодированием для использования в сетях радиосвязи а также определение наилучшего кодера, способного минимизировать вероятность ошибок передачи данных в радиоканале.

В данной работе было проведено построение имитационной компьютерной модели системы передачи данных с помехоустойчивым кодированием. В качестве метода нахождения и коррекции ошибок были выбраны турбо-коды и коды LDPC. Они являются одними из наиболее эффективных помехоустойчивых кодов. При большой длине кодового слова коды LDPC достигают показателей, близких к пределу Шеннона. Отличие от турбо-кодов заключается в том, что турбо-коды имеют тенденцию к низкой сложности кодирования, но высокой сложностью декодирования, в LDPC-кодах возросла сложность кодирования, но вместе с этим упростился процесс декодирования. LDPC коды, как и турбо-коды используют итеративные методы декодирования, однако декодирование может выполняться параллельно, что упрощает сложность декодера и повышает его быстродействие [1].

Данная работа сосредоточена на моделировании канала связи с использованием турбо и LDPC кодирования. С помощью интерактивной среды MATLAB и библиотеки Simulink создана схема передачи данных и реализовано кодирование с автоматической итерацией параметров кода.

Имитационное моделирование

Для моделирования работы турбо кодеров в радиоканалах с шумом был использован пример параллельного объединенного сверточного кодирования. Этот пример характеризует работу турбокодов в зашумленном канале [2]. Это схема параллельной конкатенации с несколькими компонентными сверточными кодерами. Первый кодер работает непосредственно с входной

битовой последовательностью, в то время как любые другие работают с чередующимися входными последовательностями, получаемыми путем чередования входных битов по длине блока. Моделирование принцип работы канала связи с кодированием данных выполняется в программном обеспечении MATLAB-R2021b с использованием платформы Simulink версии 9.1 и библиотеки «Communications Toolbox / Error Detection and Correction».

Для имитационной моделировании канала связи с Turbo кодированием и декодированием (рис. 1) были использованы следующие компоненты:

Bernoulli Binary

Блок двоичного генератора Бернулли, используя распределение Бернулли, генерирует случайные двоичные числа. Используемые параметры распределения Бернулли для рис. 1 следующие:

- Вероятность нулевого значения – 0,5;
- Источник начального значения – параметр;
- Время выборки равно – 1/длина входных данных;
- Выборка на кадр – длина входных данных варьируется от 128 до 4096 бит;
- Тип выходных данных – вещественный.

Turbo Encoder

Блок Turbo Encoder, используя параллельную объединенную схему кодирования [3], кодирует двоичные входные данные. В этой схеме кодирования используются два идентичных сверточных кодера и один внутренний перемежитель. Параметры блока Turbo Encoder:

– Для поле структура решетки возможно использовать функцию poly2trellis. Данная функция возвращает структуру решетки, соответствующую преобразованию для кодера прямой связи со скоростью K/N, где K – количество входных битовых потоков, а T – количество выходных битовых потоков. Для данной схемы использовалось структура решетки poly2trellis(4, [13 15], 13);

- Источник индексов перемежителя – свойства;
- Индексы перемежителя определяют отображение, используемое для перестановки входных битов в кодере. Они указываются в виде вектора-столбца целых чисел. Для этого параметре дано значение [длина входных данных * 1].

Unipolar to Bipolar Converter

При кодировании данных с помощью Turbo Coder, в результате на выходе получается униполярные сигналы. Количество символов в биполярном или униполярном алфавите M-ary равно к 2 и выбрано отрицательный полярность.

AWGN Channel

В канале AWGN образуется белый шум, через которое проходит битовые данным. Амплитудно-частотная характеристика этого канала плоская, а фазовая характеристика линейна для всех частот [5]. Для данной схеме величина отношения сигнала к шуму варьируется от 0.2 до 0.8.

Gain

Здается значение усиления в $-2/E_b/N_0$ в параметре Gain.

Turbo Decoder

Блок Turbo Decoder декодирует входной сигнал, используя параллельную объединенную схему декодирования. Схема итеративного декодирования использует декодер апостериорной вероятности (APP) в качестве составного декодера, перемежителя и деинтерлейвера. Два составляющих декодера используют одну и ту же решетчатую структуру и алгоритм декодирования. Параметры блока Turbo Encoder:

- Структура решетки poly2trellis (4, [13 15], 13) использованный в блоке turbo coder, также используется для блока turbo decoder;
- Источник индексов перемежителя – свойства;
- Значение индекса перемежителя – [длина входных данных * 1];
- Источник входных индексов – Auto;
- Алгоритм декодирования был выбран True App. В этом алгоритме блок реализует истинное апостериорное вероятностное декодирование;
- Количество итераций декодирования – 4 и 6.

Error Rate Calculation

С помощью блока error rate calculation вычисляется частота ошибок для передаваемого сигнала, который был обработан Turbo-кодером и декодером. Необходимо параметр выходные данные указать порт, для успешной соединения со следующим блоком display.

Display

В блоке display отображаются результаты частоты ошибок.

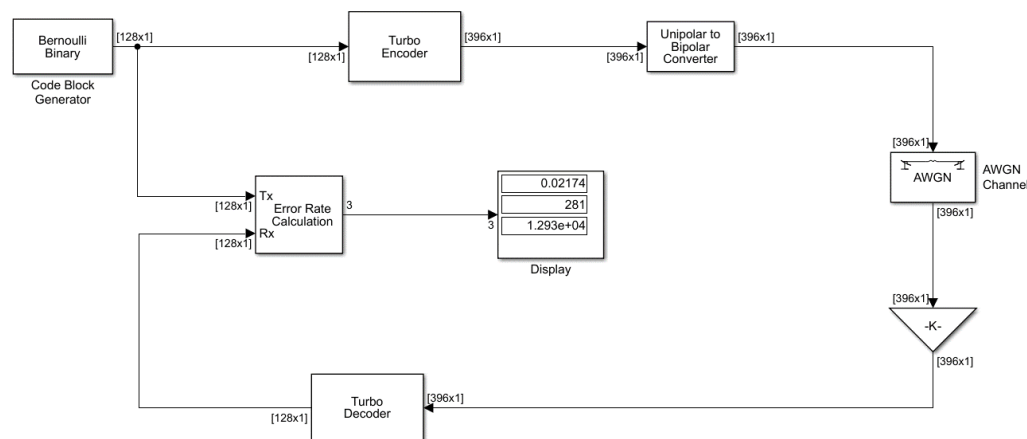


Рисунок 1 – Принцип работы канала связи с Turbo кодированием и декодированием данных

На рис. 2 показана исследуемая схема канала связи с LDPC кодированием и декодированием в радиоканалах.

Блок Bernoulli Binary Generator генерирует случайные двоичные числа с помощью распределения Бернулли. Затем данные кодируются, проходя через блок Encoder. В этой схеме используется модуляция QPSK, использующий метод квадратурной фазовой манипуляции. Затем к входному сигналу был добавлен белый гауссов шум (AWGN). Входные и выходные сигналы могут быть очень сложными. Предлагаемый интерфейс демодулятора с мягким решением может работать с символьной скоростью и заменять параллельно-последовательный преобразователь, определяя количество QPSK. После этого обращенный перемежитель переупорядочит элементы входных битов. Декодер LDPC декодирует двоичный код проверки четности низкой плотности, используя алгоритм передачи сообщений [5].

LDPC Encoder

Блок кодера LDPC применяет кодирование LDPC к двоичному входному сообщению. Матрица проверки четности, используемая в этой схеме, имеет следующие значения: 1/4 для входных данных длиной 17100 бит, 1/3 для входных данных длиной 22800 бит и 1/2 для входных данных длиной 32400 бит.

QPSK Modulator

Блок модулятора QPSK модулирует сигналы с использованием метода квадратурной фазовой манипуляции. Входные данные – биты, а значение смещения фазы – $\pi/4$.

QPSK Demodulator

После белого шума, необходимо с помощью блока QPSK Demodulator демодулировать сигнал. Для типа решения задается приблизительное логарифмическое отношение правдоподобия, при таком типе решения тип выходных данных наследуется от входных данных. Также задается дисперсия шума $1/10^{(snr/10)}$ и фаза смещения как у QPSK Modulator.

LDPC Decoder

Блок декодера LDPC использует алгоритм распространения веры для декодирования двоичного кода LDPC, который вводится в блок в качестве вывода мягкого решения (логарифмического отношения правдоподобия принятых битов) в результате демодуляции. Матрица проверки четности указывается что использовалось в кодировании входных данных. Тип решения установлен сложное решение. Количество итерации – 4 и 6 для этой схемы.

Результаты моделирования

В результате имитационной моделирования канала связи с кодированием и декодированием были получены результаты частота ошибок для передаваемых сигналов. Кодированные биты данных, проходя через канал связи с аддитивным гауссовским шумом, добавляются ошибочные биты. В результате, декодирование имеющихся сигналов сверяется декодированные биты данных с сгенерированными битами и вычисляется количество потерянных битов [6-7].

Turbo кодирование

Используя модель канала связи с помехоустойчивым кодированием, была изучена зависимость частоты ошибок от нескольких факторов, таких как длина передаваемых данных, тип матрицы проверки четности, отношение сигнал/шум и количество итераций декодирования для кода LDPC и Turbo с коррекцией шума в радиоканалах.

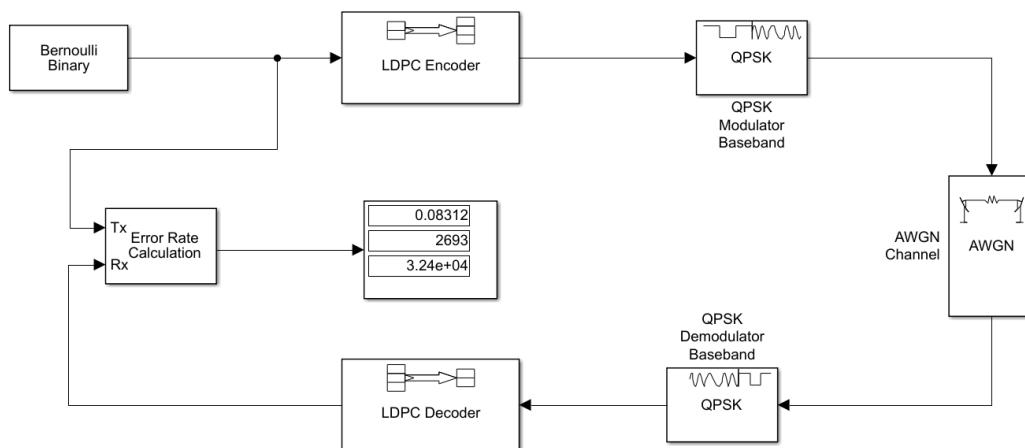


Рисунок 2 – Принцип работы канала связи с LDPC кодированием и декодированием данных

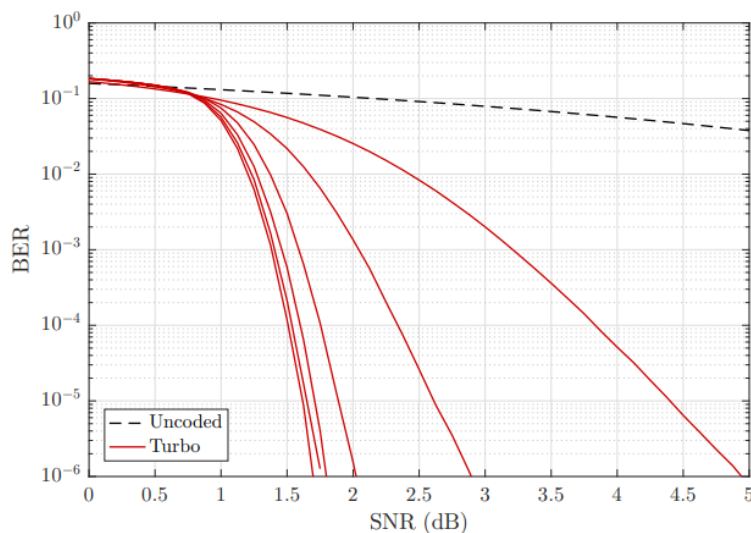


Рисунок 3 – Результаты BER для Turbo кодирования

По результатам моделирования радиоканала с турбо кодером, в рис. 3 искажались данные из-за белого шума, вероятность получения ошибочных битов после декодирования составила максимально 7% и минимально 0% при длине передаваемых данных в 128 и 1024 битов. Также можно заметить уменьшение в получении ошибочных битов при увеличении значения E_b/N_0 и количества итераций декодирования.

LDPC кодирование

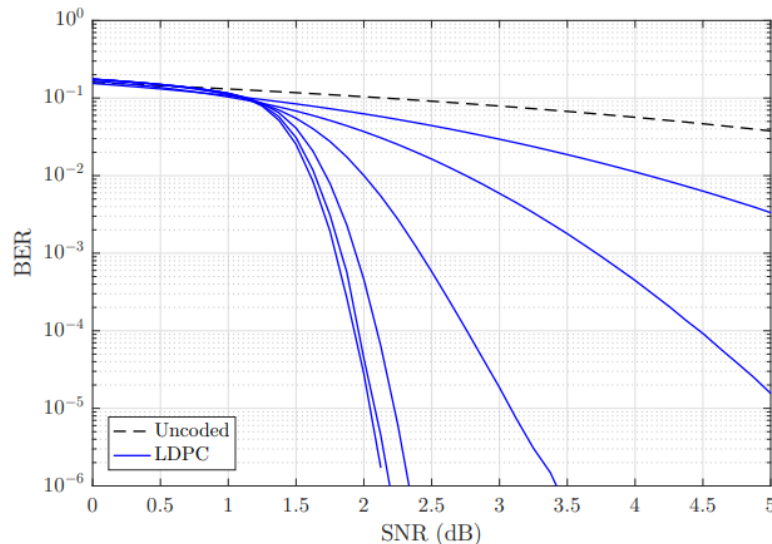


Рисунок 4 – Результаты BER для LDPC кодирования

В рис. 4 согласно результатам моделирования, можно заметить уменьшение процента ошибочных битов с увеличением значения E_b/N_0 и количества итераций декодирования. По результатам моделирования радиоканала с LDPC кодером, в котором искажались данные из-за белого шума, вероятность получения ошибочных битов после декодирования составила максимально 14.1% и минимально 6.3%.

Сравнивая результаты ошибочных битов на выходе декодирования можно предположить, что Turbo код лучше декодирует данные, его показатели лучше на 7%.

В работе представлены результаты экспериментов и анализ эффективности различных методов кодирования в условиях помех. Эта работа вносит вклад в понимание и развитие методов помехоустойчивого кодирования, что имеет важное значение для повышения надежности передачи данных в современных беспроводных коммуникационных системах.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (грант № AP19679505).

Литература

1. Золотарев В.В., Овечкин Г.В. Помехоустойчивое кодирование. Методы и алгоритмы. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004.
2. H. Narada Software defined radio prototype toward cognitive radio communication systems. // First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. – 2005.– DySPAN 2005., Baltimore, MD, USA, 2005.– pp. 539–547. doi: 10.1109/DYSPAN.2005.1542667
3. 3GPP TS 36.212 v10.8.0, “3rd Generation partnership project; Technical specification group radio access network; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Multiplexing and channel coding (Release 10)”, 2013-06.
4. Raad, I. and Yakan 2005, M., Implementation of a turbo codes test bed in the Simulink environment. The Eighth International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 2005 Piscataway IEEE, 2005 IEEE, pp 847-850.
5. Navjot Kaur and Lavish Kansal, “Performance Comparison of MIMO Systems over AWGN and Rician Channels with Zero Forcing Receivers”, International Journal of Wireless & Mobile Networks (IJWMN) Vol. 5, No. 1, February 2013.
6. A.A. Yarmukhamedov and A.B. Jabborov, “Modeling and Investigation of the LDPC Immunity Code to Provide Increased Immunity in the Dvb-T2 Standard Digital Television System”, Texa. Jour. of Mutl. Stud., vol. 18, pp. 77–84, Mar. 2023.

7. Ж. Сайлауқызы, С.С. Горлов Исследование принципов реализации LDPC кода для каналов с АБГШ // Materials of the international scientific conference «Global science and innovations 2018». Eger, Hungary, 2018-С. 13-15.

BUILDING A SIMULATION MODEL OF A DIGITAL RADIO DATA TRANSMISSION SYSTEM WITH NOISE-RESISTANT CODING

Sailaukyzy Zh.¹, D. Khassenova Z², graduate stud. Zhakina M.M.¹,
graduate stud. Amanov A.N.¹

¹ Karaganda Technical University named after. Ablykasa Saginova

² East Kazakhstan Technical University named after D. Serikbayev

The study is devoted to analyzing the effectiveness of noise-resistant coding in digital radio systems. Simulation of a communication channel using turbo and LDPC coding was carried out using MATLAB and Simulink. The idea of the work is to build a simulation model of a digital radio data transmission system with noise-resistant coding for use in radio communication networks, as well as to determine the best encoder that can minimize the likelihood of data transmission errors in a radio channel. The experimental results are presented with an analysis of the effectiveness of various coding methods under noisy conditions.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ОБРАБОТКИ ЗВУКОВЫХ СИГНАЛОВ

преп. Аветисян Т.В.¹, проф. Львович Я.Е.², проф. Преображенский А.П.²,
проф. Преображенский Ю.П.²

¹ Колледж Воронежского института высоких технологий

² Воронежский институт высоких технологий

В работе рассмотрены возможности моделирования процессов обработки звуковых сигналов. Практическая значимость работы заключается в совершенствовании методов распознавания голосовых команд, что вносит вклад в развитие программно-реализуемых методов обработки аудиосигналов. Полученные результаты могут использоваться в информационно-телекоммуникационных системах. Была достигнута от разработанного программного модуля стабильная точность результата распознавания команд выше 95% при успешном распознавании команд, произносимых как женским, так и мужским голосом, а также произносимых основным диктором в разных темпах и с различной громкостью. Также в работе рассмотрены новые подходы к предобработке распознаваемого сигнала на этапе генерации и обработки изображения спектрограммы входного сигнала в сочетании с модификацией уже известных подходов на этом этапе.

Основополагающими причинами взрывного роста популярности машинного обучения и искусственного интеллекта в сфере обработки информации стали широкий спектр возможностей, впечатляющие результаты и разнообразие вариантов применения в различных предметных областях. Если рассматривать более узкое направление речевых технологий, в том числе распознавания речи, которое непосредственно связано с темой данной работы, то эта область имеет как богатую историю, так и благоприятные перспективы развития.

Широкий спектр применения голосовых систем включает, например, голосовой поиск, голосовое управление, ввод текста, интерфейсы управления умным домом, социальные сервисы для людей с ограниченными возможностями и многое другое. Основное преимущество таких систем заключается в том, что они избавляют конечного пользователя от необходимости использования сенсорных или иных методов ввода данных и команд.

На сегодняшний день задача обработки звуковой информации является актуальной в свете резкого скачка в развитии технологий цифровой обработки сигналов и их распознавания, равно как и совершенствования аппаратных средств, что позволяет обрабатывать большие объемы данных. Многие крупные компании музыкально-технологической и других сфер занимаются исследованиями в данной области, разработкой и совершенствованием новых алгоритмов, технологий и программного обеспечения. Например, компания Google ведет исследования в сфере голосовых технологий, направленные на разработку и совершенствование архитектур и алгоритмов распознавания речи, а также на эксперименты с подходами, ранее считавшимися неоправданно дорогими и ресурсозатратными [1].

Цель данной работы – проектирование и разработка программного модуля компьютерной сетевой системы для распознавания заданного набора голосовых команд с использованием алгоритмов машинного обучения. Задачами являются изучение и сравнительный анализ существующих подходов к решению задач обработки звуковых сигналов, выбор наиболее оптимального для распознавания голосовых команд, разработка программного модуля на основе выбранного подхода и совершенствование разработанного решения для получения максимально возможной точности результатов.

Для минимизации ошибки распознавания необходимо осуществить некоторую предварительную обработку входных данных:

- ограничение сигнала по временной шкале с целью выделения его информативной части;
- ограничение частотного диапазона до 8 кГц, что является достаточным для качественного распознавания, но не перегружает вычислительные мощности компьютера;
- нормировка интенсивности спектра для корректной обработки сигналов различной громкости;
- уменьшение разрешения изображений спектрограмм с целью снизить нагрузку на вычислительные мощности и повышение их контрастности для выделения информативных составляющих сигнала на фоне шумов, так как запись образцов речи производится с использованием непрофессионального оборудования.

Произведя данные манипуляции с тестовым набором данных, можно будет приступить к обучению нейронной сети. Впоследствии при использовании программного модуля входные аудиосигналы будут проходить через те же стадии предварительной обработки.

В общем смысле распознавание речи можно охарактеризовать как автоматический процесс преобразования речевого сигнала в цифровую информацию. В настоящее время распознавание речи можно свести к трем типам задач: распознавание отдельно произносимых слов, распознавание слитной речи и идентификация по образцу речи. Для каждой из них изучаются и разрабатываются наиболее подходящие методы решения.

Преобразование Фурье позволяет получить частотный спектр из массива амплитуд, которым по сути является входной аудиосигнал. Для этого к каждому окну Гаусса, полученному из входного аудиопотока, применяется быстрое преобразование Фурье, после чего для каждого полученного набора частот строится спектрограмма. Эти изображения объединяются в одно, составляя визуализацию зависимости частотных характеристик сигнала от времени.

Рассматриваемую в данной работе задачу можно сформулировать как проектирование и реализация системы распознавания голосовых команд (слов) на русском языке с помощью сверточной нейросети.

В качестве библиотеки данных для обучения предполагается использовать записанные на диктофон слова из набора десяти наиболее универсальных голосовых команд на русском языке, которые потенциально могут использоваться во многих системах различной направленности: «старт», «стоп», «пауза», «возобновить», «настройки», «применить», «отменить», «назад», «далее», «выбрать».

Нейронная сеть будет обучаться на изображениях спектрограмм сигналов. Сигналы будут записаны при помощи диктофона с частотой дискретизации 44100 Гц. Для генерации изображений спектрограмм предполагается последовательно производить оконное преобразование Фурье от сегментов сигналов длиной 1024 отсчета амплитуд для получения частотного спектра [2].

Таким образом каждый входной сигнал будет преобразован в набор изображений спектрограмм своих последовательных сегментов, которые объединяются в одно изображение, демонстрируя зависимость частотного спектра сигнала от времени. Также для минимизации ошибки распознавания необходимо осуществить некоторую предварительную обработку входных данных. Предварительный объем выборки данных предполагается равным 100 наборам изображений спектрограмм (10 реализаций для каждой команды) и по 50 наборов (5 реализаций для каждой команды) в качестве проверочной и тестовой структурированной коллекции данных. В случае получения неудовлетворительных результатов (ниже 80% точности распознавания) даже при корректировке других параметров, планируется расширять структурированную коллекцию данных, последовательно добавляя по 10 реализаций команд для выборки для обучения и по 5 для проверочной и тестовой выборок соответственно.

Первоначально предполагается сеть с одним сверточным слоем. Первый слой свертки в сверточной нейронной сети отвечает за выделение низкоуровневых признаков изображения: линии, цвет, края, градиентная ориентация и др. По мере добавления слоев архитектура сети адаптируется к более высокоуровневым признакам. В зависимости от сложности изображения количество слоев свертки в паре со слоями подвыборки можно увеличивать, адаптируя сеть к более точному определению деталей низкого уровня и лучшему захвату высокоуровневых признаков, однако нагрузка на вычислительную мощность будет расти пропорционально количеству этих слоев.

Слой подвыборки необходим для уменьшения нагрузки на вычислительные мощности машины путем уменьшения размерности карт признаков, а также для извлечения доминирующих признаков изображения. Зачастую слой подвыборки добавляется после каждого сверточного слоя сети, и в паре со сверточным слоем образует i -й слой сверточной нейросети.

Пройдя через один или несколько слоев сверточной сети и этап даунсемплинга (преобразования карты в вектор-столбец), данные попадают в перцептрон, который после серии эпох способен различать и классифицировать основные признаки изображения.

Исходное количество эпох обучения положим равным 30. В случае недообучения, планируется наращивать количество эпох с шагом в 10. Удовлетворительным результатом принято считать точность распознавания выше 80%. Цель данной реализации – получить

стабильную точность выше 95% (точность сетей похожей конфигурации колеблется от 80 до 98%.) При этом требуется успешное распознавание команд, произносимых в разных темпах и с различной громкостью, а также как женским, так и мужским голосом.

Наряду с поставленными выше, целями работы также являются исследование и подтверждение следующих фактов о работе сверточных нейронных сетей:

- увеличение количества эпох обучения повышает качество распознавания;
- излишнее количество эпох может стать причиной потери способности к обобщению из-за переобучения;
- увеличение количества слоев для выделения дополнительных признаков также повышает качество распознавания, однако излишне сложная структура сети может привести к переобучению.

Программный модуль для распознавания голосовых команд предполагается содержащим несколько функциональных компонентов, которые будут последовательно передавать обрабатываемые данные из одного компонента в другой. Работа модуля будет начинаться с запуска компонента записи и сохранения аудиосигнала, затем этот сигнал будет передаваться компоненту извлечения из сигнала последовательности данных и обработки их для получения частотных характеристик сигнала и построения спектрограммы. Далее полученное изображение спектрограммы передается компоненту обработки изображений для сжатия, увеличения контрастности и нормировки гистограммы.

После этапа обработки изображение поступает на вход компоненту распознавания, содержащему обученную сверточную нейронную сеть. На выходе этого компонента пользователь получает результаты распознавания входного сигнала.

Также в модуль заложена возможность расширения заложенного в него набора распознаваемых команд. Для этого пользователь должен добавить в структурированную коллекцию данных для обучения, проверки и тестирования фиксированный набор реализаций (записей) новой команды, а затем инициировать повторную генерацию и обучение распознающей нейросети на обновленных данных с корректировкой ее параметров, таких как количество сверточных слоев или количество нейронов на выходном слое сети. Наряду с добавлением существует возможность замены и удаления команд, которое осуществляется по тому же алгоритму.

Доступ к этой функциональности должна иметь только определенная группа пользователей с расширенным набором разрешений (назовем их «администраторами»). Реализация различных уровней доступа является второстепенной в контексте рассматриваемой в данной работе задачи, поэтому подробности программирования этого сегмента программы здесь не описываются. Также стоит отметить, что, предоставляя доступ к редактированию структурированных коллекций данных, разработчик не может гарантировать корректность добавляемых администратором данных. Некорректные данные (например, реализации различных команд в одном наборе) могут негативно повлиять на качество обучения нейросети независимо от ее архитектуры и параметров. Эта уязвимость не является критичной в контексте разработки опытного образца, однако в случае интеграции программного модуля в какую-либо систему с реальными пользователями необходима верификация данных, помещаемых в обучающие структурированные коллекции данных.

Разработка программной реализации модуля предобработки и распознавания аудиосигналов осуществляется на языке программирования Python с использованием библиотек **pyaudio** для получения сигналов с микрофона, встроенного или подключенного к компьютеру, на котором запущена программа, **wave** для преобразования записанного звука в формат wav и разбора аудиофайлов, **scipy** для осуществления оконного преобразования Фурье, **matplotlib** для генерации спектрограмм, **pillow** для обработки изображений спектрограмм и **keras** для синтеза нейронной сети. Результаты распознавания проверочных данных после обучения составили 78.3%. Этот результат можно считать близким к удовлетворительному, однако он ниже среднего показателя распознавания, которого достигают сети подобной конфигурации. Далее были проведены тесты с последовательным наращиванием количества сверточных слоев и эпох обучения. Результаты распознавания конфигураций сетей с двумя, тремя и четырьмя сверточными слоями при обучении в 30, 40, 50 и 60 эпох представлены в табл. 1.

Таблица 1 – сравнение результатов распознавания для сетей разной конфигурации и с разным количеством эпох обучения

Кол-во эпох \ Кол-во слоев	30	40	50	60
2	88%	89,4%	91,1%	90%
3	91,6%	93,2%	97,2%	93,8%
4	88,7%	91%	94,5%	90,7%

На основании полученных данных можно сделать вывод, что наиболее оптимальной конфигурацией нейронной сети является сеть с тремя сверточными слоями, обученная на протяжении 50 эпох.

Выводы. В рамках данной работы на основе комбинации преобразования Фурье и нейросетевого подхода удалось спроектировать и разработать программный модуль для сетевой информационной системы, способный распознавать десять голосовых команд на русском языке с точностью более 97% в тестовой выборке. Этот модуль разработан на языке программирования Python и пригоден для использования в системах различной конфигурации в качестве самостоятельного приложения или компонента какого-либо комплексного программного продукта. Программа является масштабируемой, имеется возможность при необходимости менять конфигурацию нейронной сети, а также размер и состав обучающих структурированных коллекций данных. Был разработан комплексный подход к предварительной обработке изображений спектрограмм голосовых команд, позволяющий свести к минимуму влияние на результаты распознавания особенностей голоса диктора, таких как основной тон, громкость и тембр.

Литература

1. Белоруцкий Р.Ю., Житник С.В. Распознавание речи на основе свёрточных нейронных сетей // Вопросы радиоэлектроники. 2019.№4. С. 47-52.
2. Russakovsky O., Li L.-J., and Fei-Fei L. Best of both worlds: humanmachine collaboration for object annotation // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, pp. 2121–2131

SIMULATION OF SOUND SIGNAL PROCESSING PROCESSES

lect. Avetisyan T.V.¹, Prof. Lvovich Y.E.², Prof. Preobrazhensky A.P.²,
Prof. Preobrazhensky Y.P.²

¹ College of the Voronezh Institute of High Technologies

² Voronezh Institute of High Technologies

The paper discusses the possibilities of modeling the processes of sound signal processing. The practical significance of the work lies in the improvement of methods for recognizing voice commands, which contributes to the development of software-implemented methods for processing audio signals. The obtained results can be used in information and telecommunication systems. From the developed software module, a stable accuracy of the command recognition result was achieved above 95% with the successful recognition of commands pronounced by both female and male voices, as well as pronounced by the main speaker at different tempos and at different volumes. The paper also discusses new approaches to the preprocessing of the recognized signal at the stage of generation and processing of the image spectrogram of the input signal in combination with the modification of already known approaches at this stage.

АНАЛИЗ СИГНАЛОВ АКСЕЛЕРОМЕТРОВ, УСТАНОВЛЕННЫХ НА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНО ИДУЩИХ КОЛЕСАХ ВАГОНА, С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕПРЕРЫВНОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

д.т.н., проф. Боронахин А.М., преп. Большакова А.В., к.т.н., доц. Клионский Д.М.,
к.т.н., доц. Ларионов Д.Ю., к.т.н., доц. Шалымов Р.В.

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ"

Аннотация - Обработка и анализ вибрационных сигналов являются важными научно-техническими задачами, возникающими в ряде областей. К их числу относятся анализ и обработка вибрационных сигналов от объектов железнодорожного транспорта. Для обеспечения безопасности функционирования исследуются сигналы виброперемещений и виброускорений колес вагона с целью определения неровностей рельсового пути и их информативных параметров (ширина, глубина). Применение аппарата вейвлет-преобразования позволяет решать данные задачи, а также эффективно обрабатывать большие массивы данных и применять фильтрацию с целью анализа неровностей рельсового пути. В статье также рассматриваются показания акселерометров, установленных на буксах впереди и позади идущих колес, расположенных с одной стороны вагона. Приводятся соответствующие экспериментальные результаты, полученные, в том числе, на основе анализа вейвлет-скалограмм.

Введение

В настоящее время вопросы развития и функционирования железнодорожного транспорта играют важную роль для нашей страны, причем это касается как гражданских перевозок, так и специальных. Железнодорожный транспорт имеет важное значение в различных промышленных областях, а также при перевозке пассажиров из одного населенного пункта в другой. В силу большого объема перевозок, безусловно, актуальной является задача обеспечения безопасности железнодорожного транспорта во время его эксплуатации. Безопасность железнодорожных перевозок напрямую связана с наличием неровностей (дефектов) рельсового пути, общим состоянием железнодорожного полотна, куда входит рельсошпальная решётка, а также состояние поверхности колес вагонов [1]. В настоящее время важным является определение и измерение параметров неровности, в том числе коротких и импульсных неровностей. Обычно для этих задач используются либо специальные вагоны-лаборатории, либо обычные пассажирские вагоны, на буксах колес которых установлены специальные приборы – акселерометры, измеряющие виброускорения. По данным виброускорений можно вычислить виброперемещения и по ним определить параметры неровности [2,3]. В рамках исследований и конкретных практических работ используются совместные показания акселерометров, установленных на впереди идущих колесах, либо позади идущих колесах (в составе колесной тележки располагаются четыре колеса, а железнодорожный вагон включает в себя две колесные тележки). Исследуются сигналы от колес, двигающихся по одному рельсу, а также колес, двигающихся по разным рельсам. В статье для обработки и анализа сигналов применяются статистические методы, а также математический аппарат вейвлет-преобразования.

Сравнение показаний акселерометров, установленных на буксах впереди и позади идущих колес, расположенных с одной стороны вагона

В идеальных условиях (абсолютно жесткая рельсошпальная решетка, отсутствие распространения вибраций через тележку и рельсы, отсутствие погрешностей датчиков) траектории впереди и позади идущих колес, проезжающих один и тот же дефект поверхности катания, должны совпадать, и показания акселерометров, установленных на них, должны быть идентичны (с точностью до сдвига во времени, соответствующего времени проезда вагоном межосного расстояния тележки).

В реальных условиях эти показания могут, теоретически, отличаться вследствие следующих ряда факторов, установленных авторами в ходе проведения исследования.

Анализ экспериментальных данных показал, что в подавляющем большинстве случаев (~97%) вышеперечисленные факторы влияют пренебрежимо мало. Типичные картины ускорений показаны на рисунках ниже (на каждом графике по оси абсцисс отложена координата вагона в мм, по оси ординат — вертикальное ускорение буксы в m/s^2 ; за точку отсчета абсциссы принят центр соответствующего дефекта; на парных фотографиях приведен один и тот же

рельс с двух ракурсов). Например, на рисунке 1 представлены показания акселерометров, установленных на следом идущих колесах вагона.

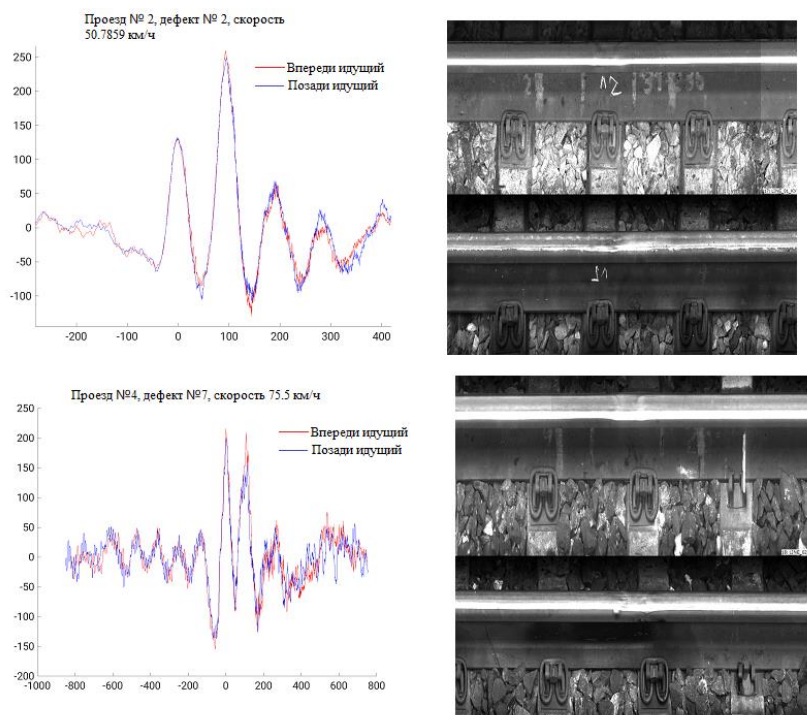


Рисунок 1 – Сигналы акселерометров, установленных на следом идущих колесах вагона

Можно видеть, что всплеск в сигнале соответствует наличию импульсной неровности, а амплитуда и частота реакций в сигналах датчиков при прохождении одного и того же дефекта очень близка.

В качестве статистической оценки пары кривых для каждого из дефектов были вычтены друг из друга («впереди идущий» - «позади идущий»), после чего к результирующим кривым разностей была применена операция вычисления математического ожидания и среднеквадратического отклонения от дефекта к дефекту. Результаты для одного из проездов представлены на рисунке 2.

Первый график представляет собой диаграмму рассеяния отличий показаний впереди и позади идущих датчиков, т. е. кривые всех этих разностей, нарисованные друг поверх друга. Второй график показывает ту же информацию в усредненном виде — как кривую математического ожидания, окруженную коридором среднеквадратического отклонения. Видно, что разница показаний в наиболее ответственной области — области первого (после удара о дефект) полупериода колебаний, по которому измеряются параметры дефекта поверхности катания — находится в районе $2g$, что составляет менее 10% от значений ускорения на данном интервале.

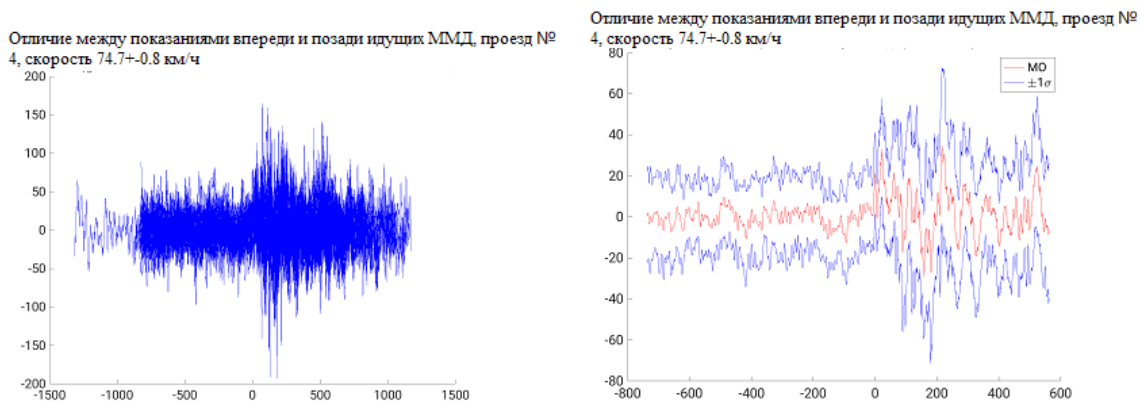


Рисунок 2 – Разница в показаниях акселерометров, установленных на следом идущих колесах вагона (скорость одинакова и равна 74 км/ч)

Высокая степень повторяемости сигналов датчиков, установленных на буксах впереди и позади идущих колес, расположенных с одной стороны вагона, может быть использована как критерий факта прохождения дефекта. При этом для определения параметров дефекта могут быть использованы показания любого их них.

Способ определения параметров дефекта с использованием вейвлет-преобразования представлен ниже.

Применение вейвлет-преобразования для анализа сигналов акселерометров

В рамках исследования, проведенного авторами, был выбран и эффективно применен аппарат вейвлет-преобразования – как непрерывного, так и дискретного. Применение вейвлетов в решаемой задаче выявления и определения параметров неровностей объясняется следующим:

- эти функции имеют *адаптивную* природу (адаптивны к обрабатываемому и анализируемому сигналу) в силу использования операций сдвига и растяжения-сжатия материнского вейвлета (базисной функции);
- существуют и эффективно применяются на практике *быстрые алгоритмы* вычисления вейвлет-преобразования и вейвлет-коэффициентов, что позволяет эффективно обрабатывать сигналы (в том числе, вибрационные) большой длины;
- применение вейвлет-преобразования позволяет проводить *кратномасштабный (мультиразрешающий)* анализ сигналов и исследовать их при различном временном разрешении. Тем самым можно изучать структуру и локальные особенности исследуемого сигнала с различной степенью точности;
- *мультиполосный анализ*, также реализуемый с помощью вейвлет-преобразования, эффективен при исследовании вибрационных сигналов в различных частотных полосах, что позволяет оценивать энергию отдельных компонент и локализовывать особенности в различных частотных полосах.

В силу наличия близко расположенных в частотном диапазоне реакций на влияющие факторы (форма неровности и колебания рельсошпальной решетки) применение непрерывного вейвлет-преобразования [4] должно иметь преимущества перед дискретным вейвлет-преобразованием в силу возможности к большему разрешению в этой области (количество масштабов для вейвлет-преобразования и построения скалограммы можно задать произвольно). Вейвлет-скалограмма позволяет, за счет лучшего частотного разрешения, визуализировать на частотно-временной плоскости различные локальные особенности в сигнале.

Измерение параметров импульсной неровности предполагает выделение в сигнале составляющей, связанной с формой неровности, т.е. ее не искажение с одновременным подавлением остальных составляющих. Частотно-временное описание, позволяющее добиться этого эффекта (увеличить точность измерения параметров неровности) и можно считать адекватной ей (для задачи измерения) теоретической моделью. Это описание может соответствовать фильтру на основе того или иного материнского вейвлета. Такой подход может быть использован при диагностике как коротких (до 25 см), так и длинных (до 1,5 метров) неровностей рельсов, что, безусловно, является преимуществом. Отличие будет лежать лишь в полосе пропускания синтезируемого фильтра, соответствующей большей или меньшей длине неровности.

Разработанный авторами алгоритм применения такого фильтра следующий:

- осуществляется прямое непрерывное вейвлет-преобразование исследуемого сигнала и тем самым производится переход из временной области в пространство вейвлет-коэффициентов, где исследуемый сигнал будет информативно представлен на частотно-масштабной плоскости и при этом амплитуды вейвлет-коэффициентов будут отображаться соответствующим цветом. Аналитически данный шаг можно представить следующим образом:

$$W_{\Psi}[a,b] = (f, \Psi_{a,b}) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx,$$

где $\Psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$; $a, b \in R, a \neq 0$ - базисный вейвлет, соответствующий параметру масштаба a и параметру сдвига b ; x - непрерывное (аналоговое) время, $f(x)$ - исследуемый сигнал.

- в соответствии с особенностями сигнала (определенными по вейвлет-скалограмме) выбирается окно, соответствующее влиянию формы неровности на сигнал. При этом данное окно имеет локализацию во время-масштабной области, соответствующей построенной вейвлет-скалограмме;

- зануляются вейвлет-коэффициенты, лежащие за пределами этого окна, а коэффициенты, находящиеся в пределах окна, остаются прежними, согласно вычислению вейвлет-скалограммы; Исходные вейвлет-коэффициенты вычисляются по следующей формуле:

$$c_{jk} = W_{\psi} [f] \left(\frac{1}{2^j}, \frac{k}{2^j} \right),$$

где c_{jk} - вейвлет-коэффициенты, соответствующие функции (сигналу) $f(x)$.

- результат этих действий подвергается обратному вейвлет-преобразованию – восстанавливается сигнал, не содержащий исключенные составляющие (виброускорение колеса вагона);

- этот сигнал подвергается двойному интегрированию, тем самым получается зависимость виброперемещения от времени (виброперемещение и виброускорение связаны друг с другом через вторую производную). Таким образом, строится форма неровности с целью определения глубины неровности (определяемой как значение минимума полученной функции) и длины неровности (определяемой как удвоенное расстояние между точкой, где функция достигает минимума и слева лежащей точкой, где она достигает нуля).

Для осуществления такой обработки важно подтвердить, что используемый математический аппарат не внесет существенных искажений в полезную часть сигнала. Для этого было осуществлено последовательное прямое и обратное вейвлет-преобразование сигнала акселерометра на базе различных материнских вейвлетов, но без осуществления фильтрации (отдельные вейвлет-коэффициенты не занулялись). Полученные сигналы были дважды проинтегрированы. Результаты такой реконструкции перемещения колеса вагона приведены на рисунке 3. Несмотря на близкое восстановление ускорения после преобразований всеми приведенными вейвлетами (отличия между исходным и преобразованным сигналами практически не видны на глаз), многие двойные интегралы отличаются от исходного для многих из них весьма существенно.

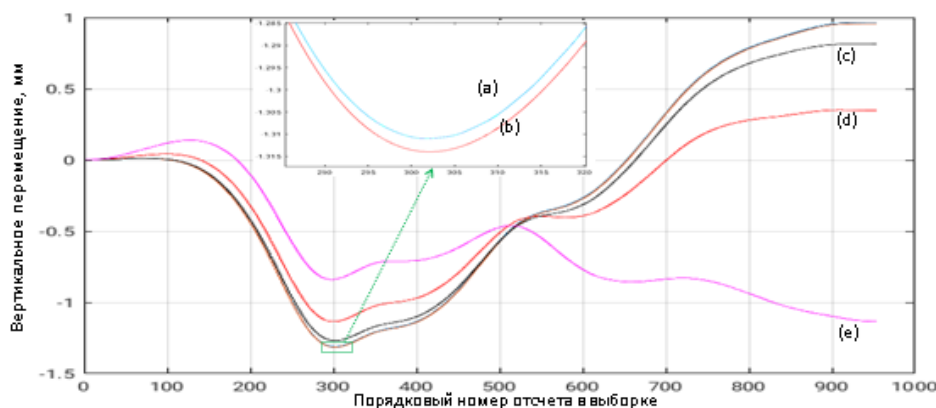


Рисунок 3 – Реконструкция вертикального виброперемещения колеса вагона с использованием различных вейвлет-базисов

Кривая а) на рисунке 3 означает зависимость вертикального перемещения колеса вагона, полученную путем двойного численного интегрирования непреобразованного сигнала виброускорения (непреобразованный сигнал виброускорения служит эталоном). Остальные кривые соответствуют вертикальному перемещению, полученному из того же сигнала, после его предварительного прямого, а затем обратного вейвлет-преобразования. Кривая b) означает зависимость вертикального перемещения, полученную с помощью вейвлета "dog", кривая c) – аналогичную зависимость, полученную с помощью вейвлета "bump", кривая d) – восстановление с помощью вейвлета "Paul", кривая e) – восстановление с помощью вейвлета "Morle".

Из этих представленных графиков видно, что наиболее точное восстановление виброперемещения обеспечивается с помощью вейвлета "dog" (кривая b) на рисунке 3). Вейвлет "bump" – на втором месте по уровню искажений за счет последовательных прямого и обратного преоб-

зования, но тоже не вносит существенных ошибок. "Paul" – уже существенно хуже, а "Морле" – вообще искажает сигнал вплоть до полного изменения его формы, что особенно явно проявляется при номерах выборки, начиная с 500-го отсчета. Полученные результаты говорят о наибольшей пригодности вейвлета "dog" для создания теоретической модели дефекта. Материнской функцией этого вейвлета являются производные от гауссиана различных порядков (для 2-го порядка такой вейвлет обычно называют «мексиканской шляпой»), внешний вид которых действительно очень схож с видом получаемых от акселерометров при прохождении неровности сигналов.

Рассмотрим в качестве примера использования модели на основе непрерывного вейвлет-преобразования и применения вейвлета "bump" с параметрами [4 0.7] и занулением высокочастотных уровней разложения с 1-го по 18-й. Вид соответствующей вейвлет-скалограммы представлен на рисунке 4.

Яркое пятно на скалограмме в районе 61-го масштаба по вертикальной оси соответствует наличию неровности рельсового пути, а также наблюдаются полосы, соответствующие колебаниям рельсошпальной решетки.

На рисунке 5 (слева) показан вид исходного виброперемещения, соответствующего двойному интегрированию сигнала виброускорения (верхняя синяя линия), а также сигнала виброперемещения, соответствующего описанной выше вейвлет-фильтрации на основе вейвлета "bump" (нижняя красная линия). Заметно, что форма неровности (в данном случае – смятие в сварном стыке) стала существенно ближе к реальности: неровность представляет собой «ямку» на рельсе и не имеет «наплывов» металла в начале или конце, т.е. вся она должна лежать ниже линии нулевого отсчета по оси ординат. Глубина и длина неровности в данном случае также улучшились (сравнение с имеющимися у коллектива для небольшого набора неровностей результатами ручных измерений).

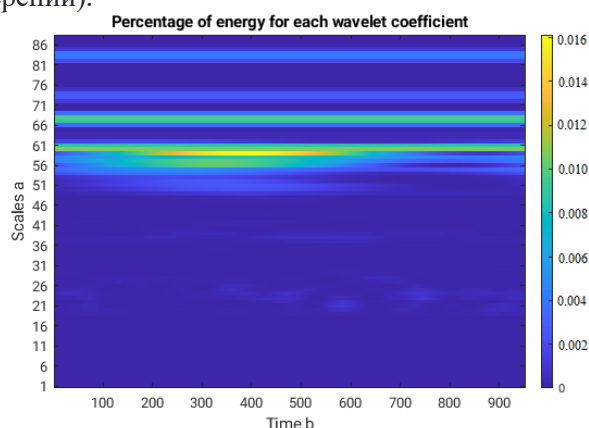


Рисунок 4 – Вейвлет-скалограмма сигнала на основе вейвлета "bump"

Была выявлена существенная зависимость точности диагностики (а значит и качества предложенных моделей) как от выбранного материнского вейвлета, так и от полосы пропускания фильтра. Проведенная на выборке из нескольких десятков дефектов с известными параметрами статистическая обработка сигналов акселерометров показала лучшие результаты для применения вейвлет разложения на основе вейвлета «мексиканская шляпа» (он же «dog2») и с занулением уровней с 1-го по 12-й и с 16-го по 18-й при штатной скорости движения вагона (65 – 75 км/ч). Результат применения такой модели дефекта приведен на рисунке 5 (справа).

Измеренная ручным шаблоном глубина данной неровности составляла 0,9 мм, полученная на основе исходного сигнала глубина – 1,39 мм, полученная после применения модели глубина – 0,86 мм; также видно приближение формы неровности к реальной («ямка»).

Среднее увеличение точности определения глубины неровностей для проанализированной выборки из порядка 250 дефектов составило 18% (что особенно существенно при диагностике дефектов, находящихся в предкритическом состоянии – глубиной более 2 мм, т.к. для них без использования предложенной модели точность измерений может выходить за пределы желаемых 0,5 мм).

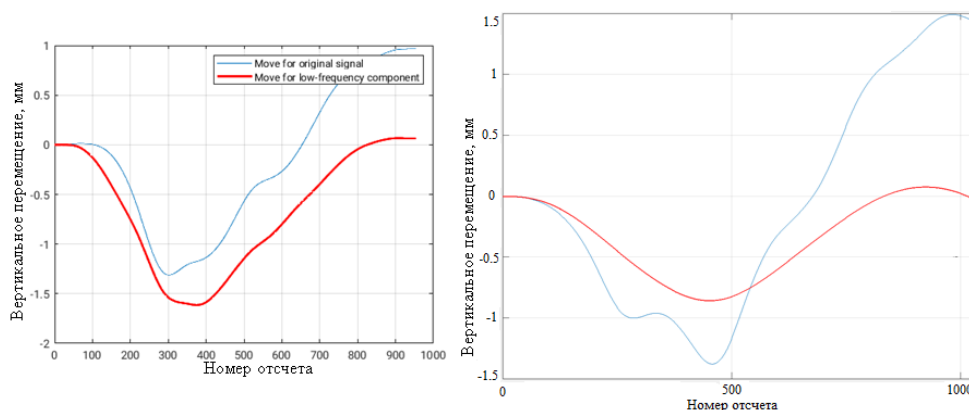


Рисунок 5 – Форма неровности, полученная по исходному сигналу (синий) и после применения предложенной модели неровности на основе вейвлета "bump" (слева, красный) и вейвлета «мексиканская шляпа» (справа, красный)

Заключение. Таким образом, можно утверждать, что показания акселерометров, установленных на буксах последовательно идущих колес, на практике демонстрируют крайне высокую степень повторяемости, что может быть использовано как критерий факта прохождения дефекта. При этом для определения параметров дефекта могут быть использованы показания любого из них. В статье рассмотрен способ определения параметров дефекта с использованием непрерывного вейвлет-преобразования. Среднее увеличение точности определения глубины неровностей для проанализированной выборки составило 18%.

Литература

1. Bolshakova A. V., Boronakhin A. M., Klionsky D. M., Larionov D. Yu., Tkachenko A. N., Shalymov R. V. Railway Track Diagnostics by Combined Kinematic and Vibroacoustic Analysis. Proc. of the 2022 Intern. Conf. on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS). Saint Petersburg, Russia, 26–30 Sept. 2022. IEEE, 2022, pp. 188–192. doi: 10.1109/ITQMIS56172.2022.9976711.
2. A. M. Boronahin, E. D. Bokhman, Yu. V. Filatov, D. Yu. Larionov, L. N. Podgornaya, R. V. Shalymov Inertial System for Railway Track Diagnostics // Symp. Inertial Sensors and Systems, Karlsruhe, 2012, pp. 17.1–17.20.
3. Bolshakova, A.V., Boronakhin, A.M., Klionsky, D.M., Larionov, D.Yu., Tkachenko, A.N. Shalymov, R.V. Railway Track Diagnostics by Combined Kinematic and Vibroacoustic Analysis // Proceedings of the 2022 International Conference on Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (IT&QM&IS), St. Petersburg, ETU "LETI", 2022, pp. 188-192.
4. D.B. Percival, A.T. Walden Wavelet methods for time series analysis // Cambridge University Press. 2000.

ANALYSIS OF ACCELEROMETER SIGNALS INSTALLED ON CONSISTENT CAR WHEELS USING CONTINUOUS WAVELET TRANSFORM

Dr. of Sci., Prof. A.M. Boronakhin, Ass. Prof. A.V. Bolshakova, PhD, Ass. Prof. D.M. Klionskiy, PhD, Ass. Prof. D.Yu. Larionov, PhD, Ass. Prof. R.V. Shalymov

Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI"

Abstract – Vibrational signal analysis and processing are crucial scientific and technical tasks in various areas. They include vibrational signal processing and vibrational signal analysis from railway transport. In order to provide safe operation of railway transport it is necessary to detect railway track irregularities and find their parameters (depth and width). Application of wavelet analysis tools is efficient for these tasks as well as for processing large datasets and application of filtering for subsequent analysis of railway track irregularities. The paper also discusses readings of inertial sensors installed on axle-boxes of front and rear wheels located on the same side of a railway car. We provide experimental results including those given by wavelet scalograms.

УМЕНЬШЕНИЕ НЕЛИНЕЙНЫХ ИСКАЖЕНИЙ МАЛОБИТНЫХ ЦИФРОВЫХ ГАРМОНИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

проф. Брюханов Ю. А., доц. Гвоздарев А. С., инж. Лукашевич Ю. А.

Ярославский государственный университет им. П. Г. Демидова

С использованием нелинейной модели исследовано уменьшение нелинейных искажений малобитных цифровых гармонических сигналов на основе использования супердискретизации и частотной фильтрации. Искажения, вносимые нелинейной системой, выражаются коэффициентом нелинейных искажений входного гармонического сигнала, равным отношению среднеквадратического уровня всех гармоник, кроме первой, реакции нелинейной системы к амплитуде первой гармоники. Приведены табличные и графические зависимости коэффициента нелинейных искажений для ряда значений отношения частоты среза частотного фильтра к приведенной частоте преобразованного сигнала.

Развитие систем связи, использующих технологии программно-определяемого радио (SDR) [1-2], неразрывно связано с перемещением цифровой части приёмного тракта (в частности блока аналого-цифрового преобразования (АЦП)) как можно ближе к выходу антенны с последующей заменой аналоговых элементов и узлов блоками цифровой обработки сигналов с высокоразрядными АЦП. Однако, использование такого подхода в современных системах высокоскоростной передачи данных (например, 5G, B5G [3]), в основе которых лежит технология Massive MIMO (М-ММО) [4] с сотнями антенных элементов (и таким же количеством независимых радиочастотных (РЧ) трактов обработки), оказывается затруднительным из-за практически экспоненциального роста стоимости и энергопотребления [5]. Одним из возможных решений данной проблемы, активно обсуждаемом в научной среде, является подход, связанный со снижением разрядности используемых АЦП [6] (вплоть до однобитных [7]). Возникающие же при этом искажения, ухудшающие качество и надёжность сеанса связи, обычно предлагается компенсировать увеличением числа РЧ трактов (и, как следствие, АЦП) или совмещением, высокоразрядных и низкоразрядных АЦП [7].

Цель данной работы – уменьшение нелинейных искажений малобитных цифровых гармонических сигналов на основе использования супердискретизации.

Полагаем, что исходный квантованный сигнал описывается выражением

$$x'(n) = Af(\varphi) \cos \omega_c' n T_d,$$

где

A – амплитуда сигнала, $f(\varphi)$ – характеристика квантователя, ω_c' – частота исходного сигнала, $\omega_c' = 2\pi/T_c'$, T_c' – период исходного сигнала, T_d – период дискретизации сигнала.

Полагаем, что при представлении чисел используется целочисленная арифметика.

В таблице 1 приведены аналитические выражения и графики характеристик квантователя $f(\varphi)$ для существующих способов аппроксимации и квантования чисел, где $[\cdot]$ – целая часть числа, $N=L/2$, L – число уровней квантования. Заметим, что число уровней квантования L и число разрядов R в представлении чисел связаны известными соотношениями: $L=2^{R+1}-1$ (прямой и обратный коды) и $L=2^{R+1}$ (дополнительный код). При дискретизации сигнала, имеющего период T_c , с периодом T_d величина $T = T_c / T_d$ может быть произвольной (с учетом ограничений, накладываемых теоремой Котельникова (теоремой Найквиста)).

Искажения, вносимые нелинейной системой, принято выражать коэффициентом нелинейных искажений $K_{НИ}$ [5] входного гармонического сигнала, равным отношению среднеквадратического уровня всех гармоник, кроме первой, реакции нелинейной системы к амплитуде первой гармоники.

Таблица 1

Представление чисел		Характеристика квантователя $f(\varphi)$	
Код	Аппроксимация	Аналитическое выражение	График
Прямой (обратный)	Усечение	$[\varphi]$	
Прямой (обратный)	Округление	$[\varphi + 1/2]$ при $\varphi \geq 0$ $[\varphi - 1/2]$ при $\varphi < 0$	
Дополнительный	Усечение	$[\varphi + N_1] - N_1$	
Дополнительный	Округление	$[\varphi + N_1 + 1/2] - N_1$	

Коэффициент нелинейных искажений с учетом свойства симметрии дискретного преобразования Фурье при целом T выражаем зависимостью

$$K_{\text{НИ}} = \sqrt{\frac{\sum_{k=0, k \neq 1}^{T/2} |Z(k)|^2}{|Z(1)|}} \times 100\%, \quad (1)$$

где

$$|Z(k)| = \begin{cases} |Y(k)|, & \text{при } k \in \{0; T/2\}, \\ 2|Y(k)|, & \text{при } k \in (0; T/2). \end{cases} \quad (2)$$

$$Y(k) = \frac{1}{T} \sum_{n=0}^{T-1} x'(n) \exp\left(-j \frac{2\pi}{T} kn\right). \quad (3)$$

В таблице 2 приведены значения коэффициента $K_{ни}$ для разного числа используемых разрядов $R \in \{2,3,4\}$ и для различных характеристик квантователя.

Таблица 2

Число разрядов	Коэффициент нелинейных искажений, %			
	Прямой код		Дополнительный код	
	с усечением	с округлением	с усечением	с округлением
2	18,69	12,23	16,80	9,36
3	7,41	5,50	8,24	4,84
4	3,40	2,63	4,09	2,46

Для уменьшения нелинейных искажений предлагается использовать режим супердискретизации с последующей фильтрацией сигнала [9]. При этом частота исходного сигнала понижается в K раз до величины $\omega_c = \omega_c' / K$, где K – коэффициент избыточности частоты дискретизации. В результате исходный сигнал $x'(n)$ преобразуется в сигнал $x(n)$. А для уменьшения нелинейных искажений необходимо осуществить частотную фильтрацию этого сигнала.

Коэффициент нелинейных искажений сигнала, подвергнутого супердискретизации и фильтрации, рассчитывается по формулам (1) и (2), где

$$Y(k) = \frac{1}{T} \sum_{n=0}^{T-1} y(n) \exp\left(-j \frac{2\pi}{T} kn\right),$$

$y(n)$ – сигнал на выходе частотного фильтра.

Для иллюстрации влияния частоты среза частотного фильтра на нелинейные искажения выполнены расчеты коэффициента $K_{ни}$ выходного сигнала фильтра для $R \in \{2,3,4\}$ и ряда значений отношения частоты среза к приведенной частоте преобразованного сигнала.

Полагается, что амплитудно-частотная характеристика соответствует идеальному фильтру нижних частот. Результаты расчета $K_{ни}$ (в процентах) для дополнительного кода с усечением представлены на рисунках 1–3, где коэффициент избыточности $K = 5, 25, \text{ и } 50$ соответственно. Здесь штрих-пунктирные линии соответствуют режиму супердискретизации без частотной фильтрации, а сплошные линии – режиму супердискретизации с фильтрацией.

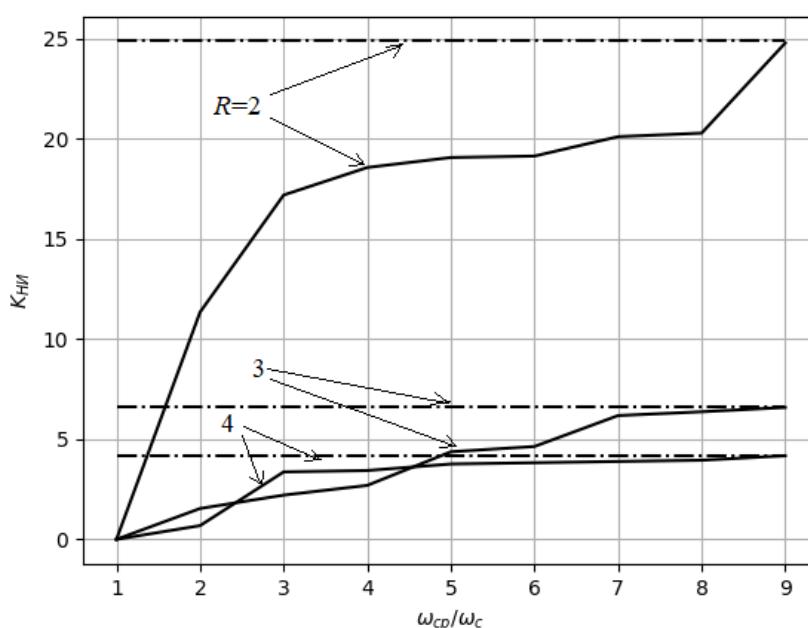


Рисунок 1.

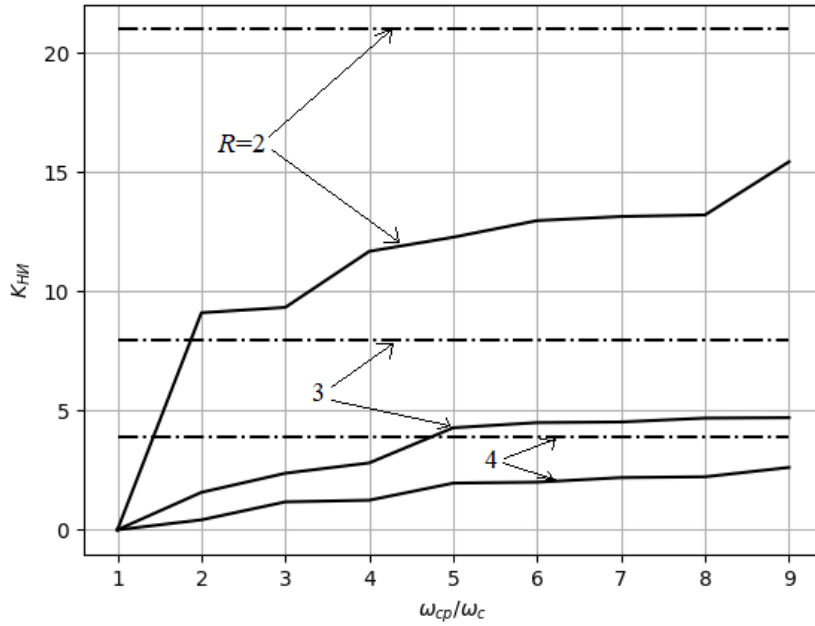


Рисунок 2.

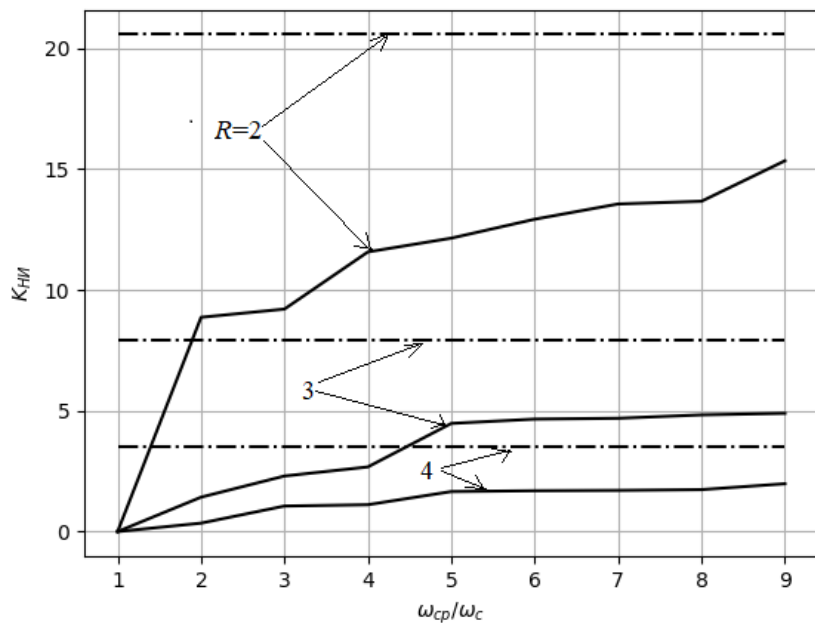


Рисунок 3.

Таким образом, использование супердискретизации и нелинейной фильтрации позволяет снизить искажения малобитных сигналов.

Результаты работы могут использоваться при проектировании систем передачи сообщений с цифровой обработкой сигналов.

Литература

1. Venkataraman H., Muntean G.-M. Cognitive radio and its application for next generation cellular and wireless networks. Springer Publishing. 2012. 410 p. DOI: 10.1007/978-94-007-1827-2

2. Bard J., Kovarik Jr V. J. Software defined radio: the software communications architecture. – John Wiley & Sons, 2007. DOI: 10.1002/9780470865200
3. Borges D. et al. Massive MIMO techniques for 5G and beyond—opportunities and challenges // *Electronics*. – 2021. – Т. 10. – №. 14. – С. 1667. DOI:10.3390/electronics10141667
4. Бакунин М.Г., Варукина Р.А., Крейнделин В.Б. Технология МИМО. Принципы и алгоритмы – М.: Горячая линия–Телеком, 2014. – 244 с.
5. Rivet F. et al. The experimental demonstration of a SASP-based full software radio receiver // *IEEE Journal of Solid-State Circuits*. – 2010. – Т. 45. – №. 5. – С. 979-988. DOI:10.1109/rfic.2009.5135482
6. Voccardi F. et al. Five disruptive technology directions for 5G // *IEEE Communications Magazine*. – 2014. – Vol. 52. – №. 2. – P. 74-80. DOI: 10.1109/mcom.2014.6736746
7. Rodenbeck C. T. et al. When Less Is More ... Few Bit ADCs in RF Systems // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 12035-12046. DOI: 10.1109/access.2018.2890701
8. Брюханов Ю. А., Лукашевич Ю. А. Нелинейные искажения гармонических сигналов при квантовании // *Радиотехника*. – 2009. – №. 10. – С. 57-60. EDN: KZUQXF
9. Брюханов Ю. А., Лукашевич Ю. А. Влияние избыточной дискретизации на нелинейные искажения при аналого-цифровом преобразовании сигналов // *Радиотехника*. – 2014. – №. 12. – С. 30-33. EDN: UBGTYJ

THE REDUCTION OF NONLINEAR DISTORTIONS IN LOW BIT-RESOLUTION DIGITAL HARMONIC SIGNALS

prof. Bryukhanov Yu. A., assoc. Gvozdarev A. S., eng. Lukashevich Yu. A.

P.G. Demidov Yaroslavl State University

Using a nonlinear mathematical model, the study investigates the reduction of nonlinear distortions in low-bit digital harmonic signals through the application of superdiscretization techniques and frequency filtering. The distortions caused by the nonlinear system can be expressed in terms of the nonlinear distortion coefficient (NDC) of the input harmonic signal. This is defined as the ratio of the root mean square (RMS) level of all harmonic components other than the fundamental frequency component to the RMS level of the fundamental component. The study presents tabular and graphical representations of the NDC for various ratios of the filter cut-off frequency to the resulting signal fundamental harmonic. The effect of the cut-off frequency of a filter on the resulting signal's NDC is demonstrated.

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНО–ЭФФЕКТИВНОЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ ОЦЕНКИ СПЕКТРАЛЬНОЙ ПЛОТНОСТИ МОЩНОСТИ ПЕРИОДОГРАММНЫМ И КОРРЕЛОГРАММНЫМ МЕТОДАМИ

проф. Якимов В.Н., асп. Машков А.В.

Самарский государственный технический университет

В статье представлен сравнительный анализ разработанного на основе бинарно-знакового аналого-стохастического квантования эффективного в вычислительном отношении математического обеспечения для оценки спектральной плотности мощности (СПМ) периодограммным и коррелограммным методами. Вычислительная эффективность данного математического обеспечения объясняется тем, что применение бинарно-знакового аналого-стохастического квантования для преобразования непрерывного сигнала в цифровую форму позволило ещё на математическом уровне осуществить аналитическое вычисление операторов интегрирования при переходе от аналоговых к цифровым процедурам. Это существенно уменьшило необходимость выполнения операций цифрового умножения. Приведены расчёты числа операций умножения и сложения при вычислении оценки СПМ в цифровом виде для случаев равномерной дискретизации и бинарно-знакового аналого-стохастического квантования сигналов.

Спектральная плотность мощности (СПМ) является одной из основных характеристик многокомпонентных сигналов. Она даёт представление о средней мощности, приходящейся на единичный частотный интервал. Одними из основных методов оценивания СПМ являются периодограммный и коррелограммный методы, в основе которых лежит преобразование Фурье. В настоящее время преимущественно используется цифровой подход к реализации этих методов, согласно которому в результате равномерной дискретизации осуществляется переход от операций интегрирования к операциям вычисления интегральных сумм. В результате такого перехода приходится выполнять большое количество операций цифрового умножения, что приводит к высокой мультипликативной сложности алгоритмов вычисления СПМ.

При выполнении условий стационарности и эргодичности сигнала $X(t)$ обрабатывается его центрированная реализация $\overset{\circ}{x}(t)$. При этом на интервале времени анализа T формируется последовательность отсчетов $\overset{\circ}{x}(n\Delta t)$, где Δt – интервал дискретизации, $n \in [0; N - 1]$ и $N = T / \Delta t$. Вычисление оценки СПМ осуществляется с разрешением по частоте $\Delta f = 1/T$ [1,2].

Ввиду того, что время анализа T ограничено, наблюдается эффект «утечки» энергии в боковые лепестки оценки СПМ. Для его снижения разработаны с применением временных оконных функций модифицированные периодограммный и коррелограммный методы [3].

Модифицированная периодограммная оценка СПМ в цифровом виде вычисляется:

$$\hat{S}_{wXX}(f_k, N) = \frac{\Delta t}{NU} |X_w(f_k, N)|^2, \quad X_w(f_k, N) = \sum_{n=0}^{N-1} w(n\Delta t) \overset{\circ}{x}(n\Delta t) \exp(-j2\pi f_k n), \quad (1)$$

где $w(n\Delta t)$ – дискретная оконная функция, U – мощность оконной функции.

С целью уменьшения дисперсии периодограммной оценки СПМ исходная последовательность делится на M сегментов по P отсчётов в каждом, по которым согласно (1) вычисляются оценки СПМ с последующим их усреднением.

Коррелограммная оценка СПМ в цифровом виде вычисляется:

$$\hat{S}_{XX}(f_k) = 2\Delta t \sum_{v=0}^{L-1} h(v\Delta t) \hat{R}_{XX}(v\Delta t) \cos 2\pi f_k v, \quad \hat{R}_{XX}(v\Delta t) = \frac{1}{N-v} \sum_{n=0}^{N-v-1} \overset{\circ}{x}(n\Delta t) \overset{\circ}{x}((n+v)\Delta t), \quad (2)$$

где $h(v\Delta t)$ – функция корреляционного окна в дискретном виде, $\hat{R}_{XX}(v\Delta t)$ – оценка корреляционной функции (КФ) и $0 \leq v \leq L$.

Для алгоритмов вычисления модифицированных периодограммных оценок СПМ характерным является выполнение двух основных процедур:

1) процедура взвешивания отсчетов $\overset{\circ}{x}(n\Delta t)$ с отсчетами оконной функции $w(n\Delta t)$, что требует выполнения $N_{wMult} = N$ операций умножения;

2) процедура вычисления $|X_w(f_k, N)|^2$, что приводит к необходимости осуществления косинус- и синус-преобразований Фурье в дискретном виде, которые требуют выполнения

соответственно $N_{\text{CosMult}} = (N+1)$ и $N_{\text{SinMult}} = (N+1)$ операций умножения и $N_{\text{CosSum}} = (N-1)$ и $N_{\text{SinSum}} = (N-1)$ операций суммирования.

В результате, вычисление K периодограммных оценок СПМ требует выполнения:

- 1) $N_{\Sigma\text{Mult}} = N_{\text{WMult}} + KN_{\text{CosMult}} + KN_{\text{SinMult}} = N + 2K(N+1)$ операций умножения;
- 2) $N_{\Sigma\text{Sum}} = (N_{\text{CosSum}} + N_{\text{SinSum}} + 1)K = (2N-1)K$ операций суммирования.

При вычислении усредненных модифицированных периодограмм выше перечисленные две процедуры повторяются для каждого сегмента отсчетов. При обработке M сегментов, когда $N = P$, вычисление K оценок СПМ требует выполнения $N_{\Sigma\text{Mult}} = (P + 2K(P+1))M$ операций умножения и $N_{\Sigma\text{Sum}} = (2P-1)KM$ операций суммирования.

Вычисление коррелограммной оценки СПМ предварительно требует вычисления оценки КФ $\hat{R}_{XX}(\nu\Delta t)$. Это приводит к необходимости выполнения $N_{\text{RMult}} = \sum_{\nu=0}^{L-1} (N-\nu)$ операций умножений и $N_{\text{RSum}} = \sum_{\nu=0}^{L-1} (N-\nu-1)$ операций суммирования.

В ходе вычисления непосредственно коррелограммной оценки СПМ осуществляется выполнение двух процедур:

- 1) процедура взвешивания $\hat{R}_{XX}(\nu\Delta t)$ с отсчетами корреляционного окна $h(\nu\Delta t)$, которая требует выполнения $N_{\text{hMult}} = L$ операций умножения;
- 2) дискретное косинус-преобразование Фурье, которое приводит к необходимости выполнения $N_{\text{CosMult}} = L$ операций умножения и $N_{\text{CosSum}} = (L-1)$ операций суммирования.

В результате, вычисление K коррелограммных оценок СПМ требует выполнения:

- 1) $N_{\Sigma\text{Mult}} = N_{\text{hMult}} + N_{\text{CosMult}}K = L + LK = L(1+K)$ операций умножений;
- 2) $N_{\Sigma\text{Sum}} = N_{\text{CosSum}}K = (L-1)K$ операций суммирования.

Как видно, для периодограммного и коррелограммного методов при преобразовании сигнала $X(t)$ в цифровую форму, одними из основных операций выше перечисленных процедур являются операции цифрового умножения. Эти операции являются определяющим фактором при оценке вычислительной сложности и времени выполнения алгоритма [4].

Таким образом, снижение выполнения числа операций цифрового умножения позволит повысить вычислительную эффективность оценивания СПМ. Исходя из этого, в [5-7] предложено использовать в качестве первичного преобразования анализируемого сигнала в цифровую форму бинарно-знаковое аналого-стохастическое квантование (БЗАСК). В результате такого квантования будем иметь:

$$z(t) = +1, \text{ если } X(t) \geq \xi(t); \quad z(t) = -1, \text{ если } X(t) < \xi(t), \quad (3)$$

где $\xi(t)$ – вспомогательный равномерно распределенный сигнал.

Сигнал $\xi(t)$ выполняет функцию стохастического порога квантования. Он изменяется в пределах от $-\xi_{\text{max}}$ до $+\xi_{\text{max}}$, где $\xi_{\text{max}} \geq |X_{\text{max}}|$.

Основным свойством БЗАСК является то, что его применение позволяет аналитически вычислять операции интегрирования при переходе от непрерывной формы к дискретному представлению сигнала во времени. Ввиду того, что вычисление оценок СПМ требует выполнения преобразования Фурье, то данное свойство позволяет исключить необходимость операций умножений при переходе к цифровым вычислительным процедурам [8].

Модифицированная периодограммная оценка на основе БЗАСК осуществляется следующим образом:

$$\hat{S}_{\text{WXX}}(f, T) = \frac{\xi_{\text{max}}^2}{TU} (A_{\text{Cos}}^2(f, T) + B_{\text{Sin}}^2(f, T)), \quad (4)$$

$$A_{\text{Cos}}(f, T) = \int_0^T z(t)w(t) \cos 2\pi f t dt, \quad B_{\text{Sin}}(f, T) = \int_0^T z(t)w(t) \sin 2\pi f t dt. \quad (5)$$

Смена значений $z(t)$ происходят в моменты времени t_i^Z , где $i = 1, 2, 3, \dots, (I - 1)$, $t_0^Z = 0$ и $t_I^Z = T$. С учётом этого интегралы в (5) вычисляются аналитически [9,10]:

$$A_{\text{Cos}}(f, T) = (-1)^I W_{\text{cos}}(T, f) - W_{\text{cos}}(0, f) - 2 \sum_{i=1}^{I-1} (-1)^i W_{\text{cos}}(t_i, f) \quad (6)$$

$$B_{\text{Sin}}(f, T) = (-1)^I W_{\text{sin}}(T, f) - W_{\text{sin}}(0, f) - 2 \sum_{i=1}^{I-1} (-1)^i W_{\text{sin}}(t_i, f) \quad (7)$$

где $W_{\text{cos}}(t, f) = \int w(t) \cos 2\pi ft$ и $W_{\text{sin}}(t, f) = \int w(t) \sin 2\pi ft dt$ – результаты косинус- и синус-преобразований Фурье оконной функции $w(t)$, $t_i \in [0; T]$ – моменты времени последовательной смены значений $z(t)$ на интервале времени анализа сигнала.

Соотношения (4), (6) и (7) позволяют вычислять оценки СПМ методом усредненных модифицированных периодограмм. Как следует из (6) и (7), вычислительной особенностью практической реализации этих соотношений является то, что основу их выполнения составляют логические операции и простые арифметических операций суммирования с соответствующим знаком дискретных значений функций $W_{\text{cos}}(t_i, f)$ и $W_{\text{sin}}(t_i, f)$. Вычисление этих сумм требует соответственно выполнять по $(I - 1)$ операций суммирования. С учётом этого и возведения в квадрат (6) и (7), оценка СПМ, ориентировочно связана с выполнением $(2(I - 1) + 1)$ операций суммирования и двух операций умножения. При вычислении усредненной оценки СПМ выполнятся $N_{\text{Sum}} = (2(I - 1) + 1)M$ операций суммирования и $N_{\text{Mult}} = 2M$ операций умножения. Это приводит к тому, что при вычислении K таких оценок СПМ на дискретных частотах f_k необходимо осуществлять $N_{\Sigma\text{Sum}} = (2(I - 1) + 1)KM$ операций суммирования и $N_{\Sigma\text{Mult}} = 2KM$ операций умножения. В таблице 1 для сравнения приведено число операций вычисления периодограммных оценок СПМ при равномерной дискретизации и БЗАСК.

Таблица 1. Число операций при вычислении оценки СПМ периодограммным методом

Метод	Дискретная форма представления сигнала	Операция взвешивания	Число операций умножения		Число операций сложения	
			Одна оценка СПМ	K оценок СПМ	Одна оценка СПМ	K оценок СПМ
Модифицированная периодограммная оценка СПМ	Равномерная дискретизация	N	$2(N + 1)$	$2K(N + 1)$	$2(N - 1)$	$(2P - 1)M$
	БЗАСК	–	2	$2K$	$(I - 1)$	$(2(I - 1) + 1)$
Усредненная Модифицированная периодограммная оценка СПМ	Равномерная дискретизация	PM	$2(P + 1)M$	$2K(P + 1)M$	$(2P - 1)M$	$(2P - 1)KM$
	БЗАСК	–	$2M$	$2KM$	$(2(I - 1) + 1)M$	$(2(I - 1) + 1)KM$

При вычислении коррелограммной оценки СПМ обработке подвергаются два независимо сформированных результата БЗАСК $z_1(t)$ и $z_2(t)$, которые формируются соответственно на интервалах времени $0 \leq t \leq T$ и $0 \leq t \leq 2T$. При этом коррелограммная оценка СПМ осуществляется следующим образом [11-13]:

$$\hat{S}_{XX}(f) = \frac{2\xi_{\text{max}}^2}{T} \int_0^T \left[\int_0^T z_1(t) z_2(t + \tau) dt \right] h(\tau) \cos 2\pi f t d\tau. \quad (8)$$

Смена значений $z_1(t)$ и $z_2(t)$ происходят соответственно в моменты времени $t_i^{Z_1}$ и $t_j^{Z_2}$, где $i = 1, 2, 3, \dots, (I - 1)$, $j = 1, 2, 3, \dots, (J - 1)$, $t_0^{Z_1} = t_0^{Z_2} = 0$, $t_I^{Z_1} = T$ и $t_J^{Z_2} = 2T$. С учётом этого интегралы в (8) вычисляются аналитически, и оценка СПМ будет равна:

$$\hat{S}_{XX}(f) = V(f) + D \sum_{i=0}^I (-1)^i \lambda_i Q(t_i^{Z_1}, f), \quad (9)$$

$$V(f) = 2H_{\cos}(T, f) \hat{R}_{XX}(T) - 2H_{\cos}(0, f) \hat{R}_{XX}(0), \quad (10)$$

$$Q(t_i^{Z_1}, f) = z_2(t_i^{Z_1}) \sum_{j=0}^{r(i)+1} (-1)^{j+1} \gamma_j G(t_{j+m(i), i}, f), \quad (11)$$

$$t_{j+m(i), i} = t_{j+m(i)}^{Z_2} - t_i^{Z_1}, \quad t_{m(i)}^{Z_2} = t_i^{Z_1}, \quad t_{m(i)+r(i)+1}^{Z_2} = t_i^{Z_1} + T \quad (12)$$

$$\gamma_j = 1, \text{ если } j = 0 \text{ и } j = r(i) + 1 \text{ и } \gamma_j = 2, \text{ если } j = 1, 2, 3, \dots, r(i).$$

где $H_{\cos}(t, f) = \int h(t) \cos 2\pi f t dt$, $G(\tau, f) = \int H_{\cos}(\tau, f) dt$ и $r(i)$ – число отсчётов сигнала $z_2(t)$ на интервале времени от $t_i^{Z_1}$ до $t_i^{Z_1} + T$.

Из (11) следует, что число операций в зависимости от индекса i равно $(r(i) + 2)$. Принимая во внимание, что $i \in [0; I]$ при вычислении оценки СПМ (9) выполняется $I + \sum_{i=0}^I (r(i) + 2)$ операций суммирования, а операции умножения отсутствуют. Всего в процессе вычисления K оценок СПМ следует выполнить $(I + \sum_{i=0}^I (r(i) + 2))K$ операций суммирования. При этом не требуется предварительно вычислять последовательность оценок КФ. Все это снижает трудоемкость вычисления оценок СПМ коррелограммным методом с применением оконных функций.

В таблице 2 для сравнения приведено число операций вычисления коррелограммных оценок СПМ при равномерной дискретизации и БЗАСК.

Таблица 2. Число операций при вычислении оценки СПМ коррелограммным методом

Дискретная форма представления сигнала	Вычисление оценок КФ	Операция взвешивания	Число операций умножения		Число операций сложения	
			Одна оценка СПМ	K оценок СПМ	Одна оценка СПМ	K Оценок СПМ
Равномерная во времени дискретизация	Операции умножения: $\sum_{v=0}^{L-1} (N - v)$; Операции суммирования: $\sum_{v=0}^{L-1} (N - v - 1)$	L	L	$L(1 + K)$	$(L - 1)$	$(L - 1)K$
БЗАСК	–	–	–	–	$I + \sum_{i=0}^I (r(i) + 2)$	$K(I + \sum_{i=0}^I (r(i) + 2))$

Из таблиц 1 и 2 следует, что разработанное на основе БЗАСК математическое обеспечение для цифрового оценивания СПМ в отличие от классических периодограммного и коррелограммного цифровых методов не требует выполнения большого числа многоразрядных операций цифрового умножения. Это достигается за счёт аналитического вычисления операторов интегрирования при переходе к дискретным процедурам обработки непрерывного сигнала. Также существенным результатом является отсутствие необходимости выполнять операции взвешивания отсчетов анализируемого сигнала в случае периодограммного метода и отсчетов оценки КФ в случае коррелограммного метода с отсчётами оконных функций. При этом в случае коррелограммного метода не требуется предварительно вычислять оценки КФ. Все это обеспечивает снижение мультипликативной сложности вычислительных алгоритмов и упрощение вычислительных процедур оценивания СПМ в цифровом виде.

Литература

1. Marple, Jr., S. Lawrence. Digital Spectral Analysis with Applications: Second Edition. – Dover Publications Inc., 2019. – 432 p.
2. Alan V. Oppenheim, Ronald W. Schaffer. Discrete-Time Signal Processing: 3rd Edition. – Publisher: Prentice Hall, 2009. – 1108 p.
3. Дворкович В.П., Дворкович А.В. Оконные функции для гармонического анализа сигналов: Издание 2-е, перераб. и доп. – М.: Техносфера, 2016. – 208 с.
4. Richard E. Blahut. Fast Algorithms for Signal Processing: 1st Edition. – Cambridge University Press, 2010. 466 p.
5. Bilinskis I. Digital Alias-free Signal Processing. – John Wiley & Sons Ltd, 2007. – 454 p.
6. Мирский, Г.Я. Характеристики стохастической взаимосвязи и их измерения. – М.: Энергоиздат, 1982, – 320 с.
7. Maх, J. Methodes et techniques de traitement du signal et applications aux mesures physiques. Tome 1: Principes generaux et methodes classiques. – Paris: Masson, 1996. –354 p.
8. Якимов В.Н. Математическое представление потоков дискретного знакового преобразования непрерывных сигналов // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки, 2000, № 8. – С. 190-192.
9. Якимов В.Н., Машков А.В. Алгоритм вычисления оценки спектральной плотности мощности на основе обработки знаковых сигналов с использованием временных весовых функций // Цифровая обработка сигналов, 2016, № 4. – С. 3-8.
10. Якимов В.Н., Машков А.В., Горбачёв О.В. Цифровой гармонический анализ на основе метода усреднения Фурье-преобразования псевдоансамбля сегментов знакового сигнала // Цифровая обработка сигналов, 2016, № 2. – С. 31-34.
11. Yakimov V.N., Mashkov A.V. Digital Estimation of Correlation Function Moments Using Analog-Stochastic Sign Quantization of a Random Process // Measurement Techniques. – 2016. – № 1 (59). – Pp. 12-15.
12. Якимов В.Н., Машков А.В., Желонкин А.В. Специализированное программное обеспечение измерительной системы для оперативного оценивания спектрального состава многокомпонентных процессов // Программные продукты и системы. – 2019. – Том 32, № 1. – с. 159-166.
13. Якимов В.Н., Машков А.В. Оценивание спектральной плотности мощности на основе коррелограммного метода с использованием бинарного знакового аналого-стохастического квантования случайного процесса // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2017. № 10. С. 60-66.

COMPUTATIONALLY EFFICIENT MATHEMATICAL SOFTWARE FOR ESTIMATION OF THE POWER SPECTRAL DENSITY BY PERIODOGRAM AND CORRELOGRAM METHODS

Professor Yakimov V.N., lecturer Mashkov A.V.

Samara State Technical University

The paper presents a comparative analysis of computationally efficient mathematical software for estimation of power spectral density (PSD) by periodogram and correlogram methods developed on the basis of binary-valued analog-stochastic quantization. The computational efficiency of this mathematical software is explained by the fact that the use of binary-valued analog-stochastic quantization for conversion of a continuous signal into digital form allowed to perform analytical calculation of integration operators at the transition from analog to digital procedures at the mathematical level. This significantly reduced the need to perform digital multiplication operations. Calculations of the number of multiplication and addition operations to be performed when computing the SPM estimation in digital form for the cases of uniform sampling and binary-valued analog-stochastic quantization of signals are given.

ПОДСТАНОВКА ХЕЛСТРОМА К В МЕТОДЕ МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ

Студ. Загайнова О. П., проф. Пахотин В. А., доц. Алещенко А.Н.

Балтийский федеральный университет им. И. Канта

Рассмотрен фактор неоднозначности в методе максимального правдоподобия. Он связан с наличием локальных максимумов в разрезе функции правдоподобия по времени приема сигнала и существенно затрудняет решение статистических задач радиотехники. Для исключения фактора неоднозначности предлагается преобразовать функцию правдоподобия с помощью подстановки Хелстрема К. В этом случае, обеспечивается полнота области решений и исключаются локальные максимумы функции правдоподобия. Оптимальность решения статистических задач радиотехники при этом сохраняется. Приведены результаты модельных расчетов, иллюстрирующие поверхность функции правдоподобия без подстановки Хелстрема К и поверхность преобразованной функции правдоподобия с подстановкой Хелстрема.

Введение. Оптимальная обработка совокупности сигналов, содержащихся в принятой реализации, является одной из основных задач, решаемых в современных комплексах аппаратуры военного и гражданского назначения. От степени ее решения зависят возможности функционирования и технические параметры современных, существующих, и разрабатываемых комплексов аппаратуры. Основы теории оптимального приема изложены в ряде работ [1÷9]. Эта теория решает ряд основных статистических задач радиотехники, в большей или меньшей степени, представленных в современных комплексах аппаратуры.

Основной целью оптимальной обработки сигналов методом максимального правдоподобия является минимизация функции риска (максимизации функции правдоподобия). В точке максимума функции правдоподобия оценивается неизвестный вектор параметров сигналов λ , при этом функция риска оказывается минимальной. Функция правдоподобия представляет собой поверхность в многомерном пространстве неизвестных параметров сигналов. При наличии на ее поверхности локальных максимумов появляется вероятность оценки параметров сигналов в точке одного из локальных максимумов вместо глобального максимума. Эта вероятность увеличивается при уменьшении отношения сигнал/шум. Возникает вопрос о неоднозначности решения задачи оценки вектора параметров сигналов. Требуется обеспечение **полноты области оценок параметров**, в которой находится решений. На практике полнота указанной области не всегда очевидна. Анализ поверхности функции правдоподобия показал, что в ее разрезах по неизвестным временам приема сигналов имеется большое количество локальных максимумов с периодичностью, определяемой выражением $\Delta t_0 = n2\pi/\omega$. Для исключения фактора неоднозначности при решении статистических задач в радиотехнике предлагается подстановка Хелстрема [3]. Она связана с дифференцированием функции правдоподобия по неизвестным параметрам и приравниванию дифференциалов нулю. В этом случае можно получить систему уравнений правдоподобия и решить ее относительно комплексных амплитуд. Полученные в результате этого функциональные зависимости подставляются в функцию правдоподобия вместо неизвестных амплитуд сигналов. В результате локальные максимумы практически исчезают полностью.

Таким образом, целью настоящей работы является разработка технологии решения статистических задач радиотехники в области высокого разрешения сигналов с подстановкой Хелстрема К, обеспечивающей полноту области решений.

Основы теории.

В случае, когда в реализации содержится один сигнал и аддитивный шум, принятую реализацию можно записать в следующем виде.

$$y(t) = U_0 \exp(i\omega t - t_0) + U_{ш}(t) \quad (1)$$

U_0 – комплексная амплитуда сигнала.

ω – круговая частота.

t_0 – время приема сигнала.

$t_0 > t \geq t_0 + T$.

T – длительность сигнала.

На основании (1) запишем функцию правдоподобия в виде [1]

$$L(U_0, \omega, t_0) = \text{const} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2\tau_k} \int_{t_0}^{t_0+T} y^2(t) dt - U_0 \exp(i\omega(t-t_0))^2 \right] \quad (2)$$

σ^2 – дисперсия шума в реализации.

τ_k - интервал корреляции шума в реализации.

Штрихами отмечены неизвестные параметры функции правдоподобия.

Функция правдоподобия (2) периодична с периодом, который определяется изменением времени приема на Δt_0 и связан с соотношением

$$\omega \Delta t_0 = n2\pi \quad (3)$$

Остальные параметры сигнала не имеют периодичности. Покажем разрезы поверхности функции правдоподобия по амплитуде, фазе и частоте (Рисунок 1).

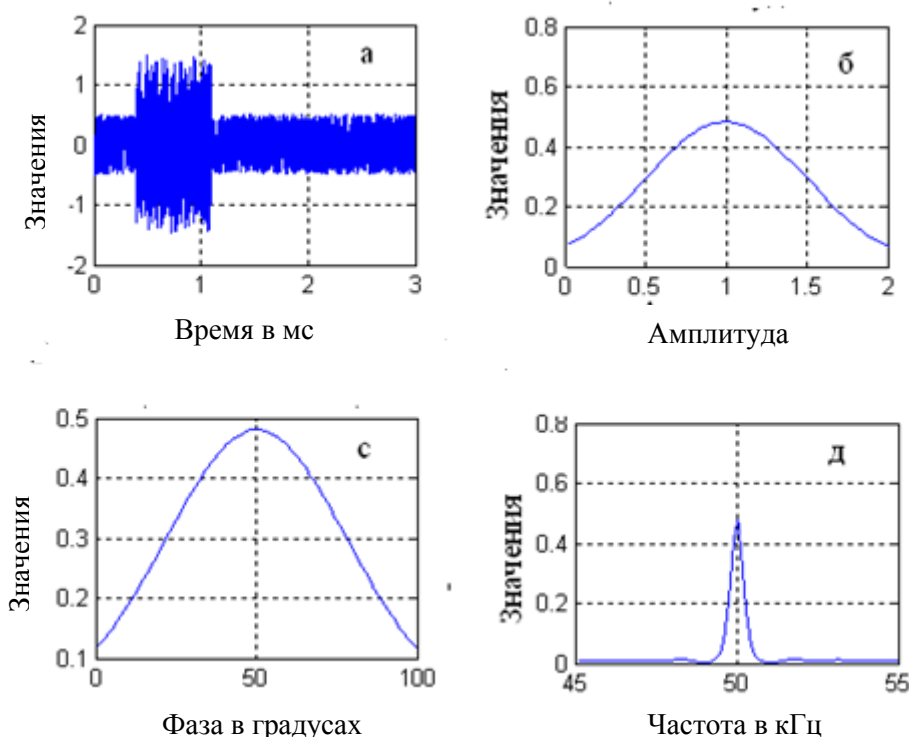


Рисунок 1. Принятая реализация (а). Разрезы поверхности функции правдоподобия по амплитуде (б), начальной фазе (с) и частоте (д). На рисунках (б), (с), (д) по вертикали отложены значения функции правдоподобия.

Максимумы функции правдоподобия в разрезах определяют оценки амплитуды ($U_0 = 1$), начальной фазы ($\varphi_0 = 50$ град) и частоты ($f = 50$ кГц). Значение максимумов одно и то же - 0.48. Оно определяется дисперсией шума в реализации и характеризует минимум функции риска. Следовательно, максимум функции правдоподобия является критерием отбора оценок параметров сигналов таких как, амплитуда начальная фаза, частота. Подтвердим периодичность функции правдоподобия по времени приема Δt_0 модельными расчетами. Представим разрез функции правдоподобия по времени приема t_0 . Остальные параметры функции правдоподобия будем считать известными (рисунок 2). Характерной особенностью рисунка является **большое количество локальных максимумов**. Положение глобального максимума определяет оценку времени приема 0.4 мс. Периодичность изменений значений функции правдоподобия определяется выражением (3). Возникает вопрос о неоднозначности решения задачи оценки времени приема. Если не обеспечена **полнота области** оценок параметров сигналов, тогда можно получить ложное решение, связанное с одним из локальных максимумов.

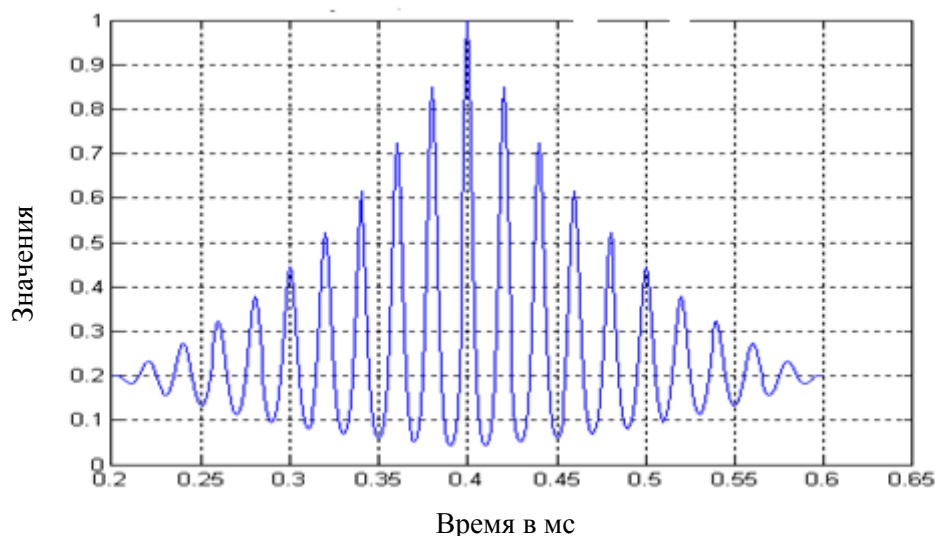


Рисунок 2. Разрез функции правдоподобия по времени приема t_0 при известных остальных параметрах сигнала.

Для исключения ложных максимумов на поверхности функции правдоподобия предлагается подстановка Хелстрема К.[3]. В связи с наличием глобального максимума, функцию правдоподобия можно продифференцировать по амплитуде и дифференциал приравнять нулю. В результате получим уравнение правдоподобия. Его решение следующее

$$\frac{d(L t_0)}{dt_0} = 0 \rightarrow U_0 t_0 = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} y(t) \exp(-i\omega(t - t_0)) dt \quad (4)$$

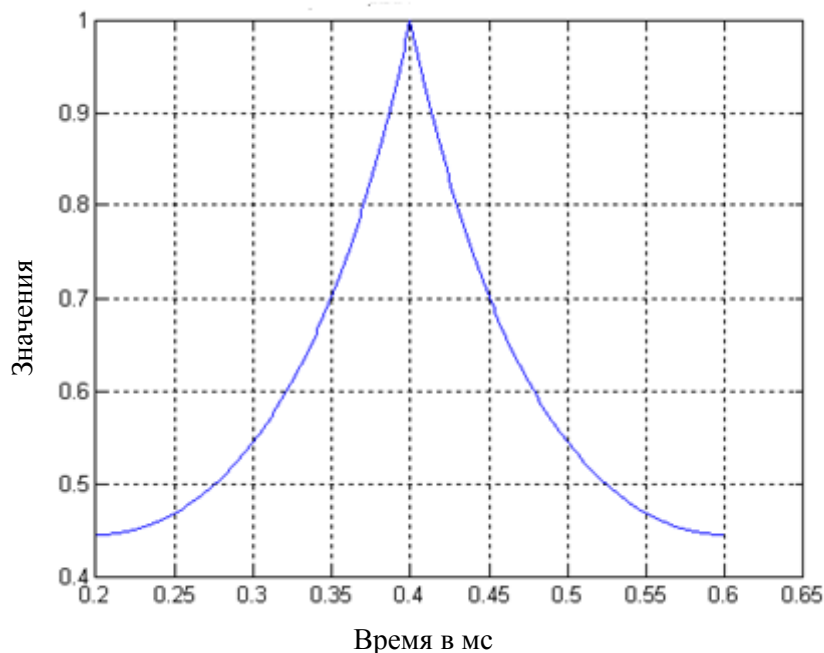


Рисунок 3. Разрез функции правдоподобия с подстановкой Хелстрема для одного сигнала в реализации. Время приема сигнала 0.4 мс.

Решение уравнения правдоподобия является одномерной поверхностью, зависящей от оценки времени приема t_0 . Оно также характеризуется периодичностью. При подстановке (4) в функцию правдоподобия (2) (подстановка Хелстрема К) периодичность исчезает (рисунок 3). Хелстром К [3] в своей работе лишь высказал предположение о возможности подстановки амплитуд в функцию правдоподобия, определенных из уравнений правдоподобия. Проведенный анализ показал, что подстановка Хелстрема К существенно меняет возможность решения статистических задач на основе функции правдоподобия. Без этой подстановки практически невозможно решать задачи методом максимального правдоподобия при неизвестных временах приема. В связи с важностью данного утверждения представим функцию правдоподобия для двух сигналов с неизвестными временами приема с подстановкой Хелстрема и без подстановки. Функция правдоподобия в этом случае зависит от двух времен приема t_1 и t_2 . Остальные параметры, в том числе и амплитуды, будем считать известными.

$$\Delta t_1, t_2 = \text{const} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2\tau_k} \int_{t_1}^{t_1+T} y(t) \exp(i\omega t - t_1) - U_2 \exp(i\omega(t - t_2))^2 dt \right] \quad (5)$$

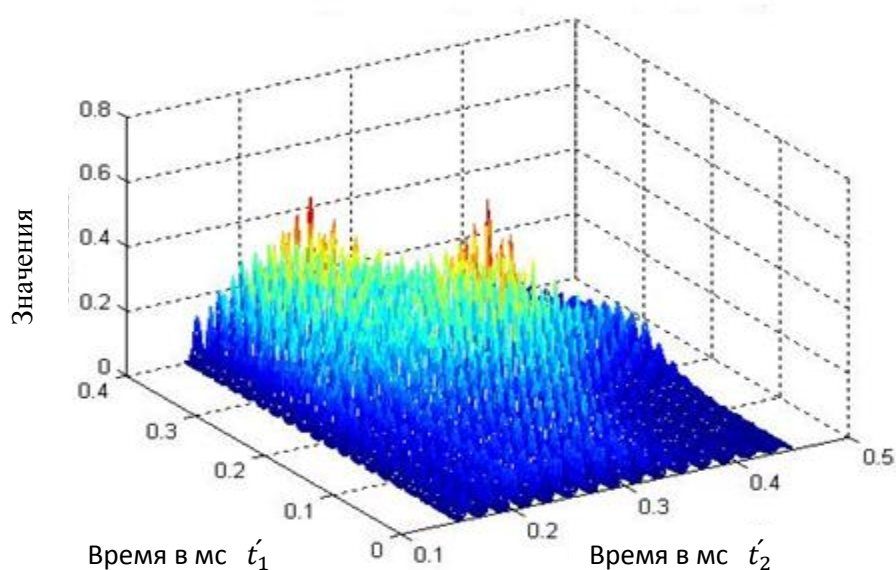


Рисунок 4. Поверхность функции правдоподобия при наличии в реализации двух сигналов. Разрез по координатам t_1 и t_2 . По вертикали отложены значения функции правдоподобия. Масштабирующий множитель исключен. Он не влияет на результат анализа.

На рисунке 4 показан разрез функции правдоподобия (5) по координатам - оценкам времени приема t_1 и t_2 . Остальные параметры известны. В результате создается двумерная поверхность, с двумя глобальными максимумами. Один из них основной, а второй зеркальный. Зеркальный максимум может быть исключен алгоритмически из рассмотрения. Основной глобальный максимум определяет оценки времени приема. Модельные значения времени приема сигналов равны $t_1 = 0.2$ мс и $t_2 = 0.3$ мс. Рисунок иллюстрирует большое количество локальных максимумов на поверхности функции правдоподобия. Найти основной глобальный максимум среди локальных максимумов представляет собой сложную алгоритмическую задачу. Однако более важным является то, что данная модель не соответствует участку реализации, где нет сигнала. В этом случае амплитуда сигналов должна быть в левой части функционала, равной нулю. Амплитуда сигналов должна быть функцией времени приема.

Для получения подстановки Хелстрема про дифференцируем (5) по амплитудам U_1 и U_2 и приравняем дифференциалы нулю. Получим систему уравнений правдоподобия, решая которую можно получить решения.

$$U_1(t_1, t_2) = \frac{\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_1+T} y(t) \exp(-i\omega(t-t_1)) dt - \frac{R(t_1, t_2)}{T} \int_{t_1}^{t_1+T} y(t) \exp(-i\omega(t-t_2)) dt}{1 - R(t_1, t_2)^2}$$

$$U_2(t_1, t_2) = \frac{\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_1+T} y(t) \exp(-i\omega(t-t_2)) dt - \frac{R^*(t_1, t_2)}{T} \int_{t_1}^{t_1+T} y(t) \exp(-i\omega(t-t_1)) dt}{1 - R(t_1, t_2)^2} \quad (6)$$

$R(t_1, t_2) = \frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_1+T} \exp(i\omega(t_2 - t_1)) dt$ - коэффициент корреляции между сигналами.

Решения представляют собой функциональные зависимости и являются поверхностями в пространстве переменных t_1, t_2 . Подставляя эти выражения в (5), получим функцию правдоподобия с подстановкой Хелстрема.

$$\Delta 1(t_1, t_2) = \exp \left[- \int_{t_1}^{t_1+T} y(t) - U_1(t_1, t_2) \exp(i\omega(t-t_1)) - U_2(t_1, t_2) \exp(i\omega(t-t_2)) \right]^2 dt \quad (7)$$

В дальнейшем выражение (7) будем называть преобразованной функцией правдоподобия, а соответствующий ей функционал – преобразованным функционалом правдоподобия.

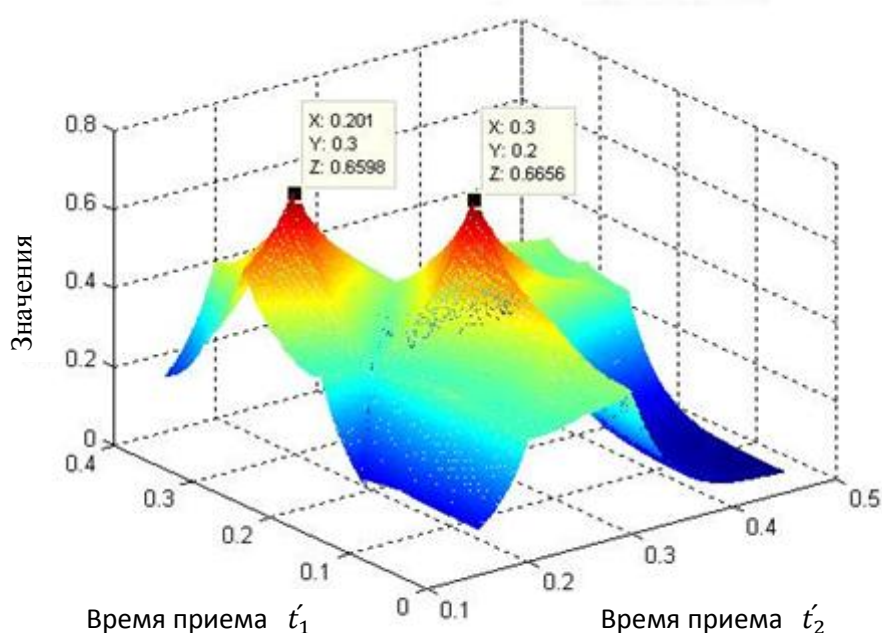


Рисунок 5. Поверхность функции правдоподобия с подстановкой Хелстрема.

На рисунке 5 показана поверхность преобразованной функции правдоподобия (выражение 7). Локальные максимумы практически исчезли. Остались лишь глобальные максимумы, основной и зеркальный. Положение основного максимума на рисунке 5 вполне соответствует модельным значениям времен приема сигналов. Таким образом, подстановка Хелстрема К исключает локальные максимумы поверхности функции правдоподобия.

Основные результаты. В настоящей работе представлен фактор неоднозначности, при решении статистических задач радиотехники методом максимального правдоподобия. Сделаны следующие выводы.

1. При неизвестном времени приема поверхность функции правдоподобия содержит большое количество локальных максимумов и практически не может быть основой решения статистических задач радиотехники.

2. При подстановке Хелстрема локальные максимумы исчезают. Поверхность функции правдоподобия, а вместе с ней поверхность функционала правдоподобия и поверхность функционала отношений правдоподобия становятся гладкими. Подстановка Хелстрема

полностью исключает влияние фактора неоднозначности на решение статистических задач в радиотехнике

2. При нахождении основного максимума функции правдоподобия, решается задача оценки времен приема сигналов и задача разрешения сигналов по этим параметрам. Подстановка оценок времен приема в решения уравнений правдоподобия позволяет получить оценки комплексных амплитуд сигналов. Это в свою очередь дает возможность решить задачу раздельного обнаружения сигналов.

Литература

1. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Советское радио, 1968.
2. Перов А.И. Статистическая теория радиотехнических систем. М.: Радиотехника, 2003. – 400 с.
3. Хелстром К. Статистическая теория обнаружения сигналов. К.; Изд-во: М.: Иностранной литературы, 1963.
4. Ван Трис .Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Том 1. Теория обнаружения, оценок и линейной модуляции. Нью –Йорк, 1968. Перевод с английского под ред. Проф. В.И. Тихонова. М., «Сов. радио» , 1972, 744 с.
5. Тихонов В. И. Оптимальный прием сигналов. М.: Радио и связь, 1983.
6. Пахотин В.А., Власова К.В., Симонов Р.В. Бессонов В.А., Либерман И.В. Оптимальный прием сигналов с высоким разрешением. 21-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение -DSPA-2019», Москва, Россия, доклады, стр.331--336.
7. Пахотин В. А., Власова К. В., Симонов Р. В., Петров С.В. Технология обработки совокупности сигналов с высоким разрешением. 23-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение -DSPA-2021», Москва, Россия, пленарный доклад, стр.30÷38.
8. Пахотин В.А., Оптимальный приемник для обнаружения совокупности сигналов с неизвестными параметрами. / Пахотин В.А., Симонов Р.В., Власова К.В., Петров С.В. // Цифровая обработка сигналов, 2020, №4, С.36-42.
9. Пахотин В.А., Власова К.В., Симонов Р.В , Петров С.В. Оптимальная обработка сигналов с высоким разрешением. Мягкие измерения и вычисления. 2019. №4 (17). С.57-71.

SUBSTITUTION OF HELSTROM K IN THE MAXIMUM LIKELIHOOD METHOD

Student. Zagainova O.P. , Prof. Pakhotin V. A., assoc. Aleshchenko A.N.

I. Kant Baltic Federal University

The ambiguity factor in the maximum likelihood method is considered. It is associated with the presence of local maxima in the context of the likelihood function in terms of signal reception time and significantly complicates the solution of statistical problems in radio engineering. To eliminate the ambiguity factor, it is proposed to transform the likelihood function using the Helstrom K substitution. In this case, the completeness of the solution domain is ensured and local maxima of the likelihood function are excluded. At the same time, the optimality of solving statistical problems of radio engineering remains. The results of model calculations illustrating the surface of the likelihood function without substitution of Helstrom K and the surface of the transformed likelihood function are presented.

МЕТОД МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ С УЧЕТОМ СИНГУЛЯРНОСТИ КОРРЕЛЯЦИОННОЙ МАТРИЦЫ

Проф. Пахотин В.А., студ. Шипов Т.К, студ. Климанова Ю.Р.

Балтийский федеральный университет им. И.Канта

Представлен анализ возможности решения статистических задач радиотехники методом максимального правдоподобия с учетом сингулярности корреляционной матрицы. В области, разрешенной критерием Рэлея, корреляционная матрица близка по структуре диагональной матрице и ее сингулярность не существенна. Однако в области неортогональности совокупности сигналов (в области запрещенной критерием Рэлея) сингулярность корреляционной матрицы требует своего учета. Вблизи области сингулярности возрастает шумовая составляющая, которая существенно ограничивает возможности решения статистических задач радиотехники. Приведены результаты модельных исследований. На основании модельных расчетов предложен метод решения задач за счет ограничения разрешающей способности.

Введение. Метод максимального правдоподобия хорошо известен [1÷9]. Он используется при решении статистических задач радиотехники в комплексах аппаратуры различного назначения. Метод обеспечивает оптимальную обработку сигналов, содержащихся в принятой реализации, как в области разрешенной критерием Рэлея, так и в области, запрещенной критерием Рэлея [6,7,8,9].

В области запрещенной критерием Рэлея, в настоящее время, выявлен новый фактор, существенно влияющий на результаты обработки сигналов. Он связан с сингулярностью корреляционной матрицы в уравнениях правдоподобия. В связи исследование возможности решения статистических задач радиотехники с учетом сингулярности корреляционной матрицы в методе максимального правдоподобия, является актуальной и востребованной задачей. Ее решение уточняет возможности метода максимального правдоподобия в области, запрещенной критерием Рэлея. Элементы корреляционной матрицы определяются такими параметрами, как оценочные частоты, оценочные времена приема совокупности сигналов, содержащихся в реализации. При приеме пространственных сигналов, такими параметрами, являются оценочные азимуты и углы места точечных или протяженных источников. При сближении оценочных параметров, выделенных пар сигналов, детерминант корреляционной матрицы стремится к нулю. В результате дисперсии оцениваемых амплитуд выделенных пар сигналов стремятся к бесконечности. Однако следует обратить внимание на то, что шумовая составляющая принятой реализации существенно увеличивается в области сингулярности корреляционной матрицы, создавая шумовые максимумы, которые в дальнейшем будем называть сингулярными максимумами. Наличие сингулярных шумовых максимумов на поверхности решений уравнений правдоподобия затрудняет решение задачи обнаружения сигналов. Сингулярные шумовые максимумы могут превышать амплитуды сигналов. Наличие сингулярных максимумов ограничивает возможности разрешения сигналов. Разрешение в этом случае имеет дополнительное ограничение. В настоящей работе предлагается ограничить область поиска решений, исключив из нее область значительных сингулярных максимумов. В этом случае задача отдельного обнаружения сигналов может быть успешно решена. Решение задачи разрешения сигналов в этом случае решается лишь в ограниченной области поиска решений.

Таким образом, целью настоящей работы является анализ влияния сингулярных шумовых максимумов на потенциальные возможности метода максимального правдоподобия при решении статистических задач радиотехники в области неортогональности сигналов

Основы теории.

Запишем принятую реализацию в виде совокупности N сигналов и нормального аддитивного шума $U_{ш}(t)$ с нулевым средним значением квадратурных компонент, дисперсией σ^2 и интервалом корреляции τ_k .

$$y(t) = \sum_{n=1}^N U_n f_n(\lambda, t) + U_{ш}(t) \quad (1)$$

где U_n – комплексная амплитуда для n – сигнала.

$f_n(\lambda, t)$ – аналитическая форма n – сигнала.

λ – вектор неэнергетических параметров совокупности сигналов.

На основании (1) запишем функцию правдоподобия.

$$L(\lambda, U_1 \div U_N) = \text{const} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2\tau_k} \int_0^T y(t) - \sum_{n=1}^N U_n f_n(\lambda, t) \right\}^2 dt \quad (2)$$

$const$ – постоянная, связанная с нормировкой функции правдоподобия. Она не влияет на обработку сигнала и в дальнейшем может быть опущена. Штрихами обозначены оцениваемые параметры сигналов. Функция правдоподобия имеет вид поверхности в пространстве оценочных параметров сигналов $\lambda, U_1 \div U_N$. Ее непосредственная максимизация оказывается сложной в связи с большим количеством локальных максимумов, которые реализуются в разрезах функции правдоподобия по координатам - времена приема. Они приводят к неоднозначности решений. В связи с этим перейдем к преобразованной функции правдоподобия, используя подстановку Хелстрема К [2]. Для этого, дифференцируя функцию правдоподобия (2) по комплексным амплитудам и приравнявая дифференциалы нулю, получим уравнения правдоподобия. Запишем их в векторном виде.

$$b(\lambda) = R(\lambda) U(\lambda) \quad (3)$$

$b_n(\lambda) = \frac{1}{T} \int_0^T y(t) f_n(\lambda, t) dt$ - составляющие вектора b .ражение

$R_{n,m}(\lambda) = \frac{1}{T} \int_0^T f_n(\lambda, t) f_m^*(\lambda, t) dt$ - элементы корреляционной матрицы ($n, m = 1 \div N$).

$U(\lambda)$ - вектор комплексных оцениваемых амплитуд сигналов.

Решая уравнения правдоподобия (3) получим функциональные соотношения, определяющие комплексные амплитуды сигналов.

$$U(\lambda) = R(\lambda)^{-1} b(\lambda) \quad (4)$$

$R(\lambda)^{-1}$ – матрица, обратная корреляционной матрице.

Каждая из функциональных зависимостей в (4) имеет вид поверхности в пространстве оцениваемых параметров λ . Подставляя эти зависимости в (2), получим преобразованный функционал правдоподобия $L1 \lambda$, поверхность которого не содержит локальных максимумов.

$$L1 \lambda = const \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2\tau_k} \int_0^T y(t) - \sum_{n=1}^N U_n \lambda f_n(\lambda, t) \right\}^2 dt \quad (5)$$

Выражение (5), а также выражение для функционала правдоподобия и выражение для функционала отношений правдоподобия [6÷9], являются основой при решении статистических задач радиотехники. Рассмотрим функциональные соотношения (4). Они содержат матрицу, обратную корреляционной матрице в уравнениях правдоподобия $R(\lambda)$, которая является сингулярной матрицей. В литературе практически отсутствует анализ влияния сингулярности корреляционной матрицы $R(\lambda)$ на возможность решения статистических задач радиотехники. Следует обратить внимание на то, что каждое из решений (4) является поверхностью в многомерном пространстве оценочных неэнергетических параметров сигналов. Условием сингулярности корреляционной матрицы является равенство оценок параметров выделенных пар сигналов. При выполнении этого условия, на поверхности решений (4) в области сингулярности корреляционной матрицы создаются шумовые сингулярные максимумы. Их уровень может существенно превышать уровень амплитуд сигналов. Следовательно, статистические задачи радиотехники решаются на фоне сингулярных шумовых максимумов.

Проведем анализ влияния шумовых сингулярных максимумов для случая двух сигналов, содержащихся в реализации и отличающихся временами приема. В этом случае решения уравнений правдоподобия имеют следующий вид.

$$U_1(t_1, t_2) = \frac{\frac{1}{T} \int_{t_1}^{T+t_2} y(t) f_1^*(t_1, t) dt - R_{t_1, t_2} \frac{1}{T} \int_{t_1}^{T+t_2} y(t) f_2^*(t_2, t) dt}{1 - R(t_1, t_2)^2}$$

$$U_2(t_1, t_2) = \frac{\frac{1}{T} \int_{t_1}^{T+t_2} y(t) f_2^*(t_1, t) dt - R^*_{t_1, t_2} \frac{1}{T} \int_{t_1}^{T+t_2} y(t) f_1^*(t_2, t) dt}{1 - R(t_1, t_2)^2} \quad (6)$$

$R_{t_1, t_2} = \frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2+T} f_2(t_2, t) f_1^*(t_1, t) dt$ – коэффициент корреляции по времени приема двух сигналов.

$T = \int_0^T f_1(t_1, t)^2 dt$ - длительность сигнала.

При наличии двух сигналов в реализации положение максимума преобразованной функции правдоподобия (5) создает два максимума, определяющих оценки времен приема сигналов. Подстановка этих значений в выражения (6) позволяют определить комплексные амплитуды сигналов. Решения несмещенные: математическое ожидание определяет истинное значение комплексных амплитуд сигналов.

$$M U_1 t_1, t_2 = U_1, \quad M U_2 t_1, t_2 = U_2$$

Однако, если сигналы в реализации отсутствуют, то преобразованная функция правдоподобия (5) определяет два решения, связанные с оценками времен приема t_1, t_2 , максимального по значению шумового максимума, расположенного вблизи от сингулярной области. Подставляя эти оценки времен приема в (6), получим оценки комплексных амплитуд шума. На рисунке 1 показана поверхность одной из функциональных зависимостей (6), иллюстрирующая наличие шумовых сингулярных максимумов. Они располагаются вдоль диагональной линии, на которой оцениваемые времена приема $t_1 = t_2$ и модуль коэффициента корреляции равен единице.

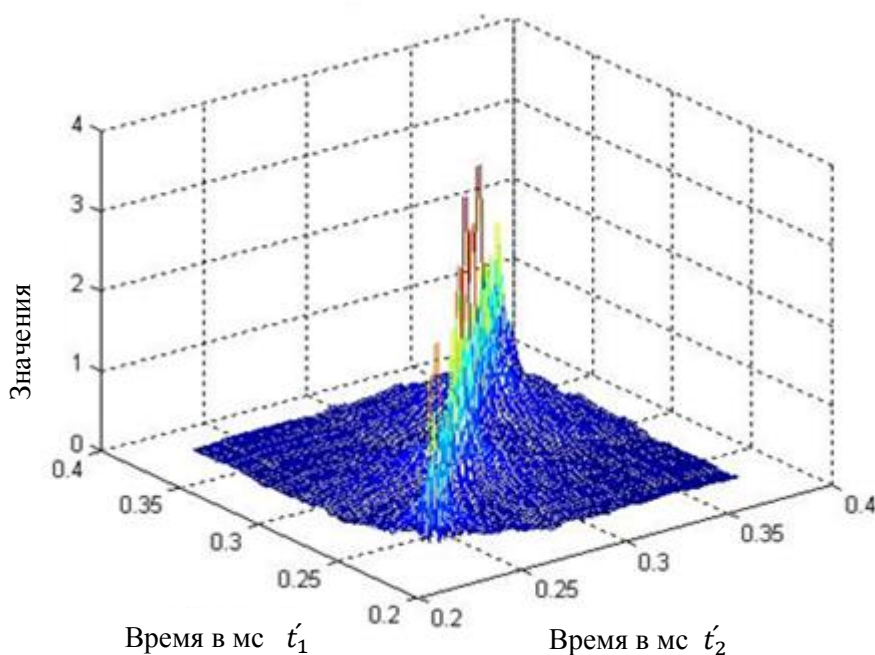


Рисунок 1. Поверхность функциональной зависимости $U_1 t_1, t_2$ в пространстве оценок времен приема при отсутствии сигналов в принятой реализации. По вертикали отложены значения функциональной зависимости.

Приведем выражение Рао –Крамера для дисперсии амплитуд в области неортогональности сигналов. Оно может быть получено на основе выражения для информационной матрицы Фишера [1].

$$J_{i,j} = -M \frac{d^2 L_{\lambda, U_1 \div U_N}}{dU_i dU_j}, \quad i, j = 1 \div N$$

Диагональные элементы матрицы, обратной информационной матрице Фишера, для случая двух сигналов в реализации определяют выражения для дисперсии оценок амплитуд Рао- Крамера.

$$D_U = \frac{\sigma^2 \tau_k}{T(1 - R(\tau)^2)} = \frac{\sigma^2}{N(1 - R(\tau)^2)} \quad (7)$$

N – количество некоррелированных отсчетов шума на интервале длительности сигнала T .

Выражение для дисперсии Рао-Крамера определяет ее зависимость от модуля коэффициента корреляции (от разности времен приема сигналов $\tau = t_2 - t_1$). Таким образом, для области неортогональности сигналов характерным является увеличение дисперсии амплитуд сигналов в зависимости от степени близости времен приема к области сингулярности корреляционной матрицы. При отсутствии сигналов в реализации алгоритм программы создает структуру поверхности функциональных зависимостей (6) показанную на рисунке 1. Сингулярные максимумы шума увеличиваются по мере приближения к диагональной линии, на которой $t_1 = t_2$. В результате, шумовая составляющая существенно возрастает по отношению к амплитудам сигналов в зависимости от дисперсии шума на выходе блока обработки. Это препятствует возможности

решения задачи обнаружения сигналов. При этом дисперсия шума определяется зависимостью (7) при своих значениях модуля коэффициента корреляции $R_{ш}(\tau)$.

$$D_{ш} = \frac{\sigma^2}{N(1 - R_{ш}(\tau)^2)} \quad (9)$$

Модуль коэффициента корреляции $R_{ш}(\tau)$ имеет близкие к единице значения, а разность времен приема τ соответственно мала. Это показано на рисунке 2.

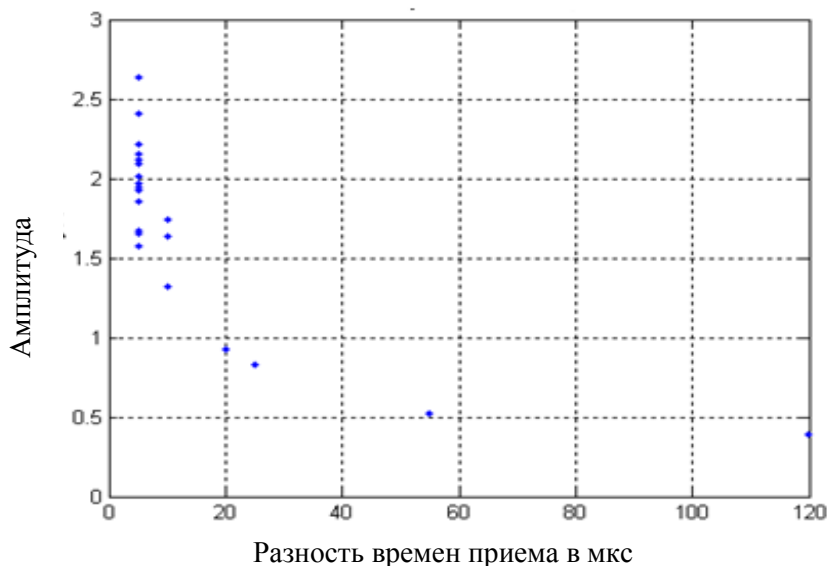


Рисунок 2. Зависимость амплитуд шумовых сингулярных максимумов от разности времен приема.

Из рисунка ясно, что шумовые сингулярные максимумы располагаются при малых значениях разности приема τ , при которых модуль коэффициента корреляции $R_{ш}(\tau)$ близок к единице.

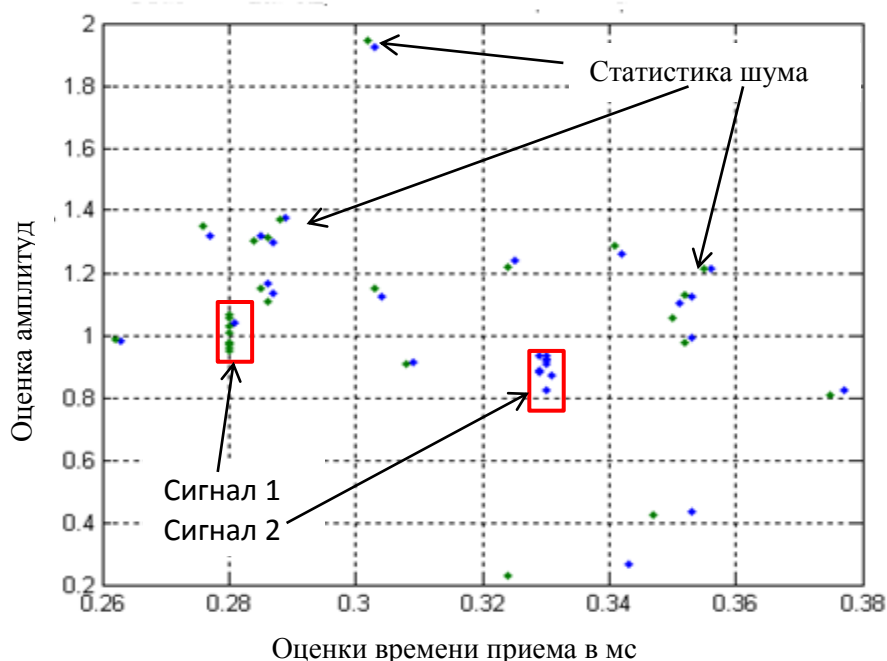


Рисунок 3. Статистика оценок амплитуд сигналов, амплитуд шумовых сингулярных максимумов и статистика времен приема. Модельные значения времен приема сигналов равны 0.28 мс и 0.33 мс.

На рисунке 3 показаны совместные статистики амплитуд и времен приема двух сигналов (отмечены прямоугольником) и совместная статистика шумовых сингулярных максимумов и их времен приема. Значения амплитуд шумовых сингулярных максимумов превышают амплитуды сигналов, и решение в этих условиях задачи обнаружения сигналов оказывается невозможной. Вероятность ложной тревоги будет слишком большой. Характерной особенностью шумовых сингулярных максимумов является их попарные малые разности времен приема (близкие к единице модули коэффициентов корреляции). Эта особенность может быть использована для исключения шумовых сингулярных максимумов из рассмотрения. Для этого предлагается ограничить область поиска решений. Введем условие на разрешение, если разность времен приема τ в алгоритме меньше, например, 5 мкс, то это решение относится к шумовому сингулярному максимуму и может быть исключено из рассмотрения.

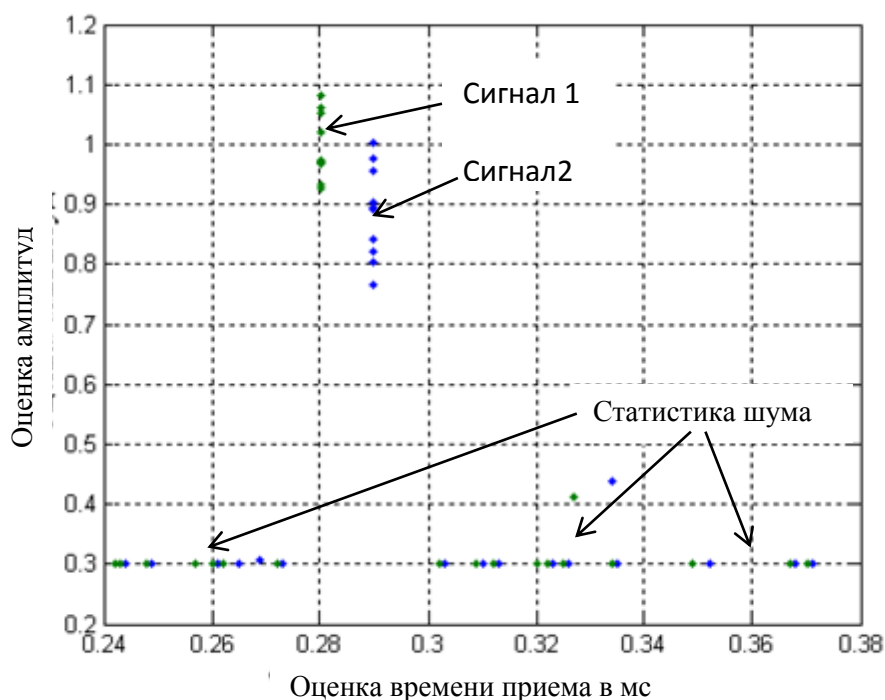


Рисунок 4. Статистика амплитуд и времен приема двух сигналов и статистика шума при введении в алгоритм программы ограничения на разрешение.

На рисунке 4 показана совместная статистика амплитуд и времен приема двух сигналов и совместная статистика шумовых сингулярных максимумов после операции ограничения разрешения сверху интервалом 5 мкс. Амплитуда шумовых сингулярных максимумов, не удовлетворяющих введенному условию, приравнена значению 0.3. Как видно из рисунка задача обнаружения двух сигналов с введенным ограничением вполне решается при различии времен приема сигналов 10 мкс, что превышает рэлеевское разрешение более, чем в 10 раз.

Основные результаты

В настоящей работе представлены результаты модельных исследований, возможности решения статистических задач радиотехники, методом максимального правдоподобия с учетом влияния шумовых сингулярных максимумов. Получены следующие результаты.

1. Показано наличие шумовых сингулярных максимумов на поверхности функциональных зависимостей, получаемых при решении уравнений правдоподобия.
2. Установлена их специфика, связанная с коэффициентом корреляции, оценками амплитуд и оценками времен приема.
3. Представлена зависимость значений шумовых сингулярных максимумов от разности времен приема.
4. Предложен метод подавления шумовых сингулярных максимумов, связанный с ограничением разрешения сверху.

5. Показано, что при использовании указанного метода, уровень шумовых сингулярных максимумов существенно уменьшается, что позволяет решать статистические задачи радиотехники в области неортогональности сигналов.

Литература

1. Перов А.И. Статистическая теория радиотехнических систем. М.: Радиотехника, 2003. – 400 с.
2. Хелстром К. Статистическая теория обнаружения сигналов. К.; Изд-во: М.: Иностранной литературы, 1963.
3. Ван Трис .Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Том 1. Теория обнаружения, оценок и линейной модуляции. Нью –Йорк, 1968. Перевод с английского под ред. Проф. В.И. Тихонова. М., «Сов. радио» , 1972, 744 с.
4. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Советское радио, 1968.
5. Тихонов В. И. Оптимальный прием сигналов. М.: Радио и связь, 1983.
6. Пахотин В.А., Власова К.В., Симонов Р.В. Бессонов В.А., Либерман И.В. Оптимальный прием сигналов с высоким разрешением. 21-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение -DSPA-2019», Москва, Россия, доклады, стр.331--336.
7. Пахотин В.А., Власова К.В., Симонов Р.В., Петров С.В. Технология обработки совокупности сигналов с высоким разрешением. 23-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение -DSPA-2021», Москва, Россия, пленарный доклад, стр.30÷38.
8. Пахотин В.А., Оптимальный приемник для обнаружения совокупности сигналов с неизвестными параметрами. / Пахотин В.А., Симонов Р.В., Власова К.В., Петров С.В. // Цифровая обработка сигналов, 2020, №4, С.36-42.
9. Пахотин В.А., Власова К.В., Симонов Р.В., Петров С.В. Оптимальная обработка сигналов с высоким разрешением. Мягкие измерения и вычисления. 2019. №4 (17). С.57-71.

THE MAXIMUM LIKELIHOOD METHOD, TAKING INTO ACCOUNT THE CORRELATION MATRIX

Prof. Pakhotin V.A., student. Shipov T.N., student. Klimanova Y.R.

I .Kant Baltic Federal University

The analysis of the possibility of solving statistical problems of radio engineering by the maximum likelihood method, taking into account the singularity of the correlation matrix, is presented. In the area resolved by the Rayleigh criterion, the correlation matrix is similar in structure to the diagonal matrix and its singularity is insignificant. However, in the area of non-orthogonality of the set of signals (in the area prohibited by the Rayleigh criterion) The singularity of the correlation matrix needs to be taken into account . Near the singularity area, the noise component increases, which significantly limits the possibilities of solving statistical problems of radio engineering. A method for solving problems by limiting the resolution is proposed. The results of model calculations are presented.

ОПТИМИЗАЦИОННЫЙ МЕТОД ПРОЕКТИРОВАНИЯ ФИЛЬТРА-ПРОТОТИПА ДЛЯ АППРОКСИМАЦИИ ЧАСТОТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ГАММАТОН-ФИЛЬТРОВ ПРИ ПОМОЩИ НЕРАВНОПОЛОСНОГО КОСИНУСНО-МОДУЛИРОВАННОГО БАНКА ФИЛЬТРОВ

м.т.н., ст. преп. Порхун М.И., д.т.н., проф. Вашкевич М.И.
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
ул. П. Бровки, 6, БГУИР, каф. ЭВС, 220013, Минск, Беларусь,
e-mail: {porhun,vashkevich}@bsuir.by

Аннотация. В работе рассматривается оптимизационный метод проектирования фильтра-прототипа для аппроксимации частотных характеристик банка гамматон-фильтров (БГФ) при помощи неравнополосного косинусно-модулированного банка фильтров (НКМБФ), построенного на базе фазового преобразования. Подход к построению фильтра-прототипа основан на использовании логистической сигмоидной функции. Оптимизация фильтра-прототипа выполнена путем минимизации среднеквадратичной ошибки между АЧХ БГФ и НКМБФ в каждом канале. Проверка эффективности предложенного метода выполнена на языке Python с использованием библиотеки PyTorch. Результаты эксперимента показали, что предложенный метод достаточно точно позволяет аппроксимировать АЧХ БГФ, а полученные частотные характеристики имеют монотонные спады.

Введение.

Фильтры, моделирующие работу слуховой системы человека, представляют интерес как с научной, так и с практической точки зрения. Такие фильтры являются составной частью моделей слухового восприятия, которые создаются с целью моделирования тех или иных аспектов слуховой системы человека. Например, при построении аудиокодеров используются модели слухового восприятия, называемые ещё перцептуальными моделями, которые позволяют определить, какие частотные компоненты звукового сигнала будут слышимы, а какие нет. Информация о значимости для слуха тех или иных компонент затем может быть использована в процессе сжатия аудиосигнала. Менее известное направление использования моделей слухового восприятия – это симуляторы потери слуха (англ. *hearing loss simulation*) [1]. Моделирование потери слуха важно в контексте разработки вспомогательных слуховых устройств (англ. *hearing assistive device*). При проведении тестов на разборчивость у престарелых тугоухих людей не так просто определить основной фактор потери разборчивости, который может касаться работы периферического слуха или слухового нерва либо быть связанным с нарушением когнитивных способностей. Симуляторы потери слуха позволяют частично решить данную проблему, поскольку моделируют только дисфункции периферического слуха, такие как повышение абсолютных порогов слышимости, феномен усиленного нарастания громкости (ФУНГ) и т.д.

Важнейшим компонентом любого симулятора потери слуха является банк фильтров, выполняющий частотно-временную декомпозицию входного сигнала и моделирующий работу базилярной мембраны улитки уха человека. Часто с этой целью используется банк гамматон-фильтров [2], а также банк гаммачирп-фильтров [1, 3]. Особенностью применения данных банков фильтров в симуляторах потери слуха является то, что они работают без децимации, а число каналов близко к сотне. В связи с этим возникает проблема высокой вычислительной сложности симуляторов потери слуха [1]. В настоящей работе рассмотрен вариант решения данной проблемы. Предлагается использовать неравнополосный косинусно-модулированный банк фильтров (НКМБФ) [4] для аппроксимации банка гамматон-фильтров (БГФ). Такая аппроксимация достигается путём оптимизации фильтра-прототипа. Реализация НКМБФ требует существенно меньше вычислительных ресурсов, чем прямая реализация БГФ.

Банк гамматон-фильтров (БГФ).

БГФ представляет собой набор гамматон-фильтров, каждый из которых связан с определенной характеристической частотой [5]. Импульсная характеристика гамматон-фильтра с центральной частотой f_c описывается выражением:

$$g(t) = t^{l-1} e^{-2\pi b \text{ERB}(f_c)t} \cos(2\pi f_c t), t > 0, \quad (1)$$

где t – время, l – порядок фильтра, b – параметр, регулирующий ширину полосы фильтра, f_c – центральная частота фильтра, $\text{ERB}(f_c)$ – эквивалентная прямоугольная полоса пропускания слухового фильтра. На практике часто используются значения параметров $l = 4$ и $b = 1.019$ [5].

Обычно центральные частоты f_c банка фильтров распределены равномерно относительно ERB-шкалы (англ. *equivalent rectangular bandwidth*). ERB-шкала подобна шкале критических полос слуха человека, т.е. зная частоту f (в Гц) можно перейти к ERB-шкале [6]:

$$\text{ERB}(f) = 24.673(0.004368f + 1). \quad (2)$$

На практике для реализации гамматон-фильтра, его импульсную характеристику (1) дискретизируют и ограничивают по времени умножением на прямоугольное окно [7].

Можно выделить несколько причин, затрудняющих эффективную реализацию БГФ:

1) большая длина импульсных характеристик, что требует для реализации существенных вычислительных затрат [7]. Например, на рисунке 1 показана импульсная характеристика и АЧХ гамматон-фильтра с центральной частотой 80 Гц. Видно, что длина импульсной характеристики составляет около 3000 отсчётов и прямая реализация такого КИХ-фильтра требует значительных вычислительных ресурсов (~3k MAC-операций на отсчёт).

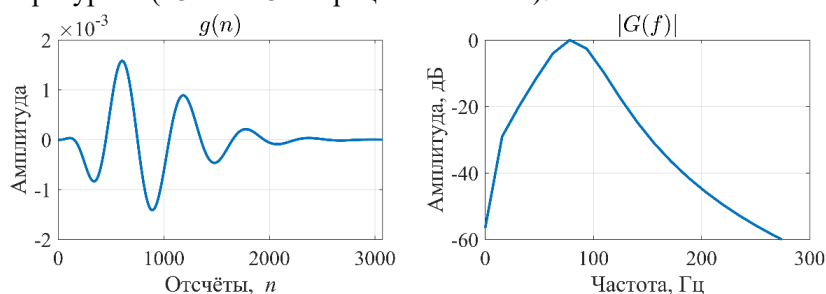


Рисунок 1 – Импульсная характеристика и АЧХ гамматон-фильтра с центральной частотой 80 Гц

2) практические задачи, в которых используются гамматон-фильтры, обычно требуют реализации не одного фильтра, а целого банка, причём число каналов может достигать до 100 [1]. Этот факт, с учётом длинных импульсных характеристик, приводит к тому, что число операций умножения при поступлении нового отсчёта входного сигнала может достигать более 10000.

3) отсутствие модели банка фильтров синтеза [5].

Таким образом, актуальна задача разработки банка фильтров, схожего по своим характеристикам с банком гамматон-фильтров, но имеющего эффективную реализацию, а также включающего в себя структуры как для анализа, так и для синтеза сигнала.

Решением этой задачи может служить применение НКМБФ, построенного на основе фазового преобразования [4]. На рисунке 2 показаны АЧХ 16-канального БГФ ($|G_{\text{ГФВ}}(f)|$) и НКМБФ ($|G_{\text{WCMFB}}(f)|$). Центральные частоты обоих банков фильтров одинаковы и выбраны в соответствии с психоакустической шкалой Барков. Однако прямая замена БГФ на НКМБФ не целесообразна, поскольку АЧХ их фильтров имеют существенные различия. Таким образом, в рамках данной задачи необходимо выполнить аппроксимацию АЧХ БГФ при помощи НКМБФ.

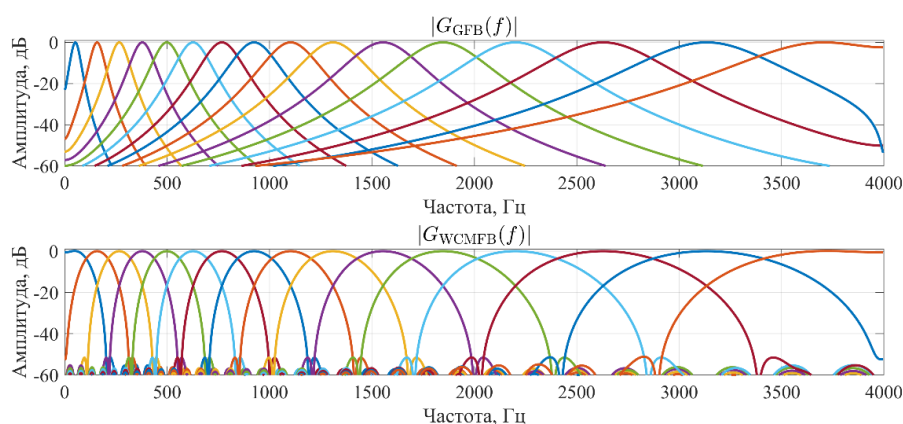


Рисунок 2 – АЧХ 16-канального банка гамматон фильтров и неравнополосного КМБФ

Неравнополосный косинусно-модулированный банк фильтров.

КМБФ образуется путём применения косинусной модуляции к фильтру-прототипу, представляющему собой КИХ-фильтр нижних частот $h(n)$ с линейной фазо-частотной

характеристикой и частотой среза π/M , где M – количество каналов. Таким образом, синтез целого банка фильтров сводится к расчёту только фильтра-прототипа [4].

Импульсные характеристики M -канального КМБФ анализа $h_k(n)$ описываются выражением:

$$h_k(n) = 2h(n) \cos\left(\frac{\pi(k+0.5)}{M}\left(n - \frac{N-1}{2}\right) + \frac{(-1)^k \pi}{4}\right),$$

где $N = 2mM$ – порядок фильтра-прототипа, m – положительное число, $k = 0, \dots, M-1$ – номер канала, $n = 0, \dots, N-1$ – временной индекс, $h(n)$ – коэффициенты фильтра-прототипа.

Пусть $H(z) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n)z^{-n}$ – z -образ фильтра-прототипа. Тогда, применив z -преобразование к $h_k(n)$, получим передаточные функции фильтров анализа $H_k(z)$:

$$H_k(z) = a_k b_k H\left(z^{-1}W_{2M}^{(k+0,5)}\right) + \bar{a}_k \bar{b}_k H\left(z^{-1}W_{2M}^{-(k+0,5)}\right),$$

где $a_k = e^{j(-1)^k \pi/4}$, $W_M = e^{j2\pi/M}$, $b_k = W_{2M}^{\frac{N-1}{2}(k+0,5)}$, а верхняя черта – комплексное сопряжение.

НКМБФ образуется из равнополосного КМБФ путём применения фазового преобразования. Суть использования фазового преобразования сводится к замене элементов задержки в структуре фильтра на фазовые звенья $z^{-1} \rightarrow A(z)$ [4].

Воспользовавшись заменой $z^{-1} \rightarrow A(z)$, перепишем $H_k(z)$:

$$H_k(z) = a_k b_k H\left(A(z)W_{2M}^{(k+0,5)}\right) + \bar{a}_k \bar{b}_k H\left(A(z)W_{2M}^{-(k+0,5)}\right).$$

В данной работе рассматривается фазовое звено первого порядка:

$$A(z) = \frac{z^{-1} - \alpha}{1 - \alpha z^{-1}}, \quad |\alpha| \leq 1.$$

Амплитудно-частотная характеристика фазового звена определяется как:

$$A(e^{j\omega}) = e^{j\Theta_\alpha(\omega)}; \quad \Theta_\alpha(\omega) = \omega - 2 \operatorname{arctg}\left(\frac{\alpha \sin(\omega)}{\alpha \cos(\omega) - 1}\right),$$

где α – коэффициент фазового звена, а ω – нормированная частота в радианах.

В результате замены элементов задержки в полифазной структуре равнополосного КМБФ на фазовые звенья происходит деформация (отображение) частотной сетки $\omega \rightarrow \Theta_\alpha(\omega)$. Степень деформации частот зависит только от параметра α . Следует отметить, что в результате преобразования банк фильтров становится равномерным относительно деформированной оси частот $\Omega = \Theta_\alpha(\omega)$, однако относительно исходной оси частот ω он становится неравнополосным. В дальнейшем нас будут интересовать положение центральных полос неравнополосного банка фильтров ω_k^c . Чтобы их найти обозначим через Ω_k^c центральные частоты равнополосного банка фильтров, тогда центральные полосы неравнополосного банка фильтров можно найти как $\omega_k^c = \Theta_\alpha^{-1}(\Omega_k^c)$. Можно показать, что обратная функция Θ_α^{-1} равна $\Theta_{-\alpha}$ и, таким образом, выражение для центральных частот неравнополосного банка фильтров принимает вид:

$$\omega_k^c = \Theta_{-\alpha}(\Omega_k^c).$$

Расчётные формулы.

Для получения расчётных выражений перейдем к вычислению частотных характеристик НКМБФ с использованием векторно-матричных операций.

Частотную характеристику КИХ-фильтра чётного порядка N с линейной фазо-частотной характеристикой можно записать в виде:

$$H(e^{j\omega}) = e^{-j(N-1)\omega/2} \mathbf{C}^T(\omega) \mathbf{h}, \quad (3)$$

где

$$\mathbf{C}(\omega) = \left[2 \cos\left(\frac{\omega}{2}\right) 2 \cos\left(\frac{3\omega}{2}\right) \dots 2 \cos\left(\frac{(N-1)\omega}{2}\right) \right]^T, \quad \mathbf{h} = \left[h\left(\left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor\right) h\left(\left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor + 1\right) \dots h(N-1) \right]^T, \quad (4)$$

где надстрочный знак T означает транспонирование.

Используя (3) запишем выражение для расчёта частотной характеристики КМБФ:

$$H_k(e^{j\omega}) = a_k b_k e^{-j(N-1)\omega/2} \mathbf{C}^T(\omega) \mathbf{h} W_{2M}^{(k+0,5)} + \bar{a}_k \bar{b}_k e^{-j(N-1)\omega/2} \mathbf{C}^T(\omega) \mathbf{h} W_{2M}^{-(k+0,5)}. \quad (5)$$

Ранее было показано, что НКМБФ получается из КМБФ путем отображения частотной оси, поэтому его частотную характеристику можно записать в виде:

$$H_k(e^{j\omega}) = a_k b_k e^{-j(N-1)\Theta_\alpha(\omega)/2} \mathbf{C}^T(\Theta_\alpha(\omega)) \mathbf{h} W_{2M}^{(k+0,5)} + \bar{a}_k \bar{b}_k e^{-j(N-1)\Theta_\alpha(\omega)/2} \mathbf{C}^T(\Theta_\alpha(\omega)) \mathbf{h} W_{2M}^{-(k+0,5)}. \quad (6)$$

Выражение (6) можно использовать для создания процедуры оптимизации фильтра-прототипа НКМБФ для аппроксимации АЧХ БГФ. В этом случае настроечными параметрами выступают коэффициенты фильтра-прототипа \mathbf{h} . Такой подход был ранее применен в [8].

Однако, если обратить внимание на вид АЧХ БГФ и НКМБФ (см. рисунок 2), то можно увидеть, что частотные характеристики гамматон-фильтров монотонно спадают относительно центральной частоты, а АЧХ НКМБФ имеют колебания в полосе непропускания. Следовательно, для аппроксимации АЧХ БГФ при помощи НКМБФ в том числе необходимо добиться монотонности его частотных характеристик. Для этого, в соответствии со свойством преобразования Фурье, импульсная характеристика фильтра-прототипа НКМБФ также должна быть монотонна и не иметь пересечений уровня нуля.

Для «конструирования» фильтра-прототипа НКМБФ предлагается использовать функцию логистического сигмоида, которая часто применяется в машинном обучении:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

Выбор данной функции обусловлен её монотонностью, а также отсутствием переходов через нуль. Следует заметить, что фактически требуется получить лишь половину реальной импульсной характеристики (см. выражение (4)), вторая половина образуется симметричным отображением. Таким образом, предлагается формировать половину фильтра-прототипа НКМБФ с использованием следующей функции:

$$p(t) = A \prod_{r=1}^R \sigma(k_r t + b_r), \quad t \geq 0, A > 0. \quad (7)$$

Очевидно, что $p(t)$ монотонно-убывающая функция, поскольку является линейной комбинацией монотонно-убывающих логистических сигмоидов. Поскольку $p(t)$ является непрерывной, то необходимо выполнить её дискретизацию согласно следующему выражению:

$$p(n) = p(n\Delta T), \quad \Delta T = 1/24, \quad n = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1.$$

где $p(n)$ – половина импульсной характеристики фильтра прототипа:

$$\mathbf{h} = [p(0) p(1) \dots p(N/2 - 1)]^T.$$

На рисунке 3 показан пример обычного фильтра-прототипа ($h_{orig}(n)$) с немонотонной импульсной характеристикой и фильтр, полученный с использованием сигмоидов ($h_{sigm}(n)$). Можно заметить, что для $h_{orig}(n)$ частотная характеристика содержит множество нулей и немонотонна в полосе задерживания. В случае с использованием сигмоидов и импульсная, и частотная характеристики обладают свойством монотонности.

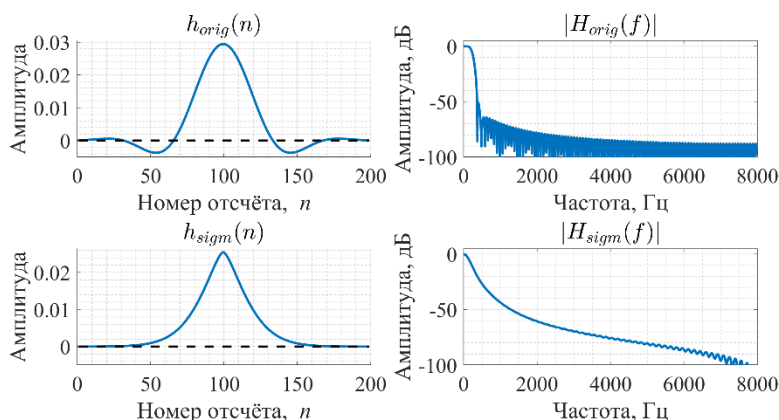


Рисунок 3 – Импульсные характеристики и АЧХ $h_{orig}(n)$ и $h_{sigm}(n)$

Оптимизация фильтра-прототипа.

Оптимизация фильтра-прототипа НКМБФ базируется на минимизации среднеквадратичной ошибки между АЧХ БГФ ($|H_k^g(e^{j\omega})|$) и НКМБФ ($|H_k^c(e^{j\theta(\omega)})|$) в каждом канале:

$$MSE = \frac{1}{M-2} \sum_{k=1}^{M-2} (|H_k^g(e^{j\omega})| - |H_k^c(e^{j\theta(\omega)})|)^2. \quad (8)$$

При расчёте ошибки предлагается не учитывать первый ($k = 0$) и последний каналы ($k = M - 1$), поскольку у НКМБФ они соответствуют фильтру нижних и верхних частот, а у БГФ – полосовым фильтрам, что приводит к некорректной задаче аппроксимации полосового фильтра при помощи ФНЧ и ФВЧ, соответственно. Минимизация (8) выполняется относительно параметров A , k_r , b_r мультипликативной сигмоидной функции фильтра-прототипа (7).

Экспериментальные исследования.

Для экспериментального исследования эффективности предложенного метода оптимизации разработана его программная реализация на Python с использованием библиотеки PyTorch. В качестве примера синтезировался 20-канальный НКМБФ. Центральные частоты БФ выбраны в соответствии с психоакустической шкалой Барков. 20 критических полос (т.е. 20 Барков) занимают частотный диапазон 0...6400 Гц, а без учёта первой и последней полосы, которые не участвовали в оптимизации, итоговый частотный диапазон составил 100...4400 Гц. Порядок фильтра-прототипа $N = 2mM = 2 \cdot 5 \cdot 20 = 200$, частота дискретизации $f_s = 16$ кГц, количество сигмоид для синтеза фильтра-прототипа – 12. АЧХ БГФ и полученная после оптимизации фильтра-прототипа АЧХ НКМБФ показаны на рисунке 4. Видно, что в результате оптимизации коэффициентов фильтра-прототипа АЧХ НКМБФ довольно близка к требуемой АЧХ БГФ.

Для сравнения полученного результата с предыдущим [8] (см. рисунок 5) вычислена среднеквадратичная ошибка (9) для обеих моделей. В работе [8] $MSE = 0.320$, а для предложенной модели $MSE = 0.324$. Это свидетельствует о том, что по величине MSE модели сопоставимы. Однако по виду АЧХ можно сделать вывод, что предложенный метод позволяет получить аппроксимацию БГФ с монотонными спадами частотных характеристик. Фильтры, полученные по методу [8], имеют колебания в полосе ослабления на уровне -43 дБ, что является негативным фактором с точки зрения последующего использования банка фильтров для частотного анализа в модели потери слуха.

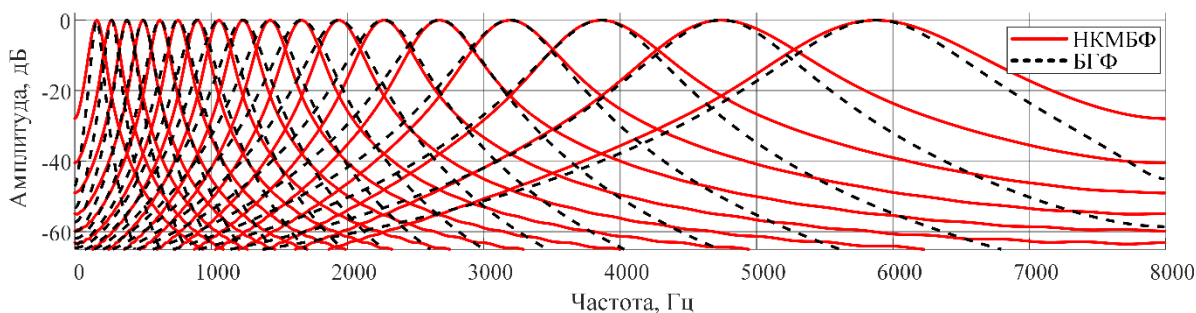


Рисунок 4 – Исходная АЧХ БГФ и оптимизированная АЧХ НКМБФ

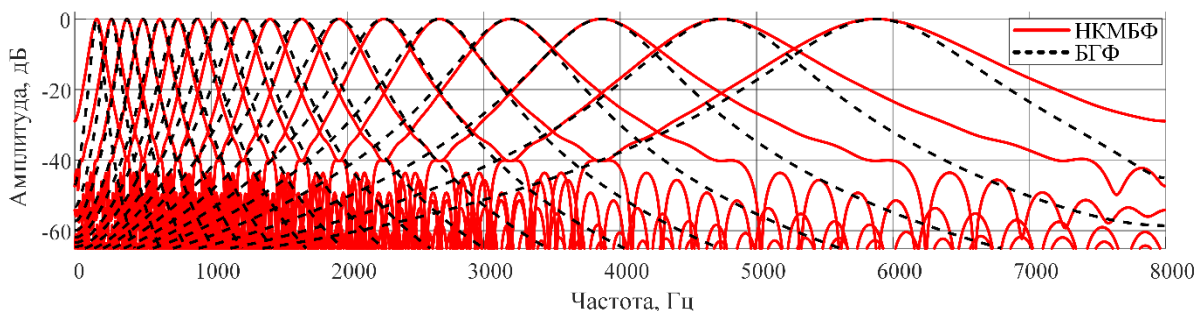


Рисунок 5 – Исходная АЧХ БГФ и оптимизированная по методу из работы [8] АЧХ НКМБФ

Вывод.

В работе рассмотрен оптимизационный метод проектирования фильтра-прототипа для аппроксимации частотных характеристик гамматон-фильтров при помощи НКМБФ. Предложено «конструировать» фильтр-прототип на основе мультипликативной сигмоидной функции. Оптимизация фильтра-прототипа выполнена путем минимизации среднеквадратичной ошибки между АЧХ БГФ и НКМБФ в каждом канале. Для проверки эффективности предложенного метода выполнена его программная реализация на Python с использованием библиотеки PyTorch. Результаты эксперимента показали, что полученные АЧХ достаточно точно аппроксимируют АЧХ БГФ. Помимо того разработанный метод, в отличие от существующих подходов, позволяет получать монотонные спады частотных характеристик банка фильтров.

Литература

- [1] Irino, T. Hearing Impairment Simulator Based on Auditory Excitation Pattern Playback: WHIS / Irino T. // IEEE Access. – 2023. – vol. 11, pp. 78419-78430.
- [2] Mourgela A. Investigation of a Real-Time Hearing Loss Simulation for use in Audio Production / A. Mourgela, J. Reiss, T. R. Agus // Audio Engineering Society Convention 149, 2020 – P. 1–8.
- [3] Nagae M. et al. Hearing impairment simulator based on compressive gammachirp filter // Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA). – 2014. – P. 1-4.
- [4] Вашкевич, М.И. Косинусно-модулированные банки фильтров с фазовым преобразованием: реализация и применение в слуховых аппаратах / М.И. Вашкевич, И.С. Азаров, А.А. Петровский. – Москва : Горячая линия «Телеком», 2014. – 219 с.
- [5] An efficient auditory filterbank based on the gammatone function / R. D. Patterson, et al. // Proceeding of the IOC Speech Group on Auditory Modelling at RSRE. – 1987. – vol. 2, №. 7. – P. 1-34.
- [6] Wang, D. Computational Auditory Scene Analysis: Principles, Algorithms, and Applications / D. Wang, G. Brown. – New Jersey : Wiley-IEEE Press, 2008. – 395 p.
- [7] Feldbauer, C. Anthropomorphic Coding of Speech and Audio: A Model Inversion Approach / C. Feldbauer, G Kubin, W.B. Kleijn // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2005. – № 9. – pp. 1334-1349.
- [8] Порхун, М.И. Моделирование частотной характеристики банка гамматон-фильтров при помощи неравнополосного косинусно-модулированного банка фильтров / М. И. Порхун, М. И. Вашкевич // Цифровая обработка сигналов и её применение: труды 24-й междунар. конф., Россия, Москва – Москва, 2022. – Т. 1. – С. 53–57.

OPTIMIZATION METHOD FOR DESIGN A PROTOTYPE FILTER FOR APPROXIMATION FREQUENCY CHARACTERISTICS OF GAMMATON FILTERS USING A WARPED COSINE-MODULATED FILTER BANK

Porhun M.I., Vashkevich M.I.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics
6, P. Brovki str., Computer Engineering Department, 220013, Minsk, Belarus,
e-mail: {porhun,vashkevich}@bsuir.by

Abstract. The paper presents an optimization method for design a prototype filter for approximating the frequency characteristics of gammatone filter bank (GFB) using a warped cosine modulated filter bank (WCMFB), based on the allpass transform. The approach to synthesis a prototype filter is based on the logistic sigmoid function. Optimization of the prototype filter was carried out on the basis of minimizing the mean square error between the frequency response of the GFB and WCMFB in each channel. The effectiveness of the proposed method was tested using Python and PyTorch library. The experimental results showed that the proposed method allows to approximate the frequency response of the GFB quite accurately and the resulting frequency characteristics have monotonic roll-off.

ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ СПЕКТРА ВТОРИЧНОЙ МОДУЛЯЦИИ РАДИОЛОКАЦИОННОГО СИГНАЛА С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА СОБСТВЕННЫХ ЗНАЧЕНИЙ

асп. инж. Тихонов С.И., к.т.н. доц. ведущий научный сотрудник Витязев С.В.

АО «НИИП имени В.В. Тихомирова»

В статье рассматривается оценка основных частот спектра радиолокационного сигнала, полученного при наблюдении за воздушной целью с турбореактивным двигателем с учетом явления вторичной модуляции зондирующего сигнала. Для оценки частотного состава сигнала используются методы сверхразрешения на основе анализа собственных значений корреляционной матрицы сигнала. На основе компьютерного моделирования проводится сравнение алгоритмов MUSIC, rootmusic, rooteig и ESPRIT, метода собственных векторов с алгоритмом на основе быстрого преобразования Фурье. Сравнение выполняется для различных параметров модели сигнала, а также при различных параметрах алгоритмов оценки спектра. Рассматривается вопрос зависимости точности полученных оценок частот от длительности накопления сигнала и размера корреляционной матрицы. Также в статье приводятся краткие теоретические сведения о явлении вторичной модуляции и рассмотренных методах сверхразрешения.

Введение

Современные бортовые радиолокационные станции (БРЛС) предназначены для решения широкого круга задач, одной из которых является распознавание класса и типа наблюдаемой цели. Информация о классе и типе цели может применяться для выявления ложных целей, групповых целей, а также для выбора оптимальных параметров алгоритма слежения за целью [1].

Признаки, по которым выполняется распознавание радиолокационных целей, принято разделять на сигнальные и траекторные. К траекторным признакам относятся параметры, описывающие движение цели: высота и скорость полета, ускорение, курс и другие. К сигнальным признакам радиолокационных целей относятся: поляризация отраженного сигнала, дальностные портреты цели, спектр вторичной модуляции и другие [1].

Вторичная модуляция

Под вторичной модуляцией понимается дополнительная модуляция радиолокационного сигнала в процессе его взаимодействия с целью. Одной из основных причин вторичной модуляции является наличие у цели подвижных частей, радиальная скорость сближения с которыми может значительно превышать по модулю скорость сближения с целью. Вследствие чего сигнал, отраженный от подвижных частей цели, будет иметь доплеровский сдвиг частот, значительно отличающийся от доплеровского сдвига, обусловленного скоростью сближения с целью [2]. К примеру, данное явление четко наблюдается в сигнале, отраженном от лопастей вертолета или от лопаток турбореактивного двигателя.

В случае отражения сигнала от турбореактивного двигателя самолета основной вклад в спектр вторичной модуляции вносят две первые ступени компрессора низкого давления. Каждая из ступеней компрессора низкого давления состоит из вращающегося ротора, на котором установлено N_k лопаток, где k – номер ступени компрессора. У многих турбореактивных двигателей первые ступени имеют один общий ротор, частота вращения которого равна Ω . Частоты гармонических компонент, составляющих спектр вторичной модуляции, определяются следующим выражением [3]:

$$F_m = \pm p_1 N_1 \Omega \pm p_2 N_2 \Omega, \quad (1)$$

здесь p_k - количество переотражений от k -ой ступени компрессора низкого давления. Чем больше число учитываемых переотражений, тем богаче частотный состав сигнала, но с ростом числа переотражений падает мощность принимаемых гармоник, поэтому на практике при распознавании турбореактивных самолетов достаточно учитывать три переотражения от первой ступени и два от второй ступени [3].

Для распознавания воздушных радиолокационных целей по спектру вторичной модуляции необходимо обеспечивать обнаружение и точное измерение положения частот в спектре сигнала [3]. Самым широко распространённым способом решения данных задач является использование преобразования Фурье, которое на практике выполняется по алгоритму

быстрого преобразования Фурье (БПФ). При использовании БПФ разрешение по частоте улучшается при увеличении длительности накопления сигнала. Однако большое время накопления сигнала ограничивает возможность применения режима распознавания при сложной целевой обстановке, когда от БРЛС требуется сопровождение и распознавание нескольких целей одновременно. Также долгое накопление сигнала может негативно сказываться на точности распознавания из-за динамического поведения цели. В качестве решения данной проблемы может служить использование методов сверхразрешения. Далее в данной работе речь пойдет об одном из таких методов – алгоритме сверхразрешения MUSIC.

Алгоритмы оценки спектра сигнала в подпространстве шума

К методам данной категории относятся алгоритм MUSIC (Multiple Signal Classification) и метод собственных векторов. Оба метода оценки параметров спектра имеют свойство сверхразрешения, т. е. оценки значений частот с разрешением, превышающим разрешение преобразования Фурье при той же длительности накопления сигнала.

Алгоритмы MUSIC и собственных векторов основаны на использовании модели сигнала в виде суммы N гармонических колебаний с аддитивным белым гауссовским шумом и анализе информации, содержащейся в ковариационной матрице этого сигнала. При этом число гармонических компонент N считается известным. Использование при оценке спектра модели сигнала позволяет ослабить ограничение на частотное разрешение сигналов, а представление данных в виде ковариационной матрицы позволяет учитывать случайную природу параметров анализируемых сигналов.

Оба алгоритма выполняются в четыре этапа, из которых первые три совпадают [4]:

1. Оценка ковариационной матрицы принятого сигнала:

$$\mathbf{R}_x = E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t)], \quad (2)$$

здесь $\mathbf{x}(t)$ - вектор из M отчетов сигнала, $(\bullet)^H$ - операция эрмитового сопряжения, $E[\bullet]$ - операция вычисления математического ожидания. Размер ковариационной матрицы определяется длиной отрезков сигнала, на которые разбивается принятая реализация, и равен M . Усреднение на данном этапе позволяет уменьшить влияние случайных факторов на результаты оценки.

2. Разложение полученной оценки ковариационной матрицы на собственные векторы $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_M$ и собственные значения $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$. Данная процедура позволяет привести матрицу к диагональному виду, что эквивалентно ортогонализации компонент в анализируемом сигнале.

3. Разделение полученных собственных векторов на подпространство сигнала и подпространство шума. Согласно теории, N собственных значений ковариационной матрицы, обусловленных гармоническими составляющими в сигнале, соответствуют наибольшим собственным значениям, а $M - N$ собственных значений, соответствующих белому шуму, должны быть равны нулю. Однако на практике собственные значения векторов из шумового подпространства не равны нулю, а лишь убывают относительно собственных значений из сигнального подпространства [4]. При распознавании целей по спектру вторичной модуляции от турбореактивного двигателя в качестве образов целей используется заранее известный набор частот, соответствующий каждому известному типу двигателя [3]. Так как число искомым частот известно, данную информацию можно использовать для разделения собственных векторов на подпространства.

4. Оценка псевдоспектра. Такое название обусловлено тем, что, в отличие от преобразования Фурье, псевдоспектр не сохраняет информации об энергии спектральных составляющих.

Для метода MUSIC оценка псевдоспектра выполняется по следующей формуле:

$$PS_{MUSIC}(f) = \frac{1}{e^H(f) \left(\sum_{k=N+1}^M \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H \right) e(f)}, \quad (3)$$

здесь $\mathbf{e}(f) = [1 \ e^{i2\pi f} \ e^{i4\pi f} \ \dots \ e^{i(M-1)2\pi f}]^T$ - анализирующий вектор, f - частота, на которой оценивается значение псевдоспектра.

В методе собственных векторов оценка псевдоспектра выполняется согласно выражению:

$$PS_{EV}(f) = \frac{1}{e^H(f) \left(\sum_{k=N+1}^M \frac{1}{\lambda_k} \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H \right) e(f)} \quad (4)$$

Как видно из выражений (3) и (4), методы MUSIC и собственных векторов отличаются нормировкой собственных векторов на соответствующие им собственные значения. В связи с тем, что векторы сигнального подпространства ортогональны векторам шумового подпространства, при приближении к частоте гармонической составляющей, входящей в состав сигнала, знаменатели в выражениях (3) и (4) будут стремиться к нулю, само значение псевдоспектра будет принимать все большие значения.

Следует отметить, что для ускорения вычислений знаменатели выражений (3) и (4) могут быть вычислены путем сложения $M - N$ амплитудных спектров собственных векторов, дополненных нулями, для расчета которых может применяться процедура БПФ [5].

Алгоритмы rootmusic и rooteig

Алгоритмы rootmusic и rooteig являются модификацией алгоритмов MUSIC и собственных векторов соответственно. Оба алгоритма используются для уточнения результатов исходных алгоритмов и выполняются в три этапа:

1. Генерация полинома из соответствующего псевдоспектра:

$$PF(f)^{-1} = 0. \quad (5)$$

2. Вычисление нулей полинома (5) внутри единичной окружности комплексной плоскости.

3. Выбор N нулей полинома (5), расположенных ближе всего к единичной окружности и пересчет их значений в частоты.

Процедуры rootmusic и rooteig позволяют получить более точную оценку положения частотных компонент в сигнале по сравнению с исходными методами, особенно при низком отношении сигнал шум [6]. При этом окончательно теряется информация об амплитудах сигнала, что может усложнять применение данных алгоритмов в системах распознавания радиолокационных целей, так как для некоторых алгоритмов распознавания необходима информация о том, какая из турбинных частот имеет наибольшую амплитуду.

Алгоритм ESPRIT

Алгоритм ESPRIT (Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques) основан на той же модели сигнала, которая применяется в методе MUSIC. Отличаем данного подхода от всех вышеописанных является то, что в нем для оценки частот используются собственные векторы из сигнального подпространства. Алгоритм ESPRIT выполняется в 6 этапов:

- 1–3. Аналогичны этапам 1–3 алгоритма MUSIC, описанным ранее.

4. Разделение собственных векторов, соответствующих сигнальному подпространству, на две группы. Группы собственных векторов записываются в матрицы \mathbf{S}_1 и \mathbf{S}_2 соответственно. Размер матриц \mathbf{S}_1 и \mathbf{S}_2 равен M на $N/2$.

5. Решение следующего матричного уравнения относительно \mathbf{D} :

$$\mathbf{S}_1 * \mathbf{D} = \mathbf{S}_2. \quad (6)$$

Матрица \mathbf{D} является квадратной размером $N/2$.

6. Вычисление комплексных собственных значений матрицы \mathbf{D} , и их пересчет в значения искомого частот.

Алгоритм ESPRIT также обеспечивает только оценку частот в спектре сигнала без сохранения информации об амплитудах гармонических составляющих.

Описание эксперимента

В ходе эксперимента было выполнено моделирование сигнала, соответствующего вторичной модуляции радиолокационного сигнала, при облучении от цели с турбореактивным двигателем когерентной пачкой радиоимпульсов. Тестовый сигнал моделировался как сумма комплексных экспонент с частотами определяемыми выражением (1) и случайными начальными фазами. Частота дискретизации смоделированного сигнала принята равной частоте следования импульсов в пачке и равна 200 кГц. Далее к тестовому сигналу добавлялся аддитивный белый гауссовский шум.

Далее проводилась оценка частотного состава полученного сигнала с помощью алгоритма на основе БПФ, методов MUSIC, собственных векторов, rootmusic, rooteig и ESPRIT. После процедуры оценки частотного состава спектра выполнялась процедура «привязки» полученной оценки к частотам спектрального портрета цели. Для этого каждой частоте из вектора оценок

ставилась одна ближайшая частота из спектрального портрета. Частоты, для которых не находилось пары, отбрасывались как ложные.

Для измерения точности полученной оценки положения частот вычислялась средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error - MAE), которая рассчитывается по следующей формуле:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^m |a_i - f_i|, \quad (7)$$

здесь a_i - оценка частоты, f_i - истинное значение частоты, заданное при моделировании, m - число обнаруженных частот в полученной оценке.

Эксперименты проводились для различных реализаций шума. По результатам от разных реализаций вычислялись математическое ожидание и дисперсия метрики MAE.

Результаты моделирования и выводы

На рисунке 1 приведены зависимости математического ожидания (слева) и дисперсии (справа) MAE от длительности накопления сигнала при двух размерах корреляционной матрицы для случая, когда в сигнале присутствуют 9 гармонических компонент. Два верхних рисунка соответствуют корреляционной матрице с размером $M = 32$, а два нижних $M = 64$.

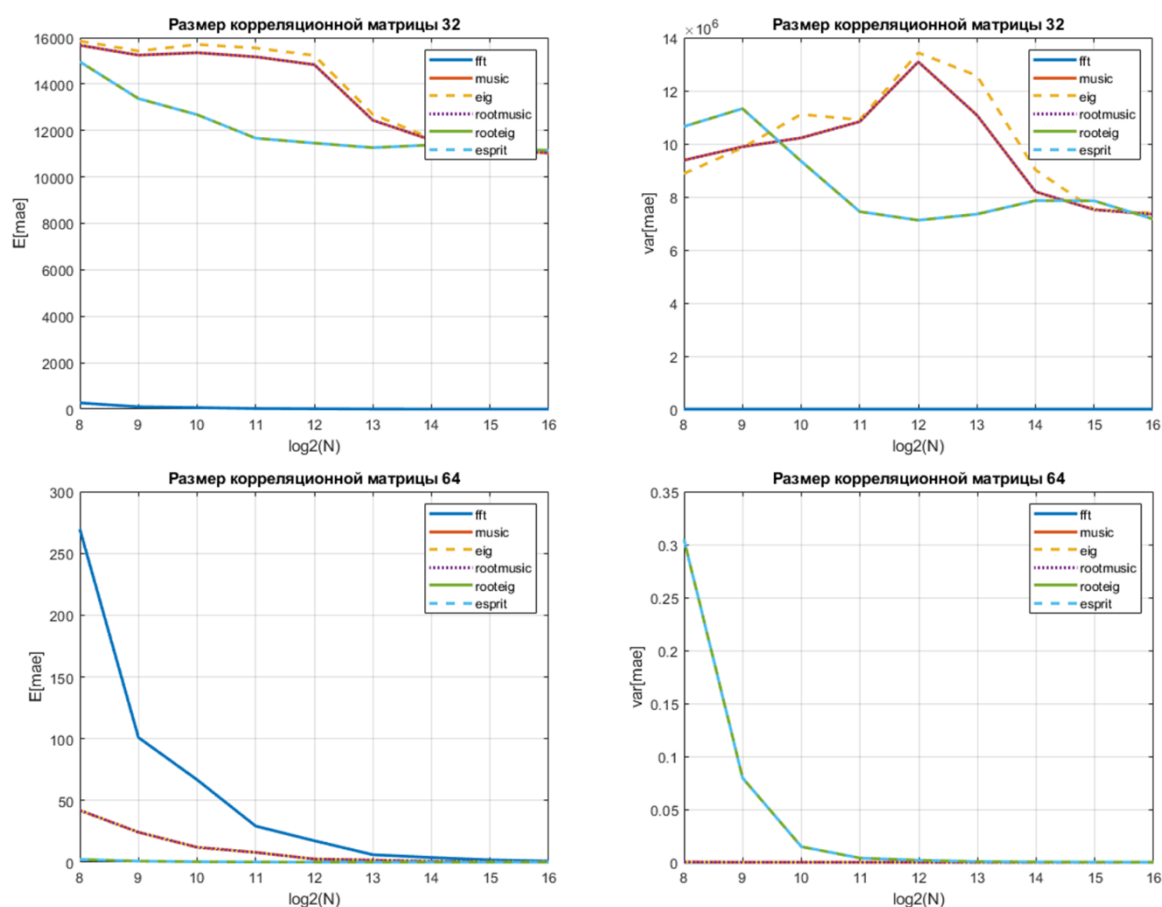


Рисунок 1 – Зависимости математического ожидания и дисперсии MAE от длительности накопления сигнала при различных размерах корреляционной матрицы

Размер корреляционной матрицы сигнала является одним из основных параметров рассмотренных методов сверхразрешения, так как все они построены на анализе информации заключенной в корреляционной матрице. С одной стороны, количество оцениваемых частот должно быть строго меньше размера используемой ковариационной матрицы, что стимулирует к использованию матриц большого размера. Также при увеличении размера используемой матрицы может повышаться точность оценивания параметров спектра. С другой стороны, при оценке одного и того же количества частот после определенного размера корреляционной матрицы дальнейшего повышения точности оценки не наблюдается. При этом значительно

возрастают вычислительные затраты на этапе разложения матрицы по собственным векторам, вычислительная сложность которого оценивается как $O(M^3)$, где M – размер корреляционной матрицы.

Как видно из приведенных на рисунке 1 зависимостей, при длительности накопления сигнала меньше 4096 отсчетов и выборе достаточного размера корреляционной матрицы математическое ожидание средней абсолютной ошибки при использовании методов сверхразрешения значительно ниже, чем при использовании алгоритма на основе БПФ. При дальнейшем увеличении количества принятых отсчетов ошибка метода на основе БПФ стремиться к нулю, соответственно преимущество методов сверхразрешения уменьшается.

В тоже время метод на основе БПФ обеспечивает оценку частот с наименьшей дисперсией МАЕ по сравнению с остальными рассмотренными способами. Наибольшую дисперсию ошибки имеет метод

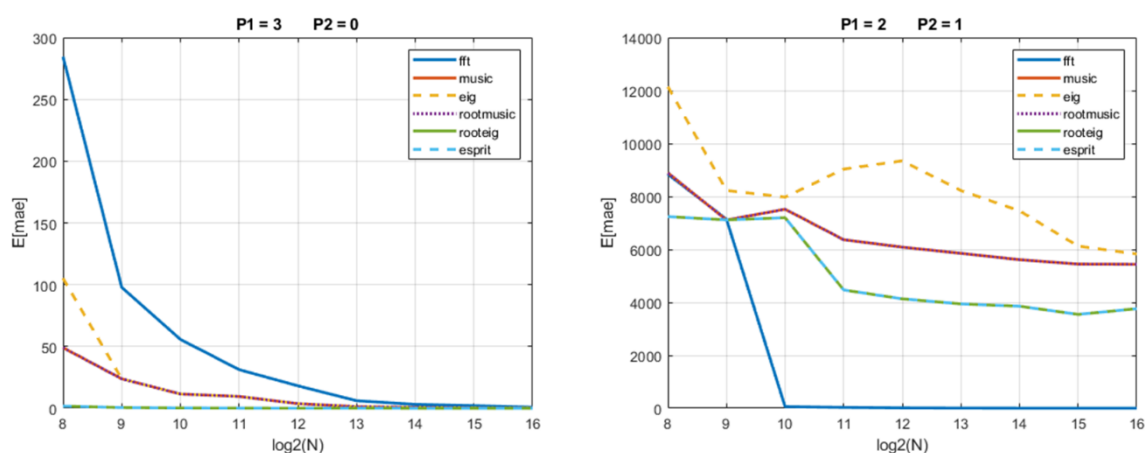


Рисунок 2 – Зависимости математического ожидания МАЕ от длительности накопления сигнала при различных параметрах модели сигнала

На рисунке 2 приведены зависимости математического ожидания МАЕ от длительности накопления сигнала при фиксированном размере ковариационной матрицы и разными параметрами модели сигнала. Размер ковариационной матрицы был равен 64. Модель сигнала задавалась наборами параметров $p_1 = 3, p_2 = 0$ и $p_1 = 2, p_2 = 1$, при которых в сигнале присутствует 9 и 15 гармонических компонент соответственно. Частота вращения ротора для обоих наборов составляла 120 Гц, при этом максимальная ширина спектра вторичной модуляции достигала 30 кГц.

Обобщая полученные результаты моделирования, можно сделать следующие выводы:

1. При малом числе гармонических компонент в сигнале методы сверхразрешения на основе анализа собственных значений корреляционной матрицы обеспечивают более точную оценку положения частот в спектре сигнала по сравнению с БПФ.
2. Точность работы рассмотренной группы методов сильно зависит от размера ковариационной матрицы.
3. При росте количества гармонических компонент в сигнале значительно увеличиваются требования к размеру корреляционной матрицы.
4. Усредненная ошибка методов MUSIC, rootmusic и метода собственных векторов отличаются незначительно.
5. Усредненная ошибка методов ESPRIT и rooteig отличаются незначительно.
6. Усредненная ошибка методов ESPRIT и rooteig меньше по сравнению с MUSIC, rootmusic и методом собственных векторов.
7. Дисперсия ошибки методов ESPRIT и rooteig значительно превосходит дисперсию других рассмотренных методов при малой длительности сигнала.

Литература

1. Бердышев В. П. и др. Распознавание классов и типов воздушных объектов по двумерным радиолокационным изображениям в обзорной РЛС //Журнал Сибирского федерального университета. Техника и технологии. – 2019. – Т. 12. – №. 1. – С. 18-29.
2. Слюсарь Н. М. Вторичная модуляция радиолокационных сигналов динамическими объектами //Смоленск: ВА ВПВОВС РФ. – 2006.
3. Надточий В.Н. и др. Алгоритм распознавания типа воздушной цели с турбореактивным двигателем на основе модуляционных признаков // Радиотехника – 2018. - № 3. – С. 101-106.
4. Marple Jr S. L. Digital Spectral Analysis. – Courier Dover Publications, 2019.
5. Шахтарин Б. И., Ковригин В. А. Методы спектрального оценивания случайных процессов. – 2011.
6. Foutz J., Spanias A., Banavar M. K. Narrowband direction of arrival estimation for antenna arrays //Synthesis Lectures on Antennas. – 2008. – Т. 3. – №. 1. – С. 1-76.

ESTIMATION OF PARAMETERS OF THE SECONDARY MODULATION SPECTRUM OF A RADAR SIGNAL USING METHODS BASED ON EIGENVALUE ANALYSIS

asp. eng. Tikhonov S.I., Ph.D. Assoc. Leading Researcher Vityazev S.V.

JSC "NIIP named after V.V. Tikhomirov"

The article discusses the assessment of the main frequencies of the radar signal spectrum obtained when observing an air target with a turbojet engine, taking into account the phenomenon of secondary modulation of the sounding signal. To estimate the frequency composition of the signal, super-resolution methods are used based on the analysis of the eigenvalues of the signal's correlation matrix. Based on computer simulation, a comparison is made of the MUSIC, rootmusic, rooteig and ESPRIT algorithms, the eigenvector method with an algorithm based on the fast Fourier transform. The comparison is performed for various parameters of the signal model, as well as for various parameters of spectrum estimation algorithms. The issue of dependence of the accuracy of the obtained frequency estimates on the duration of signal accumulation and the size of the correlation matrix is considered. The article also provides brief theoretical information about the phenomenon of secondary modulation and the considered super-resolution methods.

ДЕМОДУЛЯЦИЯ СИГНАЛОВ С МНОГОПОЗИЦИОННОЙ ЧАСТОТНОЙ МОДУЛЯЦИЕЙ МЕТОДОМ АВТОРЕГРЕССИОННОГО ПРОДОЛЖЕНИЯ

асп. Гагарина Д.С.¹, д.т.н., с.н.с. Егоров В.В.²

¹ АО «Российский институт мощного радиостроения»

² ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения»

Предлагается метод демодуляции неортогональных многопозиционных частотно-модулированных сигналов, основанный на продолжении принимаемого сигнала до интервала ортогональности на каждой из частотных составляющих. Приведены результаты вычислительного эксперимента.

Частотная модуляция на сегодняшний день широко применяется в системах радиосвязи по нестационарным радиоканалам, поскольку для демодуляции таких сигналов не требуются знания значительной априорной информации о сигнально-помеховой обстановке. Одним из способов повышения скорости передачи информации является использование многопозиционной частотной модуляции (ЧМ) [1]. В каналах с частотно-селективными замираниями когерентная демодуляция многопозиционных ЧМ сигналов невозможна. В этом случае, для ортогональных в усиленном смысле сигналов обычно принято использовать методы некогерентного приема. Повышение скорости передачи для многопозиционных ЧМ сигналов может быть достигнуто уменьшением длительности элементарной посылки. В этом случае при фиксированном частотном разносе нарушается условие ортогональности сигналов, и для снижения влияния взаимных помех обычно используется операция декорреляции. Так как матрица корреляции имеет размер, вдвое превышающий позиционность модуляции, при большой позиционности сигналов возникает необходимость обращения плохо обусловленных матриц [2].

С целью снижения вычислительных сложностей, связанных с использованием плохо обусловленных матриц, может быть использован метод, основанный на виртуальном аналитическом продолжении сигнала до интервала ортогональности методом авторегрессии.

Математическая модель сигнала имеет вид

$$S(t) = A \cos(\omega_0 t + \varphi), \quad (1)$$

где A - амплитуда сигнала,
 ω_0 - циклическая частота,
 φ - фаза сигнала.

Тогда в каждый момент времени можно определить значение отсчета сигнала по двум предыдущим отсчетам согласно выражению

$$\begin{aligned} S_k &= A \cos(\omega_0 k \Delta t + \varphi_0) = A \cos(\omega_0 (k-1) \Delta t + \varphi_0) \cos(\omega_0 \Delta t) - A \sin(\omega_0 (k-1) \Delta t + \varphi_0) \sin(\omega_0 \Delta t) = \\ &= 2 \cos(\omega_0 \Delta t) A \cos(\omega_0 (k-1) \Delta t + \varphi_0) - A \cos(\omega_0 (k-2) \Delta t + \varphi_0). \end{aligned}$$

Таким образом, авторегрессионная модель гармонического сигнала имеет вид [3]

$$y_k = (2 \cos(\omega_0 \Delta t)) y_{k-1} - y_{k-2}, \quad (2)$$

где ω_0 - несущая частота сигнала,
 Δt - шаг дискретизации по времени,
 y_{k-1}, y_{k-2} - предыдущие отсчеты сигнала,
 y_k - текущий вычисляемый отсчет.

Вместе с тем при наличии помех дисперсия вычисленных в соответствии с выражением (2) виртуальных отсчетов значительно превышает дисперсию наблюдаемых отсчетов.

Дисперсия виртуального отсчета y_k по двум наблюдаемым отсчетам в соответствии с

$$y_k = (2 \cos(\omega_0 \Delta t)) \hat{y}_{k-1} - \hat{y}_{k-2}, \quad (3)$$

где y_{k-1}, y_{k-2} - значения двух предыдущих отсчетов сигналов на выходе АЦП с учетом помех, будет определяться выражением

$$D(y_k) = (2 \cos(\omega_0 \Delta t)^2 + 1) \sigma_u^2, \quad (4)$$

где σ_u^2 – дисперсия помехи на одном отсчете.

При любых значениях $\omega_0 \Delta t$ величина дисперсии виртуального отсчета (прогноза) порядка нескольких σ_u^2 , что не удовлетворяет потребностям авторегрессионного продолжения сигналов. Поэтому для повышения точности вычисления прогноза в работе предложено вычислять значения прогноза на основе более глубокой предыстории. Так при использовании четырех отсчетов выражение для прогноза, как среднее значение прогнозов по двум и четырем отсчетам, принимает вид

$$\begin{aligned} \hat{y}_k^{(4)} &= \frac{1}{2} ((2 \cos(\omega_0 \Delta t)) \hat{y}_{k-1} - \hat{y}_{k-2} + (2 \cos(2\omega_0 \Delta t)) \hat{y}_{k-2} - \hat{y}_{k-4}) = \\ &= (\cos(\omega_0 \Delta t)) \hat{y}_{k-1} + (\cos(2\omega_0 \Delta t) - 1/2) \hat{y}_{k-2} - \hat{y}_{k-4}. \end{aligned} \quad (5)$$

Дисперсия прогноза y_k в этом случае определяется выражением

$$D_4(y_k) = (\cos^2(\omega_0 \Delta t) + (\cos(2\omega_0 \Delta t) - 1/2)^2 + 1/4) \sigma_u^2. \quad (6)$$

Значительное снижение дисперсии прогноза обусловлено отрицательной корреляцией ошибки прогнозов по двум и четырем отсчетам.

Очевидно, что значение $D_4(y_k)$ при $\omega_0 \Delta t < \pi/8$ не превышает $1,5\sigma_u^2$.

Аналогично можно построить алгоритм прогноза по большему числу отсчетов предыстории. Так при использовании 8 отсчетов алгоритм вычисления прогноза имеет вид

$$\begin{aligned} y_k^{(8)} &= \frac{1}{3} [(2 \cos(\omega_0 \Delta t)) y_{k-1} - y_{k-2} + (2 \cos(2\omega_0 \Delta t)) y_{k-2} - y_{k-4} + (2 \cos(4\omega_0 \Delta t)) y_{k-4} - y_{k-8}] = \\ &= (\frac{2}{3} \cos(\omega_0 \Delta t)) y_{k-1} + (\frac{2}{3} \cos(2\omega_0 \Delta t) - \frac{1}{3}) y_{k-2} + (\frac{2}{3} \cos(4\omega_0 \Delta t) - \frac{1}{3}) y_{k-4} - \frac{1}{3} y_{k-8}. \end{aligned} \quad (7)$$

Дисперсия прогноза в этом случае принимает вид

$$D_8(y_k) = [(\frac{4}{9} \cos^2(\omega_0 \Delta t) + (\frac{2}{3} \cos(2\omega_0 \Delta t) - 1/3)^2 + (\frac{2}{3} \cos(4\omega_0 \Delta t) - 1/3)^2 + 1/9)] \sigma_u^2. \quad (8)$$

Анализ выражения для дисперсии σ_u^2 показывает, что при $\omega_0 \Delta t < \pi/16$ дисперсия прогноза не превышает $\frac{7}{9} \sigma_u^2$.

При использовании прогнозирующего фильтра на большие интервалы предсказания дисперсия прогноза будет возрастать поскольку вместо истинных отсчетов будут использоваться предсказанные отсчеты. Вместе с тем, восстановление отсчетов сигнала на небольшие интервалы представляется возможным. Сущность алгоритма демодуляции М-позиционных частотно-модулированных сигналов для случая, когда длительность сигнала меньше интервала ортогональности состоит в виртуальном продолжении принятого сигнала описанным выше методом до интервала ортогональности для всех М возможных гипотез и последующей обработке сигнала некогерентным способом [1].

В качестве оценки эффективности демодуляции М-позиционных ЧМ сигналов обычно используется вероятность ошибки на символ (ВОС). Вероятность ошибки на символ для ортогональных в усиленном смысле ЧМ сигналов с позиционностью М для канала с белым гауссовским шумом [4] определяется выражением

$$P_{ош} = 1 - \sum_{n=0}^{M-1} (-1)^n C_{M-1}^n \frac{1}{n+1} \cdot \exp\left(-\frac{n}{n+1} h^2\right), \quad (9)$$

где h^2 – отношение сигнал/помеха (ОСП).

Для проверки работоспособности метода, основанного на авторегрессионном продолжении сигналов до интервала ортогональности, проведено компьютерное моделирование процесса обработки ЧМ сигналов с различной позиционностью M при воздействии АБГШ, а также процесса демодуляции ЧМ сигналов с использованием матрицы декорреляции в пакете прикладных программ MATLAB. Длительность сигналов составляет 8,33 мс, длительность интервала ортогональности – 12,5 мс, частотный разнос составляет 80 Гц.

На рисунках 1 и 2 приведены зависимости вероятности ошибки демодуляции на символ от отношения сигнал/помеха для позиционностей 16 и 32, соответственно, для метода декорреляции, метода авторегрессионного продолжения сигнала и теоретическая зависимость для ортогональных в усиленном смысле сигналов.

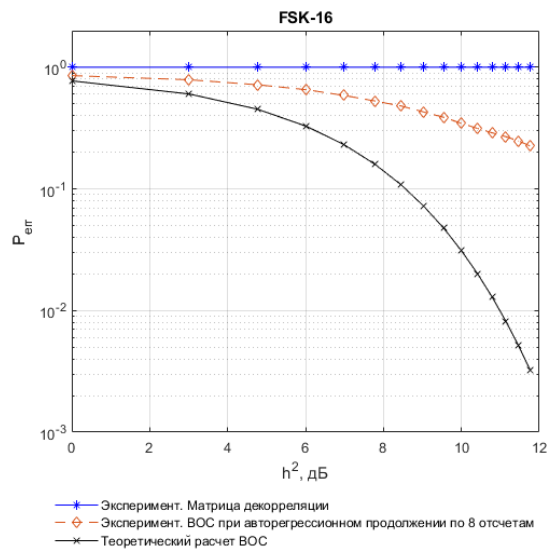


Рисунок 1 – Зависимость вероятности ошибки на символ для сигналов FSK-16 от отношения сигнал/шум

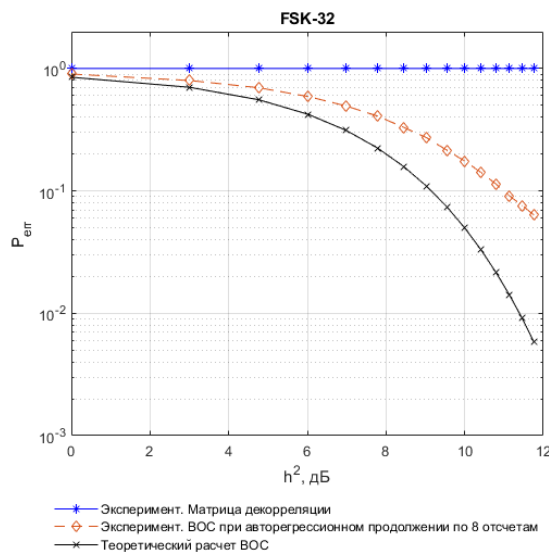


Рисунок 2 – Зависимость вероятности ошибки на символ для сигналов FSK-32 от отношения сигнал/шум

Анализ полученных зависимостей показывает, что метод демодуляции, основанный на декорреляции для позиционностей ЧМ сигналов 16 и 32, оказался неработоспособным из-за плохой обусловленности матрицы декорреляции. Предложенный в настоящей работе метод показывает результаты достаточно близкие к потенциально достижимым для систем передачи ортогональных в усиленном смысле многопозиционных ЧМ сигналов. За пределами настоящей работы осталась задача выбора оптимальной частоты дискретизации для достижения наилучших показателей помехоустойчивости, а также определение максимально допустимых значений интервалов прогнозов авторегрессионным методом.

Литература

1. Л.М. Финк. Теория передачи дискретных сообщений / Л.М. Финк. – М.: Советское радио, 1970. – 728 с.
2. Д.С. Гагарина, В.В. Егоров. Реализация модема сигналов с частотной модуляцией при пересечении спектров элементарных сигналов / Д.С. Гагарина, В.В. Егоров // Сборник докладов III Всероссийской конференции «Радиотехнические, оптические и биотехнические системы». Устройства и методы обработки информации. 14-22 апреля 2022г. СПб. ГУАП, 2022,- С.119-121.
3. В.В. Егоров. Авторегрессионная модель многочастотного сигнала / В.В. Егоров // Сборник трудов 17-ой Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение DSPA-2015». – Москва, 2015. – С. 235-237.
4. В.И. Коржик. Расчет помехоустойчивости систем передачи дискретных сообщений. Справочник / В.И. Коржик, Л.М. Финк, К.Н. Щелкунов. – М.: Радио и связь, 1981. – 231 с.

DEMODULATION OF SIGNALS WITH MULTI-POSITION FREQUENCY MODULATION BY THE AUTOREGRESSION CONTINUATION METHOD

Gagarina D.S.¹, Egorov V.V.²

¹ JSC «Russian Institute for Power Radioengineering»
² Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

A method for demodulating non-orthogonal multi-position frequency-modulated signals is proposed, based on extending the received signal to the orthogonality interval. The results of a computational experiment are presented.

BER PERFORMANCE OF NON COHERENT RECEPTION FOR GMSK WITH LOW MODULATION INDEX USING FREQUENCY DETECTOR

postgrad. Melnikov S.O.¹, postgrad. Gorbunov I.N.¹, prof. Makarov S.B.¹

¹Higher School of Applied Physics and Space Technologies
Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University
St.Petersburg, Russia

This article is devoted to studying the degradation of the energy spectrum of a random sequence of GMSK signals with small modulation indices $\Delta FT = 0.3-0.2$, and calculating the noise immunity of incoherent reception of such signals using a frequency detector. A simulation model of reception and transmission was built in the Matlab environment. The results obtained were compared with theory. When setting the ΔFT parameter at 0.2, a reduction in the occupied frequency band is achieved by more than 30%, which improves the spectral efficiency of the data transmission system.

Introduction

In automated identification systems (AIS), signals with Gaussian modulation with a minimum frequency shift (GMSK) are used for batch transmission of messages [1]. The spectral efficiency of such signals is determined by the modulation index equal to the product of the occupied frequency band ΔF by the duration T of the transmitted message bit. Increasing the spectral efficiency of GMSK signals makes it possible to reduce the occupied frequency band and reduce the level of out-of-band radiation, which reduces the influence of interchannel interference in AIS [6] and allows increasing the number of partial channels for transmitting packet messages to various users [2]. Obviously, for a given duration T , an increase in spectral efficiency is possible by reducing the frequency band occupied by GMSK signals. When receiving such signals at small values of the product of the occupied frequency band ΔF by the duration T ($\Delta FT = 0.3-0.2$) of the transmitted signal, intersymbol interference occurs, leading to a decrease in the reliability of receiving messages.

In automated identification systems, an incoherent processing algorithm based on a frequency detector is used when receiving signals [3]. The use of such a processing algorithm is due to the fact that when batch messages are transmitted to AIS, there is no harmonic oscillation in the preamble to implement phase-locked frequency. At values $\Delta FT = 1.0-0.5$, when receiving GMSK signals, a sufficiently high noise immunity of reception is provided, corresponding to the noise immunity of incoherent signal reception with a minimum frequency shift. However, when switching to $\Delta FT = 0.3-0.2$, the situation changes. Due to inter-symbol interference, the noise immunity of reception begins to decrease sharply.

In addition, when generating GMSK signals using a modulator with a filter having a pulse characteristic

$$h(t) = \Delta F \sqrt{\frac{2\pi}{\ln 2}} \exp\left(-\frac{2\pi^2(\Delta F)^2}{\ln 2} t^2\right)$$

An important issue is the digital implementation of such a filter. When using digital filters with a finite impulse response at $\Delta FT = 0.3-0.2$, the duration of such a characteristic turns out to be very significant. When it is reduced, the spectrum of the generated GMSK signals is distorted and the reception noise immunity is reduced.

The aim of the work is to evaluate the degradation of the energy spectrum of a random sequence of GMSK signals with small modulation indices $\Delta FT = 0.3-0.2$ and calculate the noise immunity of incoherent reception of such signals using a frequency detector.

A simulation model of GMSK signal transmission and reception

A classical model consisting of a signal modulator and a demodulator based on a frequency detector is used as a simulation model of the GMSK signal demodulator [4]. The block diagram of the GMSK signal modulator simulation model is shown in Fig.1.

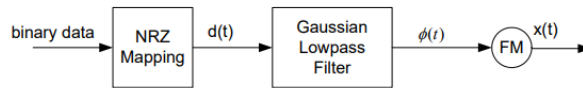


Fig. 1. GMSK Signal Modulator Model

The binary input data is converted into bipolar signals, which are received at the input of the Gaussian low-pass filter. A digital FIR filter with a finite impulse response is used as such a filter. The duration of this characteristic T_s is set depending on the parameters $\Delta FT = 0.3-0.2$. The frequency response of the filter determines the spectral properties of the GMSK signal sequence. These signals at the output of the low-pass filter can be represented as:

$$\phi(t) = \frac{1}{2T} \left[Q(2\pi\Delta F) \left(\frac{t-T/2}{\sqrt{ln2}} \right) - Q(2\pi\Delta F) \left(\frac{t+T/2}{\sqrt{ln2}} \right) \right], \quad (1)$$

$$\text{where } 0 \leq \Delta FT \leq \infty \text{ and } Q(t) = \int_t^\infty \frac{1}{\sqrt{2}} \pi \exp\left(-\frac{\tau^2}{2}\right) d\tau. \quad (2)$$

As the product of ΔFT decreases, the level of intersymbol interference caused by the conditions of signal formation increases. Note that, for example, when setting the ΔFT parameter at 0.2, a reduction in the occupied frequency band is achieved by more than 30%, which improves the spectral efficiency of the data transmission system [7]. When $\Delta FT=0.3$ there is intersymbol interference, but these distortions are not significant enough to worsen the likelihood of erroneous reception. When $\Delta FT=0.2$ Intersymbol interference is significantly amplified. Figure 2 shows the values of the normalized

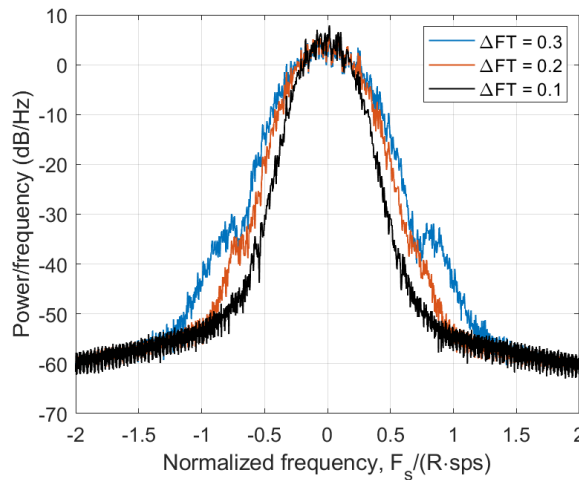


Fig. 2. The energy spectrum of the signals at different values of ΔFT ($T_s=5T$)

the energy spectrum depends on the values of the normalized frequency given per bit of the transmitted messages. The values of the energy spectra were obtained by the method of simulation of random realizations of the transmitted data. In simulation modeling, the filter (Fig.1) is performed digitally with a finite digital response (FIR filter) with different durations. In Fig.2, the results are obtained for a response time interval of $3T$. Under these conditions, the signals at the filter output will overlap in time, and the degree of overlap will depend on the values of the parameters ΔF and T in (1). The typical response of a Gaussian filter to a single pulse of a rectangular message stream has the shape of a Gaussian curve.

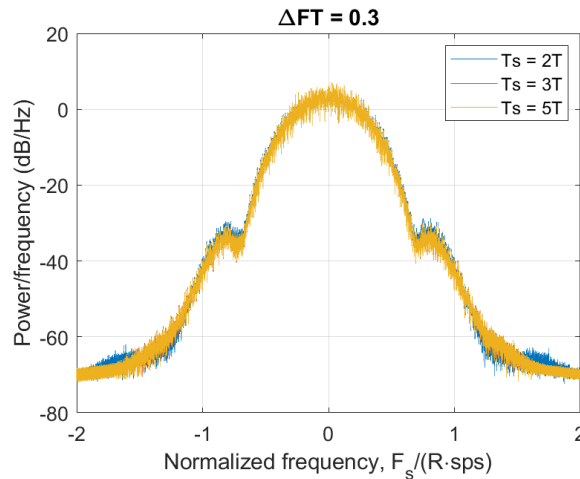


Fig. 3. The energy spectrum of the signals for $\Delta FT=0.3$ at different T_s values

Fig.3 shows the forms of the energy spectrum of a random sequence of GMSK signals depending on the duration of the pulse response, which is $2T$, $3T$ and $5T$. The values of the normalized frequency are postponed along the abscissa axis. As follows from the analysis of the shapes of the spectra, at $\Delta FT=0.3$ There is no change in the shape of the spectra, including the level of out-of-band radiation.

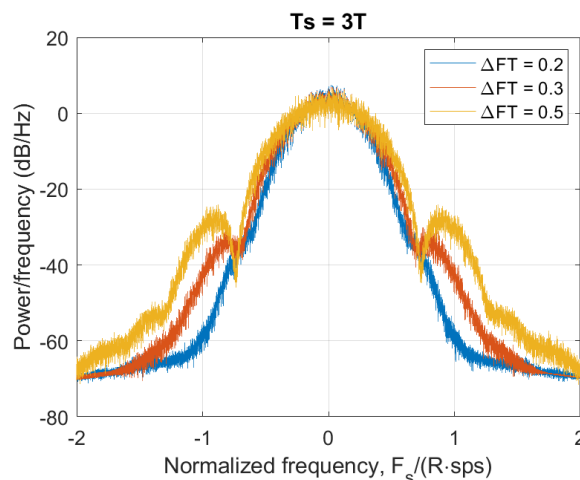


Fig. 4. The energy spectrum of the signal sequence for $T_s=3T$

Fig.4 shows the forms of the energy spectrum of the signal sequence for the pulse response duration $T_s=0.3$ for various values $\Delta FT = 0.5, 0.3$ and 0.2 . As can be seen from the analysis of the shape of the spectra in Fig.4, with a decrease in the modulation index of GMSK signals, the level of out-of-band radiation significantly decreases. The decrease in this level occurs by more than 15 dB at the level of the energy spectrum (-40...-60) dB. When the value changes from $\Delta FT=0.5$ to $\Delta FT=0.2$ The occupied frequency band ΔF , determined by the level - 40 dB, is reduced by more than (35-40)%.

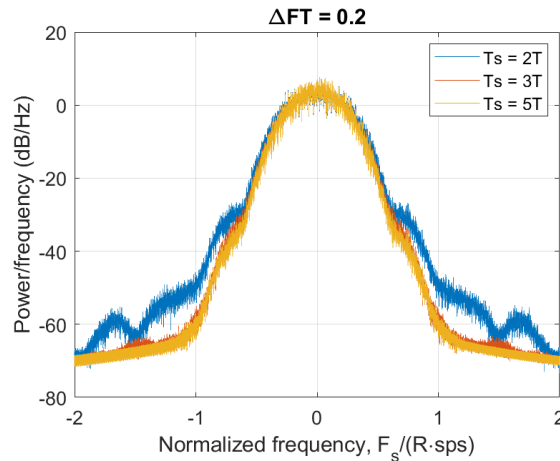


Fig. 5. The energy spectrum of the signals for $\Delta FT=0.2$ at different values of T_s .

For the parameter $\Delta FT=0.2$ Fig. 5 shows the energy spectra of GMSK signals for various values of the pulse response duration of the $T_s = 2T, 3T$ and $5T$. In this case (unlike Fig. 3) there is a dependence of the level of out-of-band radiation on the duration of the response of the filter. When choosing the pulse response duration $T_s = 2T$, this level decreases by more than 5 dB at the level of the energy spectrum (-50...-60) dB. It can be concluded that for $\Delta FT=0.2$ the influence of inter-symbol interference on the shape of the energy spectrum of the emitted sequence of GMSK signals increases and this must be taken into account when choosing the parameters of the forming digital filter. Incoherent reception of GMSK signals occurs using a frequency detector. The block diagram of such a demodulator is shown in Fig. 6.

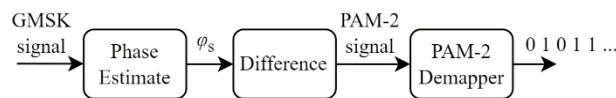


Fig. 6. Block diagram of a GMSK signal demodulator based on a frequency detector

In accordance with Fig.6, a random sequence of GMSK signals and channel additive Gaussian noise with an average power spectral density of $N_0/2$ are received at the input of the demodulator. This scheme is used in the simulation of signal reception.

Noise immunity of GMSK signals reception using a frequency detector

When simulating signal reception in accordance with the block diagram in Fig.6, 10^6 binary messages were transmitted to calculate the probability of BER errors.

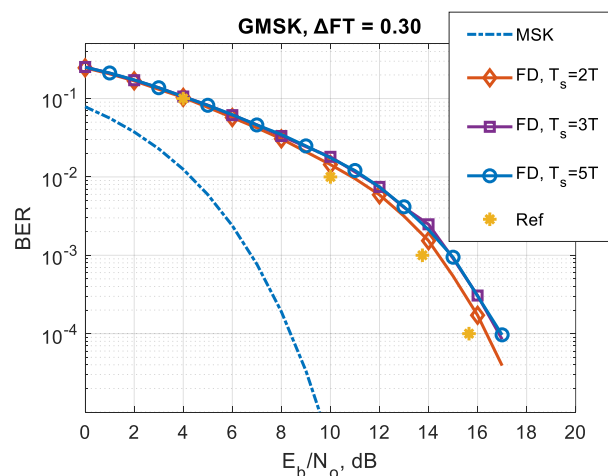


Fig. 7. The dependence of the probability of a bit error on the signal-to-noise ratio at different values of the pulse response duration.

Figure 7 shows the values of the error probability BER from the signal-to-noise ratio (E_b/N_0 , where E_b is the energy of the transmitted useful signal). This figure shows the theoretical values (Ref) [5] obtained for the infinite duration of the pulse response of the forming filter at a value of $\Delta FT=0.3$ transmitted GMSK signals. In the same figure, the dotted line shows the noise immunity of coherent signal reception with a minimum frequency shift (MSK). Analyzing the dependencies shown in Fig.7, it can be concluded that for $\Delta FT=0.3$ there was no significant dependence on the pulse response duration of the forming filter (the difference in error probabilities at $BER = 10^{-4}$ is less than 0.2 dB for all filter durations).

Let's consider the noise immunity of reception when changing the values of the parameter ΔFT from the values $\Delta FT = 0.5$ to $\Delta FT=0.2$. Figure 8 shows the dependence of the probability of bit error on the signal-to-noise ratio when choosing the pulse response duration of the filter equal to $T_s = 3T$. As can be seen from the dependence analysis in Fig. 8, when the parameter is reduced from $\Delta FT=0.5$ to $\Delta FT=0.2$ there is a significant energy loss, which is more than 20 dB at $BER = 10^{-4}$.

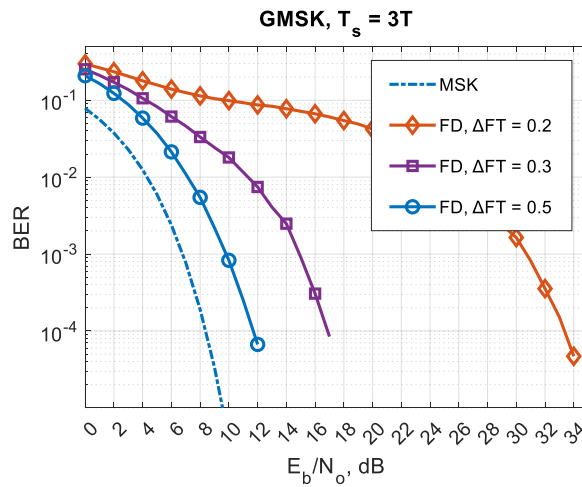


Fig. 8. The dependence of the probability of a bit error on the signal-to-noise ratio at different values of ΔFT

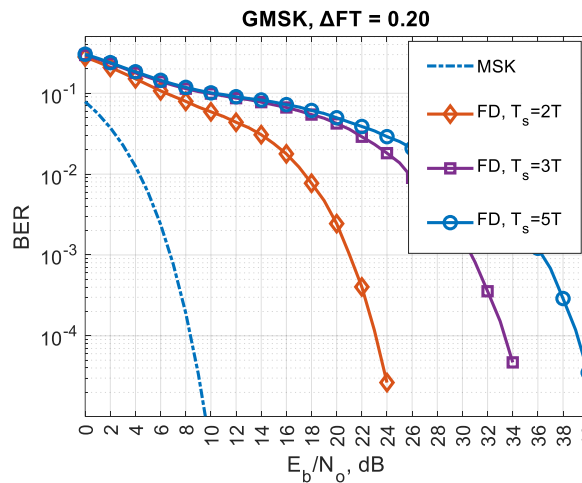


Fig. 9. The dependence of the probability of a bit error on the signal-to-noise ratio at different values of the pulse response duration.

Figure 9 shows the dependences of BER on E_b/N_0 for the value of the parameter $\Delta FT=0.2$. With such parameters providing the most compact spectrum of transmitted signals, an energy loss is observed when using a frequency detector during demodulation. This loss is about 15 dB for $T_s=2T$, and about 31 dB for $T_s=5T$. The following conclusions can be drawn from the fact that with an increase in the

pulse response duration for the value of the parameter $\Delta FT = 0.2$, the energy losses associated with an increase in the level of inter-symbol interference increases

Conclusion

It is shown that with a decrease in the product of ΔFT , the level of inter-symbol interference caused by the conditions of signal formation increases. When setting the ΔFT parameter at 0.2, a reduction in the occupied frequency band is achieved by more than 30%, which improves the spectral efficiency of the data transmission system. When $\Delta FT = 0.3$ there is inter-symbol interference, but these distortions are not significant enough to worsen the likelihood of erroneous reception. When $\Delta FT = 0.2$ inter-symbol interference is significantly amplified.

With a decrease in the modulation index of GMSK signals, the level of out-of-band emissions significantly decreases. The decrease in this level occurs by more than 15 dB at the level of the energy spectrum (-40...-60) dB. When the transition value is from $\Delta FT = 0.5$ to $\Delta FT = 0.2$ The occupied frequency band ΔF , determined by the level - 40 dB, is reduced by more than (35-40)%.

Reception noise immunity when the values of the ΔFT parameter change from the values of $\Delta FT = 0.5$ to $\Delta FT = 0.2$. It drops significantly. When reducing the parameter from $\Delta FT = 0.5$ to $\Delta FT = 0.2$ there is an energy loss that is more than 20 dB at $BER = 10^{-4}$.

For the value of the parameter $\Delta FT = 0.2$, which provides the most compact spectrum of transmitted signals, an energy loss is observed when using a frequency detector during demodulation. This loss is about 15 dB for $T_s = 2T$, and about 31 dB for $T_s = 5T$. This is due to an increase in the level of inter-symbol interference

References

1. Kuang T., Gee L. L., Binary GMSK: Characteristics and Performance, 2023.
2. P. Biswas, C. Pandey, A. K. Thakur, M. R. Khan and S. Rathore, "Algorithm Design Simulation Performance Analysis of MIMO GMSK System for Radio Communication on AWGN Channel," 2020 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), Chennai, India, 2020, pp. 1261-1264, doi: 10.1109/ICCSP48568.2020.9182061
3. Yung-Liang Huang, Kong-Dar Fan, Chia-Chi Huang A Fully Digital Noncoherent and Coherent GMSK Receiver Architecture with Joint Symbol Timing Error and Frequency Offset Estimation. 2000.
4. K. Kuchi, "Spectral Occupancy and Error Rate Considerations of GMSK Modulation for PCS Applications," Masters thesis, Dept. of Electrical Eng., The Univ. of Texas at Arlington, December 1997
5. DESIGN AND REALIZATION OF GMSK MODEM M.Sc. Arif Kürşad KAVAS İSTANBUL TECHNICAL UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY p. 55
6. Prevost, Raoul & Coulon, Margot & Bonacci, D. & LeMaitre, J. & Millerioux, J. & Tournet, J.-Y. (2012). Interference mitigation and error correction method for AIS signals received by satellite. 46-50
7. Veer, Daphne van der. "Design of a GMSK Receiver Prototype on a Heterogeneous Real-time Multiprocessor Platform." (2016).
8. S. Melnikov, I. Gorbunov, S. Makarov, E. Kuleshov, C. M. Nguyen and A. Gruzdev, "Quadrature Formation and Element-by-Element Reception of Signals with GMSK Modulation and Controlled Inter-Symbol Interference," 2023 International Conference on Electrical Engineering and Photonics, ST PETERSBURG, Russian Federation, 2023, pp. 148-151, doi: 10.1109/EEExPolytech58658.2023.10318554

МОДУЛЬ АППАРАТНОЙ КОРРЕКЦИИ НЕЛИНЕЙНЫХ ПОМЕХ ПРИЕМНОГО ТРАКТА МОБИЛЬНОГО ТЕРМИНАЛА

студ. Сушко А.М.¹, ст. преп. к.т.н. Бахурин С.А.¹

¹ НИУ «МЭИ»

Современные мобильные устройства поддерживают функцию агрегации несущих, где несколько частот спектра, которые разбросаны по полосам частот, могут быть объединены для увеличения скорости передачи данных. Для каждого рабочего диапазона необходим отдельный полосовой фильтр, обеспечивающий изоляцию между передатчиками и приемниками. Утечка сигнала передатчика в приемники из-за интегрального исполнения трактов в сочетании с неидеальностью интерфейса, приводит к снижению чувствительности приемника. Нелинейность усилителя создает помехи в области нулевой частоты, генерирует гармоники на кратных частотах, а также интермодуляционные компоненты, которые могут оказаться на частоте приемника. Смеситель представляет собой нелинейный модуль, который генерирует дополнительные гармоники при понижающем преобразовании. Для борьбы с этой проблемой в современной аппаратуре создаются алгоритмы адаптивного подавления возникающих искажений.

В данной работе предложен модуль аппаратной коррекции на основе математической модели собственных помех в канале приемника, вызванных сигналом передатчика. Разработана структура корректора собственных помех в канале приемника. Проведено тестирование предложенного алгоритма на захваченных данных с помощью аппаратной платформы. При проведении экспериментов достигнуто снижение уровня помех на 13 дБ для всех исследуемых значений мощности сигнала.

Описание проблемы

Задача повышения КПД приемо-передающих трактов мобильных терминалов является одной из наиболее важных ввиду повышенных требований к энергопотреблению мобильных устройств. Повышение КПД передающих трактов возможно при использовании нелинейных режимов работы выходного усилителя мощности радиосигналов. При этом для обеспечения требуемых спектральных масок в соответствии со стандартами мобильной связи используются методы цифровой линейризации [1]. В процессе работы мобильного терминала возникает проблема утечки нелинейных продуктов канала передатчика в приемный тракт ввиду интегрального исполнения в RF-чипе. Нелинейные продукты передающего тракта попадают в приемный тракт мобильного телефона, уменьшая его чувствительность и пропускную способность нисходящего канала связи.

На рисунке 1 показана структурная схема приемо-передающего устройства, а также пути распространения нелинейной помехи. Среди элементов передающего тракта наибольший вклад в формирование нелинейных компонент спектра вносит аналоговый усилитель мощности. При этом передатчик и приёмник разнесены по частоте. В процессе прохождения сигнала на несущей частоте f_{Tx} через нелинейные цепи передатчика, генерируются компоненты на кратных частотах $2f_{Tx}$, $3f_{Tx}$ и выше. Кроме того, в режиме агрегации несущих возможно проникновение интермодуляционных продуктов различного порядка, которые также могут возникнуть в полосе приемника.

Для компенсации предложено использовать адаптивную модель, которая будет компенсировать собственные помехи в канале приема путем предсказания и вычитания этой помехи в соответствии с характеристиками усилителя и дуплексного фильтра.

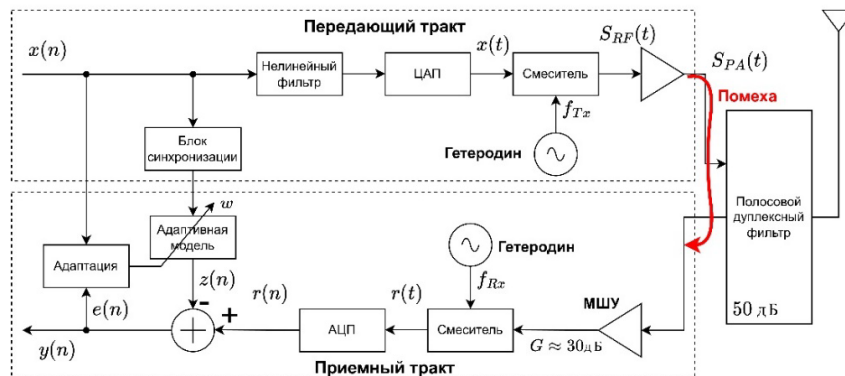


Рисунок 1 – Канал распространения нелинейных помех

Согласно стандарту LTE, используемому в системах связи четвертого поколения 4G, пара передатчик-приёмник может работать на таких частотах, при которых вторая или третья гармоника сигнала передатчика попадает в полосу приёмного тракта того же устройства.

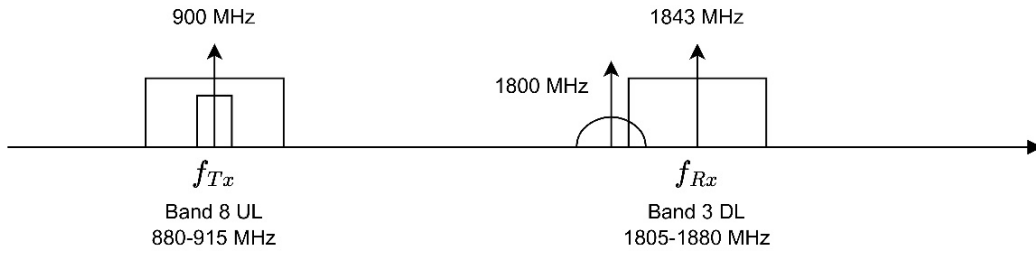


Рисунок 2 – Распространение помехи

Предположим, что используется нисходящая линия связи с диапазоном LTE 3 с частотой приемника $f_{Rx} = 1843$ МГц, а частота восходящей линии связи передатчика диапазона LTE 8 составляет $f_{Tx} = 900$ МГц. Нелинейности устройства могут генерировать вторую гармонику на частоте $f = 2f_{Tx} = 1800$ МГц [2]. В зависимости от полосы сигнала диапазона 8, часть возникшей помехи может просочиться в полосу приема диапазона 3. Пример спектра сигнала передатчика на несущей частоте $f_{Tx} = 900$ МГц и помехи, возникающей в приёмнике на удвоенной несущей частоте передатчика $2f_{Tx} = 1.8$ ГГц изображен на рисунке 3. Задача модуля адаптивной компенсации, приведенной на рисунке 1, заключается в том, чтобы понизить уровень этой помехи для обеспечения требуемой чувствительности приёмника.

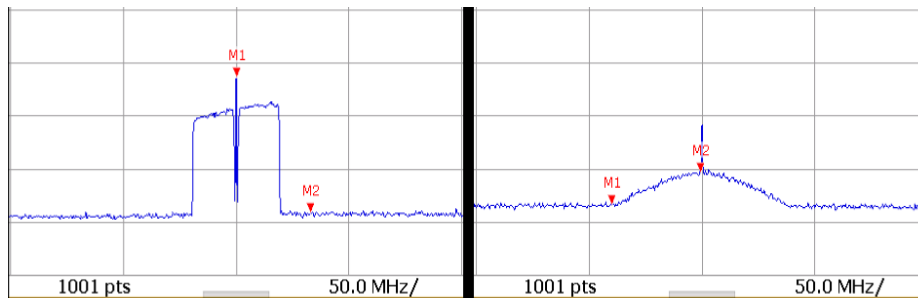


Рисунок 3 – Спектр нелинейных помех

Математические модели собственных помех

Усилитель мощности основной источник нелинейности порядка n . Это приводит к появлению гармоник 2-го и 3-го порядка, расположенным на частотах $2f_{Tx}$ и $3f_{Tx}$ соответственно.

Радиочастотный сигнал на выходе усилителя имеет вид

$$S_{RF}(t) = \Re\{x(t)e^{j2\pi f_{Tx}t}\}, \quad (1)$$

где $x(t)$ - комплекснозначный сигнал передачи в основной полосе при цифровой обработке, а f_{Tx} - несущая частота передачи. Используя свойство

$$\Re\{\xi\} = \frac{1}{2}(\xi + \xi^*), \quad (2)$$

сигнал на выходе нелинейности становится

$$S_{PA}(t) = \alpha_1 x(t) + \alpha_2 [x(t)]^2 + \alpha_3 [x(t)]^3 = \alpha_2 \frac{A_{PA}^2}{2} |x(t)|^2 + \alpha_1 A_{PA} \Re\{x(t)e^{j2\pi f_{Tx}t}\} + \alpha_3 \frac{3A_{PA}^3}{4} \Re\{|x(t)|^2 x(t)e^{j2\pi f_{Tx}t}\} + \alpha_2 \frac{A_{PA}^2}{2} \Re\{x(t)^2 e^{j4\pi f_{Tx}t}\} + \alpha_3 \frac{A_{PA}^3}{4} \Re\{x(t)^3 e^{j6\pi f_{Tx}t}\}, \quad (3)$$

где α_1, α_2 и α_3 описывают амплитуды нелинейных гармоник и подлежат идентификации. Компоненты основной полосы компенсируются модулем цифровой линейаризации в передатчике (технология DPD), а компоненты высших порядков могут просачиваться на разных частотах через дуплексный фильтр в приемник [3].

Приемное устройство использует цифровую обработку комплексной огибающей радиосигнала на нулевой частоте. Тогда нелинейные искажения на кратных частотах передатчика, возникающие на радиочастоте, могут быть приведены к нулевой частоте в приемнике как:

$$S_{PA}(n) = \sum_q x_n^q \alpha_q, \quad (4)$$

где α_q – комплексный коэффициент, учитывающий нелинейные характеристики по амплитуде и по фазе.

После прохождения дуплексного фильтра сигнал может быть представлен в виде свертки

$$r_n = \sum_q \sum_m x_{n-m}^q \alpha_q w_m, \quad (5)$$

где w_m импульсная характеристика дуплексного фильтра, а степень q отражает порядок нелинейных компонент на выходе усилителя мощности.

До сих пор предполагалось, что сигнал, преобразующий радиочастотные помехи в основной полосе обработки сигнала, может быть смоделирован как эквивалентный комплекснозначный сигнал вида

$$S_{RF}(t) = \Re\{x(t)x_{LO}(t)\} = \Re\{x(t)e^{j2\pi f_{Tx}t}\} = [x(t) \cos(2\pi f_{Tx}t) + x^*(t) \sin(2\pi f_{Tx}t)]/2 \quad (6)$$

с частотой f_{Tx} . Однако измерения на реальном чипе приемопередатчика показывают, что наблюдаемые помехи содержат не только преобразованные с понижением радиочастотные помехи, но и их зеркальные копии вызванные разбалансом квадратур смесителя. Это означает, что модель компенсатора должна быть расширена, чтобы иметь возможность описывать данный эффект [4]:

$$x_{LO}(t) = \cos(2\pi f_{Tx}t) + j g \sin(2\pi f_{Tx}t + \varphi), \quad (7)$$

где g и φ – параметры, которые задают амплитудный и фазовый разбаланс квадратурного смесителя. Используя тождества $\cos(\varphi) = \frac{1}{2}(e^{j\varphi} + e^{-j\varphi})$ и $\sin(\varphi) = \frac{1}{2j}(e^{j\varphi} - e^{-j\varphi})$ сигнала $S_{RF}(t)$ может быть выражен как

$$S_{RF}(t) = \Re\{[K_1 x(t) + K_2 x^*(t)]e^{j2\pi f_{Tx}t}\}, \quad (8)$$

где

$$K_1 = \frac{1 + g e^{j\varphi}}{2} \text{ и } K_2 = \frac{1 - g e^{-j\varphi}}{2}. \quad (9)$$

Таким образом модель должна зависеть не только от самого сигнала $x(t)$, но и от его сопряженной копии $x^*(t)$.

Описание метода подавления помехи

На основании (5), а также с учетом квадратурного разбаланса (8) модель собственных помех имеет вид:

$$z_n = \sum_{q=1}^Q \sum_{m=-D}^D x_{n-m}^q w_{1,m,q} + (x_{n-m}^*)^q w_{2,m,q}. \quad (10)$$

Здесь присутствуют две ветви для описания сигнала помехи (рисунок 4) на основе комплексной огибающей x_n и x_n^* сигнала передатчика. Это необходимо поскольку мы должны учитывать возникающий квадратурный разбаланс и сопряженную компоненту от нелинейного продукта x_n^q . В модели присутствуют КИХ-фильтры с коэффициентами w_1, w_2 . Порядок фильтра D определяется длиной импульсной характеристики дуплексного фильтра. Значение степени q соответствует порядку компенсируемой нелинейной гармоники.

Предлагается идентифицировать собственные нелинейные помехи приёмника путем адаптации нелинейной модели (10) по критерию минимума среднего квадрата ошибки [5]:

$$J(w_1, w_2) = E(e_n^* e_n) \rightarrow \min(w_1, w_2), \quad (11)$$

В блочном режиме оптимальные коэффициенты КИХ-фильтров находятся из уравнения Винера-Хопфа [5, 6]:

$$w_{1,opt} = R_{xx}^{-1} r_{dx}, \quad (12)$$

где R_{xx} – корреляционная матрица сигнала, а r_{dx} – вектор взаимной корреляции, которые определяются

$$r_{dx} = U^H d, \quad R_{xx} = U^H U, \quad (13)$$

где U – матрица состояния КИХ-фильтра хранит по строкам значения на отводах линии задержки [5].

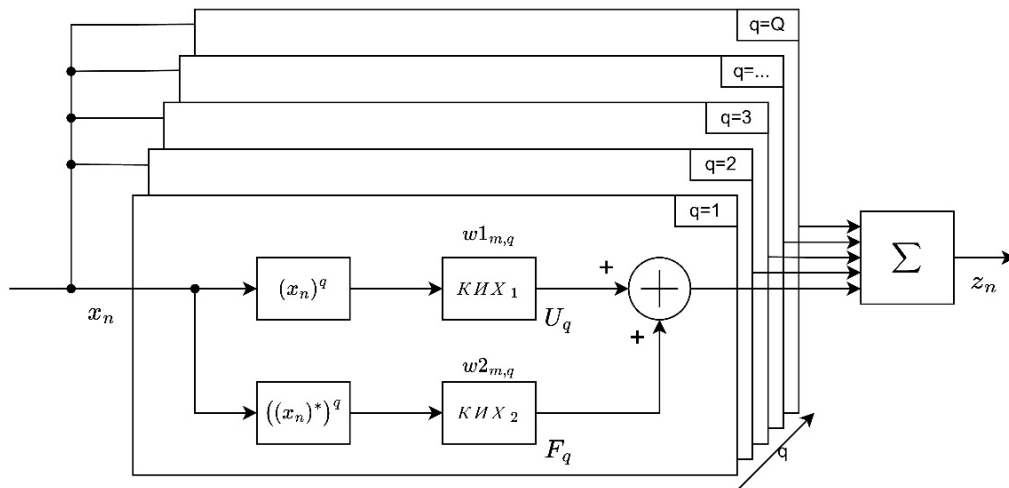


Рисунок 4 – Модель адаптивной фильтрации второй гармоники сигнала

Лабораторное тестирование программно-аппаратной платформы

Исследование проводилось на разработанной аппаратно-программной платформе, структурная схема которой показана на рисунке 5. В качестве источника нелинейности использовался усилитель SKY66291-11.

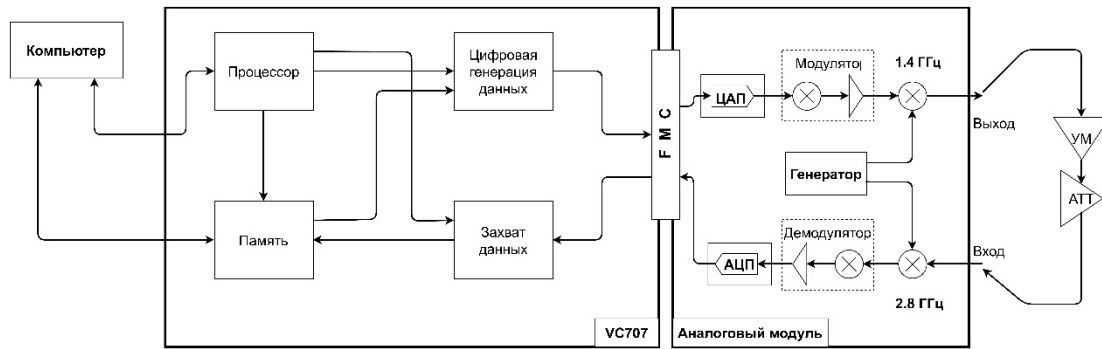


Рисунок 5 – Структурная схема тестовой платформы

Оценка качества подавления помехи в канале приемника производилось для четырех значений выходной мощности усилителя: -5 дБм, -2 дБм, 1 дБм и 4 дБм.

На рисунке 6 приведены спектральные плотности мощности паразитной помехи до и после компенсации для указанных значений выходной мощности усилителя.

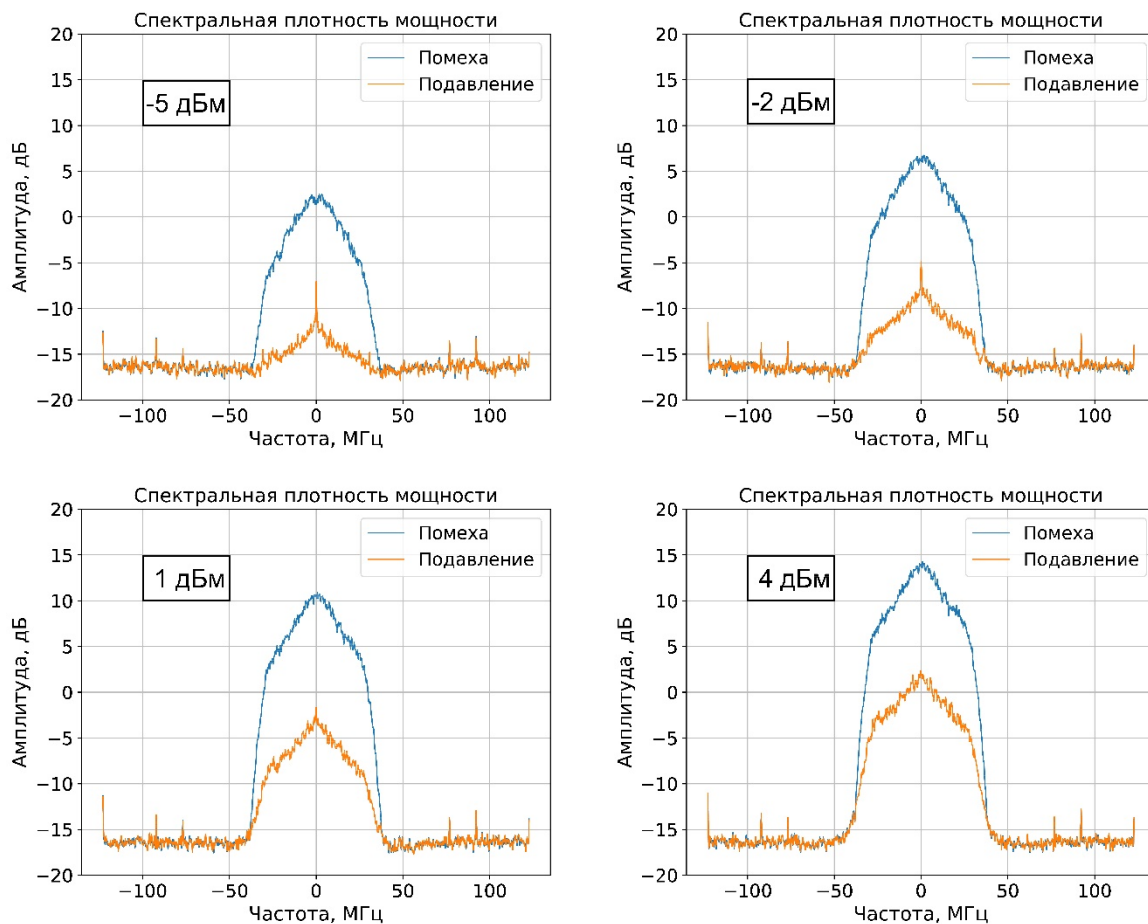


Рисунок 6 – Результат подавления помехи в зависимости от мощности подаваемого сигнала

Как можно видеть из результатов теста, предложенный алгоритм компенсации позволяет снизить уровень паразитной помехи в канале приемника до 13 дБ.

Вывод

Разработана модель компенсации собственных помех в тракте приема, позволяющая скомпенсировать собственные помехи, вызванные нелинейностью передающего тракта. В

модели индивидуально учтены комплексные и комплексно-сопряженные составляющие, которые дополнительно позволяют скомпенсировать эффекты квадратурного смесителя.

Проведено лабораторное тестирование разработанного алгоритма с использованием аппаратной платформы на базе FPGA, аналогового модуля и усилителя мощности SKY66291-11. Получено подавление до 13 дБ для всех значений выходной мощности от -5 дБм до 4 дБм.

Литература

1. Luo F. L. (ed.). Digital front-end in wireless communications and broadcasting: circuits and signal processing. – Cambridge University Press, 2011.
2. Лайонс Р. Цифровая обработка сигналов. – 2007.
3. Ghannouchi F. M., Hammi O., Helaoui M. Behavioral modeling and predistortion of wideband wireless transmitters. – John Wiley & Sons, 2015.
4. Forbes T., Ho W. G., Gharpurey R. Design and analysis of harmonic rejection mixers with programmable LO frequency // IEEE Journal of Solid-State Circuits. – 2013.
5. Haykin S. Adaptive filter theory // Prentice Hall google schola. – 2002.
6. Gebhard A. Self-Interference Cancellation and Rejection in FDD RF-Transceivers/submitted by Andreas Gebhard : дис. – Universität Linz, 2019.
7. Frotzsch A., Fettweis G. Least squares estimation for the digital compensation of Tx leakage in zero-IF receivers // GLOBECOM 2009-2009 IEEE Global Telecommunications Conference. – IEEE, 2009.

THE MODULE FOR HARDWARE CORRECTION OF NONLINEAR INTERFERENCE OF THE RECEIVING PATH OF THE MOBILE TERMINAL

Author 1 S.A.¹, Author 2 B.S.¹

¹National Research University "MPEI"

Modern mobile devices support carrier aggregation, where several parts of the spectrum that are scattered across frequency bands can be combined to increase data transfer speeds. A separate bandpass filter is required for each operating range to provide isolation between transmitters and receivers. Leakage of the transmitter signal into the receivers due to the integral design of the paths, combined with the imperfection of the interface, leads to a decrease in the sensitivity of the receiver. The nonlinearity of the amplifier creates interference in the zero-frequency region, generates harmonics at multiple frequencies, as well as intermodulation components that may end up at the receiver frequency. The mixer is a non-linear module that generates additional harmonics with a step-down conversion. To combat this problem, algorithms for adaptive suppression of emerging distortions are being created in modern equipment.

In this paper, a hardware correction module is proposed based on a mathematical model of intrinsic interference in the receiver channel caused by the transmitter signal. The structure of the self-interference corrector in the receiver channel has been developed. The proposed algorithm was tested on the captured data using a hardware platform. During the experiments, the noise level was reduced by 13 dB for all studied signal power values.

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ НЕСТАЦИОНАРНОГО ШУМА НА ЭФФЕКТИВНОСТЬ СТАБИЛИЗАЦИИ УРОВНЯ ЛОЖНОЙ ТРЕВОГИ

д.т.н., доц. Белокуров В. А.¹, асп., Нгуен Ч.К.¹

¹Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина, Рязань

В данной работе приведён анализ эффективности известных схем стабилизации уровня ложной тревоги на фоне нестационарного шума. Проведён анализ потерь в пороговом отношении сигнал-шум в процессорах постоянного уровня ложных тревог, построенных на основе усреднения отсчётов и использования порядковых статистик. Результаты анализа показали, что на фоне нестационарного шума эффективность известных процессоров постоянного уровня ложных тревог снижается, в частности, .

Введение

В критерии Неймана-Пирсона необходимо обеспечивать постоянное значение уровня ложной тревоги (ПУЛТ), максимизируя при этом вероятность правильного обнаружения [1]. Это приводит к необходимости оценивать уровень помех и менять порог обнаружения.

В настоящее время, широко применяются две группы алгоритмов ПУЛТ. Это алгоритмы ПУЛТ на основе оценки среднего уровня (УС-ПУЛТ) и алгоритмы ПУЛТ на основе порядковых статистиках (ПС-ПУЛТ) [2]. Первая группа включает в себя алгоритмы с усреднением по ячейкам [3], а также, различные модификации с логической обработкой: «большого из» (Би-УС-ПУЛТ) и «меньшее из» (Ми-УС-ПУЛТ) [4]. В случае, если параметры шума не меняются, то УС-ПУЛТ обеспечивает минимальные потери в пороговом отношении сигнал-шум [5-9]. ПС-ПУЛТ обеспечивает стабилизацию уровня ложных тревог при наличии нескольких целей, а также в условиях работы на фоне шума, параметры которого меняются скачком в пределах «скользящего» окна.

В данной работе исследуется влияние нестационарности шума на эффективность алгоритмов ПС-ПУЛТ и УС-ПУЛТ при плавном изменении параметров шума в пределах «скользящего» окна.

Алгоритм УС-ПУЛТ

С целью стабилизации уровня ложных тревог порог обнаружения выбирается адаптивным на основе оценки дисперсии шума. Структурная схема алгоритма УС-ПУЛТ показана на рисунке 1 [3]. На рисунке 1 введены следующие обозначения: ПУ – пороговое устройство; КД – квадратичный детектор; GC – защитная ячейка; CUT – тестируемая ячейка.

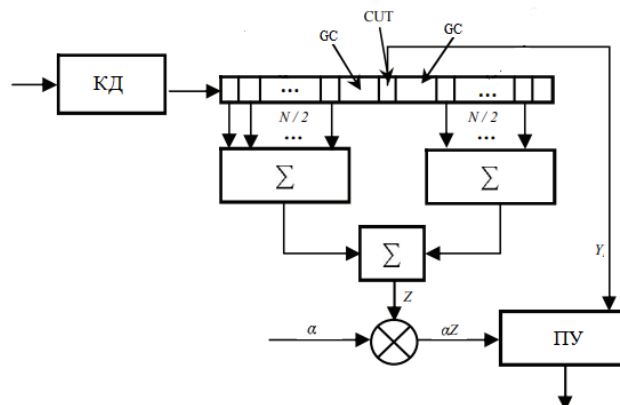


Рисунок 1 – Структурная схема алгоритма УС-ПУЛТ [9]

Пороговый множитель α определяется в соответствие с выражением [9]:

$$\alpha = F^{-\frac{1}{N}} - 1, \quad (1)$$

где N – размер «скользящего» окна обнаружения.

Алгоритм ПС-ПУЛТ

Структурная схема алгоритма ПС-ПУЛТ показана на рисунке 2. На рисунке 2 введены следующие обозначения: T – пороговый множитель; Y – тестируемая ячейка.

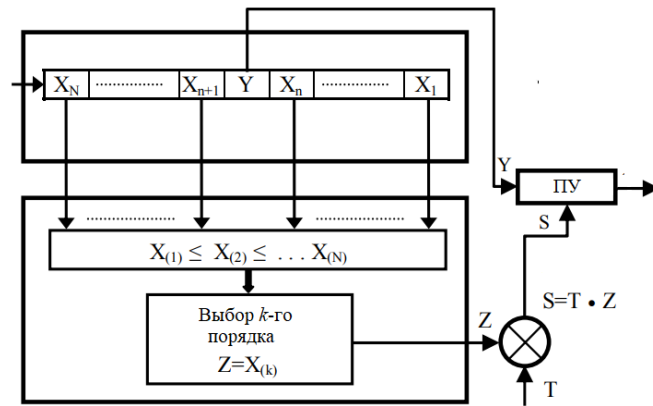


Рисунок 2 – Структурная схема алгоритма ПС-ПУЛТ [10]

В алгоритме ПС-ПУЛТ производится упорядочивание элементов «скользящего» окна путем их сортировки в порядке возрастания значений $X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(N)}$. Основная идея алгоритма ПС-ПУЛТ заключается в выборе в качестве оценки дисперсии шума конкретного значения $X_{(k)}$ ($k=1,2,\dots,N$). Порог обнаружения S получается путем умножения оценки дисперсии шума на пороговый множитель T .

Вероятность ложной тревоги определяется по выражению [10]:

$$F_{ПС} = \frac{N!(T + N - k)}{(N - k)!(T + N)!}, \quad (2)$$

где k – номер порядковой статистик.

Рассмотрим эффективность алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ в условиях плавного изменения параметров шума в пределах «скользящего». Предположим, что дисперсия шума в пределах «скользящего» окна меняется по следующему закону:

$$f(t) = at^2 + bt + c, \quad (3)$$

где a, b, c – параметры, описывающие изменение дисперсии шума.

На рисунке 3 показаны зависимости вероятности ложной тревоги F , полученной при помощи моделирования для алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ от параметров a, b .

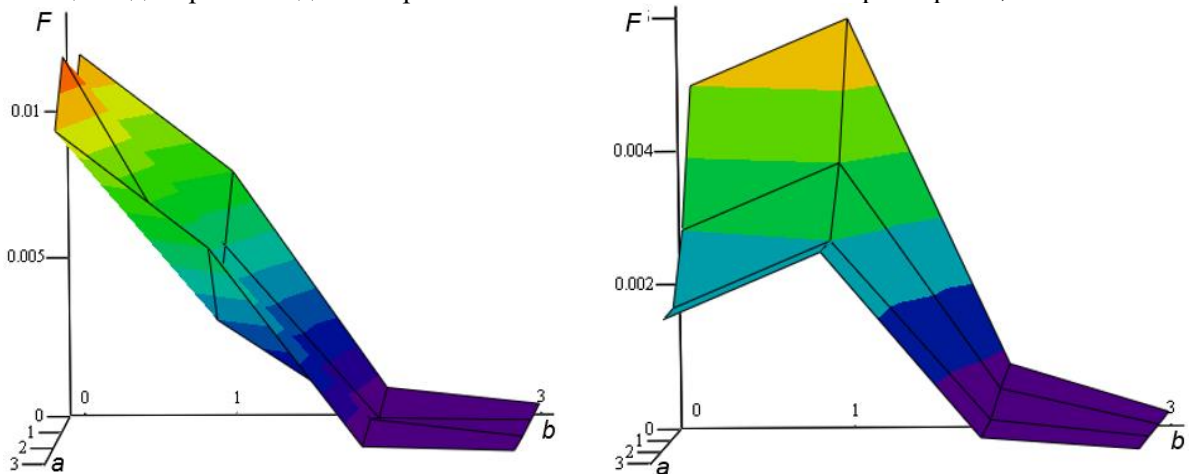


Рисунок 3 – Зависимость вероятности ложной тревоги от интенсивностей помех:
а) обнаружитель УС-ПУЛТ; б) обнаружитель ПС-ПУЛТ

Зависимости на рисунке 3 построены при следующих параметрах:

- «скользящее» окно одномерное $N=64$;
- вероятность ложной тревоги $F=10^{-4}$;
- число повторения опытов 100000;

Анализ зависимостей на рисунке 3 показывает, что вероятность ложной тревоги F отличается от заданной вероятности ложной тревоги $F_{зад}$ и меняется при различных параметрах a, b . Параметр c фиксированный $c=0,3$. Изменение вероятности ложной тревоги F , объясняется

тем, что при использовании алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ и плавном изменении дисперсии шума в «скользящем» окне меняется порог обнаружения.

На рисунке 4 показаны характеристики обнаружения алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ на фоне нестационарного шума.

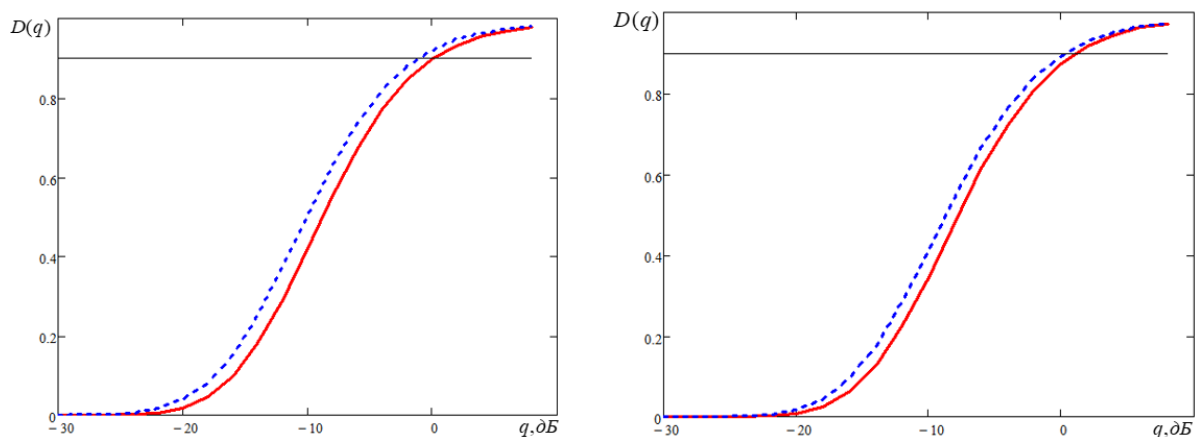


Рисунок 4 – Характеристика обнаружения:
а) обнаружитель УС-ПУЛТ; б) обнаружитель ПС-ПУЛТ

На рисунке 4 сплошная линия соответствует характеристике обнаружения $D(q)$ при обнаружении на фоне нестационарного шума; пунктирная линия – стационарного шума. Анализ зависимостей показывает, что использование алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ при обнаружении на фоне нестационарного шума приводит к потерям в пороговое отношение сигнал-шум. При вероятности правильного обнаружения $D=0,9$ потери в пороговом отношении примерно составляет $0,965$ дБ и $0,672$ дБ для алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ соответственно.

Заключение

Таким образом, в данной работе рассмотрено влияние изменения дисперсии шума по квадратичному закону на эффективность алгоритмов УС-ПУЛТ и ПС-ПУЛТ. Результаты моделирования показывают, что при изменении дисперсии шума по квадратичному закону в пределах «скользящего» окна возникают потери в пороговом отношении сигнал-шум, величина которых составляет до 1 дБ при использовании УС-ПУЛТ.

Литература

1. M. A. Richards, J. A. Scheer, and W. A. Holm, Principles of Modern Radar Vol.1-Basic Principles, IET, London, UK, 2010.
2. A. Zaimbashi, Y. Norouzi, Automatic dual censoring cell-averaging CFAR detector in non-homogeneous environments, Signal Processing-Elsevier 88 (2008) 2611–2621.
3. P.P. Gandhi, S.A. Kassam, Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 24 (1988) 427–444.
4. M. Weiss, Analysis of some modified cell-averaging CFAR processors in multiple-target situations, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 18 (1982) 102–114.
5. Gandhi P.P., Kassam S.A. Optimality of the cell averaging CFAR detector // IEEE Trans. Inform. Theory, 1994, vol. 40, no. 4, p. 1226–1228.
6. S.D. Himonas, M. Barkat, Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 28 (1992) 286–304.
7. D.A. Shnidman, Radar Detection in Clutter, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 41 (2005) 1056–1067.
8. A. De Maio, A. Farina, G. Foglia, Design and experimental validation of knowledge-based constant false alarm rate detectors, IET Radar.

9. T. Miftahushudur, D. Kurniawan and A. R. B. Putra, Summed area table for optimizing of processing time on CA CFAR algorithm. 2015 International Conference on Radar, Antenna, Microwave, Electronics and Telecommunications (ICRAMET), Bandung, Indonesia, 2015, pp. 109-113.

10. Dejan Ivkovic, Milenko Andric, Bojan Zrnic. Detection of Very Targets by Fusion CFAR Detector, Scientific Technical Review, 2016, Vol. 66, No.3,pp.50-57.

STUDY OF THE EFFECT OF THE NON-STATIONARY NOISE ON THE EFFICIENCY OF CFAR

Dr. Sc., Assoc. Prof. Belokurov V.A.¹, Asp. Nguyen T.Q.¹

¹Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin

This paper analyzes the performance of CA-CFAR and OS-CFAR detectors in the presence of interference, the efficiency of these detectors is evaluated in both homogeneous and inhomogeneous environments. The heterogeneity is modeled as the presence of interference with the appearance of a quadratic function in the reference window. The analysis results showed that in the presence of interference for both CA-CFAR and OS-CFAR detectors, false alarm probability F is different from the specified false alarm probability and the presence of interference also introduces the loss in threshold signal-to-noise ratio, this loss is more clearly seen in CA-CFAR detector.

ПОИСК ШУМОПОДОБНОГО СИГНАЛА ПРИ НАЛИЧИИ МНОГОКОМПОНЕНТНОЙ ГАРМОНИЧЕСКОЙ ПОМЕХИ

к.т.н., доц. Кузьмин Е.В., к.т.н., доц. Зограф Ф.Г.

Сибирский федеральный университет

Исследована эффективность Фурье-процедуры поиска шумоподобного сигнала по задержке в условиях воздействия многокомпонентной гармонической помехи и шума. Рассмотрено функционирование Фурье-процедуры при различном спектральном составе помехи, предполагающем как классический случай в виде однокомпонентной помехи, так и существенно усложнённую модель помехи, предполагающую гипотетическое одновременное воздействие до ста её компонентов. Изучена эффективность процедуры при двух сценариях частотного поведения многокомпонентной гармонической помехи, действующей в полосе частот главного лепестка спектра обрабатываемого шумоподобного сигнала. В первом сценарии – «детерминированном», компоненты помехи локализовывались на фиксированных частотных позициях. Во втором сценарии – «стохастическом», частоты помеховых компонентов выбирались случайными равномерно распределёнными величинами. Получены семейства зависимостей вероятности правильного завершения поиска шумоподобного сигнала от изменяющегося отношения помеха/сигнал. Оценены значения отношений помеха/сигнал, при которых процедура поиска обеспечивает запрашиваемую эффективность, представлены столбчатые диаграммы соответствующих количественных оценок.

Введение. Узкополосные помехи и, в пределе, гармонические помехи (ГП) являются распространёнными видами помеховых воздействий. Несмотря на их простоту, они способны дестабилизировать работу радиотехнических систем (РТС), в том числе РТС с шумоподобными сигналами (ШПС), формируемыми на основе псевдослучайных последовательностей (ПСП). Этим объясняется интерес исследователей, изучающих влияние ГП на характеристики РТС в целом, а также на частные показатели качества обработки ШПС [1–9]. В недавних публикациях изучено влияние однотональной гармонической помехи на Фурье-процедуру поиска ШПС по задержке и показано, что даже однокомпонентная ГП в некоторых условиях оказывает существенное влияние на поиск ШПС с большой базой [7]. Изучение воздействия многокомпонентной гармонической помехи (МГП) для таких же условий обработки ШПС в настоящее время продолжается. Так, уже изучено поведение Фурье-процедуры поиска ШПС при сравнительно небольшом количестве компонентов МГП и рассмотрены возможные меры борьбы [8; 9]. В настоящей работе проводится исследование влияния МГП на поиск ШПС при гипотетическом повышении количества помеховых компонентов до ста.

Цель данной работы: статистическое исследование влияния многокомпонентной гармонической помехи на эффективность Фурье-процедуры поиска ШПС по задержке.

Описание вычислительных экспериментов. Аддитивная смесь $y(t)$, образуемая суммой фазоманипулированного шумоподобного сигнала $y_{\text{шмс}}(t) = \sqrt{2W_c}d(t)\cos(2\pi f_0 t + \varphi_0)$, многокомпонентной гармонической помехи $y_{\text{мп}}(t) = \sum_{l=1}^L y_{\text{мп}l}(t)$, $y_{\text{мп}l}(t) = \sqrt{2W_l}\cos(2\pi f_l t + \varphi_l)$, а также белого гауссовского шума $y_{\text{ш}}(t)$, дискретизировалась ($t = nT_d$) и подвергалась обработке Фурье-процедурой вида [4; 7; 10; 11]

$$Z = \left| F^{-1} \left[F \left[y(nT_d) \exp(j2\pi f_0 nT_d) \right] F^* \left[d(nT_d) \right] \right] \right|, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1, \quad (1)$$

$$y(nT_d) = y_{\text{шмс}}(nT_d) + y_{\text{мп}}(nT_d) + y_{\text{ш}}(nT_d).$$

В выражениях (1) приняты следующие обозначения: $F[\bullet]$ и $F^{-1}[\bullet]$ – операторы прямого и обратного дискретного преобразования Фурье соответственно; $|\bullet|$ – операция взятия модуля; T_d – шаг дискретизации; n – номер выборки; N – объём выборки; $d(nT_d)$ – отсчёты дискретизированного несмещённого опорного видеосигнала ПСП $d(t)$, используемого при формировании ШПС; обозначения W , f и φ соответствуют мощности, частоте и начальной фазе ШПС и гармоник МГП; l – номер гармоники МГП, L – количество гармоник; символ звёздочка «*» означает применение операции комплексного сопряжения; j – мнимая единица.

В полезный сигнал $y_{\text{шпс}}(t - \tau)$ вносилась случайная задержка τ , определение которой обеспечивалось по максимуму выходного эффекта Z Фурье-процедуры (1) – таким образом, выполнялся поиск ШПС по задержке. Значение центральной частоты f_0 ШПС, использованной при синтезе комплексного опорного сигнала $\exp(j2\pi f_0 n T_d)$, полагалось известным. Дестабилизирующими факторами, как обозначено в выражениях (1), выступали аддитивный дискретизированный белый шум с дисперсией (мощностью) $W_{\text{ш}} = N_0 / 2T_d$ (N_0 – спектральная плотность мощности), а также присутствие МГП, суммарная мощность $W_{\text{мп}}$ которой варьировалась (гармоники МГП равномогные $W_1 = W_2 = \dots = W_L$). Статистические эксперименты, предполагающие внесение случайной задержки τ , обновление реализаций шума $y_{\text{ш}}(nT_d)$, обеспечение необходимого сценария частотного поведения МГП (детерминированность/стохастичность частот f_i , количество компонентов L) и внесение случайных начальных фаз ϕ_i , повторялись 10^6 раз для каждого значения отношения помеха/сигнал (отношения МГП/ШПС $q_{\text{пс}} = 10 \cdot \lg(W_{\text{мп}}/W_c)$). Эффективность Фурье-процедуры (1) в указанных условиях определялась на основе зависимостей вероятности правильного завершения поиска от отношения $q_{\text{пс}}$ при фиксированном энергетическом потенциале $q_{\text{зн}} = 10 \cdot \lg(W_c / 2W_{\text{ш}} T_d)$. По полученным статистическим зависимостям определены значения отношений МГП/ШПС $Q_{\text{пс}}$, при которых процедура (1) обеспечивает запрашиваемую вероятность ($P = 0.9$ или $P = 0.99$) правильного завершения поиска ШПС. При проведении исследований применена опробованная методика статистического моделирования [7].

Результаты. На рис. 1 и рис. 2 представлены столбчатые диаграммы, показывающие в графическом виде отношения помеха/сигнал $Q_{\text{пс}}$, зафиксированные при различном составе МГП и двух сценариях частотного поведения её компонентов, локализующихся в пределах главного лепестка спектра ШПС. Столбчатая диаграмма на рис. 1 получена при детерминированном сценарии частотного поведения компонентов МГП, предполагающем выбранные фиксированные значения частот f_i (согласно [5]). Диаграмма на рис. 2 соответствует стохастическому сценарию, при котором частоты f_i задавались случайными равномерно распределёнными величинами. Данные диаграммы получены при обработке смеси $y(nT_d)$ Фурье-процедурой (1) за один период ПСП (длины 1023), объёме выборки $N=8192$, энергетическом потенциале $q_{\text{зн}} = 45$ дБГц, значении $(T_d f_0)^{-1} = 4$ и количестве гармоник МГП $L = 1..100$.

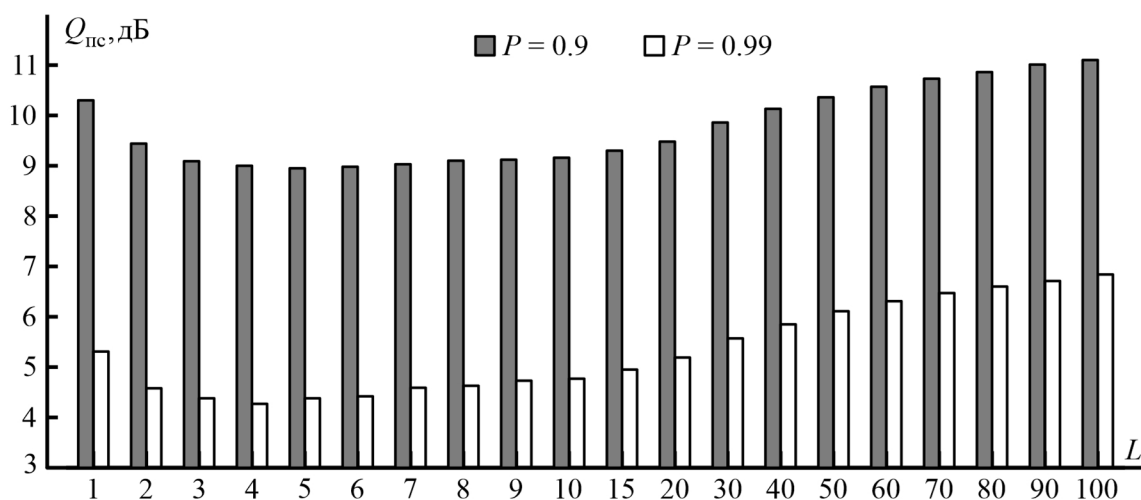


Рис. 1. Столбчатые диаграммы значений отношений «МГП/ШПС» $Q_{\text{пс}}$ в зависимости от количества L гармоник МГП для разных запрашиваемых значений вероятности P . Детерминированный сценарий частотного поведения компонентов МГП

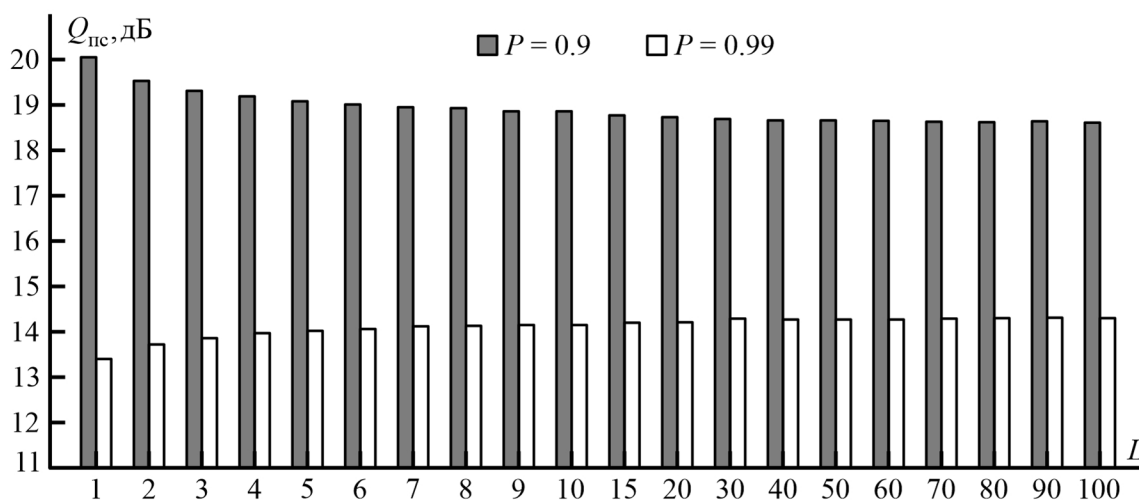


Рис. 2. Столбчатые диаграммы значений отношений «МГП/ШПС» Q_{nc} в зависимости от количества L гармоник МГП для разных запрашиваемых значений вероятности P . Стохастический сценарий частотного поведения компонентов МГП

Как следует из диаграмм, представленных на рис. 1 и рис. 2, сценарий частотного поведения компонентов МГП оказывает заметное влияние на ход зависимостей $Q_{nc}(L)$, как с точки зрения характера поведения, так и количественных значений. При детерминированном сценарии поведение зависимостей $Q_{nc}(L)$ является убывающе-нарастающим (рис. 1), а при стохастическом сценарии – монотонным (рис. 2), причём убывающим при невысоких запросах к качеству поиска ($P = 0.9$) и возрастающим при требовании $P = 0.99$.

Закключение. Результаты проведённого вычислительного статистического исследования Фурье-процедуры (1) поиска по задержке фазоманипулированного ШПС при воздействии многокомпонентной гармонической помехи и шума позволили сделать определённые выводы. Установлено, что максимальный разброс значений в зависимостях $Q_{nc}(L)$ допустимых отношений МГП/ШПС от количества компонентов МГП оказывается порядка 2.2 дБ ($P = 0.9$) и 2.6 дБ ($P = 0.99$) при фиксированных частотах, а также 1.4 дБ ($P = 0.9$) и 1.0 дБ ($P = 0.99$) при случайных. Стохастический сценарий оказывается более благоприятным, что объясняется равновероятным присутствием компонентов помехи на частотных позициях соответствующих выбросам и минимумам спектра ШПС, во многом определяющего частотную характеристику Фурье-процедуры [12].

Литература

1. Тузов Г.И., Сивов В.А., Прытков В.И., Урядников Ю.Ф., Дергачев Ю.А., Сулиманов А.А. Помехозащищенность радиосистем со сложными сигналами. М.: Радио и связь, 1985. 264 с.
2. Смирнов Н.И. Помехоустойчивость асинхронных систем передачи с шумоподобными сигналами при действии узкополосных помех / Н.И. Смирнов, С.Ф. Горгадзе // Радиотехника. 1993. № 7. С. 27 – 36.
3. Борисов В.И., Зинчук В.М., Лимарев А.Е., Мухин Н.П., Нахмансон Г.С. Помехозащищенность систем радиосвязи с расширением спектра сигналов модуляцией несущей псевдослучайной последовательностью. М.: Радио и связь, 2003. 640 с.
4. ГЛОНАСС. Принципы построения и функционирования / под ред. А.И. Перова, В.Н. Харисова. 4-е изд., перераб. и доп. М.: Радиотехника, 2010. 800 с.
5. Авдеев В.А. Обнаружение помех в частотных диапазонах космических навигационных систем / В.А. Авдеев, А.С. Кошкарлов, Е.В. Коннов // Журнал радиоэлектроники. 2015. № 10. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/oct15/12/text.pdf> (дата обращения: 23.01.2024).
6. Шахтарин Б.И. Анализ фазовой автоподстройки при воздействии гармонической помехи и шума / Б.И. Шахтарин // Радиотехника и электроника. 2021. Т. 66. № 8. С. 782 – 790.

7. Кузьмин Е.В. Влияние гармонической помехи на эффективность процедуры беспорогового поиска шумоподобного сигнала по времени запаздывания с переходом в частотную область определения / Е.В. Кузьмин, Ф.Г. Зограф // Радиотехника и электроника. 2022. Т. 67. № 8. С. 774 – 781.
8. Кузьмин Е.В. Влияние политональной помехи на эффективность беспорогового поиска шумоподобного сигнала / Е.В. Кузьмин, Ф.Г. Зограф // Сб. тезисов докладов VII Всероссийской научно-технической конференции «Системы связи и радионавигации». – Красноярск: АО «НПП «Радиосвязь», 2023. 284 с. С. 146 – 149.
9. Кузьмин Е.В. Влияние многотональной помехи на поиск псевдослучайного сигнала и повышение эффективности режекции за счёт взвешивания современными модификациями функций Дольфа-Чебышева / Е.В. Кузьмин // Цифровая обработка сигналов. 2023. № 4. С. 58 – 61.
10. Кравец А.П. Поиск и обнаружение сигналов спутниковой радионавигационной системы ГЛОНАСС в бортовом навигационном комплексе космического потребителя / А.П. Кравец, В.Ю. Лебедев, В.И. Тисленко, В.А. Филимонов, В.В. Шаврин // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2015. № 4 (38). С. 35 – 41. URL: <https://journal.tusur.ru/storage/43423/6.pdf?1464686947> (дата обращения: 23.01.2024).
11. Kim B. Design of FFT-Based TDCC for GNSS Acquisition / B. Kim, S.-H. Kong // IEEE Transactions On Wireless Communications. 2014. V. 13. № 5. P. 2798 – 2808.
12. Кузьмин Е.В. Анализ частотных характеристик процедур квадратурной корреляционной обработки комплексных сигналов / Е.В. Кузьмин // Цифровая обработка сигналов. 2020. № 4. С. 13 – 20.

SPREAD SPECTRUM SIGNAL SEARCHING IN THE PRESENCE OF MULTI-COMPONENT CONTINUOUS WAVE INTERFERENCE

Cand. Sci. (Eng.), ass. prof. Kuzmin E.V., Cand. Sci. (Eng.), ass. prof. Zograf F.G.

Siberian Federal University

The efficiency of the Fourier procedure for searching for a spread spectrum signal by delay under the influence of multi-component continuous wave interference and noise has been studied. The functioning of the Fourier procedure is considered for different spectral compositions of interference which implies not only the classical case in the form of a single-tone interference, but also a significantly more complicated interference model, involving a hypothetical simultaneous effect of up to one hundred of its components. The effectiveness of the procedure was studied under two scenarios of the frequency behavior of multi-component continuous wave interference operating in the frequency band of the main lobe of the spectrum of the processed signal. In the first scenario, the «deterministic» one, the interference components were localized at fixed frequency positions. In the second scenario, «stochastic», the frequencies of the interference components were chosen as random, uniformly distributed values. Families of dependences of the probability of correct searching for a spread spectrum signal on the changing interference/signal ratio are obtained. The values of the interference/signal ratios at which the search procedure provides the requested efficiency are estimated. Bar graphs of the corresponding quantitative estimates are presented.

БЫСТРОДЕЙСТВУЮЩИЙ АЛГОРИТМ ИЗМЕРЕНИЯ ТРАЕКТОРНОЙ СКОРОСТИ ДОПЛЕРОВСКИМИ РАДИОЛОКАЦИОННЫМИ УСТРОЙСТВАМИ

инж. Медеев Д.А.

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «Московский институт электронной техники»

Рассматривается быстродействующий алгоритм обработки доплеровского сдвига частоты во временной области, который сокращает время наблюдения до 1,66 мс за движущимся объектом. Алгоритм предназначен для измерения траекторной скорости малоразмерных высокоскоростных объектов, где время наблюдения ограничено энергетическими характеристиками радиолокационного устройства и эффективной площадью рассеяния объекта. Реализация представленного алгоритма включает в себя разработку математической модели измерения траекторной скорости, а также разработку архитектуры вычислительного устройства радиолокационного измерителя и блок-схемы алгоритма. Результаты моделирования демонстрируют уменьшения времени наблюдения за объектом измерения в 2,8 раза по сравнению с известным алгоритмом с относительной погрешностью измерений 0,12 %.

Разработка быстродействующих и эффективных алгоритмов измерения траекторной скорости при движении малоразмерных высокоскоростных объектов на сегодняшний день является актуальной задачей, возникающей при проектировании доплеровских измерителей скорости [1, 2]. Данная задача включает в себя построение и исследование аппаратно-программных средств обработки доплеровского сдвига частоты с последующим вычислением траекторной скорости.

Известен алгоритм определения скорости малоразмерных высокоскоростных объектов, который измеряет только радиальную составляющую скорости [3]. Отличия в измерении траекторной скорости от радиальной скорости учтены в способе измерения [4]. Недостатком этого способа является снижение точности оценки скорости при неравномерном движении объекта, связанным с ускорением в начале движения объекта в свободном пространстве [5]. На начальном участке движения объекта скорость продолжает увеличиваться на некотором интервале и только потом стабилизируется. В работе [6] представлен алгоритм определения траекторной скорости, который исключает детерминированный участок с неравномерным движением, что увеличивает время наблюдения за объектом. Для повышения скорости вычисления траекторной скорости необходимо разработать математическую модель, алгоритм обработки доплеровского сдвига частоты и вычислительное устройство (ВУ), которые позволят определять участок с неравномерным движением и исключать его из измерения траекторной скорости объекта.

Таким образом, реализация быстродействующих и эффективных аппаратно-программных средств измерения траекторной скорости малоразмерных объектов за счет разработки вычислительного устройства (ВУ) и встраиваемого программного обеспечения, с учетом ограничения по времени наблюдения доплеровского сдвига частоты радиолокационным устройством (РЛУ), является актуальной научно-практической задачей.

Для определения доплеровского сдвига частоты движущегося объекта, РЛУ размещается на некотором удалении от детерминированной траектории движения. На рисунке 1 приведена схема расположения РЛУ на траектории, где D_i – предполагаемые пути, H – расстояние от РЛУ до оси движения объекта измерения, R_0 – расстояние от РЛУ до точки начала движения объекта.

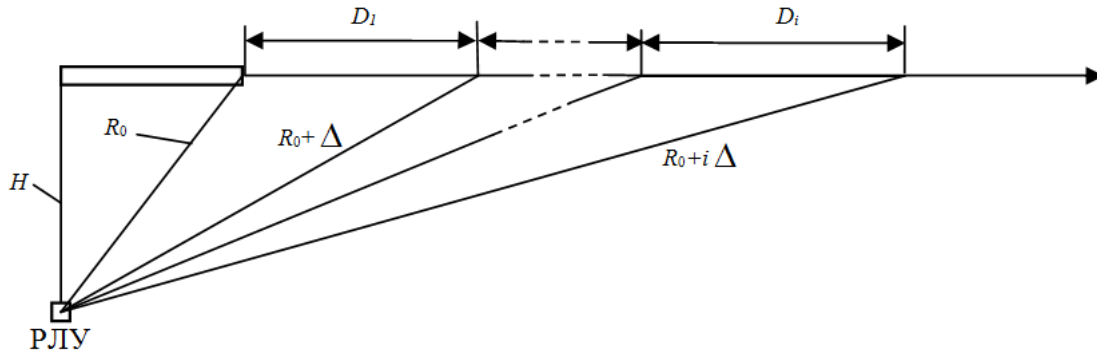


Рисунок 1. Схема расположения доплеровского РЛУ

Измерения траекторной скорости, фиксируется моментом, при котором происходит изменение радиального расстояния на величину

$$\Delta = N \cdot \frac{\lambda}{2}, \quad (1)$$

где N – число импульсов в приращении расстояний, λ – длина волны зондирующего сигнала.

Длительность временных участков t_i , за которое проходит изменение радиального расстояния на (1), соответствует

$$t_i = T_i + \alpha_i \quad (2)$$

где $i=1,2,\dots,n$, T_i – это детерминированная длительность временного участка, α_i – случайная составляющая, связанная с погрешностью определения длительности временного интервала [7].

Предполагаемые пути D_i , которые проходит объект в соответствии с обозначениями рисунка 1, определяются как

$$D_i = \sqrt{R_0^2 - H^2 + 2iR_0\Delta + (i\Delta)^2} - \sqrt{R_0^2 - H^2 + 2(i-1)R_0\Delta + (i-1)^2\Delta^2}. \quad (3)$$

Значения возможных скоростей на предполагаемых путях D_i определяются как

$$V_i = \frac{D_i}{t_i}. \quad (4)$$

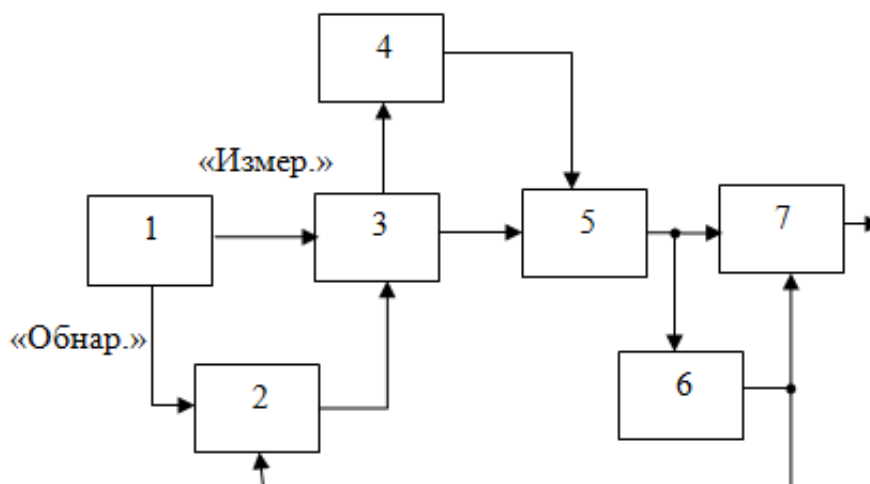
По получаемым значениям возможных скоростей V_i определяется разность поступившего и предыдущего значения возможной скорости

$$\delta_i = V_{i+1} - V_i. \quad (5)$$

При увеличении дальности участок неравномерного движения заканчивается и соответственно происходит снижение δ_i . При снижении δ_i меньше заданной погрешности, траекторную скорость можно определить как среднее значение последних двух значений возможной скорости

$$V_i = \frac{V_{i+1} + V_i}{2}. \quad (6)$$

На рисунке 2 приведена архитектура ВУ измерения траекторной скорости.



- 1 – доплеровское РЛУ; 2 – обнаружитель доплеровского сдвига частоты; 3 – формирователь длительностей участков; 4 – запоминающее устройство предполагаемых путей;
 5 – формирователь значений возможных скоростей; 6 – формирователь разности значений возможных скоростей; 7 – вычислитель траекторной скорости.

Рисунок 2. Архитектура ВУ измерения скорости

С началом движения объекта в свободном пространстве РЛУ фиксирует доплеровский сдвиг частоты и подает его через фильтр доплеровских частот (ФДЧ) на компараторы обнаружения и измерения сигнала («Обнар.» и «Измер.» соответственно) [8]. На выходах компараторов «Обнар.» и «Измер.» доплеровского РЛУ формируются импульсы. Импульсы с «Обнар.» поступают на обнаружитель доплеровского сдвига частоты, импульсы с «Измер.» на формирователь длительностей участков. Алгоритм работы ВУ представлен в виде блок-схемы на рисунке 3.

При поступлении (например, $M=1$) импульсов с компаратора «Обнар.» обнаружитель доплеровского сдвига частоты запускает формирователь длительности участка. Затем формирователь длительности участка при поступлении (например, $N=10$) импульсов с компаратора «Измер.» передает на запоминающее устройство предполагаемых путей номер измерительного участка $i=1,2,\dots,n$. В это же время со второго выхода формирователя длительностей участков на формирователь значений возможных скоростей поступает длительность t_i , состоящая из N импульсов. В этом случае из запоминающего устройства предполагаемых путей значение D_i данные поступают на вход формирователя значений возможных скоростей, где вычисленные значения по (4) поступают на формирователь разности значений возможных скоростей и вычислитель траекторной скорости.

Алгоритм работает до тех пор, пока полученное значение на формирователе разности значений возможных скоростей не установится менее заданной величины (например, 1 м/с). В этом случае на выходе анализатора достоверности появится сигнал о приведении устройства в исходное состояние, и появятся данные, соответствующие траекторной скорости объекта (6). Для исключения сбоев в работе алгоритма максимальная длительность цикла ограничена во времени.

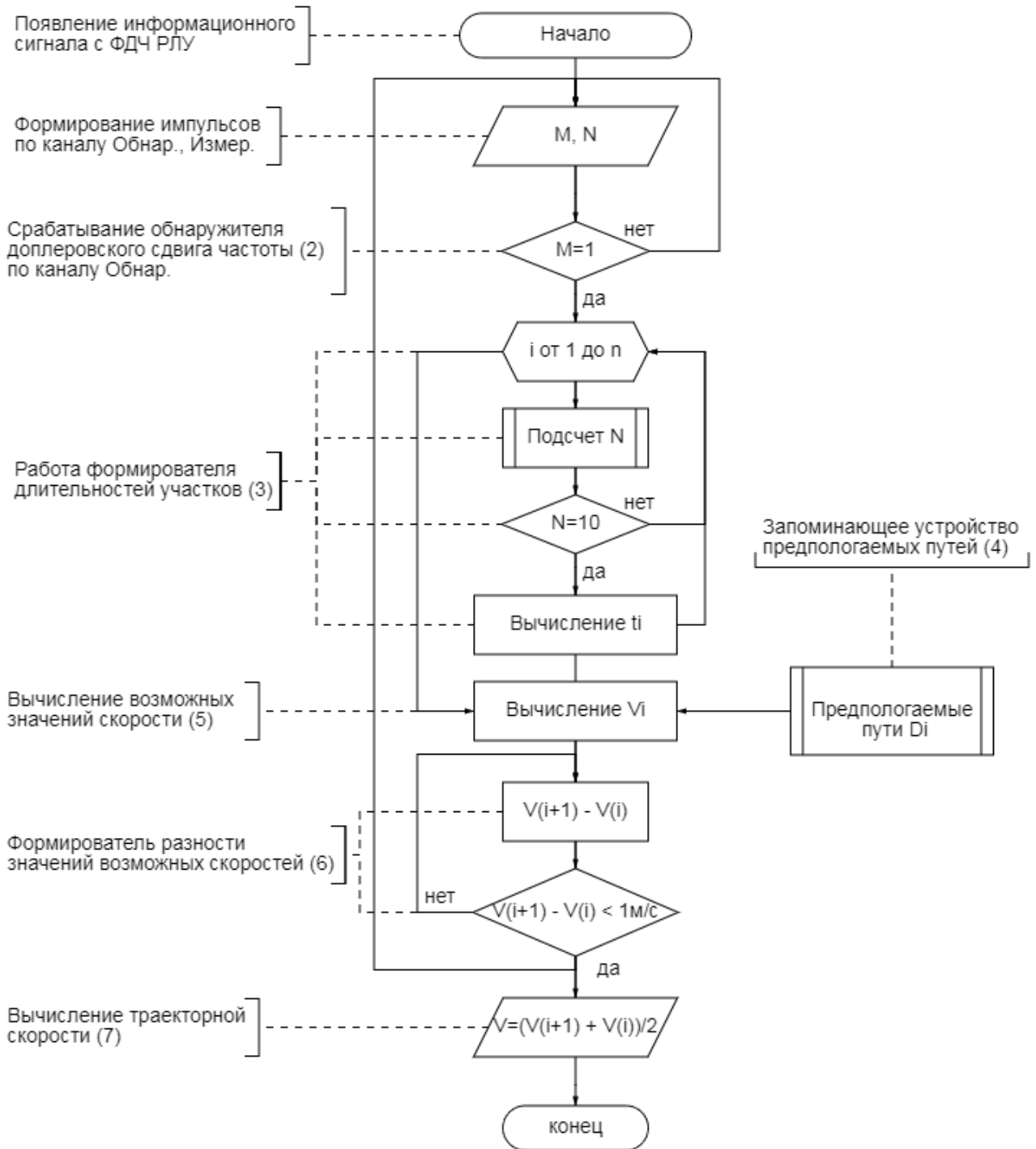


Рисунок 3. Алгоритм обработки доплеровского сдвига частоты

Моделирование работы известного алгоритма [6] (см. рисунок 4а) и алгоритма представленному в настоящей работе (см. рисунок 4б) выполнено в среде MATLAB по данным, полученным в экспериментальных исследованиях. Данные с доплеровским сдвигом частоты были записаны на внешнее записывающее устройство, подключенное к выходу ФДЧ РЛУ. Результаты моделирования быстродействующего алгоритма измерения траекторной скорости приведены в таблице 1.

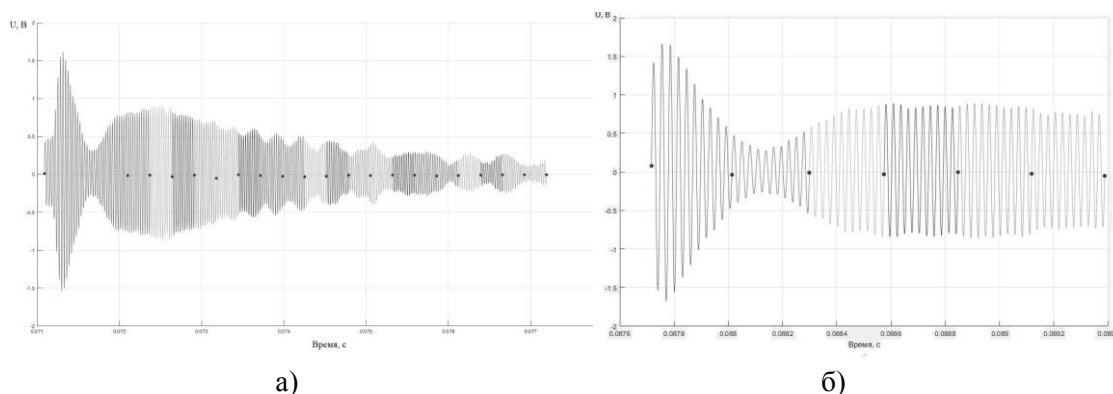


Рисунок 4. Моделирование работы в среде MATLAB

- а) известный алгоритм [6];
 б) быстродействующий алгоритм

Как видно из осциллограмм, представленных на рисунке 4а и 4б, начало работы алгоритмов происходит в один и тот же момент. Алгоритм [6] (рисунок 4а) начинает измерять на 46 периоде доплеровского сдвига частоты. Данное значение сформировалось из следующих условий. Превышение порога по каналу «Обнар.» произошло в момент начала движения объекта в свободном пространстве. С этого момента началась работа счетчика импульсов. Для исключения участка с неравномерным движением, счетчик импульсов отсчитал $M = 35$ импульсов, после чего началось формирование длительностей участков с числом импульсов в приращении расстояний $N = 10$. Траекторная скорость, измеренная с помощью данного алгоритма, составила $V_t = 937,3$ м/с, а время наблюдения составило $t_{наб} \approx 4,62$ мс. Быстродействующий алгоритм (см. рисунок 4б) начал формировать длительности участков с числом импульсов в приращении расстояний $N = 10$ сразу же после обнаружения. При работе формирователя разности значений возможных скоростей участок с неравномерным движением исключился на 6-ом измерительном интервале. Траекторная скорость, см. (б), составила $V_t = 938,4$ м/с, а время наблюдения составило $t_{наб} \approx 1,66$ мс.

Таблица 1. Данные, полученные в ходе проверки работы быстродействующего алгоритма.

Номер участка, i	Номер доплеровского импульса, iN	Путь D_i , мм	Время t_i , мс	Возможная скорость V_i , м/с	Разность значений δ_i , м/с	Траекторная скорость V_t , м/с
1	10	262,78	0,2892	908,64		
2	20	259,58	0,2784	932,40	23,76	
3	30	257,76	0,2748	938,00	5,6	
4	40	256,62	0,2740	936,57	-1,43	
5	50	255,87	0,2728	937,94	1,37	
6	60	255,34	0,2720	938,75	0,81	938,4

Таким образом, время наблюдения относительно известного алгоритма сократилось в

$$n = \frac{4,62}{1,66} \approx 2,8 \text{ раза.}$$

Погрешность измерений относительно известного алгоритма составила

$$\delta_t = \frac{938,4 - 937,3}{937,3} \cdot 100\% = 0,12\% .$$

что свидетельствует о хорошем совпадении результатов измерения с помощью сравниваемых алгоритмов.

Полученные результаты позволяют применить представленную реализацию аппаратно-программного средства быстродействующего алгоритма измерения траекторной скорости в системах с высокими требованиями именно к быстродействию. Значения M и N импульсов может выбираться в зависимости от особенностей движения измеряемого объекта в свободном пространстве.

Литература

1. Медеев Д.А., Суворов Д.А. Доплеровский измеритель начальной скорости снаряда // Системы ВТО. Создание, применение и перспективы. 2022. Вып. 1 (33). С. 16-24.
2. Weibel Scientific, "Weibel Muzzle Velocity Radar System MVRS-700 Advanced User's Guide", p.45.
3. Патент № 2250476 С2 Российская Федерация, МПК G01S 13/58. Способ измерения начальной скорости снаряда и устройство для его осуществления : № 2002126016/09 : заявл. 30.09.2002 : опубл. 20.04.2005 / Н. А. Зайцев, А. А. Илюха, В. В. Пыраев ; заявитель ОАО "Научно-исследовательский институт "Стрела".
4. Патент № 2348946 С2 Российская Федерация, МПК G01S 13/58. способ для измерения скорости снаряда : № 2006144619/09 : заявл. 15.12.2006 : опубл. 10.03.2009 / А. В. Жуков, В. В. Лысак, Е. И. Макушев [и др.] ; заявитель Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования Московский государственный институт электронной техники (технический университет).
5. Медеев Д.А., Переверзев А.Л. Определение начальной скорости малоразмерных высокоскоростных объектов // Актуальные вопросы радиотехники и электроники: Труды Всероссийской научно-технической конференции. Тула, Россия. 19-20 мая 2021 г. С. 175-181.
6. Медеев Д.А. Оценка доплеровского сдвига частоты в радиолокационных измерителях траекторной скорости // Труды 25-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применения – DSPA-2023». Москва, Россия. 29 марта-31 марта 2023 г. С. 395-400.
7. Медеев Д.А., Переверзев А.Л. Математическая модель ошибки измерения траекторной скорости по доплеровскому сдвигу частоты // Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем (МЭС). – 2022. – № 3. – С. 176-182.
8. Медеев Д.А. Цифровая обработка информационного сигнала с доплеровской РЛС во временной области // Труды 24-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применения – DSPA-2022». Москва, Россия. 30 марта-1 апреля 2022 г. – С. 183-187.

FAST ALGORITHM FOR TRAJECTORY VELOCITY MEASUREMENT BY DOPPLER RADAR

Medeev D.A.

Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education National Research
University Moscow Institute of Electronic Technology

A fast time-domain Doppler frequency shift processing algorithm that reduces the observation time to 1.66 ms for a moving object is considered. The algorithm is designed to measure the trajectory velocity of the small-sized high-speed objects, where the observation time is restricted by the energy characteristics of the radar device and the effective scattering area of the object. The implementation of the presented algorithm includes the development of a mathematical model of trajectory velocity measurement, architecture of the computing device of the radar measuring instrument and block diagram of the algorithm. The simulation results show a 2.8-fold decrease in the time of observation of the measurement object compared to the known algorithm with a relative measurement error of 0.12%.

ИЗМЕРЕНИЕ РАССТОЯНИЯ ДО ОТРАЖАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ ЧМ ДАЛЬНОМЕРом ПРИ ОТНОШЕНИИ СИГНАЛ/ПОМЕХА МЕНЬШЕ ЕДИНИЦЫ

проф. Паршин В.С., асп. Нгуен В.Д.

Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина

Существенной причиной, ограничивающей точность измерения расстояния до отражающей поверхности в технологических резервуарах с жидким содержимым, является наличие мешающих отражений. Для мешающих отражений, возникающих от дна резервуара, характерным является то, что их интенсивность при приближении уровня материала ко дну, начиная с некоторого расстояния, может превышать интенсивность полезного сигнала, отраженного от уровня материала. В этом случае использование известных методов для оценки расстояния с высокой точностью не представляет возможным. Одним из направлений, позволяющих снизить влияние мешающих отражений, является их компенсация. В работе рассмотрена возможность компенсации, основанной на использовании метода максимального правдоподобия для оценивания параметров сигнала, соответствующего помехе. Полученные оценки параметров помехи используются для формирования компенсирующего сигнала. Показано, что комбинация компенсации помехи и следящего измерителя на основе метода максимального правдоподобия позволяет уменьшить погрешность измерения расстояния. Погрешность оценки расстояния возникает из-за того, что параметры сигнала, соответствующего отражению от мешающего отражателя, определяются с ошибками, и, следовательно, компенсирующий сигнал формируется не точно. Проведен анализ влияния паразитной амплитудной модуляции на погрешность измерения расстояния.

При измерении расстояния до отражающей поверхности с помощью дальномера с частотной модуляцией излучаемого сигнала (ЧМ дальномера) в ряде случаев встречается ситуация, когда отношение сигнал/помеха меньше единицы. В качестве примера можно указать на измерение расстояния до уровня радиопрозрачной жидкости, находящейся вблизи дна резервуара.

Сигнал разностной частоты (СРЧ), снимаемый с выхода смесителя ЧМ дальномера, на полупериоде модуляции $(0, T_{\text{мод}}/2)$ обычно записывается так [1,2]:

$$y(t) = S_c \cos \left[\omega_0 \frac{2R}{c} + \frac{4\Delta\omega_d R}{cT_{\text{мод}}} t + \varphi_c \left(\frac{2R}{c} \right) \right] + S_n \cos \left[\omega_0 \frac{2R_n}{c} + \frac{4\Delta\omega_d R_n}{cT_{\text{мод}}} t + \varphi_n \left(\frac{2R_n}{c} \right) \right] + n(t), \quad (1)$$

где S_c, S_n – амплитуды полезного и помехового сигналов; ω_0 – минимальное значение несущей частоты передатчика; $\Delta\omega_d$ – диапазон перестройки частоты передатчика; $T_{\text{мод}}$ – период модуляции несущего колебания; R, R_n – расстояния до измеряемого уровня и мешающего отражателя; $\varphi_c \left(\frac{2R}{c} \right), \varphi_n \left(\frac{2R_n}{c} \right)$ – соответственно фазы полезного и помехового составляющих, обусловленные фазовой характеристикой ЧМ дальномера и диэлектрическими свойствами отражающей поверхности и мешающего отражателя; c – скорость света; $n(t)$ – белый гауссовский шум.

Частота СРЧ обычно измеряется по положению [3,4] максимальной спектральной составляющей амплитудного спектра $A(\omega)$ СРЧ, то есть

$$A(\hat{\omega}) = \max_{\omega} \{A(\omega)\}. \quad (2)$$

Величина оценки расстояния \hat{R} рассчитывается по соотношению

$$\hat{R} = \hat{\omega} T_{\text{мод}} c / 4\Delta\omega_d. \quad (3)$$

При малом отношении сигнал/помеха использование алгоритма (2) приводит к аномальным ошибкам, поскольку интенсивность максимальной спектральной составляющей, обусловленная воздействием мешающего отражения (МО), может превышать интенсивность максимальной спектральной составляющей полезного сигнала. Другими словами, расстояние будет определяться не до полезного отражателя, а до дна резервуара.

Необходимо отметить, что спектральная плотность полезного сигнала всегда находится «влево» от спектральной плотности сигнала, отраженного от дна, поскольку частота сигнала, соответствующего расстоянию до полезного отражателя, меньше частоты помехового сигнала. Поэтому в случае, когда спектральные плотности сигнала и помехи разрешаются, всегда можно производить измерения, используя «левую» максимальную спектральную составляющую.

На рисунке 1 показаны мгновенные погрешности измерения расстояния в зависимости от относительного расстояния Δr до дна резервуара, величина которых определяется так

$$\Delta R = \hat{R} - R_{ист}, \quad (4)$$

где $R_{ист}$ - истинное расстояние.

Графики получены с помощью моделирования при следующих условиях. Несущая частота равна 10 ГГц. Диапазон перестройки частоты передатчика составляет 1 ГГц. Отношения сигнал/помеха и сигнал/шум соответственно равны -14 дБ и 70 дБ. График 1.а получен при использовании весовой функции Блэкмана [5].

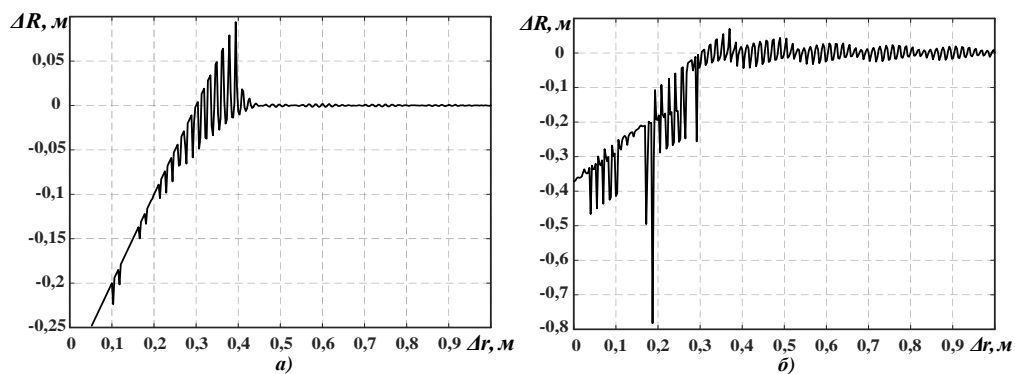


Рисунок 1. Мгновенные погрешности измерения расстояния

Из анализа рисунка 1 следует, что наличие мешающих отражений с отношением сигнал/помеха меньше единицы приводит к слишком большим погрешностям при приближении содержимого резервуара ко дну. Использование весовых функций позволяет уменьшить влияние на результат измерения боковых лепестков спектральной плотности помехи. Платой за это уменьшение является расширение той зоны, где имеют место аномальные погрешности измерения.

Для измерения расстояния при наличии мощных помех предложены и исследованы различные подходы. В первую очередь необходимо отметить использование методов параметрического спектрального анализа [6,7]. К недостаткам этих методов следует отнести неустойчивость спектральных оценок, появление ложных спектральных пиков, чувствительность к паразитной амплитудной модуляции и нелинейным искажением сигнала разностной частоты. Использование следящих алгоритмов [8] приводит при малых отношениях сигнал/помеха (меньше, чем 2 дБ) к срыву слежения.

Предлагается использовать для измерения расстояния при наличии мощных мешающих отражений комбинацию следящего алгоритма и компенсацию мешающих отражений. Для компенсации помеховых сигналов необходимо сначала сформировать компенсирующий сигнал, то есть требуется оценивать параметры помехи (расстояние до МО, фазы и амплитуды сигнала, соответствующего отражению от МО). Оценка упомянутых параметров будет производиться с ошибками из-за влияния полезного сигнала.

Для минимизации ошибок измерения параметров помехи наиболее целесообразно воспользоваться методом максимального правдоподобия. Представим логарифм функции правдоподобия (ЛФП) на интервале $(0, T_{\text{мод}}/2)$ в случае непрерывной обработки [3,8] в виде

$$\ln\{\Lambda[S_n, R_n, \varphi_n]\} = \frac{2}{N_0} \int_0^{T_{\text{мод}}/2} \left\{ y(t)S_{\text{он}}[t, S_{\text{он}}, R_{\text{он}}, \varphi_{\text{он}}] - \frac{1}{2}S_{\text{он}}^2[t, S_{\text{он}}, R_{\text{он}}, \varphi_{\text{он}}] \right\} dt, \quad (5)$$

где $S_{\text{он}}[t, S_{\text{он}}, R_{\text{он}}, \varphi_{\text{он}}]$ - опорный сигнал; N_0 - спектральная плотность мощности белого шума.

Вычисляя интеграл в (5), пренебрегая слагаемыми с удвоенной частотой, получим, что сигнальная функция будет равна сумме двух сигнальных функций – сигнальной функции сигнала $q_c(S_c, R, \varphi_c)$ и сигнальной функции помехи $q_n(S_n, R_n, \varphi_n)$

$$\begin{aligned} q(S_c, R, \varphi_c, S_n, R_n, \varphi_n) &= q_c(S_c, R, \varphi_c) + q_n(S_n, R_n, \varphi_n) = \\ &= \frac{S_c S_{\text{он}} T_{\text{мод}}}{2N_0} \cos \left[\omega_0 \left(\frac{2R}{c} - \frac{2R_{\text{он}}}{c} \right) + \varphi_c \left(\frac{2R}{c} \right) - \varphi_{\text{он}} \left(\frac{2R_{\text{он}}}{c} \right) \right] \times \frac{\sin \{ \Delta\omega_d (R - R_{\text{он}}) / c \}}{\Delta\omega_d (R - R_{\text{он}}) / c} + \\ &+ \frac{S_n S_{\text{он}} T_{\text{мод}}}{2N_0} \cos \left[\omega_0 \left(\frac{2R_n}{c} - \frac{2R_{\text{он}}}{c} \right) + \varphi_n \left(\frac{2R_n}{c} \right) - \varphi_{\text{он}} \left(\frac{2R_{\text{он}}}{c} \right) \right] \times \frac{\sin \{ \Delta\omega_d (R_n - R_{\text{он}}) / c \}}{\Delta\omega_d (R_n - R_{\text{он}}) / c}. \end{aligned} \quad (6)$$

Согласно [8] смещение экстремума функции $q(S_c, R, \varphi_c, S_n, R_n, \varphi_n)$, включая главный, под воздействием полезного сигнала, при $S_n \geq S_c$ можно определить по формуле

$$\Delta R(R_x) = R_{\text{исм}} - \frac{c}{2\omega_0} \arctg \left\{ \frac{S_n \sin[z_1] + S_x \sin[z_2]}{S_n \cos[z_1] + S_x \cos[z_2]} \right\}, \quad (7)$$

где $S_x = S_c \{ \sin[\Delta\omega_d (R - R_x) / c] / \Delta\omega_d (R - R_x) / c \}$ - значение огибающей сигнальной функции $q_c(S_c, R, \varphi_c)$ на относительном расстоянии до дна резервуара; $z_1 = \omega_0 2R_n / c + \varphi_n - \varphi_{\text{он}}$; $z_2 = \omega_0 2R / c + \varphi_c - \varphi_{\text{он}}$.

Особенностью сигнальной функции (6) является ее многоэкстремальный характер. Взаимное влияние функций $q_c(S_c, R, \varphi_c)$ и $q_n(S_n, R_n, \varphi_n)$ приводит к изменению величины экстремумов. Величина экстремума, соответствующего измеряемому расстоянию, может не быть максимальной. Однако его смещение, согласно [8], будет незначительным. Это в работе [8] и положено в основу следящего алгоритма за полезным экстремумом.

Следящий алгоритм при измерении расстояния до полезной отражающей поверхности используется дважды.

Следящий алгоритм следит за параметрами сигнала, отраженного от дна резервуара (за фазой [9] СРЧ, соответствующего мешающему отражателю, и за расстоянием до него). Полученные оценки значений фазы и расстояния используются для оценки амплитуды помехи в соответствии с формулой [3,4]

$$\hat{S}_n = \frac{\int_0^{T_{\text{мод}}/2} y(t)s_1(t)dt}{\int_0^{T_{\text{мод}}/2} s_1^2(t)dt}, \quad (8)$$

где $s_1(t)$ - опорный сигнал (сигнал СРЧ) с единичной амплитудой и оценёнными значениями расстояния до помехи и фазы помехи.

После определения параметров помехи можно сформировать компенсирующий сигнал в виде

$$S_{\text{комн}} = \hat{S}_n \cos \left[\omega_0 2\hat{R}_n / c + 4\Delta\omega_d \hat{R}_n t / cT_{\text{мод}} + \hat{\varphi}_n \left(2\hat{R}_n / c \right) \right], \quad (9)$$

где \hat{S}_n , \hat{R}_n и $\hat{\varphi}_n$ - соответствуют полученным амплитуде, расстоянию и фазе помехи.

Следовательно, что результирующий СРЧ после компенсации помехи можно представить в виде

$$S_p(t) = y(t) - S_{\text{комн}}(t) = S_c \cos \left[\omega_0 2R/c + 4\Delta\omega_d R t / cT_{\text{мод}} + \varphi_c \right] + S_n \cos \left[\omega_0 2R_n/c + 4\Delta\omega_d R_n t / cT_{\text{мод}} + \varphi_n \right] - \hat{S}_n \cos \left[\omega_0 2\hat{R}_n/c + 4\Delta\omega_d \hat{R}_n t / cT_{\text{мод}} + \hat{\varphi}_n \right] + n(t). \quad (10)$$

После компенсации помехи следящий алгоритм следит за экстремумом функции правдоподобия, соответствующему измеряемому расстоянию.

Таким образом, процедура оценки расстояния до полезного отражателя при наличии МО с отношением сигнал/помеха меньше единицы заключается в следующем:

1. Используя метод максимального правдоподобия, необходимо произвести оценку параметров СРЧ, соответствующего отражению от МО.

2. Полученные параметры используются для формирования компенсирующего сигнала.

3. Поскольку компенсация помех будет происходить не полностью, для оценки частоты СРЧ необходимо использовать следящий алгоритм, основанный на поиске максимума функции правдоподобия. В работе [8] подробно проведен анализ данного алгоритма.

На рисунке 2 показаны мгновенные погрешности измерения расстояния в зависимости от относительно расстояния полезного отражателя до дна резервуары Δr . Условия проведения моделирования те же самые, что и для получения графиков, приведенных на рисунке 1.

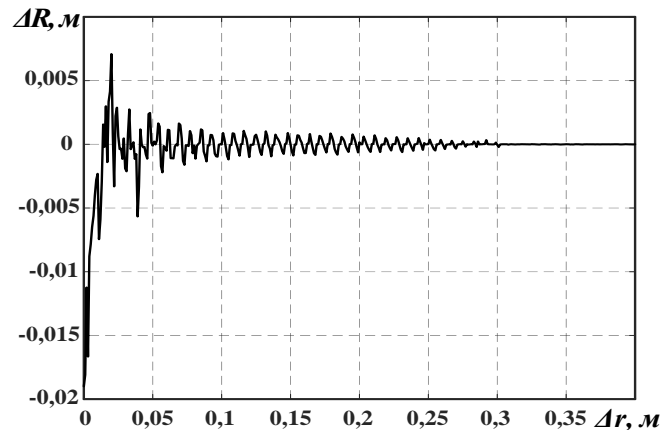


Рисунок 2. Зависимость погрешности измерения расстояния от относительного расстояния

При каждом измерении расстояния с помощью следящего измерителя производилась оценка параметров сигнала, соответствующего отражению от дна резервуары. После компенсации помехи осуществлялось постоянное слежение за полезным экстремумом функции правдоподобия. Из анализа рисунка 2 следует, что при наличии помехи с отношением сигнал/помеха меньше единицы возможно достаточно точное измерение расстояние до отражающей поверхности. При расстоянии полезного отражателя до дна меньше примерно 5 см происходит срыв слежения. Это объясняется тем, что на таком расстоянии оценка параметров помехи осуществляется с большей ошибкой.

Еще одним фактором, приводящим к увеличению погрешности измерения дальности до отражающей поверхности, является наличие паразитной амплитудной модуляции (ПАМ). Влияние ПАМ приводит к тому, что оценка параметров компенсирующего сигнала будет осуществляться с дополнительной ошибкой.

В работе принято, что ПАМ представляет монотонную убывающую функцию. Параметр ПАМ μ , определен так:

$$\mu = \frac{S_{СРЧ \text{ макс}} - S_{СРЧ \text{ мин}}}{S_{СРЧ \text{ макс}}}, \quad (11)$$

где $S_{СРЧ \text{ макс}}$, $S_{СРЧ \text{ мин}}$ - соответственно максимальное и минимальное значения огибающей СРЧ с учетом ПАМ.

При $\mu = 0$ СРЧ не модулирован по амплитуде, а при $\mu = 1$ наблюдается максимальное влияние ПАМ.

Для оценки влияния ПАМ на точность измерения расстояния воспользуемся среднеквадратичным критерием

$$\sigma_R = \frac{1}{K} \sqrt{\sum_{i=1}^K (\hat{R}_i - R_{i \text{ ист}})^2}, \quad (12)$$

где K - число расчетных точек на интервале расстояния, равном длине волны. В данной работе принято, что $K = 30$.

На рисунке 3 показаны погрешности измерения расстояния при различных ПАМ. Отношения сигнал/помеха, сигнал/шум соответственно равны -14 дБ и 70 дБ. График 1 означает СКО оценки расстояния при $\mu = 0, 1$. Графики 2 и 3 соответствуют СКО оценки расстояния при $\mu = 0, 3$, $\mu = 0, 5$.

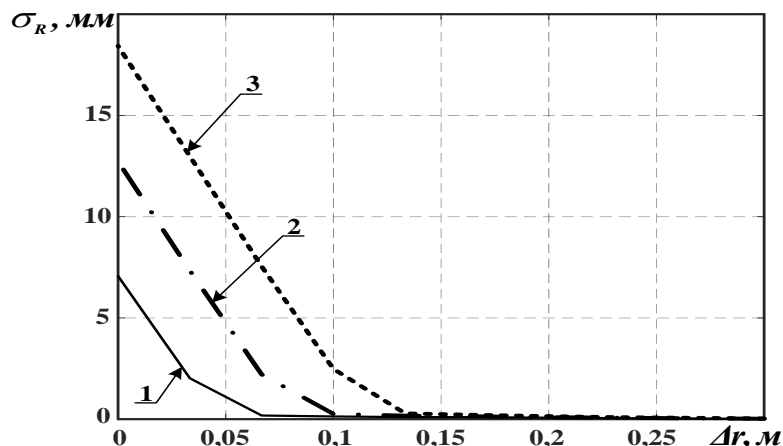


Рисунок 3. СКО измерения расстояния при различных ПАМ

Анализ рисунка 3 показывает, что наличие ПАМ приводит не только к увеличению погрешности оценки расстояния, но и к расширению интервала расстояний до дна, где наблюдается повышенная погрешность.

Из выше полученных результатов можно делать вывод, что уменьшить погрешность измерения расстояния при наличии МО с отношением сигнал/помеха меньше единицы позволяет комбинация алгоритмов, основанных на компенсации помехи и использовании следящего измерителя. Величина зоны, где наблюдается повышенная погрешность, уменьшается примерно в 3-4 раза. Существенно уменьшается и величина погрешности оценки расстояния.

Литература

1. Виницкий А.С. Очерк основ радиолокации при непрерывном излучении радиоволн. - М.: Советское радио, 1961. - 495 с.
2. Шелухин О.И. Радиосистемы ближнего действия. - М.: Радио и связь, 1989. - 236 с.

3. Тихонов В.И. Оптимальный прием сигналов. – М.: Радио и связь, 1983, – 320 с.
4. Куликов Е.И., Трифонов А.П. Оценка параметров сигналов на фоне помех. – М.: Сов. радио, 1978, – 296 с.
5. Хэррис Дж. Использование окон при гармоническом анализе методом дискретного преобразования Фурье // ТИИР. –1978. – Т. 66. – №1. – С. 60-96.
6. Марпл С.П.-мл. Цифровой спектральный анализ и его приложения / пер. с англ. под ред. О.И. Хабарова и Г.А. Сидоровой. М.: Мир, 1990. 584 с.
7. Паршин, В. С. Повышение точности измерения дальности ЧМ дальномером при наличии мешающих отражений с помощью методов параметрического спектрального анализа / В. С. Паршин, А. А. Багдадюлян // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. – 2006. – № 18. – С. 46-50. – EDN JWZNBV.
8. Паршин В.С. Следящий измеритель сигнала биений радиодальномера с частотной модуляцией зондирующего сигнала. DSPA: Вопросы применения цифровой обработки сигналов. 2008. Т. 1. С. 395.
9. Паршин, В. С. Алгоритмы оценки фазовой характеристики дальномером с частотной модуляцией зондирующего сигнала / В. С. Паршин, В. Д. Нгуен // Цифровая обработка сигналов. – 2023. – № 2. – С. 22-26. – EDN NWHKGI.

MEASURING THE DISTANCE TO A REFLECTING SURFACE WITH AN FM RANGE FINDER AT A SIGNAL/INTERFERENCE RATIO LESS THAN UNIT

Prof. Parshin V.S., grad. stud Nguyen V.D.

Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin

A significant reason limiting the accuracy of measuring the distance to a reflective surface in process tanks with liquid contents is the presence of interfering reflections. It is characteristic of interfering reflections arising from the bottom of the tank that their intensity, when the material level approaches the bottom, starting from a certain distance, can exceed the intensity of the useful signal reflected from the material level. In this case, the use of known methods for estimating distance with high accuracy is not possible. One of the ways to reduce the influence of interfering reflections is their compensation. The paper considers the possibility of compensation based on the use of the maximum likelihood method for estimating the parameters of the signal corresponding to the interference. The obtained estimates of the interference parameters are used to generate a compensating signal. It is shown that the combination of noise compensation and a tracking meter based on the maximum likelihood method can reduce the distance measurement error. The error in distance estimation arises due to the fact that the parameters of the signal corresponding to the reflection from the interfering reflector are determined with errors, and, therefore, the compensating signal is not generated accurately. The influence of parasitic amplitude modulation on the distance measurement error was analyzed.

АЛГОРИТМ ПОЛЯРИЗАЦИОННОЙ СЕЛЕКЦИИ ОБЪЕКТОВ В РАДИОЛОКАТОРЕ С ИНВЕРСНЫМ СИНТЕЗИРОВАНИЕМ АПЕРТУРЫ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТИ SQUEEZENET

проф. Сучков А.Б., асп. Перов А.Ю.

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

В работе показан новый подход для решения задачи автоматической классификации объектов локации на основе нейросетевых алгоритмов. Новизна описанного подхода заключается в применении многоточечного представления объекта локации для формирования базы данных поляризованных радиолокационных портретов радаром с синтезированием апертуры X-диапазона. В ходе данной работы был сформирован обучающий набор поляризованных радиолокационных изображений двух типов целей в X-диапазоне при различных ракурсах визирования. С целью оценки применимости полученной обучающей выборки для решения задачи автоматического распознавания целей было проведено обучение нейросетевого алгоритма. Для обучения была выбрана свёрточная нейронная сеть глубокого обучения для классификации изображений SqueezeNet. После обучения была проведена верификация нейросетевого алгоритма распознавания тестовой выборкой поляризованных радиолокационных сигнатур исследуемых целей. Численные результаты, полученные при верификации, подтверждают эффективность предложенного метода для применения в системах автоматического распознавания различных типов объектов локации.

Введение

В последнее время возрастает интерес к решениям задач классификации объектов локации, как наземных, так и воздушных по их радиолокационным сигнатурам. На сегодняшний день представлено множество алгоритмов автоматического распознавания целей на радиолокационных портретах радаров с синтезированием апертуры (СА) [1, 2]. В статье [3] рассматривается проблема некооперативного распознавания целей. В работе [4] представлены алгоритмы автоматической классификации типов транспортных средств по радиолокационным изображениям. В них авторы экспериментально демонстрируют, что изображения автомобильных целей, построенные по принципу синтеза апертуры, дают понимание об их характеристиках, такие как размер, траектория и количество колес у транспортного средства для решения задачи классификации. На основе сравнения дальномерно-доплеровских изображений с трехмерными эталонными моделями кораблей рассмотрена классификация изображений с СА в работе [5]. В этой работе описана структура алгоритма для извлечения признаков, классификации и распознавания точек интенсивного отражения для обучения классификатора на базе машины опорных векторов (*с англ.* support vector machine (SVM) – модели обучения с учителем. В последнее время перспективным инструментом для распознавания целей по радиолокационным изображениям являются нейронные сети [6]. В работе [7] предлагается алгоритм распознавания космических целей, основанный на характеристике следа изображения радара с СА.

Основной проблемой в процессе верификации алгоритмов автоматического распознавания объектов локации воздушных и космических целей является проблема создания обучающей выборки достаточного объёма. В большинстве случаев это связано либо с габаритами объекта, либо с ограничением доступа к базам данных радиолокационных снимков. В представленной работе предлагается решение этой проблемы и приводятся результаты обучения свёрточной нейронной сети глубокого обучения SqueezeNet.

Принцип формирования обучающей выборки радиолокационных сигнатур

Для решения проблемы формирования обучающего набора данных различных типов целей разработана математическая имитационная модель расчёта отражённых сигналов. Классический подход расчёта отражённого сигнала заключается в использовании точной математической модели объекта, представляющей геометрию объекта (рисунок 1) в виде набора плоских треугольных элементов. Точность расчёта отражённого сигнала зависит от точности описания геометрии объекта, т.е. от числа треугольников, на которые разбивается цель. Время расчёта отражённых сигналов при данном подходе может занимать существенное количество времени. С этой точки зрения использование многоточечной модели объекта [8-10] позволяет

существенно сократить время вычисления отражённых сигналов и, соответственно, время формирования обучающей выборки (рисунок 2).

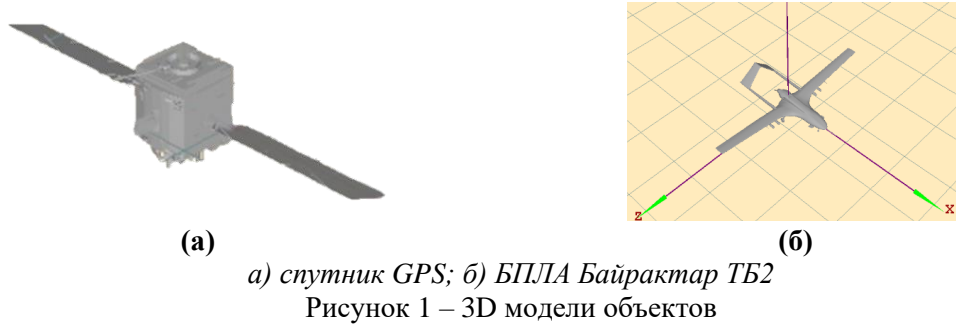


Рисунок 1 – 3D модели объектов



Рисунок 2 – Многоточечное представление объекта локации

Радиолокационный портрет радиолокатора с СА представляет собой отображение дальностного и поперечного профилей объекта локации на картинную плоскость, которая определяется опорной точкой (в роли которой, как правило, выступает наблюдаемый объект) и нормалью с началом в опорной точке. Накопление отражённого сигнала на рабочей частоте f_0 радиолокатора производится в пределах конечной полосы пропускания $\Delta f = f_{\max} - f_{\min}$ зондирующего линейно-частотно модулированного (ЛЧМ) сигнала и заданных углах визирования азимута (α) и места (β).

Расчет входного сигнала радиолокатора при формировании высококонтрастного радиолокационного портрета с заданного угла визирования спутника системы глобального позиционирования (с англ. Global Positioning System, GPS) производился с использованием значений эффективных площадей рассеяния (ЭПР), рассчитанных на этапе формирования многоточечной модели. Комплексный коэффициент отражения локального отражателя многоточечной модели определяется из соотношения (1):

$$\dot{\rho}_k = \sqrt{\frac{\sigma_k}{4\pi}} \exp\left(-i2\frac{2\pi}{\lambda_0} R_k\right), \quad (1)$$

где $\dot{\rho}_k$ – комплексный коэффициент отражения;

σ_k – ЭПР k -й точки, которая вычисляется за счет интерполяционных соотношений для соседних значений диаграммы ЭПР;

λ_0 – длина волна, соответствующая рабочей частоте f_0 ;

R_k – дальность от k -й точки модели до антенны РЛС.

Отражающие свойства точечного отражателя описываются поляризационной матрицей рассеивания в следующем виде соотношения (2):

$$\begin{Bmatrix} E_\Gamma^s \\ E_B^s \end{Bmatrix} = e^{j2\vec{r}_a \cdot \vec{r}_k} \cdot \begin{pmatrix} \dot{\rho}_k^{\Gamma\Gamma} & \dot{\rho}_k^{\Gamma B} \\ \dot{\rho}_k^{B\Gamma} & \dot{\rho}_k^{BB} \end{pmatrix} \cdot \begin{Bmatrix} E_\Gamma^i \\ E_B^i \end{Bmatrix}, \quad (2)$$

где $\begin{Bmatrix} E_G^s \\ E_B^s \end{Bmatrix}$ – вектор-столбец напряженности поля обратного рассеяния на горизонтальной и вертикальной поляризациях;

\vec{r}_a – векторное волновое число в направлении распространения зондирующего сигнала;

\vec{r}_k – радиус-вектор до точечного отражателя с координатами (x_k, z_k, y_k) в системе координат объекта;

$\dot{\rho}_k^{GG}, \dot{\rho}_k^{GB}, \dot{\rho}_k^{BG}, \dot{\rho}_k^{BB}$ – элементы поляризационной матрицы рассеивания, представляющие комплексные коэффициенты отражения на разных поляризациях.

Напряжённость электрического поля обратного рассеяния от k -го точечного отражателя многоточечной модели в картинной плоскости можно вычислить следующим образом [11]:

$$E^s(x, y, z) \cong |\dot{\rho}_i| \cdot \mathcal{F}_1^{-1} \left\{ e^{-j2\pi \left(\frac{2f}{c} \right) x_i} \right\} \cdot \mathcal{F}_1^{-1} \left\{ e^{-j2\pi \left(\frac{k_0 \beta}{\pi} \right) y_i} \right\} \cdot \mathcal{F}_1^{-1} \left\{ e^{-j2\pi \left(\frac{k_0 \alpha}{\pi} \right) z_i} \right\}. \quad (3)$$

где $E^s(x, y, z)$ – радиолокационный портрет в пространстве картинной плоскости;

$k_0 = 2\pi / \lambda_0$ – волновое число, соответствующее длине волны λ_0 ;

$f = [f_1, f_2, f_3, \dots, f_N]$ – вектор частот дальностного профиля;

$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_M]$, $\beta = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_T]$ – векторы углов азимутального профиля и профиля места соответственно;

M, N, T – количество отсчётов преобразования Фурье по дальности и углам азимута и места соответственно;

\mathcal{F}_1^{-1} – операция обратного преобразования Фурье.

Тогда напряжённость поля от объекта в целом можно вычислить как сумму значений поля в картинной плоскости от конечного числа точечных отражателей, вычисленных по соотношению (3).

В работе рассмотрен случай моностатической локации многоточечной модели спутника GPS при углах обзора по азимуту $\alpha = 0, 10, \dots, 90^\circ$ и места $\beta = 45^\circ$ для радиолокатора X-диапазона с рабочей частотой, соответствующей длине волны 3 см. Для расчётных параметров радиолокационного изображения и зондирующего сигнала (таблица 1) была сформирована обучающая выборка радиолокационных сигнатур исследуемых объектов (рисунки 3, 4).

Таблица 1 – Расчетные параметры высококонтрастного изображения

Параметры радиолокатора с инверсным СА	$N = M = 64$
Разрешающая способность по дальности Δx , [см]	18,7
Разрешающая способность по азимуту Δz , [см]	9,4
Полоса частот зондирующего ЛЧМ сигнала Δf , [ГГц]	0,8

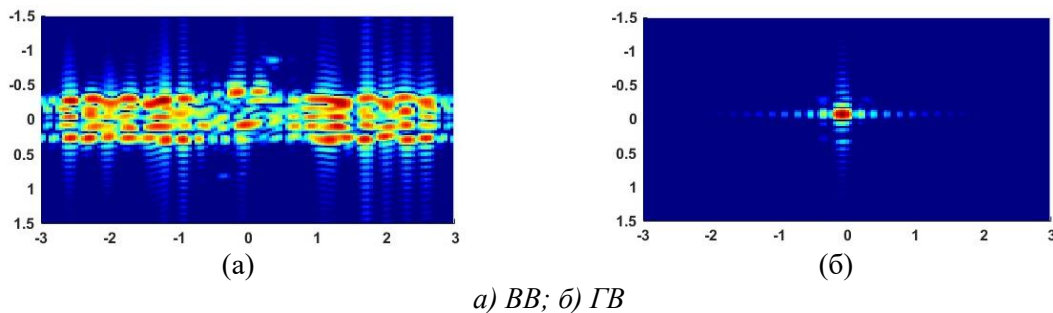


Рисунок 3 – Радиолокационный портрет спутника GPS при $\alpha = 90^\circ$, $\beta = 45^\circ$

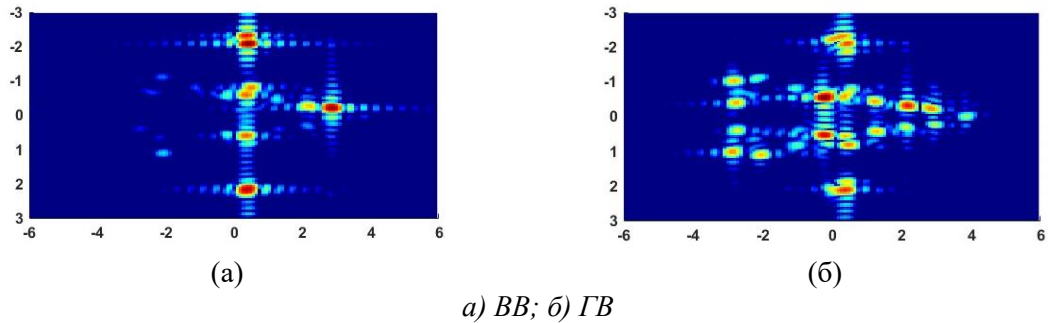


Рисунок 4 – Радиолокационный портрет БПЛА Байрактар при $\alpha = 10^\circ$, $\beta = 45^\circ$

Полный объем выборки для двух типов объектов составил 40 изображений, по 10 изображений с разрешением 875x656 пикселей на поляризационный канал для одного объекта. После формирования обучающего и тестового наборов поляризационных сигнатур был обучен классификатор на базе сверточной нейронной сети глубокого обучения SqueezeNet, имеющей 18 скрытых слоев. Базовая архитектура SqueezeNet состоит из сверток 1×1 и 3×3 , модулей Fire, уровней максимального объединения, уровней активации Relu, активации Softmax и равномерной инициализации (рисунок 5). Модуль Fire является основным компонентом этой архитектуры, который состоит из одного уровня сжатия, s2 (1×1), двух уровней расширения размерностью (1×1) и (3×3). Кроме того, он отвечает за уменьшение размера параметров модели и повышение быстродействия модели.

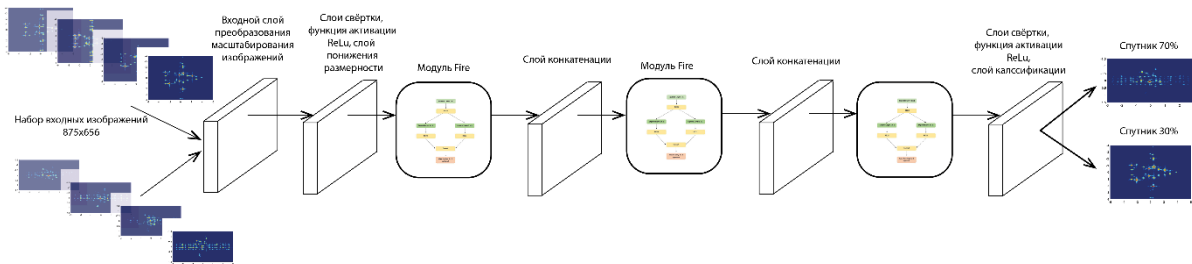


Рисунок 5 – Структура нейронной сети SqueezeNet

В программном пакете MATLAB была сформирована архитектура выбранной нейронной сети. Для первоначальной оценки начальная скорость обучения задана 0,0001, количество эпох обучения 30 (всего 150 итераций), количество итераций обучения 5 на каждой эпохе и размер обучающей и тестовой выборки 5 изображений на каждой эпохе. На рисунке 6 представлены графики результатов обучения нейронной сети SqueezeNet.

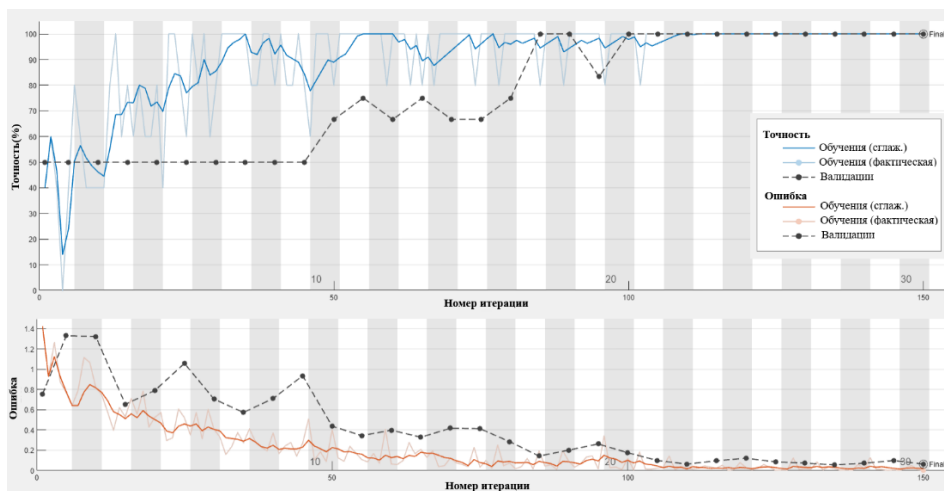


Рисунок 6 – Результат обучения нейронной сети SqueezeNet

Заключение

По рисунку 6 видно, что в ходе обучения уже на 100 итерации ошибка классификации не превышала 0,1%, а точность классификации и валидации приблизилась к 100%. После окончания обучения была сформирована проверочная выборка из 20 случайных поляризационных радиолокационных изображений и проведена валидация нейронной сети. Средний процент верной классификации объекта по изображению составил порядка 95%. Снижение среднего процента верной классификации в первую очередь связано с небольшим объёмом обучающей выборки и грубыми параметрами обучения. Полученные результаты показывают потенциальную возможность использования сгенерированных поляризационных сигнатур различных объектов с помощью имитационного моделирования для обучения и верификации различных алгоритмов классификации на основе нейронных сетей.

Литература

1. Ghio S., Giusti E., Martorella M. Low-cost database-free automatic target classification using 3D-ISAR //2022 23rd International Radar Symposium (IRS). – IEEE, 2022. – С. 178-183.
2. Pui C. Y. et al. Robust 3D ISAR Ship Classification //2023 IEEE Radar Conference (RadarConf23). – IEEE, 2023. – С. 1-6.
3. Pastina D., Spina C. Multi-feature based automatic recognition of ship targets in ISAR //IET radar, sonar & navigation. – 2009. – Т. 3. – №. 4. – С. 406-423.
4. Pandey N., Ram S. S. Classification of automotive targets using inverse synthetic aperture radar images //IEEE Transactions on Intelligent Vehicles. – 2022. – Т. 7. – №. 3. – С. 675-689.
5. Sánchez Pedroche D. et al. Architecture for trajectory-based fishing ship classification with AIS data //Sensors. – 2020. – Т. 20. – №. 13. – С. 3782.
6. Matuszewski J. Radar signal identification using a neural network and pattern recognition methods //2018 14th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). – IEEE, 2018. – С. 79-83.
7. Yang H., Zhang Y., Xu C. Space target recognition based on trace feature of ISAR image //АКТА ELECTONICA SINICA. – 2020. – Т. 48. – №. 3. – С. 431.
8. Борзов А. Б. и др. Миллиметровая радиолокация: методы обнаружения и наведения в условиях естественных и организованных помех //М.: Радиотехника. – 2010. – С. 376.
9. Сучков В. Б. Методика создания многоточечной модели аэродинамической цели для определения входных сигналов бортовых радиолокационных датчиков //Электромагнитные волны и электронные системы. – 2013. – Т. 18. – №. 6. – С. 45-53.
10. Borzov A. B. et al. Mathematical modeling and simulation of the input signals of short-range radar systems //Journal of Communications Technology and Electronics. – 2014. – Т. 59. – P. 1356-1368.
11. Ozdemir C., Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging with MATLAB Algorithms // John Wiley & Sons. – 2012, – Vol. 416.

SQUEEZENET NEURAL NETWORK BASED POLARIZATION OBJECT SELECTION ALGORITHM FOR INVERSE SYNTHETIC APERTURE RADAR

Suchkov V.B., Perov A.Y.

Bauman Moscow State Technical University

The thesis describes a new approach to solve the problem of automatic classification of location objects based on neural network algorithms. The approach utilises a multi-point representation of the location object to generate a database of polarization radar images from an X-band synthetic aperture radar. The work involved generating a training set of polarization radar images of two types of X-band targets at different viewing angles. To assess the suitability of the training sample for automatic target recognition, it is necessary to train the SqueezeNet convolutional deep learning neural network for image classification. Afterwards, it is required to verify the neural network algorithm using a test sample of the polarization radar signatures of the analysed targets. Numerical results obtained during verification confirm the effectiveness of the proposed method for application in systems of automatic recognition of various types of location objects.

СПОСОБ ПЕРЕРАСПРЕДЕЛЕНИЯ МОЩНОСТИ В ПАРЦИАЛЬНЫХ РАДИОКАНАЛАХ, ФОРМИРУЕМЫХ МНОГОЛУЧЕВОЙ АНТЕННОЙ РЕШЕТКОЙ С ЦЕЛЬЮ ПОВЫШЕНИЯ УСТОЙЧИВОСТИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ СИСТЕМЫ ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ

д.т.н. Махов Д.С., адъюнкт Шумбар А.В.

Краснодарское высшее военное училище имени генерала армии С.М.Штеменко

Предложен подход к разработке алгоритма перераспределения мощности парциальных радиоканалов, формируемых многолучевой антенной решеткой воздушного робототехнического средства, с целью повышения устойчивости функционирования системы передачи информации. Подход позволяет устранить колебания мощности используемого радиоканала в условиях преднамеренных помех и уменьшить вероятность ошибки парциальных радиоканалов. Суть предлагаемого подхода заключается в введении условия отключения радиоканалов при выходе их параметров за пределы функционирования системы передачи информации, сохраняя без изменения параметры антенны и мощность передатчика. Приведены аналитические выражения показателей для синтеза алгоритма с использованием математического и имитационного моделирования.

Введение.

Вопросы синтеза и выбора параметров парциальных пространственно-распределенных радиоканалов многоканальных радиотехнических систем являются актуальным при разработке и применении вооружения, военной и специальной техники, а именно многоканальных систем связи, радиолокационных комплексов, групп беспилотных летательных аппаратов при образовании сети передачи данных на их основе. В работах [1-4] ставилась задача по синтезу нескольких радиоканалов и перераспределения их параметров с целью повышения устойчивости функционирования системы передачи информации (СПИ) воздушного робототехнического комплекса (РТК) во время выполнения полетного задания. Особую актуальность данная задача приобретает в системе связи с высокоманевренными малоразмерными подвижными объектами, например, в РТК, функционирующих в условиях преднамеренных помех [6-7]. При решении данной задачи было введено ограничение, что количество формируемых радиоканалов (РК) оставалось неизменным в процессе полета, а параметры трех подсистем распределялись между ними по задаваемому алгоритму, который учитывал внешние и внутренние факторы, воздействующие на СПИ. Количество наземных пунктов приема было ограничено для возможности синтеза необходимого количества парциальных радиоканалов. Вместе с тем такие ограничения не позволяют реализовать потенциальные возможности предлагаемого подхода. Так при решении задачи не был проведен сравнительный анализ параметров одного радиоканала с параметрами нескольких вариантов синтеза различного количества парциальных радиоканалов, а также сравнения этих вариантов между собой.

Осталось неясным, сколько радиоканалов необходимо сформировать для случая, когда изначально синтезированные каналы были подавлены помехами противника, либо из-за пространственной девиации главного максимума парциальной диаграммы направленности (ДН) многолучевой антенной решетки (МАР) не обладают требуемыми параметрами на данном пространственно-временном участке [5]. Отсюда возникает необходимость проведения такого анализа и на его основе задача разработки алгоритма перераспределения количества парциальных радиоканалов в процессе функционирования СПИ РТК.

Постановка задачи.

Рассмотрим воздушное робототехническое средство (РТС), например, беспилотный летательный аппарат (БПЛА), который выполняет задачу по сбору и передаче информации одновременно в несколько пунктов приема, расположенных на различных расстояниях от передающего устройства. Пусть воздушное РТС расположено в точке A с координатами x_0, y_0, z_0 , необходимо передать информацию в $n = \overline{1, N}$ пунктов приема информации (ПП) расположенных в точках $B_n(x_n, y_n, z_n)$ в состав которых входит один наземный пункт управления (НПУ) $C(x_b, y_b, z_b)$ формирующий обратную связь по которой на РТС передаются данные о качестве парциальных РК. Геометрия задачи представлена на рисунке 1.

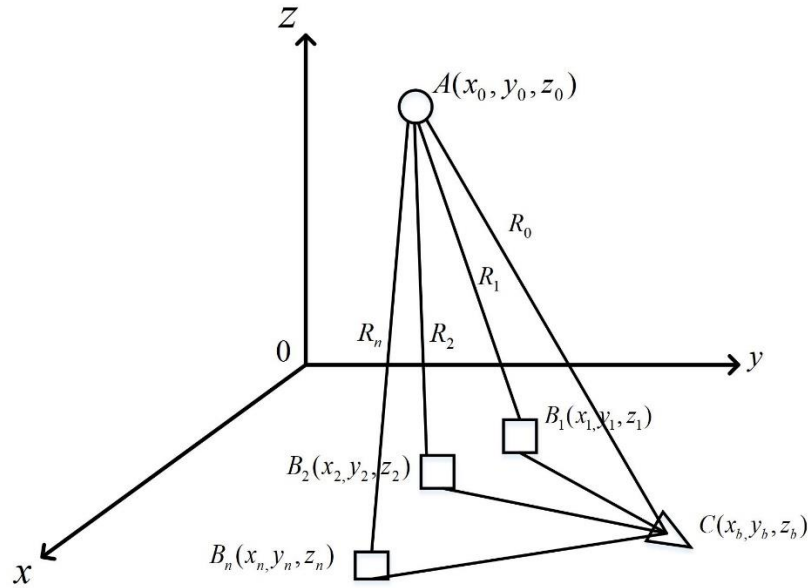


Рисунок 1 - Пространственное расположение РТС, ПП и НПУ

Расстояние между РТС и НПУ может быть определено по формуле [10]:

$$R_0 = \sqrt{(x_0 - x_b)^2 + (y_0 - y_b)^2 + (z_0 - z_b)^2}, \quad (1)$$

Дальность R_n определяется по формуле (1) путем замены соответствующих индексов при координатах точек B_n .

Пусть на РТС установлена многолучевая антенная решетка (МАР), которая формирует $m = \overline{1, M}$ лучей диаграмм направленности (ДН) – нисходящих РК. Следует отметить, что в отличие от непрерывной, пространственно-распределенной передачи в данной задаче $N \neq M$ в каждый момент времени. Ограничение на количество РК конкретизируется условием $M \leq N$ и возможностями МАР по максимальному числу парциальных ДН [8], которые она способна сформировать. Требуется разработать подход к обеспечению устойчивой передачи информации в условиях воздействия помех противника.

Требования к достоверности и своевременности передаваемой информации выражаются уменьшением вероятности ошибки в параллельных радиоканалах и могут быть описаны выражением [4]:

$$\rho_{\parallel} = 0.5 \left[1 - \Phi \left(\sqrt{\sum_{m=1}^M c_m} \right) \right] \rightarrow \min, \quad (2)$$

где ρ_{\parallel} – вероятность ошибки в параллельных каналах;

c_m – отношение мощности сигнала к спектральной плотности мощности шума на входе приемника для m -го канала.

$$\Phi(x) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \text{ – функция Крампа.}$$

Ограничения на решение задачи

Примем ограничения: параметры наземных радиолиний между ПП и НПУ устанавливаются по идеализированным каналам. Скорость передачи информации по каналам максимальна, а помехи отсутствуют. Будем полагать также, что средой распространения является свободное пространство, рефракция не учитывается, распределение шума – гауссово. Коэффициенты усиления антенн передатчика и приемника выбираются равными. Данные ограничения

необходимы для определения основных соотношений по оптимальному распределению мощности передатчика в парциальных радиоканалах. Ограничение ресурса мощности передатчика может быть выражено следующим образом:

$$P_{t\Sigma} = \sum_{m=1}^M P_{t_m}, \quad (3)$$

где $P_{t\Sigma}$ – общая мощность передатчика.

Метод решения задачи

Следовательно, изначально задача может быть представлена в виде разработки метода распределения мощности передатчика между парциальными радиоканалами. Так как выполнение условия $M \leq N$ не противоречит изменению во времени количества m формируемых парциальных РК, то необходимо определить параметры, на основе которых это количество будет формироваться, а также функциональную зависимость связи целевой функции (1) и данных параметров.

Опишем выражение для одного из m парциальных РК [5-7]:

$$c_m = \frac{P_{t_m} G_t G_r \Delta f \lambda^2}{16\pi^2 \nu R_{tr}^2 q_m}, \quad (4)$$

где P_t – мощность передатчика;

G_t, G_r – коэффициенты усиления антенн передатчика и приемника соответственно;

Δf – диапазон частот сигнала;

λ – длина волны;

R_{tr} – расстояние от БЛА до приемника;

ν – скорость передачи информации;

q_m – средняя мощность шума в канале;

индексы t, r – обозначение отношения параметра к передатчику и приемнику соответственно.

Из (4) видно, что изменение c_m во времени определяется изменением расстояния между приемником и передатчиком, а также помеховой обстановкой.

Таким образом, для каждого парциального РК достижение минимального значения вероятности ошибки возможно за счет обеспечения максимума мощности передатчика при отсутствии помех.

Проведем моделирование перераспределения мощности между парциальными радиоканалами для достижения минимального значения целевой функции (1) при равномерном распределении мощности между всеми РК на всей траектории полета:

$$\sum_{m=1}^M P_{t_m} = \frac{P_{t\Sigma}}{m}$$

где m – количество РК

Также рассмотрим распределение мощности методом множителей Лагранжа (ММЛ), который относится к прямым методам решения оптимизационных задач и является наиболее подходящим, так как задача (1) с условием (2) является задачей нелинейного программирования в силу особенностей целевой функции (1). Тогда это задача выпуклого программирования и, при соблюдении условий Куна-Таккера, можно получить множество $P_{t_m} : \arg \min(\rho_{\parallel})$.

$$L(P_{t_m}) = 0.5 \left[1 - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^{\sqrt{\sum_{m=1}^M c_m}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right] + \alpha \left(\sum_{m=1}^M P_{t_m} - P_{t\Sigma} \right), \quad (5)$$

Для этого составим систему линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) из частных производных функции Лагранжа (5) по P_{t_m} и α .

$$\begin{cases} L'_{P_{t_1}} = 0.5c'(P_{t_1})e^{-\frac{c(P_{t_1})}{2}} + \alpha \\ L'_{P_{t_2}} = 0.5c'(P_{t_2})e^{-\frac{c(P_{t_2})}{2}} + \alpha \\ L'_{P_{t_3}} = 0.5c'(P_{t_3})e^{-\frac{c(P_{t_3})}{2}} + \alpha \\ L'_\alpha = P_{t_1} + P_{t_2} + P_{t_3} - P_{t_\Sigma} \end{cases}$$

Решение данной СЛАУ позволяет определить значения параметров и неизвестный множитель Лагранжа α , которые позволяют получить систему равенств. Применение ММЛ позволяет пропорционально распределить мощность в парциальных РК в зависимости от расстояния приемника и передатчика.

Применение данных методов позволяет учесть накладываемые ограничения (2).

В то же время возникает ситуация для необходимости отключения одного или нескольких РК в определенный момент времени, когда значение вероятности ошибки, при большем количестве РК может быть выше, чем при меньшем количестве в тот же момент времени, но с другими параметрами. Такой случай может иметь место при воздействии преднамеренных помех на радиоканал AB , либо при отсутствии между точками A и B прямой видимости (наличии препятствия).

Так при выходе параметров РК за пределы функционирования СПИ, канал отключается, а высвобождающаяся мощность перераспределяется между остальными РК, что приводит к уменьшению вероятности ошибки в параллельных радиоканалах. (рисунок 2-3).

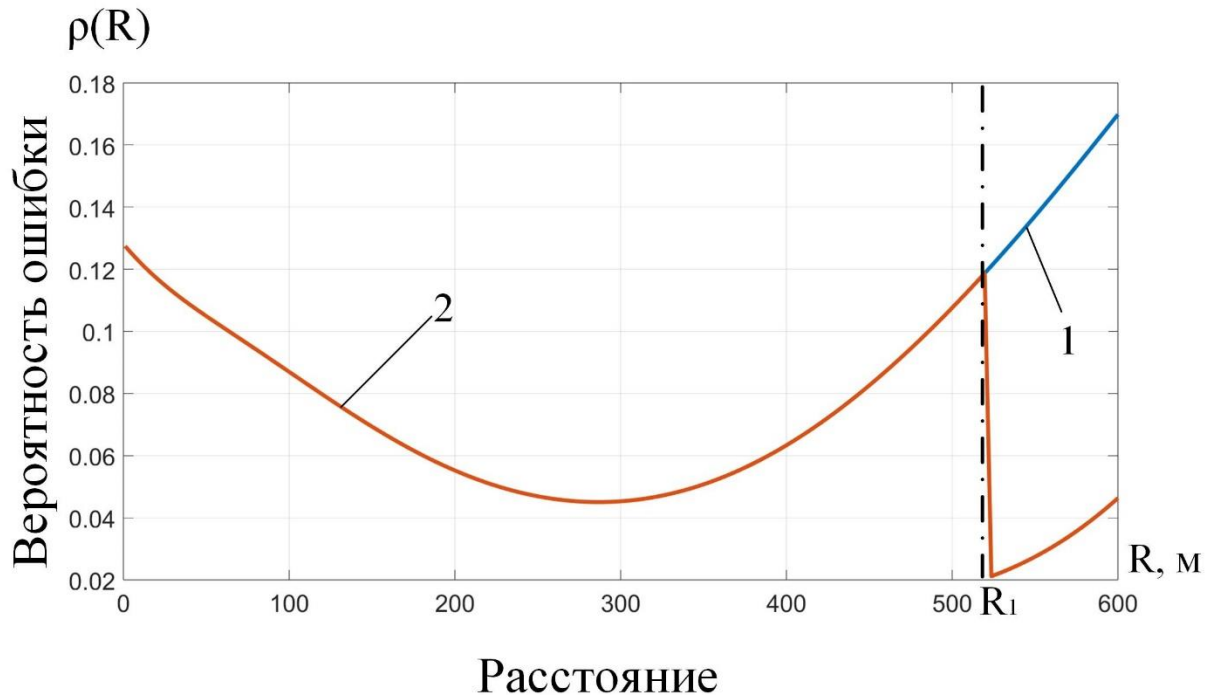


Рисунок 2 - Зависимость вероятности ошибки в параллельных РК от расстояния при распределении мощности ММЛ.

На рисунке 2 цифрами 1-2 обозначены значения вероятности ошибки в РК при распределении мощности ММЛ. Кривая 1 показывает значение вероятности ошибки без отключения РК. Кривая 2 показывает значение вероятности ошибки при отключении РК. Расстояние R_1 показывает момент отключения РК.

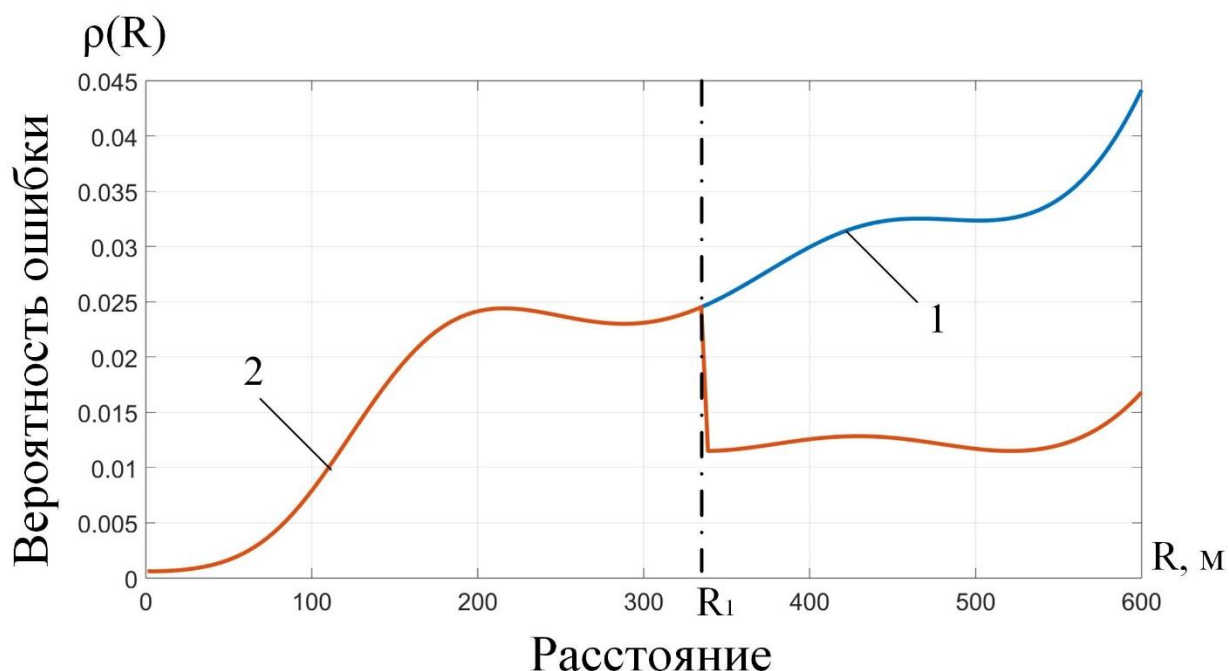


Рисунок 3 - Зависимость вероятности ошибки в параллельных РК от расстояния при равномерном распределении мощности.

На рисунке 3 цифрами 1-2 обозначены значения вероятности ошибки в РК при равномерном распределении мощности. Кривая 1 показывает значение вероятности ошибки без отключения РК. Кривая 2 показывает значение вероятности ошибки при отключении РК. Расстояние R_1 показывает момент отключения РК.

Из рисунков 2-3 видно, что распределение мощности ММЛ позволяет получить множество значений P_{tm} в каждом временном промежутке с точки зрения пропорциональности изменению расстояния каждого парциального РК, за счет чего СПИ сохраняется в пределах функционирования на большем расстоянии нежели при равномерном распределении мощности, при этом равномерное распределение позволяет распределить мощность быстрее, за счет чего удастся уменьшить вероятность ошибки на меньшем расстоянии.

Неоднозначность полученных результатов устранима в процессе создания алгоритма и варьирования параметров модели, таких как количество ПП, их взаимного расположения, уровня мощности парциальных каналов и др.

Вывод.

Таким образом, в работе предложен подход к формированию и перераспределению парциальных РК, формируемых многолучевой антенной решеткой воздушного РТС РТК, отличающийся от ранее известных методов переформированием парциальных РК в процессе выполнения полетного задания. Предлагаемый алгоритм основан на стремлении к минимуму целевой функции, описываемой выражением (1). В основе алгоритма синтеза парциальных РК планируется использовать условие отключения РК при выходе значений параметров за пределы устойчивости функционирования СПИ и перераспределения высвобождающейся мощности между остальными РК.

Литература

1. Махов Д. С. Метод оптимизации энергетических параметров системы передачи информации в парциальных радиоканалах малоразмерных подвижных объектов на основе аппарата теории нечетких множеств // Системы управления, связи и безопасности. 2019. № 4. С. 27-49.

2. Макаренко С. И. Робототехнические комплексы военного назначения – современное состояние и перспективы развития // Системы управления, связи и безопасности. 2016. № 2. С. 73-132.
3. Бакулин М. Г., Варукина Л. А., Крейнделин В. Б. Технология ММО: принципы и алгоритмы. – М.: Горячая линия-Телеком, 2014. – 244 с.
4. Андронов И. С., Финк Л. М. Передача дискретных сообщений по параллельным каналам. – М.: Советское радио, 1971. – 408 с.
5. Джазовский Н. Б., Орлова Л. В. Радиоканалы систем передачи информации. – Пенза: Пензенский политехнический институт, 1988. – 64 с.
6. Рашич А. В. Сети беспроводного доступа WiMAX. – СПб.: Издательство Политехнического университета, 2011. – 179 с.
7. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 1104 с.
8. Филиппов В.С. Антенны и устройства СВЧ. Проектирование фазированных антенных решеток / В.С. Филиппов [и др.]. Под ред. Д.И. Воскресенского. – М.: Радио и связь, 1994. – 592 с.
9. Дилигенский Н. В. Дымова Л. Г., Севастьянов П. В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология. – М.: Машиностроение, 2004. – 304 с.
10. Волков Р. В., Дворников С. В., Саяпин В. Н., Симонов А. Н. Основы построения и функционирования разностно-дальномерных систем координатометрии источников радиоизлучений / под ред. Р. В. Волкова. – СПб.: Военная академия связи, 2013. – 116 с.

**POWER ALLOCATION METHOD IN PARTIAL RADIO CHANNELS
FORMED BY MULTIBEAM ANTENNA ARRAY IN ORDER TO INCREASE THE
STABILITY OF SYSTEM FUNCTIONING**

Makhov D.S., Shumbar A.V.

Krasnodar Higher Military School named after General of the Army S.M. Shtemenko,

An approach is intended to develop an algorithm for redistributing radio channels formed by a multipath antenna array of an aerial robotic technic in order to provide considerably excellent performance while using information transmission system in different situations. The approach eliminates the power fluctuations of the used radio channel in conditions of deliberate interference and reduces the likelihood of bit error rate. The key solution of the problem is based on the determining the condition when simultaneous disconnecting radio channels prevents their parameters go beyond the limits of the information transmission system, maintaining without changing the amplification factors of the antenna array and proportionate redistribution of the released power between partial radio channels. Analytical expressions of indicators for algorithm synthesis using mathematical and simulation modeling are given.

СХЕМЫ МНОЖЕСТВЕННОГО ДОСТУПА ДЛЯ БЕСПРОВОДНЫХ СОТОВЫХ СЕТЕЙ

проф. Калмыков И.А.¹, асп. Волошин Е.А.¹

¹ Северо-Кавказский федеральный университет

Достижение будущих целей развития 5G зависит от осуществления публикуемых сценариев использования, представленных Международным союзом электросвязи. Эти сценарии включают в себя расширенную мобильную широкополосную связь (eMBB), массовую связь машинного типа (mMTC) и сверхнадежную связь с низкой задержкой (URLLC). Для успешной поддержки этих сценариев необходимо внедрение эффективных схем множественного доступа. Традиционные методы множественного доступа, применяемые в предыдущих поколениях, не способны решить эти задачи. В этом контексте неортогональные схемы множественного доступа становятся ответом на современные требования к эффективному использованию спектра, снижению задержек, поддержанию большого количества пользователей и обеспечению справедливости для пользователей, находящихся на значительном удалении от базовых станций.

Множественный доступ с ортогональным частотным разделением (OFDMA)

4G и 5G используют OFDM как эффективное средство для достижения высоких скоростей передачи данных. OFDMA, в свою очередь, представляет собой дальнейшее развитие OFDM, где несколько устройств совместно используют один беспроводной канал. Эта технология внедрена в 5G, а также в новейший стандарт Wi-Fi 6 (IEEE 802.11ax), который использует OFDMA как для восходящей, так и для нисходящей передачи данных и совместим с предыдущими версиями Wi-Fi. В Wi-Fi 6 используются лицензионные диапазоны 2,4 ГГц и 5 ГГц, а также нелицензионный спектр 1200 МГц в диапазоне 6 ГГц, известный как Wi-Fi 6E, согласно объявлению FCC.

Добавление высокоскоростной модуляции 1024 QAM к Wi-Fi 6 повышает эффективность канала и увеличивает пропускную способность благодаря OFDMA. В сети Wi-Fi одна точка доступа (AP) обслуживает несколько клиентских устройств. В OFDM каждое устройство передает данные в определенный временной интервал, минимизируя коллизии в канале через протокол CSMA. OFDMA обеспечивает динамическое распределение полосы пропускания канала для множества пользователей, устраняя проблемы перегрузки и оптимизируя использование полосы пропускания [1]. Сравнение последних 3 поколений Wi-Fi представлено в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение последних 3 поколений Wi-Fi

	Wi-Fi 4	Wi-Fi 5	Wi-Fi 6
Стандарт IEEE	802.11n	802.11ac	802.11ax
Диапазоны частот	2,4 ГГц и 5 ГГц	5 ГГц	2,4 ГГц и 5 ГГц
Размер канала	20, 40 МГц	20, 40, 80, 160 МГц	20, 40, 80, 160 МГц
Частотное мультиплексирование	OFDM	OFDM	OFDM и OFDMA
Модуляция	BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM	BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM	BPSK, QPSK, 16-QAM, 64-QAM, 256-QAM, 1024-QAM
Максимальное время передачи символов	4 мкс	4 мкс	16 мкс

Каналы разбиваются на ресурсные единицы (RU), которые представляют собой группы поднесущих с шириной полосы 78,125 кГц в рамках технологии OFDMA, используемой в беспроводной сети 802.11ax. Ресурсные единицы используются как в нисходящей, так и в восходящей линиях связи, где каждое устройство получает выделенные ресурсные единицы в каждом временном интервале в зависимости от их потребностей в пропускной способности. Этот процесс динамичен, что означает, что в каждом временном интервале устройствам могут быть выделены различные ресурсные единицы.

В нисходящей линии связи точка доступа передает данные по всему каналу, а клиентские устройства знают, какие ресурсные единицы им назначены. В восходящей линии связи все клиентские устройства передают данные одновременно по своим выделенным ресурсным единицам. Использование полосы пропускания OFDM и OFDMA различными каналами в Wi-Fi представлены на рисунках 1 и 2. Использование ресурсной единицы в полосе пропускания представлено в таблице 2.

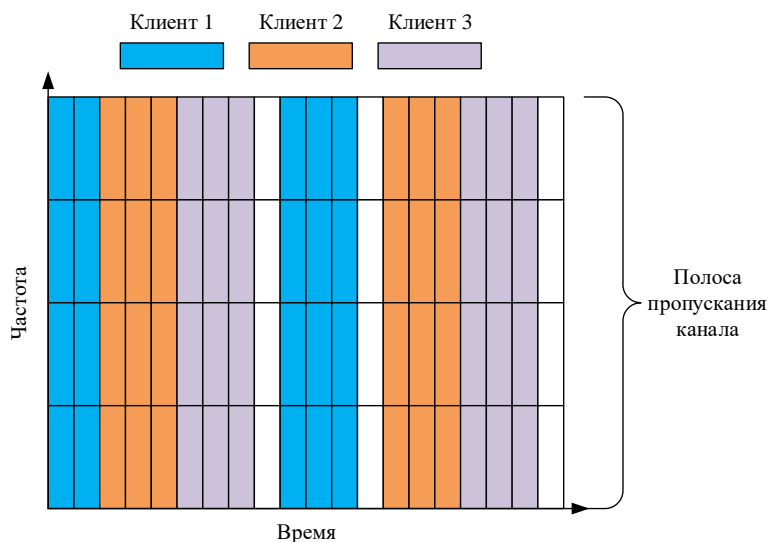


Рисунок 1 – Использование полосы пропускания OFDM различными каналами в Wi-Fi

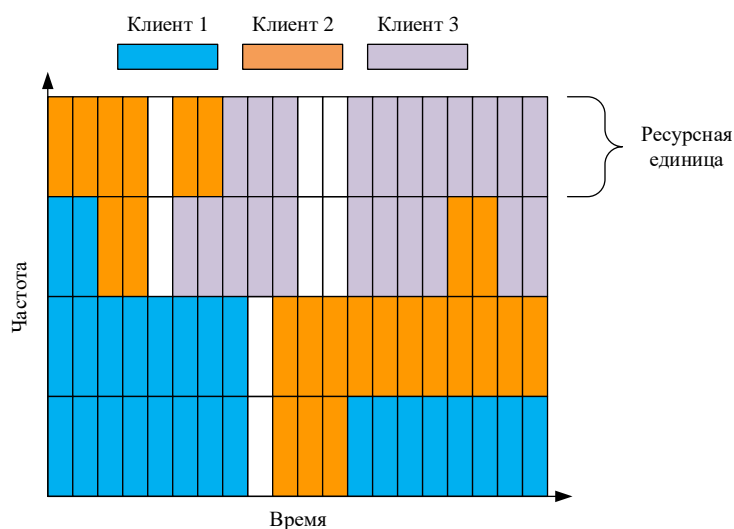


Рисунок 2 – OFDMA обеспечивает одновременное использование канала несколькими устройствами

Таблица 2. Поднесущие OFDMA в ресурсной единице, полоса пропускания и пользователи

Тип ресурсной единицы	20 МГц	40 МГц	80 МГц	80+80/160 МГц
26	9	18	37	74
52	4	8	16	32
106	2	4	8	16
242	1	2	4	8
484		1	2	4
996			1	2
2×996				1

Система передатчика и приемника OFDMA (множественного доступа с ортогональным частотным разделением) представляет собой многопользовательскую версию схемы цифровой модуляции с ортогональным частотным разделением (OFDM). OFDM использует множество близко расположенных поднесущих, модулированных данными с низкой скоростью передачи. Ключевой принцип OFDM заключается в использовании ортогональных поднесущих для параллельной передачи нескольких символов данных, что повышает спектральную эффективность и упрощает методы выравнивания в приемнике.

В OFDM операция IFFT (обратное быстрое преобразование Фурье) применяется к группе символов данных, которые должны быть отправлены по ортогональным поднесущим, для создания передаваемого сигнала. Приемник восстанавливает символы данных из ортогональных поднесущих, применяя операцию FFT (быстрое преобразование Фурье) к блоку принятых выборок. Этот процесс преобразует широкополосный беспроводной канал с частотно-избирательным замиранием в набор узкополосных каналов (поднесущих) с плоским замиранием. Базовая станция выделяет подмножество поднесущих каждому пользователю, обеспечивая одновременную передачу нескольких сигналов. Это позволяет эффективно использовать спектральные ресурсы. Важно, чтобы сопоставление поднесущих каждому пользователю было оптимальным для эффективной реализации OFDMA [2].

Множественный доступ с кодовым разделением (CDMA)

Является методом доступа к каналу, применяемым в радиосвязи 3G и его различных версиях, таких как cdmaOne, CDMA2000 и WCDMA. Этот метод позволяет группам пользователей использовать один и тот же код, при этом обмен данными возможен лишь между теми, кто обладает одинаковым кодом. Основанный на технологии расширенного спектра, CDMA отличается от других методов доступа, таких как TDMA и FDMA, тем, что каждый канал использует всю доступную полосу пропускания. При этом отдельные разговоры кодируются псевдослучайной битовой последовательностью и передаются на более широком диапазоне частот, что обеспечивает высокую пропускную способность и позволяет подключаться большему числу абонентов одновременно.

Стандарты ИМТ 2000, установленные Международным союзом электросвязи (МСЭ), определили требования к доступу к различным услугам связи в любое время и в любом месте, что стало основой для беспроводных систем третьего поколения (3G). Основные характеристики ИМТ 2000 включают высокую степень общности дизайна, совместимость сервисов, высокое качество связи, небольшие терминалы для международного использования, возможность роуминга по всему миру и поддержку мультимедийных приложений и широкого спектра услуг и терминалов.

В CDMA одновременно могут использоваться до 61 пользователя на канале с шириной 1,2288 МГц, при этом каждый голосовой пакет обрабатывается двумя PN-кодами. Существует 64 кода Уолша для различения вызовов, что позволяет расширить количество одновременных вызовов. Диапазон частот, используемых в CDMA, изменяется от 824 МГц до 894 МГц, при этом канал FDMA с шириной 1,25 МГц разделяется на 64 кодовых канала.

Поскольку CDMA является технологией с расширенным спектром, каждый бит данных распределяется по кодовой последовательности, что увеличивает энергию на бит. Это достигается через расчет коэффициента усиления (P), где $P = 10\log(W/R)$, где W - скорость распространения, а R - скорость передачи данных. CDMA обеспечивает 100% повторное использование частоты, что может вызвать дополнительные помехи при использовании той же частоты в соседних сотах. Для улучшения отношения сигнал/шум в приемнике в системах CDMA применяется приемник RAKE, который комбинирует многолучевые компоненты с задержкой по времени для улучшения качества приема сигнала.

Неортогональный множественный доступ (NOMA)

Представляет собой перспективный метод радиодоступа для беспроводной связи следующего поколения. В сравнении со стандартным методом ортогонального множественного доступа (OMA), таким как метод множественного доступа с ортогональным частотным

разделением (OFDMA), NOMA обещает ряд потенциальных преимуществ, включая более эффективное использование спектра, меньшую задержку при высокой надежности и возможность обслуживания большего числа пользователей.

Основная концепция NOMA заключается в том, что один и тот же ресурс предоставляется нескольким пользователям с точки зрения времени, частоты и пространства. В обычных сетях 4G каждому пользователю назначается подмножество поднесущих с помощью OFDMA, тогда как в NOMA каждый пользователь может использовать все поднесущие как для нисходящей, так и для восходящей передачи.

NOMA намеренно вносит межсотовые и/или внутрисотовые помехи на стороне передатчика, что позволяет использовать неортогональную передачу. Для декодирования желаемого сигнала используется метод последовательного подавления помех (SIC) на стороне приемника.

В нисходящей сети NOMA базовая станция передает комбинированный сигнал, состоящий из суперпозиции желаемых сигналов нескольких пользователей с различными распределенными коэффициентами мощности. Процесс SIC выполняется последовательно на приемнике каждого пользователя до тех пор, пока не будет восстановлен сигнал пользователя. Пользователи с худшим состоянием канала получают больше мощности передачи, что позволяет им успешно восстанавливать свои сигналы без выполнения процесса SIC. Для других пользователей процесс SIC позволяет декодировать их сигналы путем вычитания сильных помех из принятого сигнала.

Данная статья представляет краткий обзор методов множественного доступа, включая как ортогональные, так и неортогональные. В частности, обсуждаются неортогональные схемы множественного доступа, способные поддерживать различные сценарии использования. Наши исследования показывают, что комбинация различных схем может обеспечить более эффективную поддержку в терминах использования спектра, задержки и обслуживания большего числа пользователей. Эти результаты будут стать основой для нашей дальнейшей работы.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-21-00036, <https://rscf.ru/project/23-21-00036/>».

Литература

1. Manel Rebhi¹, Kais Hassan, Kosai Raouf, and Pascal Chargé, «Sparse Code Multiple Access: Potentials and Challenges», IEE COMSOC, Date of publication 17 May 2021, Date of publication 17 May 2021, VOLUME 2, 2021, PP 1205 – 1238.
2. Frank, & Ike, Dike & Jimi, Ajayi & Kayode, Onasoga. (2013). Multiple-Access Technology of Choice In 3GPP LTE. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (IJEI). 1. 10.11591/ijeie.v1i3.70.

MULTIPLE ACCESS SCHEMES FOR WIRELESS CELLULAR NETWORKS

Kalmykov I.A.¹, Voloshin E.A.¹

¹North Caucasus Federal University

The achievement of future 5G development goals depends on the implementation of the published use cases presented by the International Telecommunication Union. These scenarios include advanced mobile broadband (eMBB), machine-type mass communication (MTC), and ultra-reliable low-latency communication (URLLC). Effective multiple access schemes must be implemented to successfully support these scenarios. Traditional multiple access methods used in previous generations are not able to solve these problems. In this context, non-orthogonal multiple access schemes are becoming a response to modern requirements for efficient use of spectrum, reducing delays, maintaining a large number of users and ensuring fairness for users located at a significant distance from base stations.

АВТОКОДИРОВЩИК ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КВАТЕРНИОННОЙ ПОЛНОСВЯЗНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

доц. Петровский Н.А., проф. Вашкевич М.И.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
ул. П. Бровки, 6, БГУИР, каф. ЭВС, 220013, Минск, Беларусь,
e-mail: {nick.petrovsky, vashkevich}@bsuir.by

В работе рассмотрен автокодировщик с архитектурой «бутылочное горлышко» для задачи сжатия цветных изображений с применением алгебры кватернионов. Кодер и декодер имели симметричную структуру и строились на базе кватернионных полносвязных слоев. Работа автокодировщика на основе кватернионов сравнивалась с автокодировщиком, структура которого состоит из обычных (вещественных) полносвязных слоев. Для сравнения архитектур автокодировщиков ставился эксперимент по кодированию/декодированию цветных изображений с использованием набора данных CIFAR-10. При проведении эксперимента сравнивались модели с равным числом параметров, и обеспечивающие одинаковую степень сжатия. В ходе эксперимента вычислялись такие показатели, как MSE, PSNR и SIMM. Так, например, кватернионный автокодировщик, обеспечивающий степень сжатия 3:1, имел PSNR равный 28,8 дБ, что на 6,5 дБ лучше, чем аналогичный вещественнозначный автокодировщик. В целом, результаты показали, что применение алгебры кватернионов в нейронных сетях для обработки многомерных скоррелированных данных, таких как цветные изображения, приводит к улучшению производительности.

Введение

В настоящее время наблюдается значительный интерес к использованию алгебры кватернионов при построении нейронных сетей (НС) для обработки многомерных данных. Так в [1] предложено использовать кватернионы для построения рекуррентных НС, которые моделируют корреляционные зависимости внутри многомерных объектов и между ними. Цветные изображения также являются важным примером многомерных данных. Традиционно цветные изображения обрабатываются при помощи сверточных нейронных сетей (СНС), при этом входное изображение интерпретируется, как 3-х мерный тензор [5]. Однако, для задач распознавания и обработки такое представление не всегда является эффективным. Желательно, чтобы модель представления изображений могла 1) учитывать локальные связи между входными признаками одного пикселя, такими как каналы красного, зеленого и синего (R, G, B); 2) учитывать структурные признаки, описывающие межпиксельные связи. Можно сказать, что СНС обрабатывает один пиксель изображения, как три отдельных, независимых значения R, G и B, хотя более предпочтительным было бы обрабатывать его, как единым многомерный объект. Применение кватернионов в НС, как раз и служит данной цели – т.е. предлагает более эффективный способ представления цветного изображения для последующей обработки. Исследования [2, 3] подтверждают, что использование кватернионов повышает эффективность обработки цветных изображений нейронной сетью.

Целью данной работы является исследование возможности построения автокодировщика (англ. *autoencoder*) цветных изображений на основе полносвязной кватернионной нейронной сети (КНС). В научной литературе уже рассматривались автокодировщики на основе сверточных КНС [3] однако их характеристики не были оценены с использованием больших наборов данных. Предлагаемый автокодировщик на основе полносвязной КНС обладает структурной регулярностью и простотой, а также низкой вычислительной сложностью, по сравнению с автокодировщиком на основе сверточной КНС. Базовым элементом предлагаемого автокодировщика является умножитель кватернионов, для которого известны эффективные структуры его реализации [4].

Алгебра кватернионов

Алгебра кватернионов \mathbb{H} является ассоциативной некоммутативной четырёхмерной алгеброй $\mathbb{H} = \{Q = q_1 1 + q_2 \mathbf{i} + q_3 \mathbf{j} + q_4 \mathbf{k}, q_1, q_2, q_3, q_4 \in \mathbb{R}\}$, где соотношение ортогональных мнимых частей определяет правило умножения $\mathbf{i}^2 = \mathbf{j}^2 = \mathbf{k}^2 = -1$, $\mathbf{ij} = -\mathbf{ji} = \mathbf{k}$, $\mathbf{jk} = -\mathbf{kj} = \mathbf{i}$, $\mathbf{ki} = -\mathbf{ik} = \mathbf{j}$. В работе [3] произведение кватернионов P и Q именуется «Hamilton product»:

$$PQ = p_1 q_1 - p_2 q_2 - p_3 q_3 - p_4 q_4 + (p_1 q_2 + p_2 q_1 + p_3 q_4 - p_4 q_3) \mathbf{i} + (p_1 q_3 + p_3 q_1 + p_4 q_2 - p_2 q_4) \mathbf{j} + (p_1 q_4 + p_4 q_1 + p_2 q_3 - p_3 q_2) \mathbf{k}, \quad (1)$$

однако используя блочные диагональные матрицы для мнимых частей кватерниона можно записать оператор умножения в матричном виде [6], представив компоненты кватерниона q как вектор-столбец $Q = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4]^T$:

$$PQ = \mathbf{M}^+(P)Q = \begin{bmatrix} p_1 & -p_2 & -p_3 & -p_4 \\ p_2 & p_1 & -p_4 & p_3 \\ p_3 & p_4 & p_1 & -p_2 \\ p_4 & -p_3 & p_2 & p_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где $\mathbf{M}^+(P)$ – матричное представление «левого» оператора умножения кватернионов.

По аналогии могут быть получены выражения и для других типов некоммутативного умножения («правое», «правое» сопряженное, «левое» сопряженное), вычислительная сложность всех таких произведений одинаковая [7].

Полносвязный слой кватернионной нейронной сети

Исследуемый в данной работе автокодировщик основывается на полносвязной архитектуре слоя НС [5]. Главное отличие от обычного полносвязного слоя – это замена данных и коэффициентов НС на кватернионы, а также использование умножения кватернионов, вместо обычной операции умножения. Следующие выражения описывают работу полносвязного слоя КНС:

$$Q_j = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{M}^+(W_{ji})X_i + B_j, \quad (3)$$

$$Y_j = g(Q_j), \quad (4)$$

где X_i – данные на i -м входе, представленные в виде кватернионов, W_{ji} – коэффициенты-кватернионы НС, B_j – кватернион-смещение, $g(\cdot)$ – функция активации, Y_j – данные-кватернионы на j -м выходе, Q_j – линейная комбинация входных кватернионов.

Следует заметить, что в (3) данные умножаются на кватернион W_{ji} слева. Получаемый при этом результат не будет равен тому, который получится, если поставить W_{ji} справа, поскольку произведение кватернионов некоммутативно.

Активационная функция (4) вычисляется следующим образом:

$$g(Q) = h(q_1) + h(q_2)\mathbf{i} + h(q_3)\mathbf{j} + h(q_4)\mathbf{k}, \quad (5)$$

где $Q = q_1 + q_2\mathbf{i} + q_3\mathbf{j} + q_4\mathbf{k}$ – входной кватернион, а $h(\cdot)$ – вещественная функция активации. Функцию (5) называют расщепленной кватернионной функцией активации (англ. *quaternion split activation function*) [3].

Таким образом, наиболее вычислительно нагруженным элементом в КНС является операция умножения кватернионов.

Автокодировщик на основе полносвязной кватернионной нейронной сети

Для изучения преимуществ КНС по сравнению с обычной вещественнозначной нейронной сетью (ВНС) была выбрана задача сжатия цветных изображений с использованием архитектуры типа автокодировщик. Архитектура изучаемого автокодировщика на основе полносвязной ВНС представлена на рис. 1.

Согласно представленной архитектуре, входное изображение, имеющее размерность $32 \times 32 \times 3$ (высота 32, ширина 32 и 3 цветовых канала RGB), преобразуется путем построчного «вытягивания» пикселей к размеру 3072×1 . Затем полученный вектор подается на вход полносвязного слоя ВНС с числом выходных нейронов N_{hidden} . Выходы этого слоя являются вложением (англ. *embedding*) или представлением исходного изображения в пространстве с меньшей размерностью. Часть сети, отвечающая за получение вложения называется кодером (англ. *encoder*).

Вторая часть сети – декодер – выполняет обратную задачу: полученное вложение восстанавливается при помощи полносвязного слоя до исходного размера 3072×1 , которое затем преобразуется в RGB-изображение.

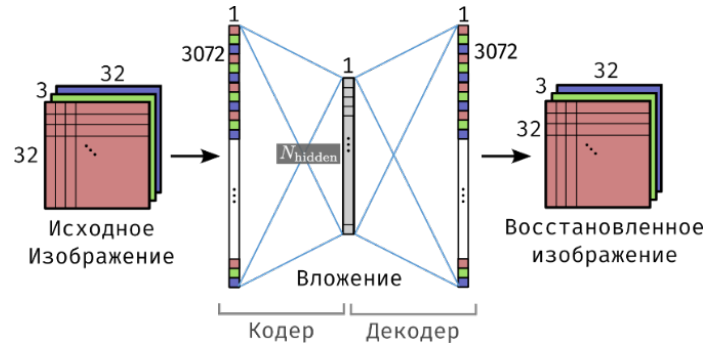
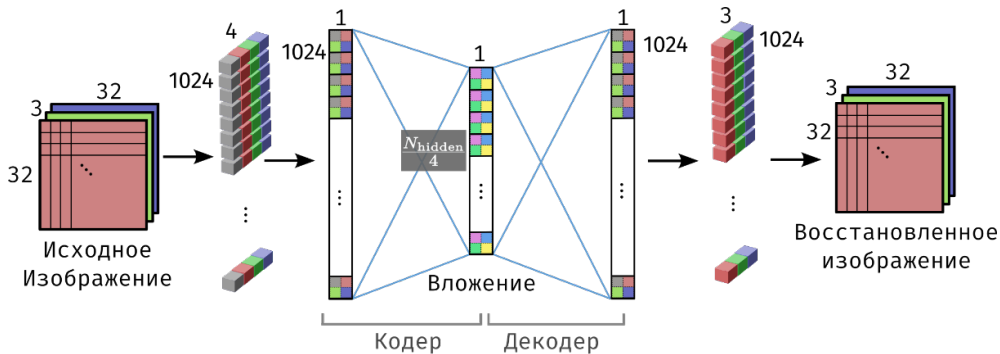


Рисунок 1 – Архитектура автокодировщика на основе вещественнозначной полносвязной однослойной нейронной сети

В работе рассматривались автокодировщики на основе ВНС с различным размером вложения N_{hidden} . В дальнейшем для обозначения автокодировщика, показанного на рис. 1 и имеющего размер внутреннего слоя N_{hidden} , мы будем использовать сокращение $\text{RAE-}N_{\text{hidden}}$ (англ. *Real AutoEncoder*). В качестве функции активации в кодере RAE используется функция ReLU, а в декодере логистический сигмоид.



$$\begin{matrix} Q \\ \begin{matrix} r & x \\ y & z \end{matrix} \end{matrix} - \text{кватернион } Q = r + xi + yj + zk$$

Рисунок 2 – Архитектура автокодировщика на основе однослойной полносвязной КНС

Архитектура однослойного кватернионного автокодировщика приведена на рис. 2. Для обозначения данного автокодировщика будем использовать сокращение $\text{QAE-}N_{\text{hidden}}$ (англ. *Quaternion AutoEncoder*). Особенностью архитектуры QAE является то, что каждый пиксель исходного изображения, имеющий компоненты RGB, представляется в виде чисто мнимого кватерниона $Q = 0 + iR + jG + kB$, вещественная часть при этом приравнивается нулю. Таким образом, внутри сети каждый пиксель представляется в виде кватерниона, следовательно, на входе сети имеется 1024 кватерниона. Внутренний слой QAE имеет $\frac{N_{\text{hidden}}}{4}$ кватернионов. В этом случае истинная размерность внутреннего представления, а также число параметров QAE совпадает с моделью RAE, с тем же значением N_{hidden} .

Реконструкция изображения выполняется в декодере, выходом которого является вектор кватернионов 1×1024 . В процессе обучения в качестве цели декодеру даются кватернионы, имеющие нулевую вещественную часть. Однако, в процессе работы модель QAE выдает кватернионы, которые имеют некоторые небольшие значения в вещественной части. При трансформации

выхода QAE в RGB-изображения все вещественные части кватернионов отбрасываются, как показано на рис.2. Как и в случае с RAE, в качестве функции активации в кодере QAE используется функция ReLU, а в декодере QAE – логистический сигмоид.

Описание эксперимента

В качестве данных для обучения и тестирования автокодировщиков использовался набор CIFAR-10 [8]. Набор содержит 60 тыс. RGB-изображения размером 32×32 , каждое изображение отнесено к одному из 10 классов (метки классов в данной работе не использовались). Обучающий набор содержит 50 тыс. изображений, а тестовый – 10 тыс. В процессе проведения экспериментов обучались автокодировщики с различным размером внутреннего слоя $N_{\text{hidden}} = \{2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024, 2048\}$. Инициализация весов выполнялась методом Хе [5]. Оптимизация производилась с использованием алгоритма Adam, со значением параметра скорости обучения $\eta = 10^{-3}$. В каждом случае процесс обучения составлял 50 эпох, размер батча равнялся 256. Для оценки качества декодирования изображений использовались стандартные метрики MSE, PSNR и SIMM [9].

Результаты экспериментов

В результате проведенных экспериментов были получены графики, показывающие зависимость метрик качества кодирования изображений от размера внутреннего слоя автокодировщиков RAE и QAE. Следует отметить, что в данном случае размер внутреннего слоя совпадает с числом параметров кодера и декодера автокодировщика. Полученные графики представлены на рис. 3.

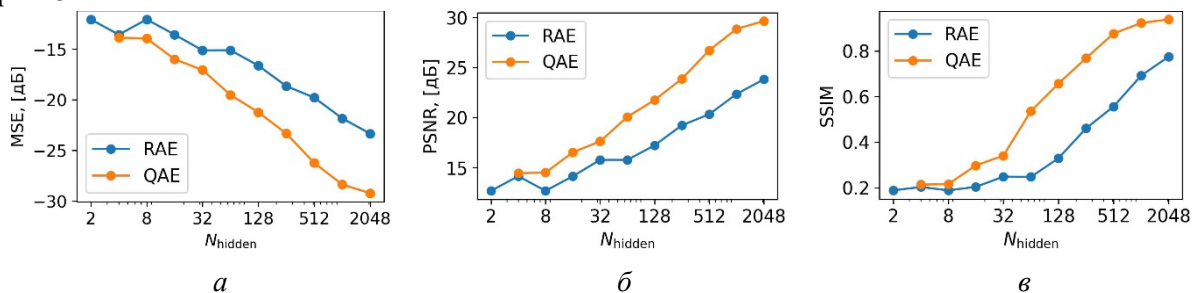


Рисунок 3 – Результаты измерения эффективности кодирования изображений с использованием автокодировщиков RAE и QAE с различным размером внутреннего слоя N_{hidden}

Полученные результаты показывают, что при одинаковом числе параметров модели кватернионный автокодировщик имеет более высокие показатели качества. Графики метрик MSE и PSNR показывают, что с увеличением числа параметров модели эффективность QAE растет быстрее, чем RAE.

Полученные автокодировщики на основе КНС также можно сравнить с другими вещественнозначными автокодировщиками, имеющими архитектуру «бутылочное горлышко». Так в работе [9] рассматривался автокодировщик, использующий НС с двумя слоями: первый сверхточный, а второй полносвязный. Данный автокодировщик [9] обеспечивал степень сжатия 2:1, т.е. внутренний слой содержал в два раза меньше элементов, чем входной и выходной. При этом достигаемый индекс структурной схожести (SIMM) у данного автокодировщика равен 0,905. Для сравнения, полученный автокодировщик QAE-1024 обеспечивает сжатие 3:1 и имеет SIMM равный 0,922.

На рис. 4 представлены результаты восстановления автокодировщиком RAE-2048 семи изображений, которые имели наибольшее значение MSE. В верхнем ряду приведены исходные изображения с указанием их номера в тестовой выборке. В среднем ряду представлены результат работы RAE-2048 и указаны полученные ошибки восстановления (MSE). В нижнем ряду для сравнения показаны, как восстановил те же изображения автокодировщик QAE-2048. Можно заметить, что изображения восстановленные RAE-2048 существенно размыты. Это связано с тем,

что модель полносвязного автокодировщика недостаточно выразительна, чтобы передать резкие переходы и детали изображения (например, у птицы на изображении №4753 «пропал» клюв). Изображения в среднем ряду показывают, что цвет восстанавливается моделью RAE также достаточно неточно. Например, фиолетовый фон на изображении с лягушкой (№8100) совершенно не восстановился.

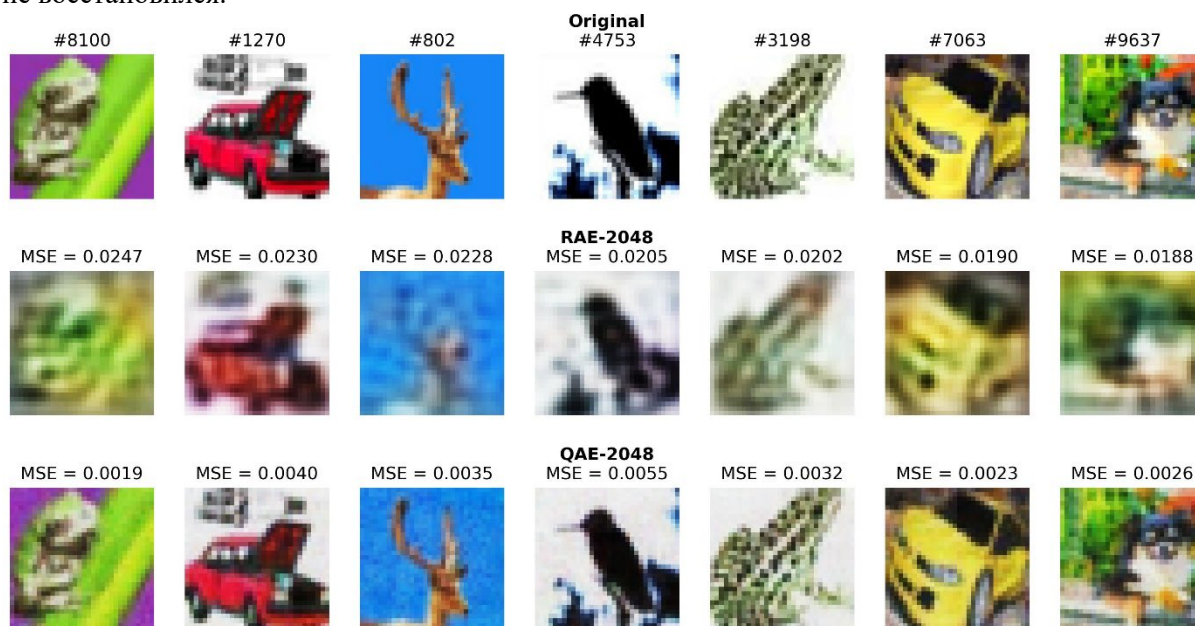


Рисунок 4 – Результат работы автокодировщика RAE-2048

На рис. 5 представлен аналогичный результат, только для автокодировщика QAE-2048. В данном случае отбирались изображения, на которых модель QAE-2048 имела наибольшую средне-квадратичную ошибку. Для сравнения также приводится результат работы модели RAE-2048.

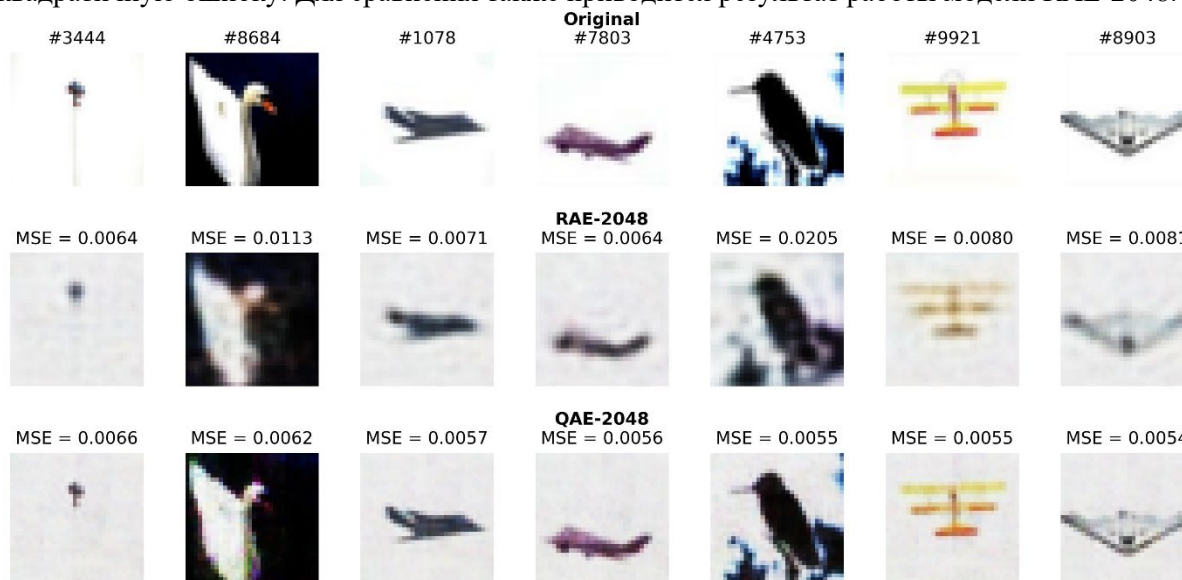


Рисунок 5 – Результат работы автокодировщика QAE-2048

Можно заметить, что для всех приведенных изображений метрика MSE меньше для кодировщика QAE, чем для RAE. Представленный результат интересен ещё и тем, что дает представление о том, что для автокодировщика QAE наиболее сложной задачей является восстановление изображений, содержащих большое число белых пикселей. Вместо белого цвета восстанавлива-

ется светло-серый цвет, в частности это можно видеть на примере изображения с самолетом (№7803). Возможно, этот аспект связан с тем, что в качестве выходной функции активации использовался логистический сигмоид.

Заключение

Рассмотренный вычислительный эксперимент на основе полносвязного автокодировщика показывает, что представление скоррелированных данных, таких как цветные RGB-изображения, в алгебре кватернионов позволяет лучше учитывать характер исходных данных. Предложенные автокодировщики, имеющие различную степень сжатия, позволяют получить более высокие значения объективных характеристик декодирования цветных изображений по сравнению с аналогичными вещественнозначными автокодировщиками (PSNR в среднем выше на 3,85 дБ, SSIM на 0,18).

Литература

1. Onyekpe U. et al. A quaternion gated recurrent unit neural network for sensor fusion // Information. – 2021. – vol. 117. – №. 12. – P. 1-16.
2. Isokawa T. et al. Quaternion neural network and its application // Proceedings of the 7th International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, Oxford, UK, Sept. 2003. – Springer Berlin Heidelberg, 2003. – P. 318-324.
3. Parcollet T., Morchid M., Linarès G. Quaternion convolutional neural networks for heterogeneous image processing // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). – 2019. – С. 8514-8518.
4. Petrovsky N., Stankevich A., Petrovsky A. Low read-only memory distributed arithmetic implementation of quaternion multiplier using split matrix approach // Electronics Letters. – 2014. – Vol. 50. – No. 24. – P. 1809-1811.
5. Николенко, С., Глубокое обучение / С. Николенко, А. Кадури, Е. Архангельская. – СПб.: Питер, 2019. – 480 с.
6. Parfieniuk, M. Quaternionic lattice structures for four-channel paraunitary filter banks / M. Parfieniuk, A. Petrovsky // EURASIP J. Adv. Signal Process., Special Issue on Multirate Systems and Applications. — 2007. — Vol. 2007, № 9. — P. 12. — Article ID 37481.
7. Рыбенков, Е. В., Петровский, Н. А. Синтез FPGA-архитектур банков фильтров на основе блочной лестничной факторизации в алгебре кватернионов (часть 1) / Е.В. Рыбенков, Н.А. Петровский // Информатика. – 2018. – Т. 15. – №. 2. – С. 29-44.
8. Krizhevsky A., Hinton, G. Learning multiple layers of features from tiny images [Электронный ресурс]. – 2009. – Режим доступа: <http://www.cs.utoronto.ca/~kriz/learning-features-2009-TR.pdf>.
9. Watkins Y. et al. Image compression: Sparse coding vs. bottleneck autoencoders // 2018 IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation (SSIAI). – IEEE, 2018. – P. 17-20.

COLOR IMAGE AUTOENCODER BASED ON FULLY CONNECTED QUATERNIONIC NEURAL NETWORK

Petrovsky N.A., Vashkevich M.I.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics
6, P. Brovki str., Computer Engineering Department, 220113, Minsk, Belarus,
e-mail: {nick.petrovsky, vashkevich}@bsuir.by

The paper presents bottleneck quaternionic autoencoder (QAE) for color image compression. The encoder and decoder had a symmetrical structure and consists of fully connected layers. The performance of QAE is compared real-valued autoencoder (RAE), the structure of which consists of ordinary fully connected layers. To compare QAE and RAE, an experiment was conducted on encoding/decoding color images using CIFAR-10 dataset. In experiments, models with an equal number of parameters and providing the same compression ratio were compared. The models compared using the performance metrics such as MSE, PSNR and SIMM. For example, a QAE with compression ratio 3:1 had a PSNR of 28.8 dB, which is 6.5 dB higher than a RAE counterpart. Overall, the results showed that the application of quaternion algebra in neural networks to process multidimensional correlated data, such as color images, leads to improved performance.

РАСЧЕТ ГЛУБИНЫ РЕЗКО ИЗОБРАЖАЕМОГО ПРОСТРАНСТВА ЩЕЛЕВОЙ ЛАМПЫ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ИНФОРМАТИВНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ТЕЛЕВИЗИОННОМ КАНАЛЕ

студ. Добровольская А.А., доц. Крюков А.В.

Московский Государственный Технический Университет имени Н.Э. Баумана

В работе рассматривается подход к определению глубины резко изображаемого пространства (ГРИП) проекционных систем. Известные формулы ГРИП фотографических объективов преобразованы в более удобную форму с учётом специфики работы проекционных систем и их характеристик. Приведены результаты расчётов ГРИП по предложенным авторами выражениям и сравнение полученных данных с расчётными значениями по имеющимся формулам. Представлены результаты компьютерного анализа достоверности действия выведенных выражений на примере телевизионного канала щелевой лампы.

Введение

Щелевая лампа [1] – один из главных офтальмологических инструментов для обследования видимых частей человеческого глаза с большим увеличением. В современных щелевых лампах присутствует блок видео регистрации, благодаря чему исследования можно проводить как визуально, так и с использованием цифровой обработки информации [2]. Цифровая запись облегчает визуализацию глаза во время обследования и используется в офтальмологии для решения задач диагностики, документирования, телемедицины и обучения [3].

Обследование при помощи щелевой лампы позволяет достоверно определить заболевания, выявляемые по определённым признакам хрусталика и роговицы. В практике расчёта щелевых ламп наблюдаемый объект обычно считают плоским, однако, из-за объёмности роговицы, которая имеет радиус кривизны порядка 7,7 мм, в изображении глаза возникает расфокусировка [4]. Это не является критичным при работе визуального канала из-за способности глаза врача к аккомодации и последовательного наблюдения различных участков роговицы [4]. Однако недостаточная глубина резко изображаемого пространства (ГРИП) или глубина резкости (ГР) оптической системы (ОС) телевизионного канала приводит к значительному падению точности определения даже серьезных заболеваний век и конъюнктивы [5]. По данной причине одного стандартизированного неподвижного снимка недостаточно, и для получения чёткого изображения всех исследуемых участков глаза потребуются увеличение количества снимков.

Исходя из всего вышеизложенного, очень важно ещё на этапе проектирования системы достичь достаточной ГРИП. Задачей данной работы является получение формул для оценки ГРИП телевизионного канала щелевой лампы, выпускаемой на ПАО КМЗ [6].

Глубина резко изображаемого пространства

ГРИП – расстояние вдоль оптической оси, в пределах которого допускается перемещение плоскости предметов при условии сохранения удовлетворительного качества изображения [7].

В [7] представлены формулы для определения ГРИП и ГР для фотографических объективов, предмет в которых удален на значительное расстояние, а изображение локализуется вблизи задней фокальной плоскости. В случае расчета проекционных ОС предмет и изображение расположены на конечном расстоянии, а основной оптической характеристикой становится линейное увеличение β , в связи с чем интересно оценить его влияние на расчет ГРИП. Помимо этого, имеющиеся формулы ГРИП для фотографических объективов зависят от положения основного плана в пространстве предметов. Однако, для проекционных систем находить данный параметр бывает затруднительно в связи с тем, что система может иметь несколько ступеней увеличений из-за чего для некоторых конфигураций в системе будет возникать дефокусировка приёмника излучения (ПИ).

Выведем формулы ГРИП, применимые непосредственно в проекционных системах.

Рассмотрим проекционную ОС, представленную на рисунке 1, для которой плоскости A и A' – сопряженные плоскости предмета (основного плана) и изображения, p – расстояние от плоскости входного зрачка ОС диаметром D до плоскости A .

ГРИП зависит от максимально допустимого размера пятна нерезкости, поэтому при выводе формул размер пятна нерезкости принимается известным и выбирается для каждой системы индивидуально в зависимости от требуемого качества изображения.

С учётом того, что показатели преломления сред пространств предметов и изображений одинаковые, а следовательно, $f = -f'$, подставив формулы (6), (7), (8) в формулу Ньютона [7] и выразив p_1 , получим:

$$p_1 = -\frac{f' \cdot p_1'}{p_1' \cdot \beta_p - \beta_p^2 \cdot f'} \quad (9)$$

Подставив (5) в формулу (9), получим следующую формулу для вычисления положения переднего плана:

$$p_1 = \frac{f' \cdot p'}{\beta_p \cdot (-p' + \beta_p \cdot f' - K \cdot \delta')} \quad (10)$$

где $K = f'/D$ – диафрагменное число.

Аналогичным образом получается формула для расстояния p_2 от входного зрачка до заднего плана A_2 , которая отличается от формулы переднего плана только знаком при δ' .

Расстояние от выходного зрачка до основного плана в плоскости изображений A' можно выразить следующей формулой:

$$p' = z' - z'_p = -\beta \cdot f' + \beta_p \cdot f', \quad (11)$$

где z' – расстояние от задней фокальной плоскости до основного плана в плоскости изображений A' .

С учётом формулы (11), преобразуем выражение (10) и запишем итоговые формулы для положения переднего и заднего планов:

$$p_{1,2} = \frac{f'^2 \cdot (\beta_p - \beta)}{(\beta \cdot f' \mp K \cdot \delta') \cdot \beta_p} \quad (12)$$

$$p_{1,2} = \frac{f' \cdot p'}{\beta_p \cdot (\beta \cdot f' \mp K \cdot \delta')} \quad (13)$$

$$p_{1,2} = \frac{z_p \cdot p'}{-z' \mp K \cdot \delta'} = \frac{(s_p - s_f) \cdot p'}{-z' \mp K \cdot \delta'} \quad (14)$$

где s_p – расстояние от первой поверхности ОС до плоскости входного зрачка, s_f – передний фокальный отрезок.

ГРИП можно оценить как расстояние $\Delta p = p_1 - p_2$ между положениями плоскостей переднего A_1 и заднего A_2 планов:

$$\Delta p = \frac{-2f'^2 \cdot K \cdot \delta' \cdot (\beta_p - \beta)}{(\beta^2 \cdot f'^2 - K^2 \cdot \delta'^2) \cdot \beta_p} \quad (15)$$

Основной план проекционной системы можно оценить как среднее арифметическое значений положений переднего и заднего планов, полученных по предложенным формулам:

$$p \approx \frac{p_1 + p_2}{2}. \quad (16)$$

Формулы (12)-(14) взаимозаменяемы, однако имеют разную степень приближения к реальной системе. Каждая из предложенных формул имеет свои преимущества. Формула (12) зависит от наименьшего числа характеристик, в том числе, основной характеристики проекционной системы – линейного увеличения. Применение формулы (14) оптимально, если требуется получение изображения основного плана в плоскости Гаусса. Однако, плоскость Гаусса не всегда совпадает с плоскостью наилучшей установки из-за наличия aberrаций, в следствии чего кружок нерезкости и aberrационное пятно либо компенсируют друг друга, либо складываются. Так возможным критерием нахождения положения плоскости наилучшей установки является минимальный размер пятна рассеяния для осевой точки изображения. Для исследуемого телевизионного канала щелевой лампы, ПИ которой расположен в плоскости наилучшей установки, наиболее достоверные результаты расчёта ГРИП могут быть получены по формулам (13).

Глубина резкости

Понятие ГР включает в себя допустимое смещение ПИ от плоскости Гаусса или плоскости наилучшей установки при сохранении допустимого размера пятна для предмета, находящегося в плоскости основного плана A (смотри рисунок 2).

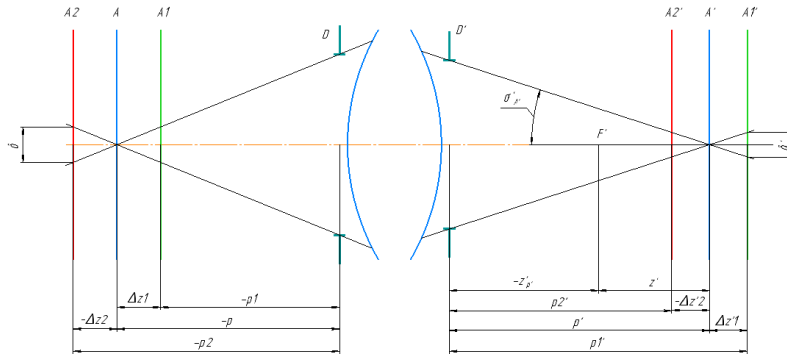


Рисунок 2 – Вычисление ГР в проекционной оптической системе при смещении ПИ

Допустимое смещение ПИ относительно плоскости наилучшей установки определяется из рисунка 2 следующим отношением:

$$\Delta p' = \frac{\delta'}{2 \tan \sigma'_{A1'}} \quad (17)$$

где $\sigma'_{A1'}$ – задний апертурный угол изображения основного плана A', который можно выразить следующим образом:

$$\tan \sigma'_{A1'} = \frac{D \cdot \beta_p}{2 f' \cdot (\beta_p - \beta)} \quad (18)$$

где D – диаметр входного зрачка.

Подставив (18) в (17) и учтя правило знаков для пятна нерезкости в зависимости от направления смещения плоскости ПИ, получим следующее выражение для переднего A1' и заднего A2' планов в плоскости изображений:

$$p_{1,2}' = \frac{\pm \delta' \cdot K \cdot (\beta_p - \beta)}{\beta_p} \quad (19)$$

ГР определяется следующим выражением:

$$\Delta p' = \frac{2 \cdot \delta' \cdot K \cdot (\beta_p - \beta)}{\beta_p} \quad (20)$$

Таким образом, для вычисления ГР проекционной системы по сравнению с фотографическим объективом необходимо учитывать линейное увеличение и линейное увеличение в зрачках.

Апробация формул на реальной системе

Проверим корреляцию полученных формул с реальной системой и сравним результаты вычисления с формулой для ГРИП из [7]:

$$p_{1,2} = \frac{p \cdot f'^2}{f'^2 \mp \delta' K (s_1 - s_F)} \quad (21)$$

где s_1 – рабочий отрезок.

В таблице 1 приведены значения параметров проекционной системы, необходимые для расчёта ГРИП. Рассмотрены три конфигурации телевизионного канала целевой лампы, отличающиеся линейным увеличением. Значения фокусного расстояния и линейного увеличения приведены с фактически получаемыми знаками для исследуемой системы.

Таблица 1. Значения параметров проекционной системы для расчёта ГРИП

параметр	$\beta = -0,22^x$	$\beta = -0,43^x$	$\beta = -0,87^x$
p , мм	-173,48	-251,01	-128,27
p' , мм	-43,92	-33,39	-25,62
f' , мм	46,11	-265,56	-40,37
s_F , мм	113,10	-713,70	-146,76
s_1 , мм	-100,15	-100,15	-100,15
δ' , мм	$7,5 \cdot 10^{-3}$	$7,0 \cdot 10^{-3}$	$7,7 \cdot 10^{-3}$
D , мм	6,88	30,06	12,19
D' , мм	8,04	8,04	2,81
$K = f'/D$	6,70	8,83	3,31
$\beta_p = D'/D$	-1,169	-0,267	-0,231

Используя соотношения (12)-(15) и значения из таблицы 1, рассчитаем значения ГрИП и сравним их со значениями, рассчитанными по формуле (21).

Таблица 2. Результаты расчёта ГрИП

ГрИП	$\beta=-0,22^x$	$\beta=-0,43^x$	$\beta=-0,87^x$
расчётные значения по предложенной авторами формуле (13)			
p_1 , мм	-172,60	-251,80	-128,17
p_2 , мм	-174,35	-251,21	-128,36
Δp , мм	1,75	0,41	0,19
расчётные значения по известной формуле (21)			
p_1 , мм	-172,60	-251,80	-128,17
p_2 , мм	-174,35	-251,21	-128,36
Δp , мм	1,75	0,41	0,19

Как видно из таблицы 2, значения ГрИП, рассчитанные по предложенным и известным формулам, совпадают.

Проверим данные результаты в программе Zemax [8]. На рисунке 3-5 представлен вид пятен рассеяния для основного, переднего и заднего планов. При правильном действии формул полный среднеквадратический диаметр пятен рассеяния не должен превышать назначенный ранее диаметр δ' пятна резкости (таблица 1).

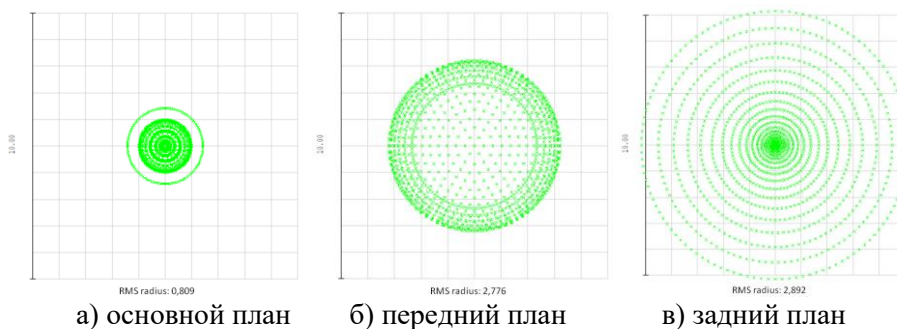


Рисунок 3-Пятно рассеяния осевой точки для проекционной системы с $\beta=-0,22^x$

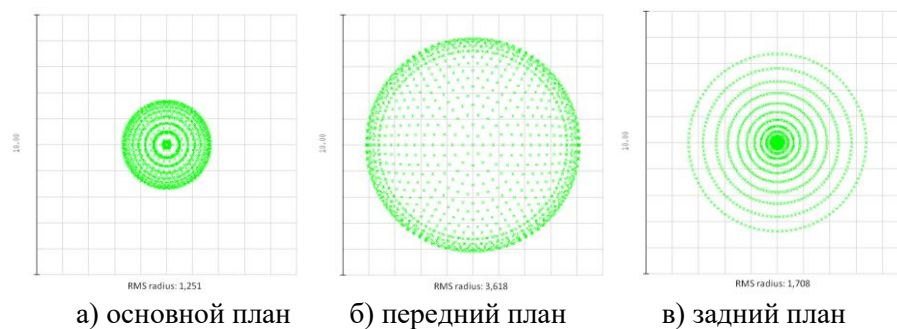


Рисунок 4-Пятно рассеяния осевой точки для проекционной системы с $\beta=-0,43^x$

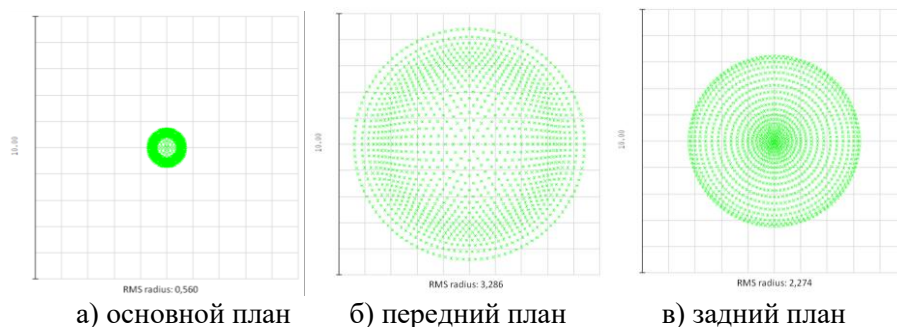


Рисунок 5-Пятно рассеяния осевой точки для проекционной системы с $\beta=-0,87^x$

Как видно из рисунков 3-5, пятна рассеяния имеют допустимый размер нерезкости, что подтверждает корректность предложенных формул.

Вывод

В данной работе получены формулы для оценки ГрИП и ГР проекционных ОС. Преимуществом предложенных авторами формул является уход от зависимости от положения основного плана в пространстве предметов и расчёт ГрИП с учётом непосредственного положения ПИ. Предложены формулы, зависящие от основной характеристики проекционных систем – линейного увеличения, что позволяет оценить влияние данной характеристики на ГрИП. Результаты вывода предложенных формул подтверждены расчётами для действующей модели телевизионного канала щелевой лампы и моделированием в программе Zemax.

Литература

1. Щелевые лампы: история, устройство, применение [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://mtdiagnostica.ru/readpage_shtchelewye-lampy-istoriia-ustrojstvo-primenenie.html (дата обращения: 23.02.2024)
2. Ровенская Т.С. Моделирование оптической системы осветительного канала офтальмологической щелевой лампы // Радиооптика. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2017. № 03. С. 54–63.
3. Ye, Yufeng M.D., Jiang, Hong M.D., Zhang, Huicheng M.D., Karp, Carol L. M.D.; Zhong, Jianguang M.D.; Tao, Aizhu M.D., M.Sc.; Shao, Yilei M.D.; Wang, Jianhua M.D., Resolution of Slit-Lamp Microscopy Photography Using Various Cameras // Eye & Contact Lens Science & Clinical Practice. 2013. DOI: 10.1097/ICL.0b013e318286bc0f.
4. А. А. Багдасаров, О. В. Багдасарова, Е. В. Данчина. Ручная щелевая лампа на базе микроскопа Грену для офтальмологии // Известия высших учебных заведений. «Приборостроение» 2014. №12. Т. 57
5. Kumar S, Yogesan K, Constable J. Telemedical diagnosis of anterior segment eye diseases: Validation of digital slit-lamp still images // Eye (Lond). 2009. №23. P. 652–660.
6. Щелевая лампа ЛС-01-Зенит [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://zenit-medicine.com> <https://zenit-medicine.com/catalog/oftalmologiya/schelevaya-lampa-ls-01/> (дата обращения: 24.02.2024)
7. Заказнов Н.П., Кирюшин С.И., Кузичев В.И. Теория оптических систем: Учебное пособие, 4-е изд. СПб.: Лань, 2022. 448 с.
8. ZEMAX Optical Design Program. User's Guide. Version 14.0 / Focus Software, Incorporated. - Tucson (Arizona, USA), 2000. - 478 p.

SLIT LAMP DEPTH OF FIELD CALCULATION FOR INCREASING INFORMATIVENESS OF TV CHANNEL IMAGES

stud. Dobrovolskaya A.A., Ph.D. Kryukov A.V.

Bauman Moscow State Technical University

The paper considers an approach to determine the depth of field (DoF) of projection system of a slit lamp. The known formulas for DoF of photographic lenses are transformed into a more convenient form taking into account the specifics of projection systems and their characteristics. The paper demonstrates the results of DoF calculations by the proposed expressions and their comparison with the values calculated according to the known formulas. The results of computer analysis of the validity of the derived expressions on the example of the TV channel of a slit lamp are presented.

ВОССТАНОВЛЕНИЕ СПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ ДЛЯ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СЕНСОРОВ

проф. Чобану М.К.¹, асп. Горбунов А.С.¹

¹ Национальный исследовательский университет Московский энергетический институт, каф. Вычислительных машин, систем и сетей

Доступ к спектральным данным в сцене может быть полезен во многих задачах, включая улучшение цветопередачи, задачи медицины, компьютерное зрение и прочие. Из-за большой стоимости специальных приборов для спектральной съемки получение спектральных данных напрямую не очень распространено. С другой стороны, много исследований посвящено теме восстановления спектральных данных из трехканального представления обычных камер с помощью аналитических или нейросетевых подходов. Учитывая большую доступность и невысокую стоимость мультиспектральных сенсоров, появляющихся даже в современных смартфонах, актуальной становится задача восстановления спектральных данных из многоканального представления. В этом докладе показывается попытка адаптации существующего метода к работе с многоканальным представлением, а также проводятся эксперименты с получившимся методом.

Постановка задачи

Для точного определения характеристик света и цвета в снимаемой сцене используются спектральные характеристики (Spectral Power Distribution) объекта, представляющие собой в дискретном случае плотную выборку спектральных характеристик на множестве узких полос.

Различают мультиспектральные и гиперспектральные данные, отличающиеся количеством каналов представления информации. В случае с мультиспектральными данными число каналов невелико (обычно до 10). Гиперспектральные данные представлены большим числом каналов. Во многих исследованиях используют 31 значение спектральных характеристик для каждого частотного интервала шагом 10 нм в видимом диапазоне длин волн от 400 нм до 700 нм. Как показывает практика, такого представления оказывается достаточно для корректной передачи реальных характеристик объекта. В этой работе под гиперспектральными данными подразумевается именно такое представление.

Таким образом, в случае гиперспектральной съемки, каждый пиксель изображения определяется не тремя величинами, как в RGB съемке, а в виде спектральной кривой, описывающей характеристики снятой поверхности. Гиперспектральные данные часто используют во многих областях науки, таких как удаленное зондирование, восстановление архивных документов, задачи геологии, агрономии, астрономии и медицины [1].

Получение гиперспектральных данных с помощью специальной аппаратуры гиперспектральной съемки всё ещё представляется затруднительным, поскольку существующие камеры для гиперспектральной съемки отличаются достаточно большими габаритами и высокой ценой. В связи с этим возникает задача получения гиперспектральных данных с помощью более распространенных сенсоров, например обычных камер, снимающих в трехканальном представлении RGB. В этом случае говорят о задаче восстановления спектральных данных. В непрерывной формулировке процесс формирования представления камеры χ при съемке можно описать с помощью следующей формулы:

$$\chi = \int_{\omega} R(\lambda)E(\lambda)X(\lambda)d\lambda$$

здесь $R(\lambda)$ – это искомая функция, описывающая спектральные характеристики объекта съемки; $X(\lambda)$ – функция цветопередачи используемого сенсора, а $E(\lambda)$ – функция, описывающая характеристики источника освещения в сцене. Под λ понимается длина волны света, а ω – выбранный диапазон длин волн.

Самыми распространенными и доступными являются обычные камеры, снимающие в трехканальном представлении RGB. Неудивительно, что задача восстановления спектральных данных из трехканального RGB представления сформулирована еще в 1980-годах [2], и к настоящему моменту хорошо изучена. Суть задачи сводится к отысканию спектральных данных, соответствующих известному значению RGB с учетом известных функции цветопередачи сенсора и характеристик источника освещения. При решении этой задачи

основную сложность представляет ее высокая недоопределенность, поскольку требуется получение величины с размерностью, значительно превосходящей (например, 31) размерность исходных RGB данных. В связи с этим возникает явление метамеризма – представление разных цветов с различными спектральными характеристиками одним и тем же набором величин в трехканальном представлении. Происходит это из-за проекции спектральных данных на всего лишь три цветовых канала.

С учетом явления метамеризма, появляется дополнительное требование о физической правдоподобности к восстанавливаемым спектральным данным. Это требование означает, что найденный спектр, будучи пропущенным через те же функцию спектральной чувствительности сенсора и функцию источника освещения должен давать тот же самый трехкомпонентный набор величин, из которого этот спектр и был восстановлен. Как показывают исследования, далеко не все современные методы восстановления спектральных данных обладают таким свойством [3].

В настоящий момент существует несколько основных подходов к решению задачи восстановления спектральных данных. Глобально существующие методы можно разделить на две большие группы – это аналитические и нейросетевые методы. В аналитических методах как правило задача восстановления решается для каждого пикселя изображения, без использования информации о соседних пикселях. Среди таких методов можно назвать метод главных компонент [4], методы, основанные на использовании R-матрицы [5] и методы разреженного кодирования [6]. Архитектура нейросетевых методов как правило позволяет работать, используя информацию о всем изображении, а не только о конкретном пикселе. Так, установлено, что нейросетевые алгоритмы активно используют пространственные данные в сцене [7]. При этом некоторые современные нейросети способны предоставить лучшее, чем у аналитических методов качество восстановления. Однако они не всегда обладают свойством физически правдоподобного восстановления и могут показывать существенно менее точные результаты в случае работы с данными, сильно отличающимися (например, по уровню экспозиции) от обучающей выборки [8].

С развитием технологий в области создания сенсоров, доступность и распространенность мультиспектральных камер возрастает [9]. Мультиспектральная камера, в отличие от обычной, сохраняет информацию не в трехканальном представлении, а с использованием большего числа каналов, например, 4, 6, 8 и т.д. Таким образом, результатом работы является мультиспектральное представление сцены, которое, разумеется, дает больше информации о природе цвета и света. Благодаря доступности и относительно невысокой цене современных мультиспектральных сенсоров, их можно встретить даже в смартфонах. Интересна задача восстановления спектральных данных из мультиспектрального представления. В данном случае уменьшается недоопределенность решаемой задачи, а следовательно, можно предположить увеличение точности восстановления. В этой работе описывается модификация и тестирование аналитического метода восстановления спектральных данных для работы с мультиспектральными входными данными.

Опишем задачу восстановления спектральных данных из многоканального представления в дискретном виде.

$$\bar{\chi} = X^T D(\bar{e})\bar{r}$$

где \bar{r} – вектор спектральных характеристик, которые необходимо определить; $\bar{\chi}$ – многоканальный вектор исходных величин; \bar{e} – вектор спектральных характеристик источника освещения. X – матрица, представляющая функции цветопередачи сенсора, размерности $n \times m$, где n – размерность искомого вектора спектральных характеристик (в данной статье 31), а m – число каналов в используемом сенсоре. $D()$ – оператор, преобразующий вектор в соответствующую диагональную матрицу.

Для определения точности работы методов следует ввести метрики. Базовая задача метрики – оценить, насколько близок по тем или иным параметрам восстановленный спектр к реальному. Чаще всего в задачах восстановления спектральных данных применяются метрики MRAE и RMSE [10]. В данной работе оценка точности метода будет производиться с помощью этих метрик.

MRAE (Mean Relative Absolute Error) рассчитывается по формуле

$$MRAE = \frac{\sum_{i,n} \frac{|V_{ref_{in}} - V_{rec_{in}}|}{V_{ref_{in}}}}{|V_{ref}|}$$

RMSE (Root Mean Squared Error) рассчитывается по формуле

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i,n} (V_{ref_{in}} - V_{rec_{in}})^2}{|V_{ref}|}}$$

где $V_{ref_{in}}$ и $V_{rec_{in}}$ – являются соответственно значениями n -го канала спектра для i -го пикселя исходного (*ref*) и восстановленного (*rec*) изображений. $|V_{ref}|$ обозначает размер изображения, равный числу пикселей в нем, умноженному на число спектральных каналов.

Восстановление спектральных данных из многоканального представления

В качестве основы для построения метода восстановления спектральных данных из многоканального представления был взят метод LHTSS, предложенный Скоттом Бёрнсом [11-13].

Отыскание спектральных данных в этом методе начинается с определения искомого вектора по формуле

$$r = \frac{\tanh(z) + 1}{2}$$

что позволяет ограничить диапазон значений интервалом $[0; 1]$. Далее формулируется задача условной оптимизации в виде

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \sum_{i=1}^{n-1} (z_{i+1} - z_i)^2 \\ & \text{при условии } X \left\{ \frac{\tanh(z) + 1}{2} \right\} = \chi \end{aligned}$$

где n – число каналов искоемых спектральных данных, X обозначает функции цветопередачи сенсора, а χ – вектор значений, получаемых при преобразовании сенсором.

Метод Лагранжа приводит к системе из $n + m$ нелинейных уравнений с $n + m$ неизвестными. Здесь n – число каналов искоемых спектральных данных, а m размерность многоканального представления сенсора. Система решается с помощью метода Ньютона, который показывает хорошую производительность и находит решение в большинстве случаев за 3-4 итерации, из-за чего оказывается быстрее квазиньютоновских методов.

Меняя размерность вектора значений сенсора в данном методе, можно решать задачу восстановления спектральных данных и для многоканального случая. Однако необходимо убедиться, что метод продолжает корректно работать, и изучить получаемые метрики точности восстановления в случае многоканальных сенсоров. Для этого была проведена серия экспериментов.

Эксперимент и полученные результаты

Для тестирования модифицированного метода восстановления спектральных данных из многоканального представления был использован набор данных, состоящий из спектральных характеристик 1269 цветов из коллекции Munsell color matt [14-15]. В качестве источников освещения применялись классические (A, D50, D65), а также использовались характеристики LED источников освещения из коллекции EMPIR PhotoLED [16]. Было важно протестировать работу метода с источниками освещения, имеющими характеристики с узкими пиками, наличие которых усложняет задачу нахождения спектральных данных.

В качестве функций цветопередачи на начальном этапе исследований были сгенерированы несколько функций цветопередачи разных размерностей (4, 6, 8, 12, 16). При этом каждый канал в этих функциях представлял собой зеленый или синий канал из функции цветопередачи CIE1931, сдвинутый относительно длины волны на соответствующее расстояние таким образом, чтобы желаемое число каналов попадало в видимый диапазон 400-700нм.

С помощью спектральных характеристик из набора данных, сгенерированных функций цветопередачи и характеристик источников освещения были получены многоканальные величины, из которых в дальнейшем проходило восстановление спектра. Результаты экспериментов показали:

- Способность метода восстанавливать спектральные данные из многоканального представления произвольной размерности
- Закономерное увеличение точности восстановления при восстановлении спектра из представления с большим числом каналов

Для подтверждения результатов были проведены эксперименты с реальными функциями цветопередачи. В качестве функций цветопередачи были взяты характеристики 7-канального фильтра [17], а также спектральные характеристики сенсора AMS AS7341 [18] (рисунок 1).

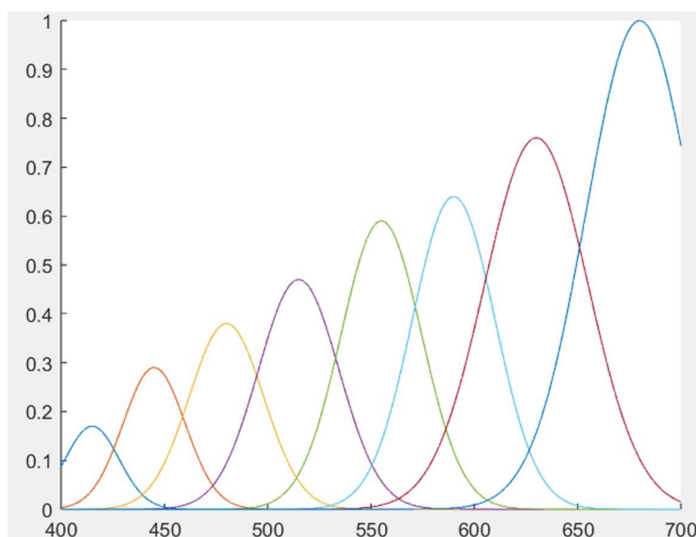


Рисунок 1 – Спектральные характеристики функций цветопередачи сенсора AS7341

Метод восстановления и все необходимые для постановки эксперимента данные были реализованы в среде MATLAB. Метрики точности восстановления получены для результатов на всем наборе данных.

Проведенные исследования подтвердили сформулированные выше выводы, а также показали устойчивость метода восстановления к данным, полученным с использованием LED источников освещения. Результаты эксперимента представлены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты экспериментов с реальными сенсорами

Функция цветопередачи	Источник освещения	MRAE	RMSE
7-ми канальный фильтр	A	0.0257	0.0158
	D65	0.0256	0.0154
	LED395	0.0277	0.0175
	LED980	0.0276	0.0176
AMS AS7341	A	0.0260	0.0148
	D65	0.0272	0.0150
	LED395	0.0275	0.0192
	LED980	0.0281	0.0185

Литература

1. Zhang J. et al. A survey on computational spectral reconstruction methods from RGB to hyperspectral imaging //Scientific reports. – 2022. – Т. 12. – №. 1. – С. 11905.
2. Nguyen R., Prasad D., Brown M. S. (2013) “Training-Based Spectral Reconstruction from a single RGB image”, European Conference on Computer Vision (ECCV’14) Sep 2014
3. Arad B. et al. Ntire 2020 challenge on spectral reconstruction from an rgb image //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. – 2020. – С. 446-447.
4. Harifi T., Amirshahi S. H., Agahian F. Recovery of reflectance spectra from colorimetric data using principal component analysis embedded regression technique //Optical review. – 2008. – Т. 15. – №. 6. – С. 302-308.
5. Zhao Y., Berns R. S. Image-based spectral reflectance reconstruction using the matrix R method //Color Research & Application. – 2007. – Т. 32. – №. 5. – С. 343-351
6. Li Y., Wang C., Zhao J. Locally Linear Embedded Sparse Coding for Spectral Reconstruction From RGB Images //IEEE Signal Processing Letters. – 2017. – Т. 25. – №. 3. – С. 363-367.
7. Arad B., Ben-Shahar O., Timofte R. Ntire 2018 challenge on spectral reconstruction from rgb images //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. – 2018. – С. 929-938.
8. Arad B. et al. NTIRE 2022 Spectral Recovery Challenge and Data Set //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2022. – С. 863-881.
9. Khan H. A., Green P. Color characterization methods for a multispectral camera //International Symposium on Electronic Imaging 2018: Color Imaging XXIII: Displaying, Processing, Hardcopy, and Applications. – 2018.
10. Mirko Agarla, Simone Bianco, Luigi Celona, Raimondo Schettini, Mikhail Tchobanov, "An analysis of spectral similarity measures" in Proc. IS&T 29th Color and Imaging Conf., 2021, pp 300 – 305
11. Burns S. A. Chromatic adaptation transform by spectral reconstruction //Color Research & Application. – 2019. – Т. 44. – №. 5. – С. 682-693.
12. Burns S. A. Generating reflectance curves from sRGB triplets //arXiv preprint arXiv:1710.05732. – 2017.
13. Burns S. A. Subtractive color mixture computation //arXiv preprint arXiv:1710.06364. – 2017.
14. Munsell Book of Color – Matte Finish Collection (Munsell Color, Baltimore, Md., 1976).
15. Hiltunen J. Munsell colors matt (spectrophotometer measured). – 2019.
16. Jost S. и др. EMPIR 15SIB07 PhotoLED - Database of LED product spectra // 2021
17. Lapray P. J. et al. Multispectral filter arrays: Recent advances and practical implementation //Sensors. – 2014. – Т. 14. – №. 11. – С. 21626-21659.
18. ams AG. AS7341 11-Channel Spectral Sensor Frontend: Datasheet. v2-00; ams AG: Premstätten, Austria, 2019

SPECTRAL RECONSTRUCTION FOR MULTICHANNEL SENSORS

Tchobanov M.K.¹, Gorbunov A.S.¹

¹ National Research University “Moscow Power Engineering Institute”, dept. of Computing Machines, Systems and Networks

Accessing spectral data in a scene can be useful in many applications, including color enhancement, medical applications, computer vision, and so on. Due to the high cost of spectrometers, obtaining spectral data directly is difficult. On the other hand, many studies on recovering spectral data from the three-channel representation of conventional cameras developed using analytical or neural network approaches. Considering the greater availability and low cost of multispectral sensors appearing even in modern smartphones, the task of recovering spectral data from a multichannel representation becomes actual. This paper shows an attempt to adapt an existing method to work with multi-channel representation, and also demonstrate experiments results with the obtained method.

ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ АРХИТЕКТУРЫ YOLO ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ КУПОЛА СЛЕПОЙ КИШКИ В КОЛОНОСКОПИИ

асп. Котов Н.В., доц. Хрящев В.В., студ. Тихомиров А.А.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова

Рассматривается задача контроля качества колоноскопических исследований на основе анализа видеоданных. Для ее решения предлагается использовать детектор на основе архитектуры сверточной нейронной сети YOLOv8. Получены оценки качества работы алгоритма на базе изображений с областью купола слепой кишки. Проведены эксперименты по дообучению нейронной сети с использованием ложных срабатываний. Построена схема постобработки с использованием алгоритмов ByteTrack и обнаружением временного диапазона, содержащего область купола слепой кишки. Исследования послужат базой для построения модуля анализа видеопотока в эндоскопической системе.

Введение

На данном этапе развития технологии анализа видеоизображений одной из важнейших областей приложения разрабатываемых алгоритмов остается сфера медицины. Растущей областью подобных исследований является эндоскопия, в частности, исследования желудка и кишечника, проводимых в том числе с целью ранней диагностики онкологических заболеваний [1-3]. Процедура колоноскопии позволяет выявить доброкачественные и злокачественные образования в толстой кишке на ранней стадии их развития. О полноте такого исследования свидетельствует доведение эндоскопа до области слепой кишки пациента. Наличие такой области на записанном видеофайле свидетельствует о соблюдении проведенного исследования соответствующему регламенту [4-6]. Основная цель работы – поиск области купола слепой кишки на видеозаписи. Основная проблема – ложные срабатывания детектора на видео из-за изгибов и складок слепой кишки. Решение такой задачи позволит построить важный элемент в системе контроля качества соответствующей медицинской процедуры [7-8].

Для построения алгоритмов анализа видеопотока выбран подход на основе методов глубокого машинного обучения, показывающий свою эффективность в различных задачах анализа эндоскопических видеоизображений. В рамках исследования выбрана версия нейросетевых детекторов объектов архитектуры YOLOv8 [9]. В качестве постобработки использовались алгоритм трекирования ByteTrack [10] и алгоритм отбора наиболее вероятного временного диапазона из полученных треков, содержащего купол слепой кишки.

Описание набора данных

В данном исследовании сформирована база изображений, содержащих купол слепой кишки на основе размеченных видеоданных колоноскопических исследований, проведенных в эндоскопическом отделении ГБУЗ «Ярославская областная клиническая онкологическая больница». Использовались видеопотоки с эндоскопических систем OLYMPUS и PENTAX.

Обработаны видеоданные 43 исследований, длительностью от 00:06:05 минут до 2:06:23 часов, средняя длительность – 00:17:28 минут. Длительность нахождения устья на видео от 00:06 секунд до 04:52 минут (среднее 01:19 минут). Собрано 4618 пар изображений 720x576 пикселей, обрезанных до 640x640 пикселей. Пара состоит из изображения и файла разметки с метками класса и рамками. База разделена на тренировочный, тестовый и валидационный наборы в соотношении 80/10/10%. Количество пар в выборках: обучающий – 3694; тестовый – 462; валидационный – 462.

В обучающую и валидационную выборки добавлялись изображения ложных детекций, на которых нет купола слепой кишки, но которые детектор распознал (false positive). Изображения в базу ложных срабатываний добавлены из временных интервалов, вне диапазонов, выделенных врачами. Изображения с ложными срабатываниями получены путем пропуска тренировки видеозаписей через предобученный детектор YOLOv8, и ручным отбором ложных кадров из сохраненных кадров детекции. Таким образом, модификации этой базы с наличием ложных кадров – 4071, 10300 и 15184 пар соответственно. На рисунке 1 изображены примеры кадров из полученной базы данных.

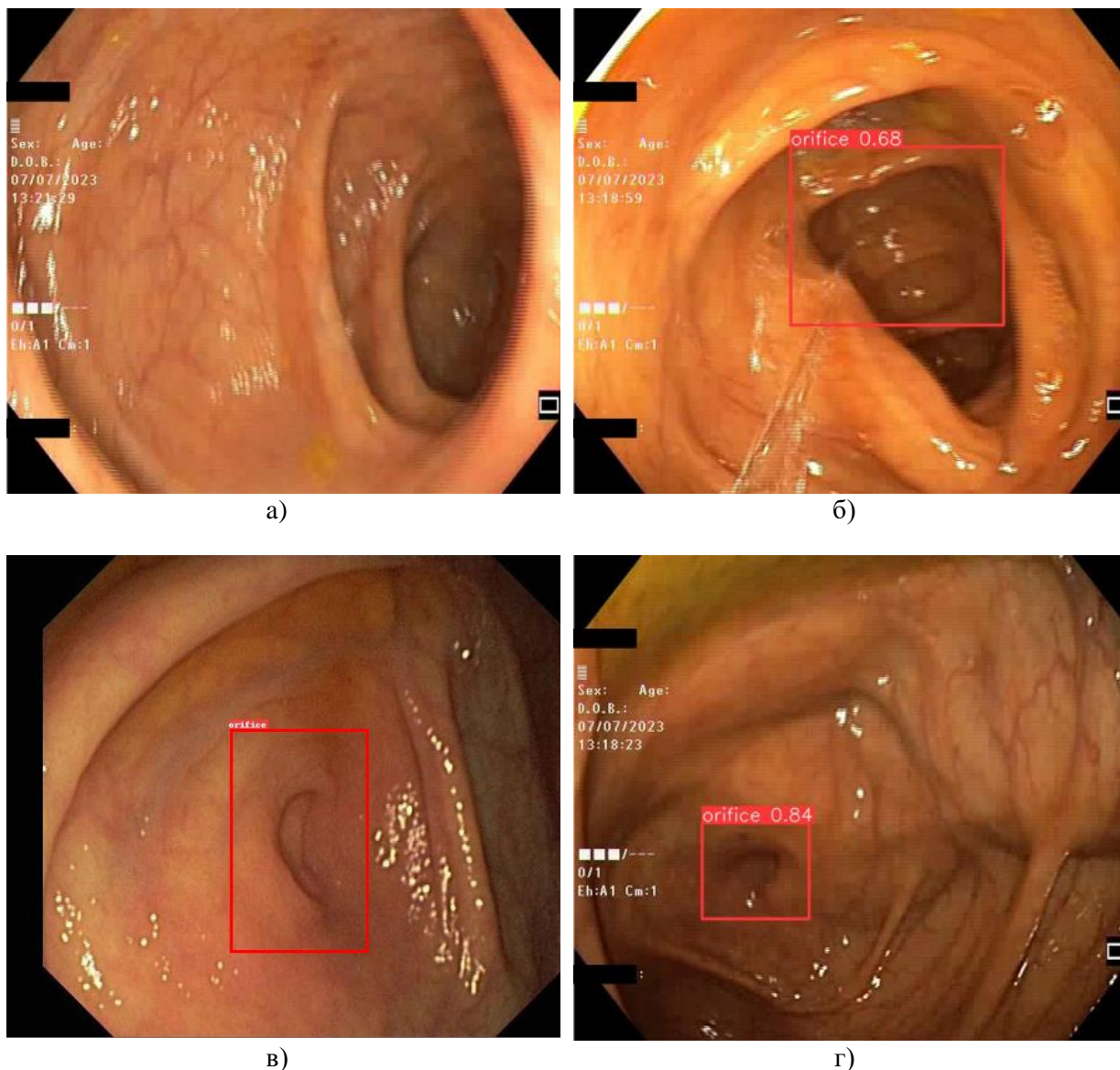


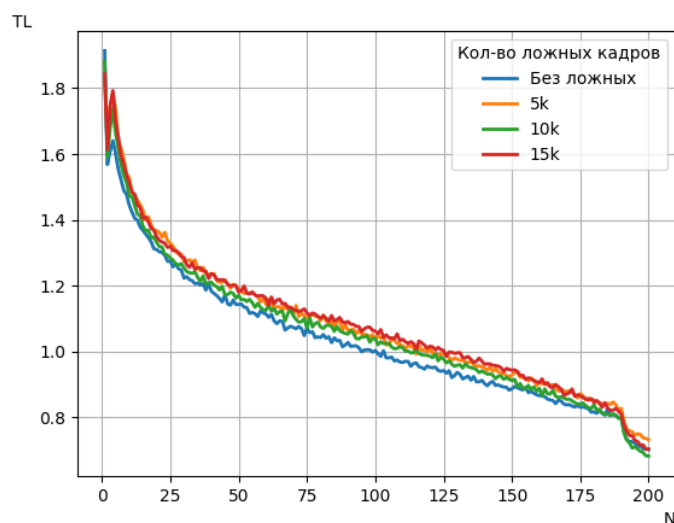
Рисунок 1 – Примеры кадров из колоноскопического исследования с кадрами ложных срабатываний: а) без купола, без детектирования б) с ложным срабатыванием в) экспертная истинная разметка купола г) истинное обнаружение купола нейросетевым детектором

Результаты исследования

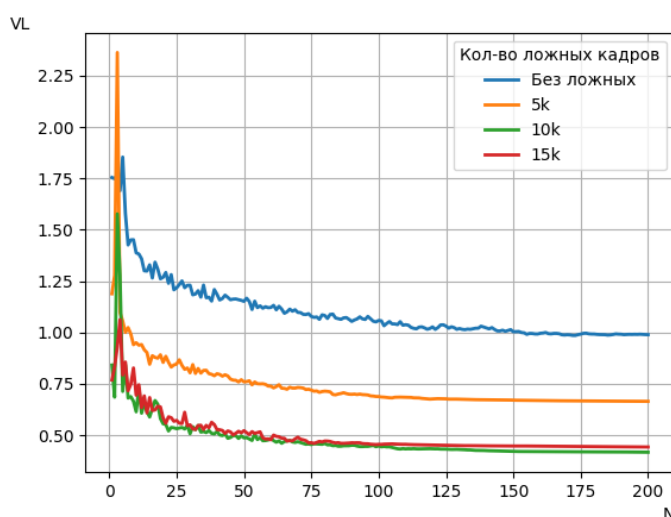
Для обучения алгоритма на основе архитектуры YOLOv8 использовалась последовательность (батч) из 16 изображений. В качестве оптимизационного алгоритма выбран алгоритм Adam (Adaptive Moment Estimation), сочетающий в себе как идею накопления движения, так и идею более слабого обновления весов для типичных признаков [11]. Начальная скорость обучения выбрана равной – 10^{-3} , максимальное число эпох обучения до останова алгоритма – 200. Другие параметры алгоритма Adam составляли: $\beta_1 = 0,9$; $\beta_2 = 0,999$; $\epsilon = 10^{-8}$. На этапе обучения использовались функции потерь BBox (IoU).

Для определения качества работы обученного нейросетевого алгоритма обнаружения купола слепой кишки использовались стандартные метрики mAP50 и mAP50-95. Вторая из них рассчитывается как среднее из 10-ти значений mAP при 10 различных порогах IoU в интервале от 0,50 до 0,95 с шагом 0,05. Функции потерь на этапе обучения (TL) и на этапе валидации (VL) для соответствующих процедур обучения и валидации в зависимости от номера эпохи приведены на рисунке 2. Анализ зависимостей показывает, что процесс обучения сети YOLOv8

происходит устойчиво, сходясь в среднем на 150-200 итерациях.



а)



б)

Рисунок 2 – Зависимость ошибки для процедур обучения и валидации от номера эпохи N:
а) функция потерь на этапе тренировки б) функция потерь на этапе валидации

Было проведено тестирование обученной сети YOLOv8 на 400 изображениях с куполом и 400 изображениями фона с разными порогами вероятности детектирования в диапазоне 0,1 – 0,9. Результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1
Тестирование нейросетевого алгоритма детектирования

Кол-во ложных срабатываний	Порог срабатывания	mAP50	mAP50-95
0	0,85	0,582	0,427
5000	0,8	0,612	0,457
10000	0,75	0,611	0,459
15000	0,8	0,610	0,455

Согласно результатам из таблицы 1 наилучший результат достигнут при обучении на 10000

ложных срабатываний, с использованием сети YOLOv8n, соответствующие результаты: mAP50 - 0,612, mAP50-95 – 0,459 при пороге 0,8 и 0,75 соответственно. Обучение на 10000 ложных срабатываний показало лучшие результаты по сравнению с обучением на 5000 и 15000 ложных срабатываний, а также большую точность по сравнению с результатами без использования ложных срабатываний, что говорит о том, что обучение на большем количестве ложных срабатываний позволяет нейросети лучше различать реальные объекты от ложных.

На основе результатов, формируемых детектором YOLOv8n на тестовой видеозаписи, последовательно применяются алгоритмы трекинга объектов ByteTrack и обнаружения наиболее вероятной временной области нахождения купола слепой кишки по набору треков. Полная схема обработки видеозаписи представлена на рисунке 3.

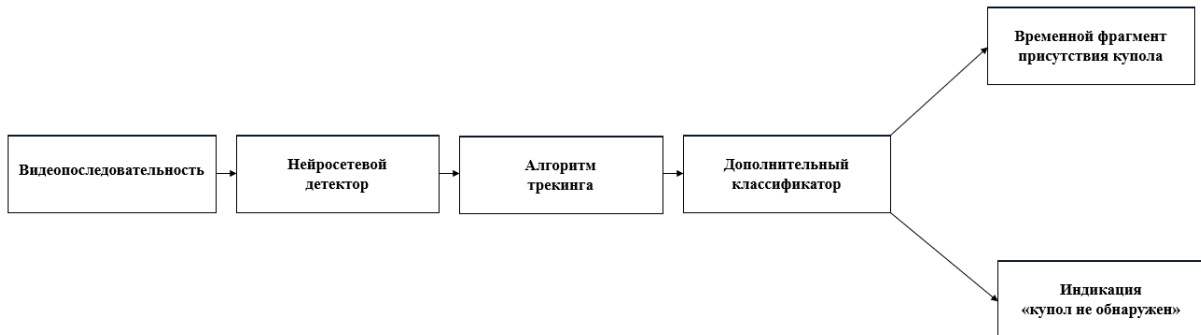


Рисунок 3 – Блок-схема итогового алгоритма обработки

Алгоритм трекинга ByteTrack выполняет отслеживание объектов на кадре с два этапа – сначала выбираются треки из предыдущих и следующих кадров с высокой оценкой детектора и обновляются треки, затем тот же подход применяется к оставшимся кадрам с низкой оценкой. В качестве показателя сходства детекций используется IoU метрика. Значение порога экспериментально выбрано равным 0,6.

Выбор наиболее вероятного временного диапазона из набора треков представлен как

$$T_{\text{вер}} = T_n k + S_n(1 - k), k \in [0,1],$$

где $T_{\text{вер}}$ – наиболее вероятный интервал времени, T_n – промежуток времени трека, нормированный на максимальный среди набора треков, S_n – средняя точность трека, $k = 0.3$ (вычислена опытным путем) – нормировочный коэффициент ($k \rightarrow 0$ диапазон сдвигается по приоритету средней точности, $k \rightarrow 1$ диапазон сдвигается по приоритету длительности отдельного трека).

Использование алгоритмов трекинга позволяют связывать кадры с детекциями как один объект, а также за счет внутренних механизмов делать отслеживание объекта более устойчивым. Таким образом, компенсируется резкое движение камеры эндоскопа при проведении колоноскопического исследования. Алгоритм обнаружения наиболее вероятной временной области нахождения купола слепой кишки по набору треков позволяет выбрать, по набору треков, полученных с детектора, временную область на видеозаписи исследования, основываясь на средней точности трека и его длительности, тем самым балансируя между наиболее длинным отрезком и отрезком с наибольшей средней точностью.

Заключение

Задача устойчивого обнаружения фрагмента с куполом слепой кишки на колоноскопических видеоизображениях не является тривиальной, ввиду визуального сходства этой области другим областям со складками кишечника. Для устранения большого числа ложных срабатываний могут быть использованы следующие стратегии: увеличения размера обучающей и тестовой базы примеров, дообучение нейросети на фрагментах ложных срабатываний, использование алгоритмов трекинга и др. Подобные исследования послужат базой для построения на основе нейросетевого алгоритма обнаружения купола слепой кишки модуля контроля качества в реальной эндоскопической системе.

Литература

1. Zhou S.K., Greenspan H., and Shen D. Deep Learning for Medical Image Analysis. Elsevier Science (2017).
2. Лебедев А.А., Хрящев В.В., Казина Е.М., Среднякова А.С., Журавлева А.С. Распознавание устья червеобразного отростка на эндоскопических изображениях прямой кишки на основе сверточной нейронной сети // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA-2020): докл. 22-й междунар. конф. М.: 2020. С. 638-642.
3. Куваев Р.О., Никонов Е.Л., Кашин С.В., Капранов В.А., Гвоздев А.А. Контроль качества эндоскопических исследований, перспективы автоматизированного анализа эндоскопических изображений // Кремлевская медицина. Клинический вестник. 2013. Т. 2. С. 51–56.
4. Cho M., Kim J.H., Hong K.S., Kim J.S., Kong H.-J., Kim S. 2019. Identification of cecum time-location in a colonoscopy video by deep learning analysis of colonoscope movement. PeerJ 7:e7256 <http://doi.org/10.7717/peerj.7256>.
5. Хрящев В.В., Завьялов Д.В., Андержанова А.С. Классификация эндоскопических изображений устья червеобразного отростка на основе методов глубокого машинного обучения // Цифровая обработка сигналов. 2023. № 1. С. 35-38.
6. Akbar M., Shima R., Soroushmehr S.M.R., Karimi N., Samavi S., and Najarian K. Classification of Informative Frames in Colonoscopy Videos Using Convolutional Neural Networks with Binarized Weights // Conference Paper in Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2018. pp. 65-68.
7. Bisschops R., Areia M., Coron E., Dobru D., Kaskas B., et al. Performance measures for upper gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Quality Improvement Initiative // Endoscopy. 2016. 48(9). pp. 843-864.
8. Leiman D.A., Metz D.C., Ginsberg G.G., Howell J.T., Mehta S.J., Ahmad N.A. 2016. A novel electronic medical record – based workflow to measure and report colonoscopy quality measures. Clinical Gastroenterology and Hepatology 14(3):333337 DOI 10.1016/j.cgh.2015.12.001.
9. Taalat F. M., ZainEldin H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities // Neural Computing and Applications. 2023. Т. 35. № 28. С. 20939–20954.
10. Zhang Y. et al. Bytetrack: Multi-object tracking by associating every detection box // European Conference on Computer Vision. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022. С. 1-21.
11. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // Machine Learning (cs.LG). 2017. arXiv:1412.6980v9.

INVESTIGATION OF YOLO NEURAL NETWORK ARCHITECTURE FOR CECUM DETECTION IN COLONOSCOPY

Kotov N.V., Khryashchev V.V., Tikhomirov A.A.

P.G. Demidov Yaroslavl State University

The problem of quality control of colonoscopic examinations based on video data analysis is considered. To solve this problem, it is proposed to use a detector based on the YOLOv8 convolutional neural network architecture. Estimates of the quality of the algorithm's performance were obtained based on images of the dome area of the cecum. Experiments were carried out on additional training of the neural network using false positives. A post-processing scheme has been constructed using ByteTrack algorithms and detecting a time range containing the dome region of the cecum. The research will serve as the basis for building a video stream analysis module in the endoscopic system.

ИНФОРМАТИМОСТЬ АНАЛИЗА И ОЦЕНКИ ЭЛЕМЕНТОВ ЭКГ В ФАЗОВОМ ПРОСТРАНСТВЕ НА ПРИМЕРЕ ВОЛНЫ Т

Д.м.н., профессор Минина Е. Н.

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение Высшего образования «Крымский Федеральный университет имени В. И. Вернадского» г.Симферополь, Республика Крым, Россия

Аннотация. Фазометрический подход к измерению симметричности зубца Т (β_T) позволил анализировать его форму и количественно оценивать степень его симметричности и дисперсии, характеризующим изменения напряжения миокарда и функциональные резервы кардиодинамики. Динамика роста β_T не дублировала прирост ЧСС при выполнении ступеней нагрузочного теста, что указывало на самостоятельную значимость изучаемого показателя. При увеличении общего объема физической нагрузки в группе нетренированных было выявлено падение УО, что свидетельствовало о снижении сократительной способности миокарда и сопровождалось ростом показателя симметрии зубца Т ($\leq 0,01$). Была выявлена высокая степень взаимосвязи показателей DI и β_T , ($r = -0,78$, $p < 0,05$), что свидетельствовало о прогностическом значении показателя β_T для определения диастолических взаимоотношений, отражающихся на функциональных резервах миокарда. Применение β_T в качестве классификатора уровня функциональных резервов миокарда у спортсменов должно давать не более 16,3% ложноотрицательных результатов при гиподиагностике и не более 26,7% ложноположительных результатов при гипердиагностике. Точка отсечения (cut-off value, критическая точка), позволяющая классифицировать юношей на 2 группы с различающимися уровнями функциональных резервов сердечной деятельности, соответствует значению 0,68 единиц.

Введение

В медицинской диагностике и мониторинге функциональных состояний органов и систем организма электрофизиологические методы получили широкое распространение, а изменение электрических процессов регистрируются значительно раньше, чем начинают проявляться (регистрироваться) патологические изменения на биохимическом уровне [1, 2, 3].

Актуальность развития методов автоматизированной цифровой регистрации и анализа электрокардиосигнала (ЭКС), а также их оптимизация, обусловлены высокой эффективностью в получении диагностической информации, несмотря на технические сложности в решении задачи:

- искажениями ЭКС (миографические помехи, дрейф изоэлектрической линии и др.);
- в предыстории и в не учитываемых зашумленных фрагментах, важная информация (случай нарушения функции сердца развивается на коротком промежутке времени) может не отображаться, что снижает достоверность информации о сигнале;
- анализ способов отбора диагностических признаков до сих пор не привел к появлению единой методологии.

Многообразие влияющих на работу сердца прямых и обратных факторов обуславливает системный нелинейный характер динамики биосигнала миокарда. Этот факт указывает на необходимость применения теории динамических систем и разработки новых методов анализа нелинейных процессов. Было выявлено, что биоэлектрическая активность организма человека и животных претерпевает изменения степени «сложности» и «хаотичности» сигналов при возникновении патологии. При этом необходимо различать анализ вариабельности, составляющих периодические элементы при стационарном режиме функционирования, и анализ хаотических колебаний, которые не зависят от времени и характерным переходным состояниям.

Так синусовый узел можно представить, как цепочку связанных релаксационных автогенераторов с градиентом собственных частот колебаний вдоль цепочки. Каждый автогенератор может быть описан моделью с сильно нелинейной характеристикой, например, моделью Ходжкина – Хаксли или уравнением Релея. Частота колебаний такого генератора может регулироваться двумя путями: изменением порога срабатывания релаксатора и изменением скорости деполяризации и реполяризации. Управление частотой автогенератора осуществляется через цепочку ацетилхолиновых и адреналиновых реакций. Важное значение имеет распространение волны возбуждения по синусовому узлу в виде перемещения точки

начала возбуждения вдоль узла, например, из-за изменения тонуса блуждающего нерва вследствие дыхательной активности. Перемещение в верхнюю часть узла ведёт к увеличению частоты, а нижнюю – к её уменьшению.

При этом многоконтурная модель регуляции биосигнала миокарда описывается как система с большим количеством степеней свободы, динамику которой, в том числе и скоростных характеристик, можно описать в пространстве фазовых состояний.

Дополнительное введение нелинейных показателей кардиосигнала для оценки физиологических и клинических особенностей функционирования организма позволяет отражать скрытые признаки, которые не повторяются другими способами анализа, но не «отменяет» предыдущие способы анализа (визуальный анализ ЭКГ, кардиотахограмм, временные, спектральные и энергетические показатели).

Известно, что сердечно-сосудистая система является чувствительным индикатором всех происходящих в организме процессов, а ее деятельность может рассматриваться как показатель адаптационных реакций [1]. При этом насосная функция сердца во многом определяет возможность организма адекватно адаптироваться при увеличении нагрузки различной природы, а структурно-функциональное состояние миокарда формирует его инотропную функцию в обеспечении сердечного выброса. Важное значение в этом процессе играет реполяризация желудочков, нарушение которой приводит к электрической неоднородности миокарда и падению сократительной способности, напряжению функционального состояния и снижению адаптационных возможностей [2]. Как известно именно форма волны Т зависит от длительности и величины трансмембранных потенциалов действия в различных зонах миокарда [3]. При отсутствии патологии сердца следует говорить о существовании определенного функционального резерва миокарда, который может быть мобилизован для реализации механического сокращения при предъявлении к сердцу дополнительных требований (например, при физической нагрузке) [4-9]. В случае же страдания сердечной мышцы этот резерв может быть затрачен на компенсацию нарушенной функции сердца, причем еще до появления признаков сердечной недостаточности. Выявление сниженных функциональных резервов миокарда и их количественная оценка имеет важное диагностическое значение в своевременном предотвращении возникновения заболеваний сердца, при оптимальном дозировании физических упражнений и определении эффективности реабилитационных мероприятий

С этой целью актуальным является использование новых диагностических технологий, основанных на достижениях математической науки и реализованных в технически-инновационных приборах, которые позволяют совместить точность и быстроту измерений, повысить эффективность исследований и реабилитационного процесса. Современные компьютерные технологии регистрации и анализа ЭКГ в этом отношении являются перспективными. В этой связи актуально изменения электрической активности сердца изучать в фазовой плоскости. При фазографии электрической активности сердца с применением цифровых технологий регистрируется и оцениваются показатели в реальный момент времени с графическим отображением в фазовом пространстве координат зависимости между амплитудой и скоростью изменения электропотенциала во времени, формируя петлю скорость-объем. В результате получаем новые признаки, характеризующие скоростные особенности электрической активности сердца, в том числе угол наклона фазового портрета ЭКГ [10-16].

Целью данной работы явилось исследование информативности использования показателя симметрии волны Т (βТ) для количественной оценки функциональных резервов миокарда

Описание метода

Для проведения исследований использовался программно-аппаратный комплекс, реализующий информационную технологию ФАЗАГРАФ® анализа и интерпретации ЭКГ в фазовых координатах [9-16].

В основу информационной технологии (ИТ) положен метод изучения поведения динамической системы, описываемой конечным набором параметров состояния x_1, \dots, x_N , когда анализ проводится в N -мерном пространстве с фазовыми координатами x_1, \dots, x_N . Семейство фазовых траекторий, отображающих изменения состояния системы, называется

фазовым портретом. Если для описания поведения системы достаточно двух переменных x_1, x_2 , то фазовый портрет отображается на плоскости [9].

В подавляющем числе известных публикаций, в которых изучается фазовый портрет ЭКГ одного отведения, координаты фазовой плоскости представляют собой амплитуды временного сигнала $z(t)$ в моменты времени t и $t - \tau$, где $\tau = \text{const}$ – временная задержка (лаг преобразования). Главным образом такие исследования направлены на анализ variability сердечного ритма, оценку степени хаотичности сигнала и классификацию аритмий.

В нашем исследовании, фазовый портрет ЭКГ строится не в координатах $z(t), z(t - \tau)$, а в координатах $z(t), \dot{z}(t)$, где $\dot{z}(t)$ – скорость изменения сигнала электрической активности сердца в момент времени t . Л.С. Файнзильбергу при использовании оригинальных процедур фильтрации и регуляризации удалось для дискретно заданной функции $z[k], k = 0, \dots, K - 1$ получать приемлемые оценки $\dot{z}[k]$ [6, с. 157-160]. Этот результат позволил перейти от скалярного представления ЭКГ $z(t)$ в любом из отведений, заданной в дискретные моменты времени $t_k \equiv k\Delta, k = 0, 1, \dots, K - 1$, где Δ – шаг квантования по времени, к последовательности двумерных векторов (точек)

$$(z(t_0), \dot{z}(t_0)), (z(t_1), \dot{z}(t_1)), \dots, (z(t_{K-1}), \dot{z}(t_{K-1})),$$

лежащих на фазовой плоскости $z(t), \dot{z}(t)$, которые используются для последующей компьютерной обработки (Рисунок 1).

Хотя ЭКГ (Рисунок 1, а) не является периодической функцией времени в большинстве случаев траектории отдельных циклов (Рисунок 1, б) притягиваются к некоторой локальной области фазовой плоскости $z(t), \dot{z}(t)$ – аттрактору в виде предельного цикла.

Регистрация электрического сигнала миокарда и получение фазографических скоростных показателей электрической активности сердца осуществлялась с использованием графитовых пальцевых электродов одноканального информационно-программного комплекса ФАЗАГРАФ®. На этой основе формировались новые признаки изменения скорости электрического сигнала миокарда ($\beta_T, STR, \alpha QRS$ и σQRS), графически отображённые в условной фазовой плоскости (Рисунок 1 б, г, д; Рисунок 2), в том числе показатель симметричности фрагмента реполяризации усредненной фазовой траектории (β_T , ед.) рассчитывался автоматически по отношению $D2/D1$ (Рисунок 2) и выборочная дисперсия симметричности зубца Т ($D\beta_T$, ед.), которая рассчитывалась автоматически.

Зубец Т отражает реполяризацию желудочков, а реполяризация эпикарда совпадает с пиком зубца Т. Вторая часть зубца Т соответствует относительному рефрактерному периоду. Нарушение различных звеньев реполяризации приводит к электрической неоднородности миокарда и снижению сократительной способности, падению адаптационных возможностей сердечной мышцы. В различных зонах миокарда именно форма волны Т зависит от длительности и величины трансмембранных потенциалов действия.

Оценка асимметрии зубца Т явилась важным диагностическим критерием ишемии миокарда. Однако клиническая ценность анализа симметрии волны Т, продемонстрированная еще 30 лет назад, по причине сложности реализации измерений, не использовалась в клинической практике. Фазометрический подход к измерению симметричности зубца Т (β_T), позволил анализировать его форму и количественно оценивать степень его симметричности.

В таблице 1 отражены особенности показателя симметричности зубца Т (β_T , ед.) и его дисперсия ($D\beta_T$, ед.) при увеличении внешней нагрузки при предъявлении миокарду повышенных требований к сократимости. Установлено, что у спортсменов высокой квалификации (мастер спорта) (в переходный период независимо от вида спорта) показатель β_T соответствовал значениям 0,45–0,66 ед. (Табл. 1). Такая направленность оптимизации функционирования механизмов регуляции свидетельствовала о повышении эффективности механизмов долговременной адаптации.

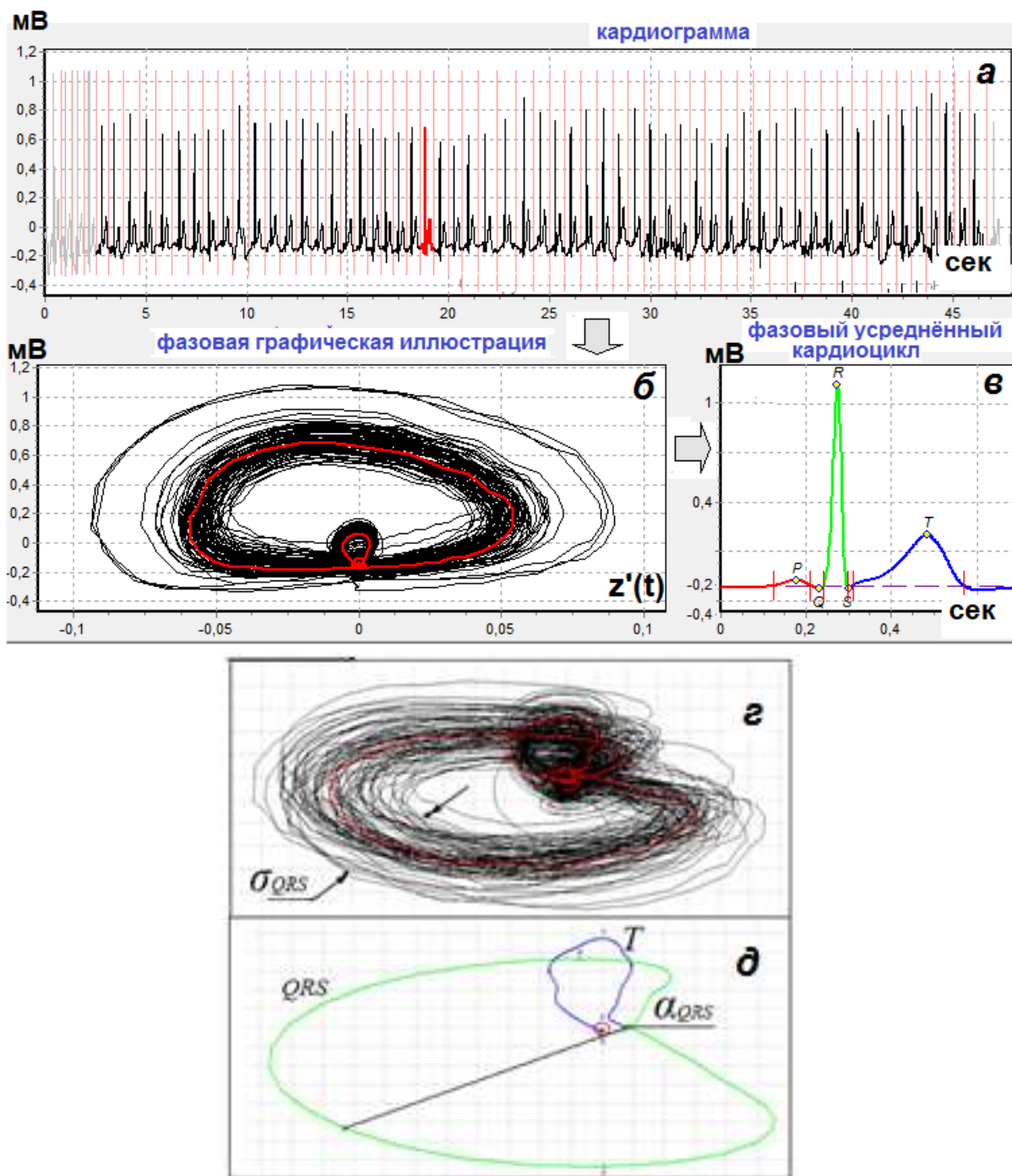


Рисунок 1 – Этапы обработки ЭКГ

Примечания: а – исходная электрокардиограмма во временной плоскости; б, г – ее фазовая траектория или фазовая графическая иллюстрация на плоскости $z(t)$, $z'(t)$, в – фазовый усреднённый кардиоцикл; д – средний цикл ФГИ; на рисунках а и в - по оси абсцисс - (t) – время t , сек; по оси ординат – амплитуда мВ; на рисунках б, г и д - по оси абсцисс - $z'(t)$ – скорость изменения электрической активности сердца в момент времени t ; по оси ординат – амплитуда мВ.

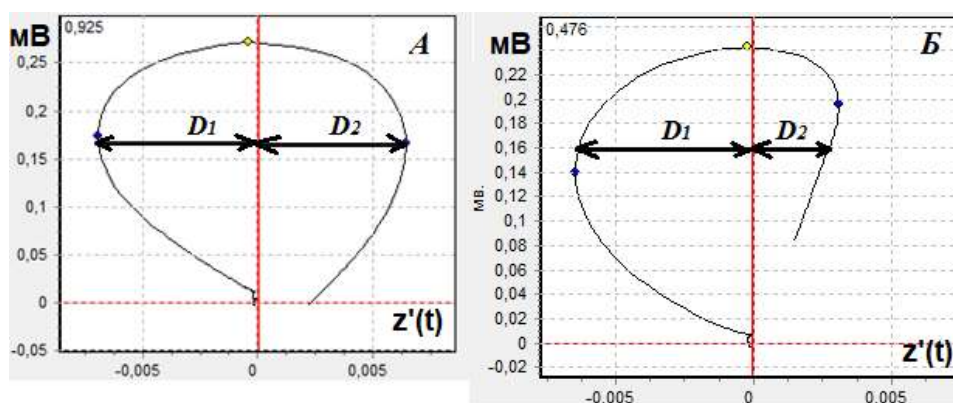


Рисунок 2 – Фрагменты реполяризации, отображённые на фазовой плоскости

Примечания: А – фрагмент реполяризации, отображённый на фазовой плоскости, пациента с кардиологической патологией (стенокардия напряжения); Б – фрагмент реполяризации, отображённый на фазовой плоскости, спортсмена высокой квалификации; по оси абсцисс - $z'(t)$ – скорость изменения электрической активности сердца в момент времени t ; по оси ординат – амплитуда мВ.

Как критерий эффективности приспособительных механизмов использовали не только значение β_T , но и дисперсия этого показателя $D\beta_T$.

Так, в группе спортсменов размах $D\beta_T$, характеризующий электрическую неоднородность и нестабильность миокарда, находился в пределах $0,052 \pm 0,005$ ед., в то время как у лиц, которые не занимались спортом, $D\beta_T$ было выше на 52,5% ($p < 0,05$). При этом с ростом выполняемой физической нагрузки рост $D\beta_T$ в группе спортсменов оставался стабильным, в отличие от группы контроля, при увеличении этого показателя вдвое ($p < 0,05$).

Таблица 1 – Фазографические показатели электрической активности сердца в группах квалифицированных спортсменов и в группе контроля при физической нагрузке, Ме

ФСП ЭАС	Условия					
	Покой		Нагрузка 1 для К- 100 Вт; для КС-130Вт		Нагрузка 2 для К- 200 Вт; для КС- 250Вт	
	КС	К	КС	К	КС	К
β_T , ед.	0,64***	0,76	0,70***	0,86	0,82***	1,02
$D\beta_T$, ед.	0,052*	0,079	0,063*	0,12	0,069*	0,13

Примечание: КС- квалифицированные спортсмены; К – контроль; сравнение не зависимых выборок осуществлялось непараметрическим критерием Манна-Уитни,

У квалифицированных спортсменов с высоким уровнем функциональных резервов миокарда зубец Т в фазовой плоскости отображался ассиметрично, а при снижении резервов у юношей контрольной группы зубец Т имел тенденцию к симметричности. Эту симметричность можно аргументировать повышением дисперсии региональной реполяризации сердечной мышцы.

Важно отметить, динамика роста β_T не дублировала прирост ЧСС при выполнении ступеней нагрузочного теста, что указывало на самостоятельную значимость изучаемого показателя.

С целью анализа динамики УО была дополнительно обследована группа исследуемых из числа нетренированных в количестве 48 человек. В эту группу «риска» с проявлениями функционального напряжения миокарда вошли лица, показатель β_T у которых к концу нагрузки достиг или превысил единицу. Как видно из рисунка 3, к концу нагрузочного теста

было выявлено падение УО, что свидетельствовало о снижении сократительной способности миокарда и сопровождалось ростом показателя симметрии зубца Т ($\leq 0,01$).

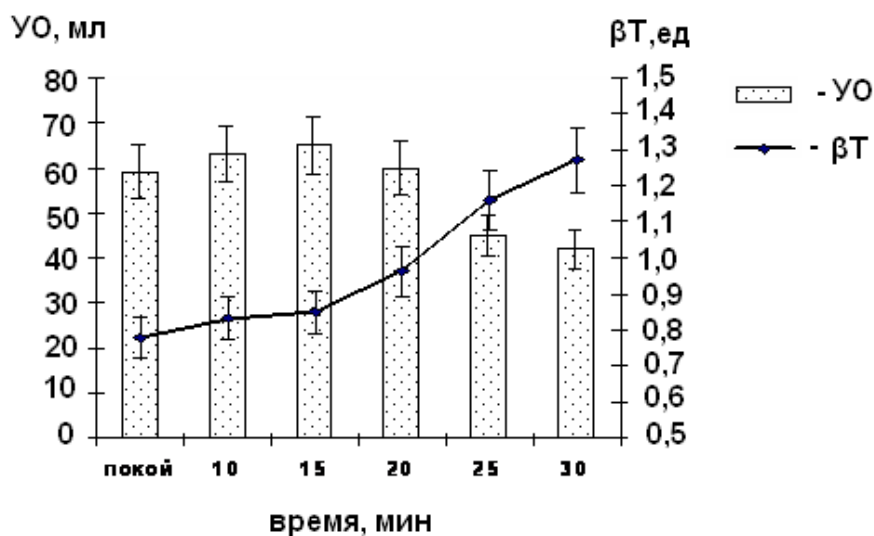


Рисунок 3 – Динамика показателей ударного объема и симметрии зубца Т в течение тренировочной нагрузки в дополнительной* группе

Примечание: * - группа, в которой показатель βT при нагрузке $> 1,0$

Таким образом, увеличение показателя βT выше 1,0 ед. свидетельствовало о снижении возможности миокарда к сокращению, истощению его резервов при выполнении физической нагрузки. Дополнительно была проанализирована динамика диастолического индекса (DI) в дополнительной группе с повышенным показателем симметрии волны Т, относительно контрольной группы спортсменов. Были выявлены значительно низкие показатели DI как в покое, так и в течение нагрузочного теста в группе «риска». При этом показатели старшей возрастной группы были достоверно меньшими относительно двух других групп ($\leq 0,05$; $\leq 0,01$). В результате проведения корреляционного анализа была выявлена высокая степень взаимосвязи показателей DI и βT , ($r = - 0,78$, $p < 0,05$). Данный факт свидетельствует о прогностическом значении показателя βT для определения диасто-систолических взаимоотношений, отражающихся на функциональных резервах миокарда. Можно обобщить, динамика показателя βT позволяет количественно проанализировать адекватность нагрузки в течение тренировочного процесса и оценить уровень функциональных резервов миокарда.

Было определено, что применение βT в качестве классификатора уровня функциональных резервов миокарда у спортсменов должно давать не более 16,3% ложноотрицательных результатов при гиподиагностике и не более 26,7% ложноположительных результатов при гипердиагностике. Точка отсечения (cut-off value, критическая точка), позволяющая классифицировать юношей на 2 группы с различающимися уровнями функциональных резервов сердечной деятельности, соответствует значению 0,68 единиц.

Выводы:

1. Фазометрический подход к измерению симметричности зубца Т (βT) позволил анализировать его форму и количественно оценивать степень его симметричности и дисперсии, характеризующим изменения напряжения миокарда и функциональные резервы кардиодинамики
2. Динамика роста βT не дублировала прирост ЧСС при выполнении ступеней нагрузочного теста, что указывало на самостоятельную значимость изучаемого показателя.
3. При увеличении общего объема физической нагрузки в группе нетренированных было выявлено падение УО, что свидетельствовало о снижении сократительной способности миокарда и сопровождалось ростом показателя симметрии зубца Т ($\leq 0,01$).
4. Была выявлена высокая степень взаимосвязи показателей DI и βT , ($r = - 0,78$, $p < 0,05$), что свидетельствовало о прогностическом значении показателя βT для определения

диастолических взаимоотношений, отражающихся на функциональных резервах миокарда.

5. Применение β_T в качестве классификатора уровня функциональных резервов миокарда у спортсменов должно давать не более 16,3% ложноотрицательных результатов при гиподиагностике и не более 26,7% ложноположительных результатов при гипердиагностике. Точка отсечения (cut-off value, критическая точка), позволяющая классифицировать юношей на 2 группы с различающимися уровнями функциональных резервов сердечной деятельности, соответствует значению 0,68 единиц

Литература

1. Агаджанян Н. А. Проблемы адаптации и учение о здоровье / Н. А. Агаджанян, Р. М. Баевский, А. П. Берсенева – М.: Изд-во РУДН, 2006. – 284 с)
2. Халфен Э. Ш. Клиническое значение исследования скоростных показателей зубца Т ЭКГ / Э. Ш. Халфен, Л. С. Сулковская // Кардиология. – 1986. – № 6. – С. 60-62.
3. Гошка С.Л. Изменение амплитуды зубца Т и длительности интервала Треак-Tend на электрокардиограмме у человека при проведении пробы Вальсальвы / С. Л. Гошка, К. А. Седова, А. О. Овечкин, Я. Э. Азаров // Вестник Уральской медицинской академической науки – 2009. – №2 (25). – С. 321-322.
4. Комаров Ф.И. Начальная стадия сердечной недостаточности / Ф. И. Комаров, Л. И. Ольбинская -М. Медицина, 1978. – 37 с.
5. Карпман В. Л. Исследование физической работоспособности у спортсменов / Карпман В. Л., Белоцерковский З. Б., Гудков И. А. – М.: ФиС, 1974. – 95 с.
6. Терещенко С. Н. Клинико-патогенетические и генетические аспекты хронической сердечной недостаточности и возможности медикаментозной коррекции: дисс. докт. мед. наук. / С. Н. Терещенко – М., 1998. – 281 с.
7. Агеев Ф. Т. Влияние современных медикаментозных средств на течение заболевания, качество жизни и прогноз больных с различными стадиями хронической сердечной недостаточности: дисс. докт. мед. наук. / Ф. Т. Агеев – М., 1997. – 241 с.
8. Никитин Н. П. Особенности диастолической дисфункции в процессе ремоделирования левого желудочка сердца при хронической сердечной недостаточности / Н. П. Никитин, А. Л. Аляви // Кардиология – 1998; №3 – С. 56-61.
9. Файнзильберг Л.С. Компьютерная диагностика по фазовому портрету электрокардиограммы / Л.С. Файнзильберг. – Киев: Освита Украины, 2013. – 191 с.
10. Минина, Е. Н. Анализ функционального состояния сердечно-сосудистой системы по совокупности признаков фазового портрета одноканальной ЭКГ / Е. Н. Минина, Л. С. Файнзильберг // Российский кардиологический журнал. – 2015. – № 12 (128). – С. 7–13.
11. Минина, Е. Н. Фазовый портрет одноканальной ЭКГ в оценке функционального резерва сердечно-сосудистой системы / Е. Н. Минина, Л. С. Файнзильберг // Вестник новых медицинских технологий. – 2014. – Т. 21, № 3. – С. 22-27.
12. Минина, Е. Н. Фазометрия ЭКГ-сигнала как стратегия оптимизации первичной медико-социальной помощи / Е. Н. Минина, А. Г. Ластовецкий // Медицина и высокие технологии. – 2018. – № 1. – С. 29-36.
13. Файнзильберг Л.С. ФАЗАГРАФ® – эффективная информационная технология обработки ЭКГ в задаче скрининга ишемической болезни сердца / Л.С. Файнзильберг // Клиническая информатика и телемедицина. – 2010. – Т. 6. – Вып. 7. – С. 22-30.
14. Информационные технологии обработки сигналов сложной формы. Теория и практика./ Л.С. Файнзильберг. – Киев: Наукова Думка, 2008. – 333 с.
15. Актуальность прогностической оценки сердечной деятельности у спортсменов-футболистов / Е.Н. Минина Е.Н. и соав.//Теория и практика физической культуры. – 2018. – № 9. – С. 78-82.
16. Минина Е. Н., Файнзильберг Л. С. Способ оценки функционального состояния сердечно-сосудистой системы человека: патент на полезную модель № 87096 (Украина); опубл. 26.08.2014, Бюл. гос. службы интел. собств. № 16; патент на изобретение № 109734 (Украина); опубл. 25.09 2015, Бюл. гос. службы интел. собств. № 18.)

INFORMATIVE VALUE OF THE ANALYSIS AND EVALUATION OF ECG ELEMENTS IN THE PHASE SPACE ON THE EXAMPLE OF THE T WAVE

D.Sc. of Med. Sc. Minina Elena N.

Crimean Federal University named after V. Vernadsky, Republic of Crimea, Simferopol, Russia

Abstract. The phasometric approach to measuring the symmetry of the T-wave (βT) made it possible to analyze its shape and quantify the degree of its symmetry and dispersion, characterizing changes in myocardial tension and functional reserves of cardiodynamics, the dynamics of the growth of βT did not duplicate the increase in heart rate when performing the steps of the stress test, which indicated the independent significance of the studied indicator. With an increase in the total amount of physical activity in the untrained group, a decrease in UO was detected, which indicated a decrease in myocardial contractility and was accompanied by an increase in the symmetry index of the T wave (≤ 0.01). A high degree of correlation between DI and βT indicators was revealed ($r = -0.78$, $p < 0.05$), which indicated the prognostic value of the βT indicator for determining diastolic-systolic relationships affecting the functional reserves of the myocardium. The use of βT as a classifier of the level of myocardial functional reserves in athletes should give no more than 16.3% false negative results with underdiagnosis and no more than 26.7% false positive results with overdiagnosis. The cut-off point (critical point), which allows you to classify young men into 2 groups with different levels of functional reserves of cardiac activity, corresponds to a value of 0.68 units.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА ЛАПЛАСИАНА ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ НА ФОНЕ ПОМЕХ

асп. Слезкин А.А.^{1,2}, проф. Гусейн-заде Н.Г.³

¹РТУ МИРЭА - Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

²ИВНДиНФ РАН - Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, Москва, 117485 Россия

³ИОФ РАН - Институт общей физики им. А.М. Прохорова Российской академии наук, Москва, 119991 Россия

Реабилитационные исследования представляют особый интерес для изучения нейрофизиологических механизмов регенерации и восстановления функций мозга после травм или хирургических вмешательств. Однако при этом, в процессе диагностических процедур, появляются сложности при регистрации электроэнцефалографических сигналов (ЭЭГ), связанные с появлением нежелательных искажений и сильных помех, называемых артефактами.

В настоящей работе мы рассмотрим применение дифференциального оператора Лапласа для обработки сигналов электроэнцефалографических исследований, как эффективной технологии для устранения артефактов и повышения точности диагностики при исследовании пациентов, имеющих нейрохирургические заболевания или проходящих процедуры реабилитации. Будет показано, что лапласиановский электродный монтаж является полезным инструментом для повышения точности диагностики при реабилитационных мероприятиях и оценки функций мозга.

Введение

На сегодняшний день в медицине и реабилитации для оценки функционального состояния нервной системы, диагностики неврологических заболеваний, контроля эффективности лечения, оценки эффектов реабилитационных мероприятий применяются вызванные потенциалы (ВП).

Вызванный потенциал в ЭЭГ – это электрические изменения в мозге, которые возникают в ответ на внешний стимул, такой как звук, свет или другие виды раздражителей. Вызванный потенциал отражает работу нейронных сетей и может предоставить информацию о процессах внимания, восприятия, памяти и других когнитивных функциях.

Фактором, осложняющим анализ ВП являются артефакты - помехи, которые могут появляться в процессе регистрации электроэнцефалограммы. Артефакты могут быть вызваны различными причинами, такими как движения глаз, мышц, дыхания, электрические наводки и т.д. Влияние артефактов на регистрацию вызванных потенциалов может быть значительным, поскольку они могут исказить или маскировать полезные сигналы [1]. Для того чтобы минимизировать влияние артефактов при регистрации вызванных потенциалов, проводятся специальные процедуры по их детекции и удалению. Как правило, это включает в себя использование алгоритмов и методов для обнаружения артефактов и их последующее подавление или устранение из дальнейшего анализа участков сигналов с артефактной активностью. Одним из таких методов является лапласиановский монтаж - способ пространственной фильтрации сигналов при записи электроэнцефалограммы. Он основан на идее дифференциального оператора Лапласа, который определяется как сумма вторых частных производных по координатам некоторой функции от нескольких переменных. Формально, для функции $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, где x_1, x_2, \dots, x_n - координаты n -мерного пространства сигналов, оператор Лапласа записывается как:

$$\Delta f = \partial^2 f / \partial x_1^2 + \partial^2 f / \partial x_2^2 + \dots + \partial^2 f / \partial x_n^2.$$

Применение лапласиановского монтажа в ЭЭГ позволяет улучшить пространственную разрешающую способность при записи сигналов, и, как уже упомянуто выше, уменьшить влияние артефактов, таких как миографические артефакты (происходящие от мышечной активности) или артефакты, связанные с электрическими интерференциями [2].

Цель работы

Исследовать возможность получения неискаженного вызванного потенциала для клинического анализа при наличии сильных артефактных помех. Появление артефактов обуславливается необходимостью выполнения различных движений, связанных с контролем восстановления двигательных функций при реабилитации. Для надёжной интерпретации данных необходимо использовать методы, которые позволяют устранить эти артефакты и при этом окажут минимальное влияние на форму сигналов интересующих нас электрофизиологических событий.

Методы

Испытуемые сжимали кистевой эспандер с целью изучения особенностей двигательной функции кисти. Источником данных для анализа являлись вызванные потенциалы, регистрируемые в сенсомоторной области коры головного мозга, возникающие при сжатии и расслаблении кисти. Объективный контроль выполнялся при помощи аппарата ЭЭГ (система психофизиологического тестирования NVX-52 (ООО «Нейроботикс», Москва, Россия)) и электродного комплекса из семи электродов (одного центрального и шести, расположенных на окружности диаметром 35 мм – см. рисунок 1), реализующего лапласиановский монтаж. Центральный электрод комплекса установлен в позиции, соответствующей отведению СР3 на дополнительной схеме наложения электродов 10-20, что соответствует сенсомоторной области коры (рисунок 1).

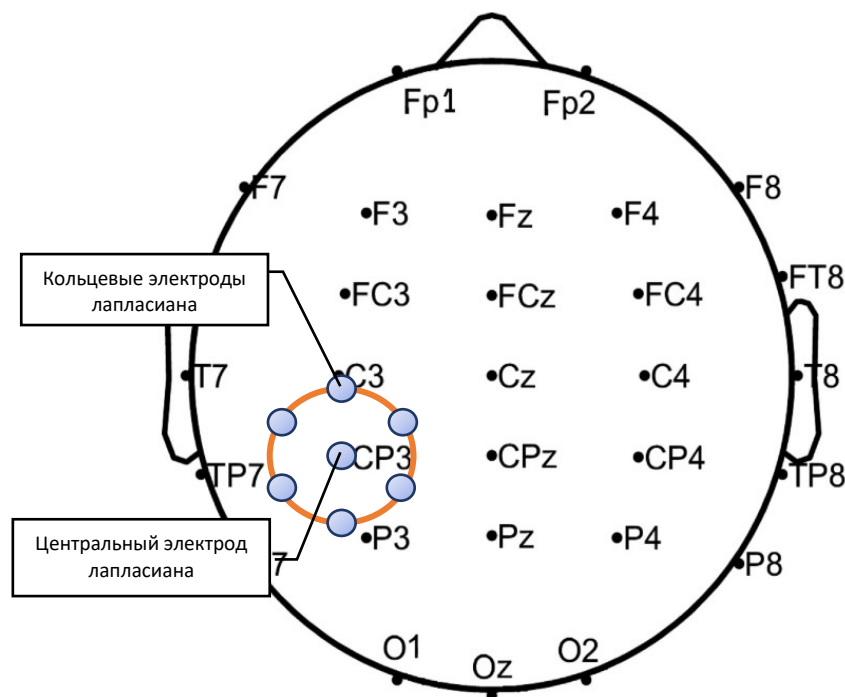


Рисунок 1. Общепринятая дополнительная схема наложения электродов 10-20 на поверхность головы при ЭЭГ. Область расположения лапласиановского электродного комплекса выделена красной окружностью. Позиция СР3 находится точно под центральным электродом лапласиана.

Результат лапласиановской обработки записывается как:

$$S_{lap} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_0 - S_i) \quad (1)$$

Где:

N – число электродов, входящих в кольцевой комплекс;

S_0 – сигнал на центральном электроде лапласиана;

S_i – сигналы на электродах, образующих кольцо.

С помощью датчика, установленного на эспандере, фиксировалось время события начала и окончания каждого движения с записью значений этих меток в файл ЭЭГ для

синхронизации записанных данных с событием. После проведения лапласиановской обработки в соответствии с (1) вычислялись вызванные потенциалы методом усреднения по меткам синхронизированных событий. При регистрации сигналов использовались параметры: частота дискретизации 2000 Гц, для устранения постоянной составляющей сигнала и подавления шумовых высокочастотных компонентов применялся полосовой БИХ фильтр Чебышева, тип 2, с частотами среза 1 и 100 Гц и порядком 10.

Результаты

Активная работа мышц кисти и предплечья вызывает сильную миографическую артефактную активность, синхронную с движением (Рисунок 2).

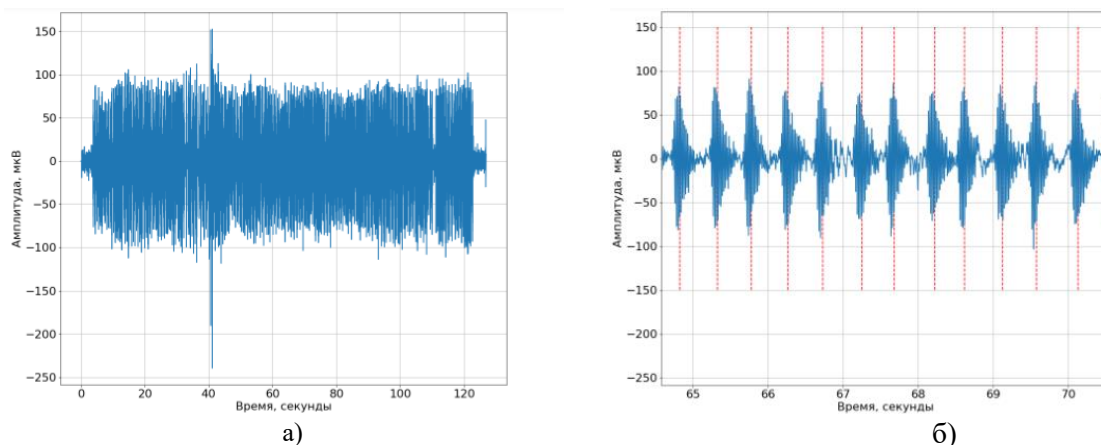


Рисунок 2. а) - Запись сигнала ЭЭГ с отведения СРЗ. б) - Фрагмент исходного сигнала, показанного на (а), укрупненно. Видны отдельные артефакты, соответствующие сжиманию кисти испытуемого. Вертикальные пунктирные линии показывают момент срабатывания датчика движения кисти. Видно, что артефактная помеха четко коррелирует с движением кисти.

Применение метода лапласиана позволило устранить артефактную помеховую активность, не локализованную в области проекции электродного комплекса (Рисунок 3).

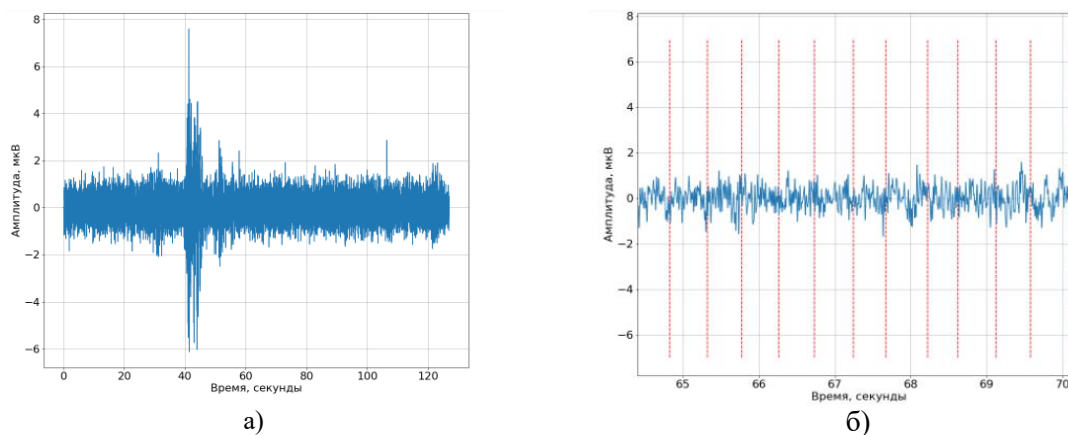


Рисунок 3. а) – Сигнал после обработки лапласианом. Видно, что в районе 40 секунд на обработанном сигнале имеется остаточная помеховая активность, связанная с работой челюстных мышц. б) - Фрагмент обработанного сигнала, показанного на (а), укрупненно. Вертикальные пунктирные линии показывают момент срабатывания датчика движения кисти. Видно, что при отсутствии артефактных помех сигнал ЭЭГ не коррелирует с движением кисти.

Остаточная помеховая активность, наблюдаемая на рисунке 3а в области 40 секунд, вызвана работой челюстных мышц, часть из которых, расположенная на височной области головы, попадает в проекцию лапласиана и не может быть эффективно подавлена [3]. Такая ситуация возникает из-за физической сути дифференциального оператора Лапласа –подавляются только

те сигналы, источники которых находятся вне контура электродного комплекса (внешний контур лапласиана обозначен на рисунке 1 красной окружностью)

После проведения лапласиановской обработки сигнала, дальнейшие действия заключаются в вычислении вызванных потенциалов, которые и являются целью медицинского обследования.

Вычисления вызванных потенциалов для случаев необработанного по методу лапласиана и обработанного сигналов показали следующее (Рисунок 4 и Рисунок 5)

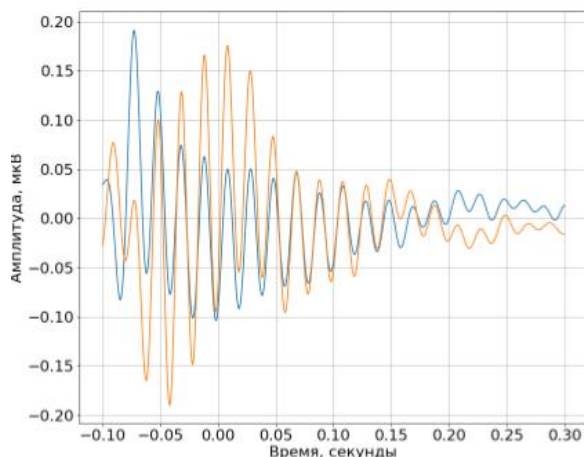


Рисунок 4. Попытка вычислить вызванный потенциал при наличии артефактной помехи без лапласиановской обработки. Синим цветом отображен ВП, соответствующий сжатию кисти в кулак, оранжевым – раскрытие ладони. Хорошо видно, что ВП полностью замаскирован помехой и не просматривается.

Применив лапласиановскую обработку к сигналам, записанным с электродов комплекса и вычислив вызванные потенциалы для двух движений – сжатия и расслабления кисти, получим картину, представленную на рисунке 5.

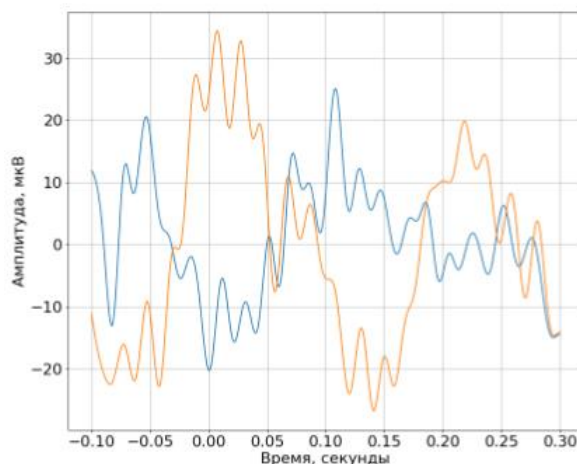


Рисунок 5. Вычисленные вызванные потенциалы из сигнала после лапласиановской обработки. ВП опознается, но видно остаточное действие помехи. Синим цветом отображен ВП, соответствующий сжатию кисти в кулак, оранжевым – раскрытие ладони.

При рассмотрении рисунка 5 и дальнейших, с отображенной формой вызванных потенциалов, следует учесть небольшой временной сдвиг сигнала, вызванный влиянием апертуры фильтра и тем фактом, что датчик, регистрирующий события сжатия/расслабления кисти реагирует с задержкой в 0,04 секунды, что приводит к смещению начала события влево по оси времени. Фильтр же вносит задержку в 0,01 секунду вправо по оси времени, что в результате дает суммарное опережение в 0,03 секунды относительно нулевого момента времени (срабатывания датчика), как видно на рисунке.

Так как помеха и интересующий нас сигнал имеют различную природу, то они являются некоррелированными, что позволяет применять статистическую фильтрацию Винера. Результат на рисунке 6.

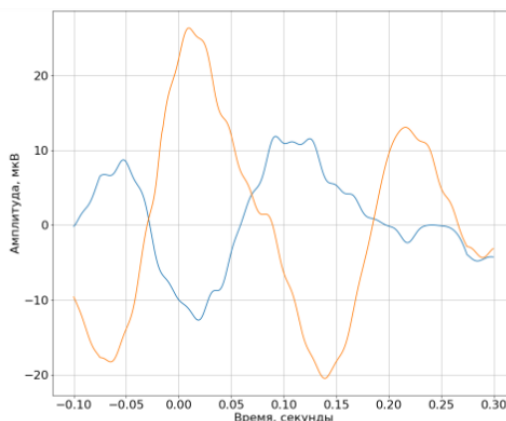


Рисунок 6. Форма вызванных потенциалов после винеровской фильтрации уже позволяет делать выводы, необходимые для клинических или реабилитационных мероприятий. Синим цветом отображен ВП, соответствующий сжатию кисти в кулак, оранжевым – раскрытие ладони.

Заклучение

Применение лапласиановского монтажа в ЭЭГ позволяет улучшить пространственную разрешающую способность записи, а также уменьшить влияние артефактов, таких как миографические артефакты (происходящие от мышечной активности) или артефакты, связанные с электрическими наводками. Ограничением метода является то, что применение лапласиана эффективно для устранения помех, источники которых находятся вне пределов проекции электродного комплекса на поверхность головы.

Полученные результаты могут быть непосредственно применены в клинической практике для решения задач диагностики и реабилитации.

Литература

1. Amantini, A., A. Amadori, and S. Fossi, Evoked potentials in the ICU. *Eur J Anaesthesiol Suppl*, 2008. 42: p. 196-202.
2. Tsuchimoto S., Shibusawa S., Iwama S., Hayashi M., Okuyama K., Mizuguchi N., Kato K., Ushiba J., Use of common average reference and large-Laplacian spatial-filters enhances EEG signal-to-noise ratios in intrinsic sensorimotor activity. *Journal of Neuroscience Methods*, Volume 353, 2021, 109089, ISSN 0165-0270, <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2021.109089>
3. Bufacchi RJ, Magri C, Novembre G, Iannetti GD. Local spatial analysis: an easy-to-use adaptive spatial EEG filter. *J Neurophysiol.* 2021 Feb 1;125(2):509-521. doi: 10.1152/jn.00560.2019. Epub 2020 Nov 11. PMID: 33174497; PMCID: PMC7948137

USING THE LAPLACIAN METHOD TO ISOLATE EVOKED POTENTIALS FROM BACKGROUND NOISE

Slezkin A.A.^{1,2}, Gusein-zade N. G.³

¹RTU MIREA - Russian technological university, Moscow, 119454 Russia

²ИНА & NPh - Institute of higher nervous activity and neurophysiology, Moscow, 117485 Russia

³Prokhorov General Physics Institute of the Russian Academy of Sciences, Moscow, 119991 Russia

Rehabilitation research is of particular interest for studying the neurophysiological mechanisms of regeneration and restoration of brain function after injury or surgery. However, during diagnostic procedures, difficulties arise in recording electroencephalographic signals (EEG), associated with the appearance of unwanted distortions called artifacts.

In this paper, we will consider the use of the differential Laplace operator for processing signals from electroencephalographic studies, as an effective technology for eliminating artifacts and increasing diagnostic accuracy when studying patients with neurosurgical diseases or undergoing rehabilitation procedures. Laplacian electrode mounting will be shown to be a useful tool for improving diagnostic accuracy in rehabilitation interventions and assessing brain function.

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ДЛЯ ТЕСТИРОВАНИЯ ПОДСИСТЕМЫ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

асс. Малеев Д.В.

Нижегородский Государственный Технический Университет им Р.Е. Алексеева

В статье описана структура модели, предназначенной для тестирования различных аспектов подсистемы реального времени, реализованной под управлением ОС семейства Linux. К параметрам, исследуемым в рамках представленной модели, относятся пропускная способность подсистемы реального времени, статистическое распределение задержек при различных уровнях и характерах нагрузки на вычислительное устройство, количество сбоев в программных блоках, вызванных чрезмерными задержками, а также температуры компонентов устройства и электрические параметры питания. В рамках модели могут производиться как кратковременные, так и длительные измерения, что позволяет не только определить характеристики вычислительного устройства, но и убедиться в их долговременной стабильности. Существенным отличием от распространенного теста `cylictest` является измерение задержек с использованием внешнего блока жесткого реального времени (например, ПЛИС), благодаря чему сильно снижается влияние на измеряемую вычислительную систему, а также появляется возможность измерения задержки между двумя произвольными событиями (например, возникновением прерывания и завершением его обработки). Важной особенностью модели является наличие механизма самотестирования, с помощью которого можно убедиться в работоспособности модели без использования внешних средств измерения. Модель разработана таким образом, чтобы служить прототипом для построения вычислительных систем, в которых требуется обработка данных с низкой задержкой.

Современные вычислительные устройства, будь то бытовая техника или профессиональные системы, как правило, имеют один или несколько потоковых входов-выходов (звуковые и видео порты, порты управления и сбора информации с датчиков). Потоковые данные идут непрерывно, то есть источник или приемник таких данных не могут быть приостановлены без потери информации. Потеря информации может выражаться, например, в прерывании звука, замирании изображения, а в случае автоматизированных и роботизированных систем – в неверно принятых решениях и ошибочных командах управления. Даже если вычислительная система достаточно производительная для обработки потока данных, спонтанные задержки, возникающие при выполнении программного кода, могут привести к потере информации. Классический способ решения этой проблемы – использование буфера, размер которого превосходил бы величину максимально возможных задержек, что позволяет избежать потери данных. Однако добавление буфера увеличивает время обработки данных системой, появляется задержка между входным воздействием и реакцией системы на него. Поэтому для устройств, критичных ко времени обработки данных, применяется другой подход – использование буфера минимального размера совместно со средствами, позволяющими получить детерминированные задержки при выполнении программного кода, то есть механизмов реального времени.

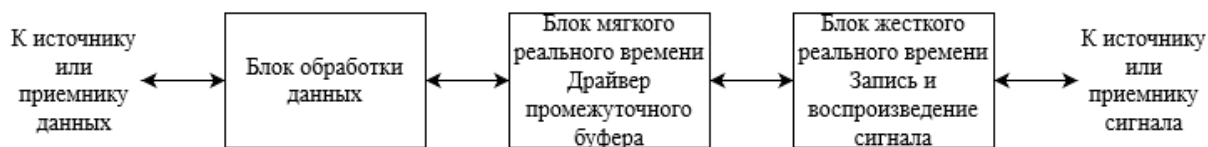


Рисунок 1. Обобщенная схема обработки данных

Обобщенная схема обработки данных представлена на рисунке 1. Для взаимодействия с источником сигнала используется блок жесткого реального времени, который позволяет получать отчёты с высокой временной точностью. Блок мягкого реального времени обеспечивает буферизацию. Блок обработки данных получает содержимое буфера и производит над ним необходимые вычисления.

Одним из популярных вариантов реализации описанной схемы является использование СнК, ПЛИС, микроконтроллера или специализированного чипа в качестве блока жесткого реального времени, Linux в качестве операционной системы устройства, драйвера пространства ядра или пространства пользователя в качестве подсистемы мягкого реального времени и приложения пространства пользователя в качестве обработчика данных. Ядро Linux основной ветки не гарантирует выполнение в режиме реального времени и может обеспечить его только для

HardIRQ. Для SoftIRQ и приложений пространства пользователя задержки не детерминированы. Однако работы [1,2] описывают изменения для ядра Linux, позволяющие повысить контроль над источниками спонтанных задержек, а рекомендации [3] описывают особенности настройки и эксплуатации ОС для обеспечения минимальных задержек. Применение этих рекомендаций не делает Linux операционной системой реального времени, однако позволяет добиться детерминированного выполнения критичных участков программного кода. Данное преимущество, в сочетании с широкой номенклатурой доступных программных библиотек, а также высоким уровнем поддержки со стороны производителей аппаратного обеспечения, делает Linux более перспективной ОС для многих разрабатываемых устройств, чем классические ОС реального времени. Становится актуальным вопрос о верификации такой вычислительной системы.

Целью данной работы является создание модели для верификации и исследования различных аспектов подсистемы реального времени под управлением ОС Linux: пропускной способности, стабильности работы, количества сбоев под воздействием различных типов нагрузок, сбора значений задержек для подведения статистики, сохранение температурных значений различных компонентов системы. Важной задачей, помимо разработки измерительной части, стала разработка модели таким образом, чтобы было возможно её использование в качестве прототипа для построения будущих и верификации уже существующих систем, а также реализации механизма самотестирования.

Структурная схема разработанной модели представлена на рисунке 2.

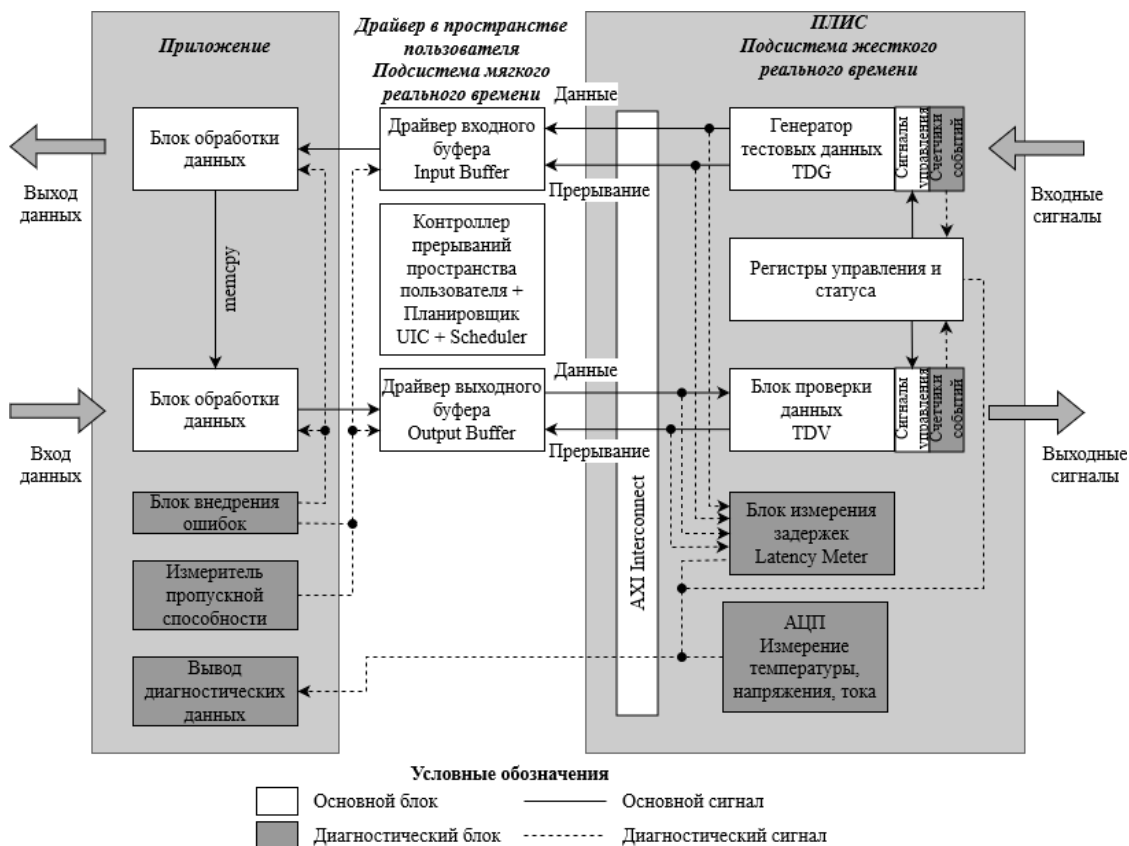


Рисунок 2. Структурная схема разработанной модели

Тестирование пропускной способности

Входная часть модели включает в себя блок Test Data Generator (TDG), который генерирует тестовый сигнал, который затем через заданные промежутки времени поступает на входной буфер (блок Input buffer), задача которого – передать данные приложению для дальнейшей обработки. В рассматриваемой модели в качестве тестовых данных используется 32-битный счётчик, значение которого увеличивается каждый отсчёт, а в качестве примера обработки данных используется копирование данных из входной части модели в выходную.

Выходная часть модели состоит из приложения, на вход которого поступают данные, которые приложение записывает в выходной буфер (блок Output Buffer), который через заданные промежутки времени записывает данные в блок верификации Test Data Verifier (TDV). Поскольку в качестве данных используется 32-битный счётчик, каждый последующий отсчёт должен быть на единицу больше предыдущего.

Блоки TDG и TDV имеют входы управления, позволяющие настраивать период запросов прерываний и глубину буфера, а также сбрасывать собранную статистику. Изменение глубины буфера и периода запросов прерываний позволяет гибко настраивать скорость потока данных. Блоки TDG и TDV собирают статистику частично и полностью пропущенных запросов прерываний, а блок TDV дополнительно имеет счётчик обнаруженных ошибок данных.

Тестирование пропускной способности может производиться двумя способами:

1. Измерение скорости непрерывного чтения и записи данных. В данном режиме приложение читает или записывает буфер целиком N раз, измеряет время операции и на основе этих данных рассчитывает среднюю пропускную способность. Такое измерение позволяет оценить максимальные возможности системы в текущей конфигурации, а также сравнить различные конфигурации между собой.

2. Измерение количества ошибок, вызванных чрезмерными задержками, при заданных скорости передачи данных и периоде запросов на прерывание. В данном режиме модель позволяет оценить стабильность системы с учетом не только выбранных параметров, но и накладных расходов, которые возникают при использовании механизма прерываний.

Статистический анализ задержек

Блок измерения задержек (Latency Meter) работает параллельно с блоками TDG и TDV и отслеживает интервал между отправкой им запроса на прерывание и реакцией приложения (например, началом или окончанием записи блока данных); значения задержек записываются в память ПЛИС и в дальнейшем могут быть использованы для построения гистограммы задержек. Такие гистограммы позволяют сравнить несколько конфигураций приложения и ОС и выявить оптимальные параметры с точки зрения стабильности задержек.

Измерение производится следующим образом:

– Подготовка. Производится выбор необходимой частоты дискретизации, затирается память блока измерения.

– Измерение. Снимается сигнал сброса, блок измерения задержек начинает отслеживать интервал между отправкой запроса на прерывание и реакцией приложения.

– Сохранение результатов. Устанавливается сигнал сброса, блок измерения прекращает отслеживание сигналов. Приложение считывает память блока измерения и сохраняет данные.

– Анализ результатов. С помощью внешних инструментов производятся действия над полученными данными, например, построение гистограммы.

Важные отличия данного подхода к измерению задержек по сравнению с традиционным тестом `cyclictest` [4] перечислены в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение Latency Meter и `cyclictest`

Параметр	Latency Meter	Cyclictest
Объект измерения	Любое приложение, реализующее интерфейс доступа к TDG или TDV	Только само приложение <code>cyclictest</code>
Точность измерения	Высокая, поскольку измерение производится системой жесткого реального времени	Низкая, поскольку измерение производится самой тестируемой системой
Влияние на измеряемую систему	Низкое, поскольку измерение производится снаружи системы	Высокое, поскольку измерение производится внутри системы
Возможность применения метода для диагностики (самодиагностики) готовой системы	Есть; измерение и сбор диагностических данных могут производиться непрерывно параллельно с работой основных функций системы	Ограничена, поскольку измерение и сбор диагностических данных могут мешать работе основных функций системы

Измерение температуры и электрических параметров питания устройства

Блок АЦП позволяет собирать статистику по таким параметрам, как температура ПЛИС и ЦП, потребляемый ток, значения напряжений питания и т.д. Эти параметры имеют непосредственное отношение к долговременной стабильности работы устройства. Кроме того, в большинстве случаев пропускная способность тем выше и общие задержки тем ниже, чем выше частота работы некоторых компонентов устройства. Однако вместе с ростом частоты растёт потребляемая устройством мощность, а значит и нагрев компонентов. Выбор оптимальной частоты при обеспечении необходимого уровня задержек и пропускной способности является важной задачей при разработке устройства, поскольку это позволит снизить нагрев, благодаря чему снизятся требования к питанию и охлаждению, что может позитивно повлиять на стоимость устройства.

Как правило, для выполнения перечисленных задач не требуется высокая частота дискретизации, поэтому сбор и накопление данных АЦП может производиться по таймеру с достаточно большим периодом, например, 10 с. Полученные данные записываются в файл и в дальнейшем могут быть проанализированы с помощью внешних инструментов.

Самотестирование модели

Разработанная модель может применяться на устройствах под управлением ЦП различных архитектур и с использованием различных компонентов в качестве подсистемы жесткого реального времени. В общем случае, если структура устройства схожа с указанной на рисунке 1, разработанная модель может быть применена к этому устройству. Возникает необходимость убедиться в работоспособности модели. Для этого на любом этапе разработки может быть использован механизм самотестирования с использованием блока генерации ошибок

Блок генерации ошибок позволяет протестировать саму модель на способность выявления распространенных ошибок, таких как:

- излишняя задержка в блоках мягкого реального времени (Input Buffer, Output Buffer);
- излишняя задержка в блоке обработки данных приложения;
- повреждение отдельных отсчётов;
- излишние задержки, связанные с особенностями ОС и программных компонентов: создание дочерних процессов (fork), использование динамической памяти, различные типы планировщика, значения приоритетов, привязка к процессорным ядрам и др.

Тестирование с использованием внешней нагрузки

Современные вычислительные системы при низкой нагрузке, как правило, обеспечивают относительно небольшие задержки. Однако при повышении нагрузки пиковые значения задержек могут вырасти в 10-100 и более раз, что может вызвать сбои в работе подсистем реального времени. Наибольшую сложность представляет собой настройка сетевой подсистемы. Даже если разрабатываемое устройство работает с относительно небольшими скоростями данных, из-за особенностей работы сети на вход устройства может поступить множество пакетов подряд. Если ЦП будет обрабатывать данные пакеты, это вызовет задержку в исполнении остальной части программного кода. Однако если ЦП будет обрабатывать внутренние задачи, часть пакетов может быть потеряна. Если ЦП не обладает избыточной производительностью для гарантированной одновременной обработки всех внутренних задач и всех сетевых пакетов вплоть до насыщения сетевого интерфейса (что может означать низкую экономическую эффективность выбранного ЦП), то необходимо найти баланс между этими типами задач. Аналогичный подход может быть применен к дисковой, аудио, видео и другим подсистемам.

Настройка операционной системы для обеспечения детерминированных задержек исполнения критичных участков кода является сложной задачей, но ещё более сложной задачей является верификация этих изменений. Одним из подходов к верификации может быть создание максимальной нагрузки на конкретные подсистемы, например, на сетевую подсистему с помощью утилиты `iperf` и на дисковую подсистему с помощью утилиты `dd`. Встроенный в разработанную модель измеритель задержек позволит определить характер и величину влияния нагрузки на задержки, а также определить, способна ли ОС обеспечить стабильную работу критичных к задержкам компонентов.

Пример результатов измерения

С помощью описанной модели исследуем устройство со следующими характеристиками:

- СнК NXP/Freescale i.MX6 Quad (4 ядра ARM Cortex A9, 2 ГБ ОЗУ);

- ПЛИС Xilinx Artix-7 XC7A15T;
- соединение СнК и ПЛИС по шине PCI Express x1 без DMA;
- ядро Linux версии 4.1.15 с патчем PREEMPT_RT;
- изолированное ядро ЦП для исполнения критичного к задержкам программного кода;
- размер буферов данных 2 КБ (512 слов, 32 бита), период запросов на прерывание 10 мс;
- внешняя нагрузка отсутствует.

В качестве примера проведём измерение пропускной способности устройства при различных значениях F_{AXI} (частоты шины AXI) и V_{PCIe} (скорости шины PCI Express). Результаты измерения представлены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты измерения пропускной способности

Конфигурация \ Тип операции	Чтение, МБ/с.	Запись, МБ/с.	Чтение и запись, МБ/с.	Расчётный мин. период прерываний при макс. скорости и размере пакета 2 КБ, мс
1. $V_{PCIe}=2,5$ ГТ/с, $F_{AXI}=62,5$ МГц	1,90	14,20	1,72	1,14
2. $V_{PCIe}=2,5$ ГТ/с, $F_{AXI}=125$ МГц	2,16	14,20	1,90	1,03
3. $V_{PCIe}=2,5$ ГТ/с, $F_{AXI}=250$ МГц	2,34	14,20	2,01	0,97
4. $V_{PCIe}=5$ ГТ/с, $F_{AXI}=62,5$ МГц	2,75	14,13	2,31	0,85
5. $V_{PCIe}=5$ ГТ/с, $F_{AXI}=125$ МГц	3,33	14,09	2,71	0,72
6. $V_{PCIe}=5$ ГТ/с, $F_{AXI}=250$ МГц	3,66	13,98	2,93	0,67

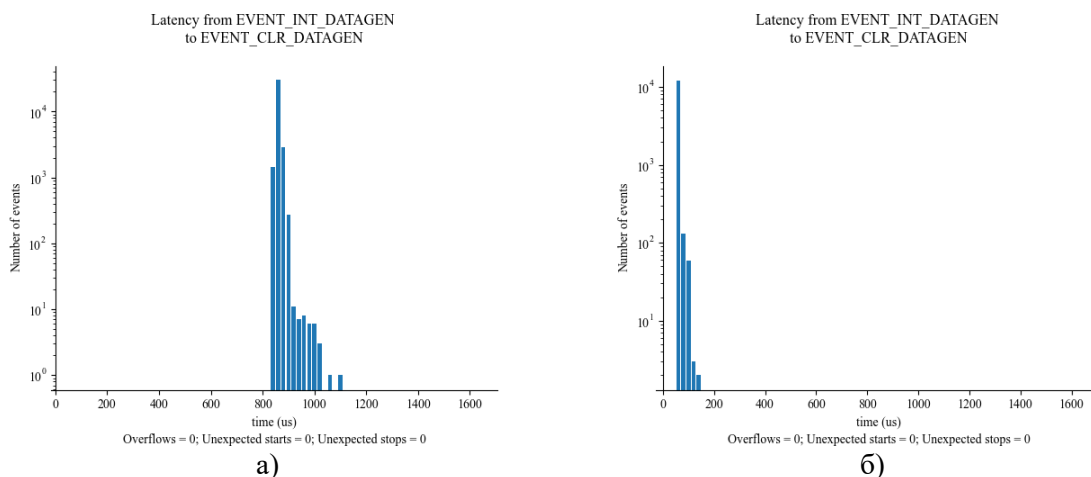


Рисунок 3 – Гистограмма распределения задержек а) между возникновением запроса на прерывание и полной обработкой буфера; б) между возникновением запроса на прерывание и первичной реакцией ПО

Для дальнейшего исследования была выбрана конфигурация 5. Гистограмма распределения задержек между возникновением запроса на прерывание и полной обработкой буфера представлена на рисунке 3(а), между возникновением запроса на прерывание и первичной реакции ПО на него - на рисунке 3(б).

При выбранной конфигурации устройство может обеспечить полнодуплексную пропускную способность до 2,71 МБ/с, что соответствует минимальному расчётному периоду запросов на прерывание 0,72 мс при размере буфера 2 КБ. Однако из графиков видно, что в действительности максимальная задержка обработки буфера такого размера превышает 1,1 мс, при этом максимальная задержка первичной реакции устройства на прерывание не превышает 0,2 мс. Используя эти данные, можно скорректировать структуру устройства: оставить без изменений, если измеренные параметры удовлетворяют техническим требованиям, либо внести изменения - увеличить размер буфера, повысить пропускную способность шины, использовать механизм DMA и т.д.

Практическое применение модели и выводы

Новизна разработанной модели заключается в применении внешнего (по отношению к измеряемой программной части) измерителя, работающего в режиме жесткого реального времени. По сравнению с классическим подходом, когда измерение производится внутри исследуемой системы (например, с помощью `cyclictest`), описанная модель позволяет измерять параметры с большей точностью и меньшим влиянием на систему. Появляется возможность внедрения механизмов самотестирования. Разработанная модель может быть использована в готовом виде для измерения пропускной способности системы, анализа величин программных задержек, температур компонентов и электрических параметров питания. Благодаря возможности непрерывной генерации и проверки данных можно производить долговременное тестирование и собирать статистику по перечисленным параметрам в зависимости от характера и величины внешней нагрузки на систему. Одной из особенностей модели является возможность использования её в качестве прототипа для построения будущей вычислительной системы, в которой требуется обработка данных с низкой задержкой. Для этого блоки генерации и верификации данных в ПЛИС должны быть заменены блоками, которые смогут принимать и передавать данные в необходимом формате, а блоки обработки данных должны быть дополнены программным кодом, реализующим требуемые функции. Наличие в модели драйвера, выполняющего функции обработки буфера в режиме мягкого реального времени, а также механизма его самотестирования и сбора статистики позволяет значительно сократить время на разработку и тестирование вычислительной системы. Ещё одной особенностью разработанной модели является возможность использовать измерительную часть отдельно от основного приложения. В конечной вычислительной системе это позволит загружать измерительный модуль по необходимости, а сами измерения производить только в нужный момент времени, не прерывая работы основного приложения и не внося существенных задержек в его работу.

Литература

1. Linux Foundation. `realtime:start`. <https://wiki.linuxfoundation.org/realtime/start> (дата обращения 28.04.2023)
2. Towards `PREEMPT_RT` for the Full Task Isolation. Jim Huang, BiiLabs Co., Ltd. Oscar Shiang, National Cheng Kung University, Jun 23, 2022. https://elinux.org/images/0/05/Oss-na-2022-Towards-PREEMPT_RT-for-Full-Task-Isolation.pdf (дата обращения 28.04.2023)
3. RedHat. Advanced tuning procedures to optimize latency in RHEL for Real Time. https://access.redhat.com/documentation/en-us/red_hat_enterprise_linux_for_real_time/8/html-single/tuning_guide/index (дата обращения 28.04.2023)
4. Using and Understanding the Real-Time `Cyclictest` Benchmark. Frank Rowand, Sony Mobile Communications October 25, 2013. <https://events.static.linuxfound.org/sites/events/files/slides/cyclictest.pdf> (дата обращения: 28.04.2023)

DEVELOPMENT OF MODEL FOR TESTING OF REAL-TIME SUBSYSTEM

P.G. Maleev D.V.

Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev

Structure of model made for testing of different aspects of real-time subsystem based on Linux is described. Measured parameters are real-time subsystem bandwidth, statistical distribution of latencies with different computing system load levels and types, number of software faults caused by excessive latencies, device components' temperatures, and electrical supply parameters. The model allows to do short and long term measurements, which allow not only to measure critical parameters of a computing device but also to confirm their long-term stability. Important difference from traditional `cyclictest` is doing latency measurements with external hard real-time block like FPGA which significantly decreases impact on measured system and allows to measure latency between arbitrary events like interrupt request and ending of interrupt handling. Important feature of the model is self-testing mechanism that allows to test the model without external instruments. The model is designed the way so it can be used as a prototype for computing systems that require low-latency data processing.

О ПРОЕКТИРОВАНИИ И АНАЛИЗЕ ЦИФРОВЫХ ФИЛЬТРОВ В СРЕДЕ SIMINTECH

проф. Витязев В.В.¹, доц. Волченков В.А.¹, доц. Овинников А.А.¹, к.т.н. Лихобабин Е.А.²

¹ Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина

² ООО «Лаборатория Сфера»

Приводится описание приложения для проектирования и анализа цифровых фильтров, разработанного для среды моделирования SimInTech. Приложение отображает теоретическую спецификацию проектируемого фильтра и позволяет рассчитывать КИХ- и БИХ фильтры различными методами с фиксированным и минимальным порядком, выводить графики АЧХ+ФЧХ, АЧХ, ФЧХ, групповой задержки, фазовой задержки, импульсной характеристики, переходной характеристики, карты нулей и полюсов, а также коэффициенты фильтра. Описываются дополнительные возможности предлагаемого продукта по работе с графиками.

Введение

Разработка и внедрение отечественного программного обеспечения для проведения инженерных и научных работ всегда являлось важной задачей. В стремительно меняющихся условиях в настоящее время импортозамещение в области специализированного ПО для решения задач в области радиотехники, связи, обработки изображений и т.д. становится ещё более актуальным, чем когда бы то ни было.

В данном докладе приводится краткое описание приложения для проектирования и анализа цифровых фильтров, разработанного для среды моделирования SimInTech компании ООО «ЗВ Сервис». Приложение для проектирования фильтров создано в ООО «Лаборатория сфера» (г. Рязань) [1] при участии сотрудников кафедры Телекоммуникаций и основ радиотехники Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина [2].






Описание приложения для проектирования и анализа цифровых фильтров в среде SimInTech

Приложение «Проектирование и анализ цифровых фильтров» находится во вкладке «Инструменты» среды SimInTech, которую можно скачать с официального сайта <https://simintech.ru/> [3].

Данное приложение позволяет проектировать фильтры как с конечной импульсной характеристикой (КИХ), так и с бесконечной импульсной характеристикой (БИХ), строить все необходимые характеристики: амплитудно-частотную характеристику (АЧХ), фазо-частотную характеристику (ФЧХ), график группового времени задержки (ГВЗ), график фазовой задержки (ФЗ), импульсную характеристику (ИХ), переходную характеристику, карту нулей и полюсов.

Главное окно приложения по проектированию и анализу цифровых фильтров можно условно разделить на четыре части (рисунок 1). Вверху расположена **панель управления**, на которой находятся следующие кнопки (таблица 1).

Таблица 1. Кнопки панели управления

Пиктограмма	Название кнопки
	Загрузить файл конфигурации параметров (для продолжения работы с уже рассчитанным фильтром)
	Сохранить файл конфигурации параметров (для работы с рассчитанным фильтром в дальнейшем)
	Отобразить окно с коэффициентами
	Окно настроек приложения
	Быстрая справка

Справа расположена **панель настройки параметров для расчёта фильтра**, на которой дополнительно размещается кнопка «Расчёт», позволяющая спроектировать фильтр по заданным параметрам; кнопка «Коэффициенты», служащая для быстрого вызова окна с

коэффициентами фильтра; кнопка «Функция фильтрации» для формирования кода использования рассчитанного фильтра на внутреннем языке среды SimInTech. В левой части под панелью управления находится область, на которой располагаются **графики**, отражающие характеристики рассчитанного фильтра в меньшем масштабе, количество которых можно менять с помощью кнопки на панели управления. Левая нижняя часть окна представляет собой панель отображения теоретической спецификации и коэффициентов фильтра.

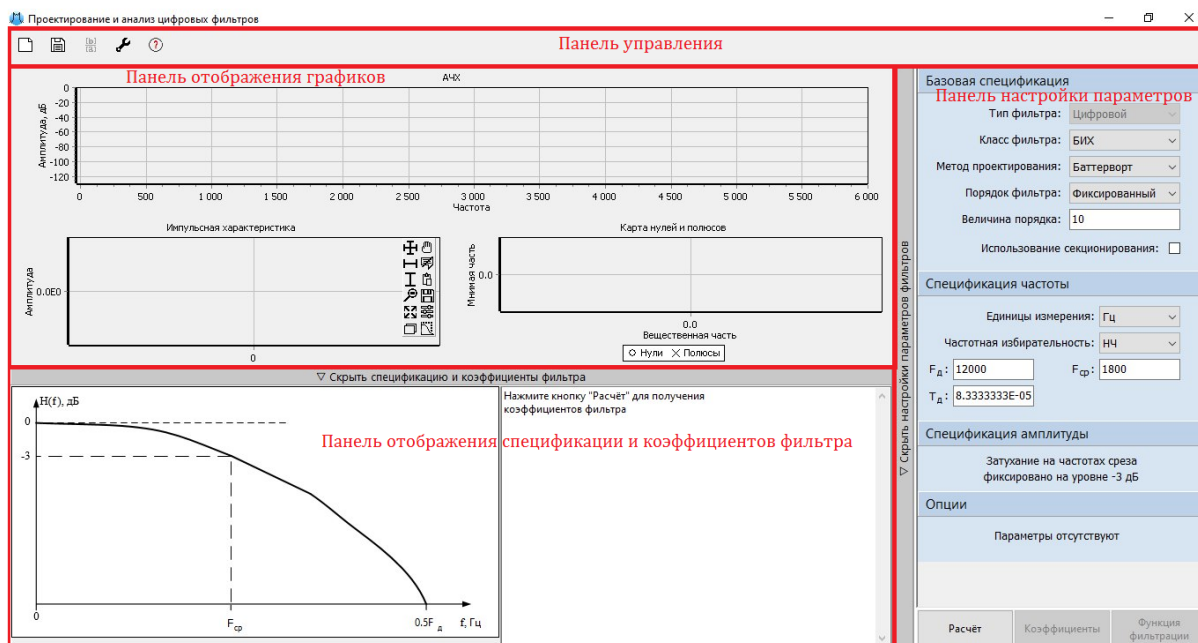


Рисунок 1 – Общий вид главного окна приложения

Непосредственно область настройки параметров фильтра содержит следующие поля с элементами управления: базовая спецификация, спецификация частоты, спецификация амплитуды и опции.

Поле «**Базовая спецификация**» позволяет выбрать класс проектируемого цифрового фильтра «БИХ» или «КИХ» и метод проектирования в зависимости от выбранного класса фильтра. Для БИХ-фильтров доступны следующие методы проектирования: Баттерворта, Чебышёва (тип 1), Чебышёва (тип 2) и эллиптический. Методы для КИХ-фильтров: равноволновый (алгоритм Паркса — Мак-Клеллана) и оконные функции: Прямоугольная, Треугольная, Хэмминга, Хеннинга (Ханна), Блэкмана, Чебышёва, Кайзера (поле «**Опции**»).

При расчёте фильтров возможно задать фиксированное значение порядка или рассчитать фильтр с минимальным порядком, исходя из заданных требований. Для БИХ-фильтров также имеется возможность использовать секционирование для перехода от прямой формы реализации к каскадной (последовательной).

Поле «**Спецификация частоты**» позволяет настраивать единицы измерения частоты, частотную избирательность, а также задать для фильтра требуемые граничные частоты и частоту дискретизации (при этом автоматически рассчитывается период дискретизации).

С помощью выпадающего списка «**Единицы измерения**» можно задать требуемую единицу измерения частоты: нормированная, Гц, кГц, МГц, ГГц.

Выпадающий список «**Частотная избирательность**» позволяет выбрать необходимый тип частотной избирательности фильтра: низкочастотный (НЧ), высокочастотный (ВЧ), полосовой (ПФ), режекторный (РФ). В зависимости от типа частотной избирательности фильтра, а также единицы измерения частоты, меняется количество форм ввода граничных частот среза и меняется доступность формы ввода частоты дискретизации фильтра.

Поле «**Спецификация амплитуды**» содержит формы ввода уровней подавления или же ввода весовых коэффициентов частот среза. Доступность тех или иных форм ввода так же, как и для спецификации частоты, определяется типом и методом проектирования фильтра, параметром частотной избирательности и единицей измерения частоты.

Внизу области настройки параметров фильтра расположена кнопка «Расчёт», нажатие на которую спроектирует фильтр на основании заданных параметров и разблокирует возможность использовать доступные кнопки, находящиеся на панели инструментов. После чего на графики в левой части можно вывести характеристики получившегося фильтра для анализа, также станет доступен элемент панели управления, позволяющий отобразить коэффициенты фильтра.

После выполнения расчёта фильтра с заданными параметрами, в левой части окна по умолчанию выводится график АЧХ. Отображаемую характеристику для выбранного графика можно изменить. Доступные к выводу частотные характеристики: АЧХ+ФЧХ, АЧХ, ФЧХ, групповая задержка, фазовая задержка; временные характеристики: импульсная характеристика, переходная характеристика; карта нулей и полюсов. Также можно задать нужное количество одновременно отображаемых графиков от 1 до 6.

С помощью левой кнопки мыши можно выделить часть графика для масштабирования и установить маркер (рисунок 2). С помощью нажатия на среднюю кнопку мыши (СКМ, колесико мыши) можно перемещать сформированный график, а с помощью прокручивания СКМ можно менять масштаб графика по горизонтальной, вертикальной или обеим осям, в зависимости от выставленного параметра.

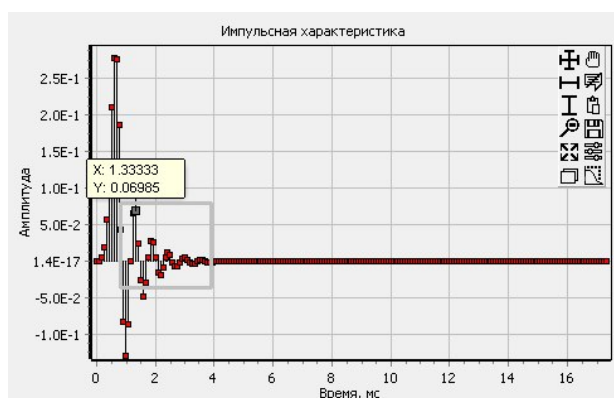


Рисунок 2 – Установленный маркер и область масштабирования

Для каждого графика существует панель с набором кнопок управления. В набор входят кнопки, представленные в таблице 2.

Таблица 2. Кнопки управления графиками

Пикто-грамма	Название кнопки	Пикто-грамма	Название кнопки
	Масштабирование области		Смещение графика по координатным осям
	Горизонтальное масштабирование		Удалить все маркеры
	Вертикальное масштабирование		Копирование изображения в буфер обмена
	Отмена шага масштабирования		Сохранить график как графический файл
	Сброс масштабирования		Параметры графика
	Развернуть график на всю рабочую область		Отображать спецификацию на графике

Есть возможность сохранять изображение, а также копировать его в буфер обмена. Доступно изменение некоторых параметров выбранного графика.

Заключение

В данном докладе приведено общее описание разработанного приложения для проектирования цифровых фильтров в среде SimInTech. Более подробное описание

возможностей приложения для проектирования цифровых фильтров в среде SimInTech приведено в статье «Введение в проектирование и анализ цифровых фильтров в среде SimInTech», вышедшей в № 4 журнала Цифровая обработка сигналов в 2023 г. [4].

Также в августе 2023 г. выпущено учебное пособие «Цифровая обработка сигналов» [5], содержащее теорию и практические задания с примерами выполнения. Данное учебное пособие предназначено для подготовки бакалавров по направлениям 11.03.01 «Радиотехника» и 11.03.02 «Инфокоммуникационные технологии и системы связи», инженеров по специальности 12.05.01 «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения» и магистров по направлению 09.04.04 «Программная инженерия».

В учебном пособии изложены общие принципы цифровой обработки сигналов. Основное внимание уделено проектированию цифровых фильтров в классе КИХ- и БИХ-цепей в среде SimInTech. Приводятся теоретические сведения, касающиеся характеристик фильтров, и подробные примеры их проектирования. Описывается анализ их характеристик и выбор методов построения фильтров для дальнейшей реализации. Рассматриваются инструменты моделирования прохождения сигналов через цифровые фильтры в среде SimInTech.

В учебном пособии присутствуют примеры практических заданий и выводы к ним, а также задания и контрольные вопросы, которые должны закрепить у обучающихся связь теории с практикой.

Возможности приложения будут расширяться. На следующем этапе планируется добавление в приложения функционала по редактированию характеристик фильтров с помощью изменения положения нулей и полюсов на карте нулей и полюсов, а также добавление возможности синтеза аналоговых фильтров.

Помимо данного приложения для предприятий, занимающихся разработкой средств связи, может также представлять интерес библиотека «Цифровая связь», созданная ООО «Лаборатория Сфера» для среды SimInTech, с помощью которой возможно осуществлять проектирование различных беспроводных средств связи и вещания в данной среде.

Литература

1. Официальный сайт ООО «Лаборатория Сфера»: [сайт]. URL: <https://labsphera.ru/>.
2. Страница кафедры Телекоммуникаций и основ радиотехники РГРТУ на официальном сайте ФГБОУ ВО «РГРТУ»: [сайт]. URL: <https://rsreu.ru/faculties/frt/kafedri/tor/>.
3. Среда динамического моделирования SimInTech: [сайт]. URL: <https://simintech.ru/>.
4. В.В. Витязев, В.А. Волченков, А.А. Овинников, Е.А. Лихобабин. Введение в проектирование и анализ цифровых фильтров в среде SimInTech // Цифровая обработка сигналов. 2023. №4. С. 79-84.
5. Цифровая обработка сигналов. Учебное пособие для вузов / В.В. Витязев, В.А. Волченков, А.А. Овинников и др. – М.: Горячая линия – Телеком, 2023. – 188 с.: ил.

ABOUT THE DESIGN AND ANALYSIS OF DIGITAL FILTERS IN THE SIMINTECH ENVIRONMENT

Vityazev V.V.¹, Volchenkov V.A.¹, Ovinnikov A.A.¹, Likhobabin E.A.²

¹The Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin

²Laboratory Sphere LLC

This article describes an application for the design and analysis of digital filters developed for the SimInTech modeling environment. The application displays the theoretical specification of the designed filter and allows you to design filters with finite impulse response (FIR) and infinite impulse response (IIR), build all the necessary characteristics: magnitude response, phase response, group delay response, phase delay, impulse response, step response, pole/zero plot, as well as filter coefficients. Additional features of the proposed product for working with graphs are described.

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЛАЧНЫХ СПУТНИКОВЫХ СНИМКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА NDVI

студ. Алхажа Омран М.А.¹, студ. Александрова А.А.¹, студ. Хутраев Х.М.¹, студ. Супрун А.Ю.¹,
студ. Шентелева К.И.¹, студ. Батранков М.Д.¹, доц. Андриянов Н.А.¹

¹ Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Статья посвящена методам сбора и предварительной обработки данных со спутника Sentinel. Подготовлена база изображений территории Краснодарского края с безоблачными снимками и снимками, искаженными помехами в виде облаков. На основе подготовленного датасета разработаны модели глубокого трансферного обучения для классификации снимков. Доля верных распознаваний достигла 98%, что позволяет говорить о высокой точности обработки. Предложено использовать алгоритм классификации для фильтрации данных с целью построения временных рядов вегетативности NDVI.

Введение

Сельское хозяйство является одной из ключевых отраслей мировой экономики, которая обеспечивает население пищей и сырьем. Человечество бурно внедряет информационные технологии во все сферы деятельности, в том числе и в сельское хозяйство [1–3]. В данной отрасли это необходимо для стабилизации и увеличения производительности продукции. Этого можно добиться, используя анализ плодородности почв при помощи спутников и беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Для анализа спутниковых снимков применяются специализированные системы, способные обнаруживать пожары, вырубki и другие важные явления [4, 5]. Традиционно использовались фильтры на базе математических моделей [6, 7]. Однако большой проблемой является наличие облачности на спутниковых снимках. В случае анализа плодородности почвы и выявления скорости растительности такие снимки являются прямой помехой, поскольку с таких снимков получают неверные значения индекса вегетативности NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Целью данной научно-исследовательской работы является разработка нейросети, способной получать снимки NDVI, сделанные с БПЛА и спутников с учетом фильтрации помех в виде облачных снимков. Следует отметить, что в данном контексте под фильтрацией подразумевается прореживание снимков и выбор для дальнейшей обработки только таких, на которых достаточно низкая облачность. Следовательно, предлагаемые методы можно рассматривать как элемент предобработки перед непосредственным анализом NDVI. Такой подход поможет улучшить мониторинг растительного покрова, а также обеспечит выявление изменений в росте растений, определение зоны стресса растений. Кроме того, это обеспечит принятие более информированных решений в области сельского хозяйства, лесного хозяйства и экологии, а БПЛА могут использоваться в данной концепции для фиксации более точных данных конкретной территории, а также устранять ряд некоторых проблем, например таких, как удобрение почвы, полив и другие.

Анализ литературы также показал, что исследователи публикуют работы, направленные на разработку методов анализа снимков NDVI с использованием нейросетей и других техник машинного обучения для достижения указанных целей. В частности, авторы [8] представляют обзор современных методов глубокого обучения для анализа данных дистанционного зондирования Земли из космоса. Внутри исследования авторы описывают различные архитектуры нейронных сетей, применяемые для анализа таких данных и, конечно, приводят примеры их успешного использования. Особое внимание уделяется технологиям детекции на базе сверточных нейронных сетей. Также в этой работе встречается анализ снимков NDVI.

В статье [9] авторы фокусируются на применении глубокого обучения нейросети для обнаружения и анализа растительности на изображениях. В [9] проанализированы различные методы и подходы к обработке и классификации таких данных. Снимки NDVI также присутствуют в данной работе. В настоящей статье предложена классификация спутниковых снимков с целью исключения облачных снимков из расчета NDVI.

Материалы и методы

В рамках настоящего исследования используются спутники с группировки летательных аппаратов Sentinel-2. Это семейство спутников дистанционного зондирования Земли

Европейского космического агентства, созданное в рамках проекта глобального мониторинга окружающей среды и безопасности «Коперник».

Sentinel-2 имеет несколько преимуществ: многопиксельная камера, высокая частота съемки, широкий спектр датчиков, бесплатный доступ к данным.

С помощью бесплатного доступа к данным Sentinel-2 можно получать изображения в различных 14 слоях частотного диапазона, включая специализированные внутренние диапазоны. При этом для расчета индекса вегетативности может быть использована следующая формула:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (1)$$

где *NIR* – изображение, полученное путем отражения в ближнем инфракрасном спектре, а *RED* – изображение, полученное путем отражения в красном диапазоне спектра.

На рисунке 1 представлен пример спутникового снимка в привычном для нас оптическом диапазоне, а также расчет нормализованного индекса вегетативности NDVI.

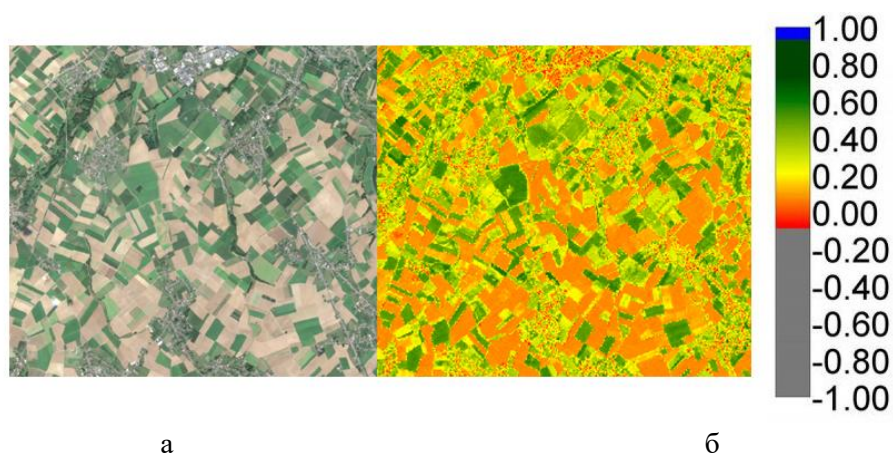


Рисунок 1 – Пример построения карт NDVI: (а) – спутниковый снимок в оптическом диапазоне, (б) – карта NDVI со шкалой вегетативного индекса

Анализ показанного рисунка позволяет сделать вывод, что в плане географических координат происходит полная привязка изображений во всех слоях, плюс в расчетном индексе NDVI. Кроме того, снимок справа имеет яркую цветовую гамму, цвета на которой получены переводом числового значения индекса NDVI в цвет в соответствии со шкалой справа. Здесь можно заметить преобладание зеленого, желтого и оранжевого цветов. При этом зонам с растительностью соответствуют самые зеленые места на карте NDVI, для которых индекс превышает по значению 0,5.

Следует отметить, что диапазон значений NDVI варьируется от -1 до +1. Если нет зеленых листьев, значение равно нулю. При анализе снимков Sentinel-2 для расчета индекса вегетационного покрова (NDVI) следует учитывать дополнительные искажения, такие как облачность, атмосферные влияния, геометрическая коррекция. Из всех перечисленных выше аспектов в написании данной научной работы мы будем более подробно рассматривать именно облачность.

Функционал Sentinel-2 позволяет при формировании запросов указывать долю облачности на изображениях. Тем не менее, такие возможности присутствуют не для всех спутников. Таким образом, чтобы подготовить обучающий набор данных достаточно использовать встроенную в запрос фильтрацию. Она работает по пороговому значению.

Например, мы выбираем интересующий нас прямоугольник – поле в формате bounding box с шириной и длиной. Затем вводим диапазон дат, для которых мы загружаем изображения. Будем использовать данные в диапазоне с 2016 года и по настоящее время для полей, находящихся на территории Краснодарского края Российской Федерации. Наконец, устанавливаем порог для параметра облачности (cloudy). В рамках подготовки обучающих данных, будем выбирать для класса «зашумленные снимки» такие изображения, где порог

облачности превышает 70%, а для класса «нормальных снимков» будем использовать порог 30% и выбирать соответственно все снимки, где показатель cloudy ниже данного порога.

На рисунке 2 показаны примеры изображений из разных классов: сверху – облачные, снизу – нормальные.

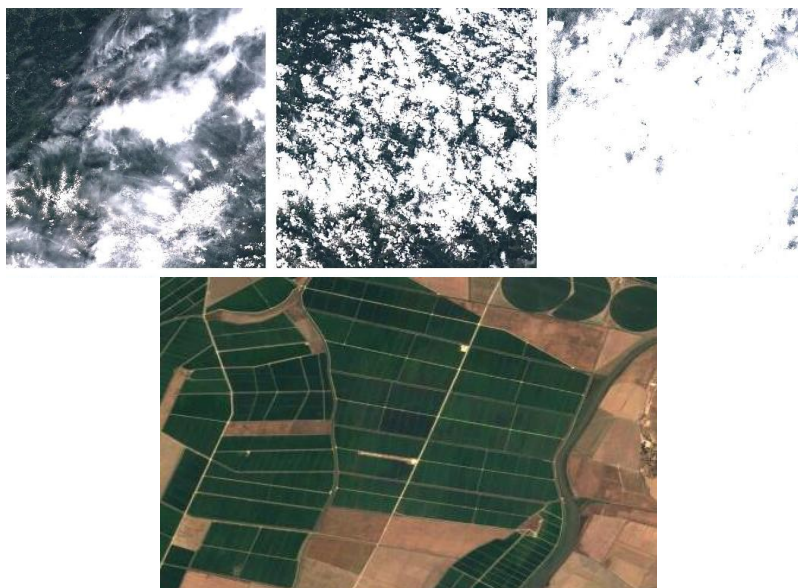


Рисунок 2 – Пример обучающих данных

На основе ряда запросов была подготовлена обучающая выборка, содержащая 284 изображения, из которых 162 снимка без облачности, 122 – с облачностью. В тестовой выборке подготовлено по 36 изображений каждого класса. Поскольку работа идет с изображениями для исследования были выбраны технологии сверточных нейронных сетей [10] и модели классического машинного обучения [11].

Результаты и обсуждение

Тестовый датасет содержит 72 снимка и является сбалансированным, поэтому в качестве основной метрики для сравнения была выбрана доля верных распознаваний (accuarcy).

Результаты сравнения различных моделей приведены в таблице 1.

Таблица 1. Оценка эффективности алгоритма классификации

Модель	Accuracy
VGG-19	97,2
ResNet-50	94,4
Случайный лес	87,5
Дерево решений	75,0
Машина опорных векторов	72,2

Анализ представленных результатов показывает, что модели на базе сверточных сетей работают гораздо точнее. Лучшие метрики обеспечивает модель VGG-19.

Таким образом, полученные в результате фильтрации снимки могут быть использованы для извлечения данных NDVI. Например, если брать все снимки, то можно получить такой временной ряд [0,69; 0,64; 0,25; 0,58 0,25], где значение 0,25 соответствует облачности. Предобработка позволит сразу получить адекватный ряд NDVI [0,69; 0,64; 0,58].

Заключение

В статье предложено использовать предварительную обработку спутниковых снимков с целью фильтрации облачных изображений. Были предложены подходы на базе глубокого

обучения, обеспечившие высокий результат при распознавании снимков с облачностью. Предложенный подход позволит получать адекватные последовательности данных по вегетативному индексу. Методы предложенные в работе обеспечат адекватный сбор значений NDVI во времени, поскольку в них не будут попадать шумовые данные с облачных снимков.

Литература

1. Kutryev A., Andriyanov N. Apple Flower Recognition Using Convolutional Neural Networks with Transfer Learning and Data Augmentation Technique // E3S Web of Conferences 493, 01006 (2024) p. 1-8, doi: 10.1051/e3sconf/202449301006
2. Andriyanov, N. Development of Apple Detection System and Reinforcement Learning for Apple Manipulator. Electronics 2023, 12, 727. <https://doi.org/10.3390/electronics12030727>
3. Воробьева, Н.С. Информационная технология раннего распознавания видов сельскохозяйственных культур по космическим снимкам / Н.С. Воробьева, В.В. Сергеев, А.В. Чернов // Компьютерная оптика. – 2016. – Т. 40, № 6. – С. 929-938. – DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-6-929-938.
4. Крюкова М.С., Фахми Ш.С. Сегментация полутоновых изображений лесных пожаров на основе дисперсионного анализа // Научно-аналитический журнал «Вестник Санкт Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России», 2019, №3, С. 103-111.
5. Н.А. Андриянов, К.К. Васильев, В.Е. Дементьев Обнаружение аномалий на пространственно-неоднородных многозональных изображениях // Сборник трудов III международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2017) - Самара: Новая техника, 2017. - С. 529-534.
6. N.A. Andriyanov, K.K. Vasiliev Optimal filtering of multidimensional random fields generated by autoregressions with multiple roots of characteristic equations // CEUR Workshop Proceedings, 2019, Vol. 2391, p. 1-7
7. Andriyanov, N. A., Vasil'ev, K. K., Dement'ev, V. E. Investigation of filtering and object detection algorithms for a multizone image sequence // Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XLII-2/W12, 7–10, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W12-7-2019>, 2019.
8. Z. Liangei, Z. Lefei, D. Bo Deep Learning for Remote Sensing Data // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2016, v. 5, p. 23-40.
9. Ayhan, B., Kwan, C., Budavari, B., Kwan, L., Lu, Y., Perez, D., Li, J., Skarlatos, D., & Vlachos, M. (2020). Vegetation detection using deep learning and conventional methods. Remote Sensing, 12(15), 23 pp. Article 2502. <https://doi.org/10.3390/rs12152502>
10. Н.А. Андриянов, В.Е. Дементьев, А.Г. Ташлинский Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана–Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей EfficientDet // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46, № 1. – С. 139-159. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922.
11. W. Liu, J. Zhang and Y. Zhao, "A Comparison of Deep Learning and Traditional Machine Learning Approaches in Detecting Cognitive Impairment Using MRI Scans," 2022 IEEE 46th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC), Los Alamitos, CA, USA, 2022, pp. 998-1001, doi: 10.1109/COMPSAC54236.2022.00154.

RECOGNIZING CLOUD SATELLITE IMAGES USING DEEP LEARNING FOR NDVI ANALYSIS

Alhaja Omran M.A.¹, Alexandrova A.A.¹, Khutraev H.M.¹, Suprun A.Y.¹, Shenteleva K.I.¹,
Batrankov M.D.¹, Andriyanov N.A.¹

¹ Financial University under the Government of the Russian Federation

The article is devoted to the methods of data acquisition and preliminary processing from Sentinel satellite. A database of images of the Krasnodar Territory territory with cloud-free images and images distorted by cloud interference was prepared. Based on the prepared dataset, deep transfer learning models for image classification were developed. The share of correct recognitions reached 98%, which allows us to speak about high accuracy of processing. It is proposed to use the classification algorithm for data filtering in order to construct time series of NDVI.

РАСПОЗНАВАНИЕ КОРАБЛЕЙ НА СПУТНИКОВЫХ СНИМКАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

студ. Сапожников М. М.¹, студ. Чудасов М. С.¹, студ. Шевкунов Д. А.¹, студ. Маликов Д. В.¹,
студ. Силина А. Ю.¹, студ. Обухов И. Р.¹, студ. Оюунбилэг А.¹, студ. Ермаков В.М.¹,
доц. Андриянов Н.А.¹

¹ Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Статья посвящена исследованию методов сегментации малоразмерных кораблей на спутниковых снимках. Выполняется сравнение различных архитектур нейронных сетей. Обучены сверточные нейронные сети на базе архитектур DeepLab и YOLO. Оценка качества выполнена по коэффициенту Дайса и показала хорошие результаты модели YOLO. Для обучения использован датасет соревнований Kaggle. Сегментация выбрана в качестве ключевой задачи, поскольку размеры кораблей достаточно малы, а такой подход позволяет более точное позиционирование судов по сравнению с обычным детектором, однако требует больше вычислений.

Введение

В настоящее время с ростом вычислительной мощности и сложности систем искусственного интеллекта все более широкое применение получают нейросетевые методы работы со спутниковыми изображениями [1, 2], в отличие от популярных ранее подходов на основе математических моделей [3]. Одной из популярных тематик в данной области является задача распознавания кораблей на спутниковых снимках [4]. В современном мире использование методов глубокого обучения для распознавания кораблей на спутниковых снимках становится все более релевантным. С постоянным увеличением объема данных и доступностью спутниковых изображений наш мир становится более прозрачным, требуя более эффективных методов анализа и обработки информации. Основной сложностью является то, что такие объекты, как правило, являются малоразмерными на спутниковых изображениях, и на снимках с низким разрешением качество решения задачи обнаружения может сильно снижаться.

Тем не менее, первоначально использовалась модель для детектирования кораблей, поскольку ее обучение было проще. В работе [5] Поточник разработал приложение искусственного интеллекта, в основу которого вошел принцип работы, использующий глубокую нейронную сеть YOLO. Целью приложения являлось применение набора доступных изображений для создания детектора кораблей с использованием методов глубокого и трансферного обучения. После завершения обучения, детектор мог точно обнаруживать и локализовывать корабли на новых изображениях, с которыми он не был знаком ранее. Были получены достаточно хорошие результаты на обучающей выборке, однако на тестовой результаты модели были существенно ниже. Это связано с тем, что в обучающей выборке было всего 100 изображений, чего недостаточно для моделей глубокого обучения.

Интересный подход к задаче детекции объектов в виде сегментации, например, был предложен в статье [6], где авторы локализируют местоположения дефектов на металлических изделиях. При этом результаты при использовании трансформерных моделей имеют высокие метрики, однако значительно уступают алгоритмам на основе сверточных нейронных сетей по производительности. Таким образом, в настоящей работе также будет применен подход с использованием нейросетевых алгоритмов сегментации для распознавания кораблей на спутниковых снимках.

Материалы и методы

В рамках проводимого исследования использован датасет с платформы Kaggle [7]. Датасет содержит три вида спутниковых изображений: изображение акватории с наличием кораблей, изображение акватории без кораблей, изображения суши. Датасет состоит из 10000 изображений, в том числе 7000 в обучающей выборке, 1500 в валидационной и 1500 в тестовой.

В работе используется обучение моделей DeepLabv3 и YOLOv8. Архитектура DeepLab хорошо зарекомендовала себя в задачах сегментации [8], а архитектура YOLO является одной из наиболее популярных моделей компьютерного зрения в наше время [9]. Основу сети DeepLab составляют слои свертки, также среди которых можно выделить атрофные свертки,

необходимые для увеличения поля зрения модели. Ключевым компонентом архитектуры является ASPP, который обеспечивает инвариантность к масштабам объектов, что важно в рассматриваемой задаче. Наконец, заключительный элемент – это декодер, который восстанавливает по признакам маски изображений. Архитектура DeepLab представлена на рисунке 1.

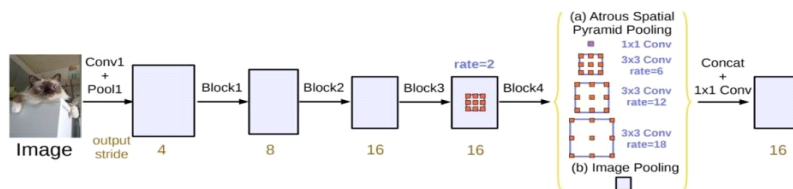


Рисунок 1 – Модель DeepLab [10]

В целом, архитектура DeepLab сочетает в себе передовые методы сверточных нейронных сетей и специализированные техники для достижения высокой точности и эффективности в задачах сегментации изображений.

Алгоритм YOLO принимает изображение в качестве входных данных, а затем использует простую глубокую сверточную нейронную сеть для обнаружения объектов на изображении. Начиная с восьмой версии модель YOLO позволяет также обучение под задачи сегментации изображений. Основным преимуществом YOLO является ее высокая скорость работы.

Традиционно YOLO разбивает входное изображение на сетку размера $S \times S$. Если центр объекта попадает в ячейку сетки, эта ячейка сетки отвечает за обнаружение этого объекта. Каждая ячейка сетки предсказывает B ограничивающих прямоугольников и баллы достоверности для этих прямоугольников. Эти баллы достоверности отражают, насколько модель уверена в том, что прямоугольник содержит объект, и насколько точным, по ее мнению, является предсказанный прямоугольник. Одним из ключевых методов, используемых в моделях YOLO, является так называемое «не максимальное подавление» или Non-Maximum Suppression (NMS). Это этап постобработки, который используется для повышения точности и эффективности обнаружения объектов. При обнаружении объектов для одного объекта на изображении обычно генерируется несколько ограничивающих рамок. Эти ограничивающие рамки могут перекрываться или располагаться в разных положениях, но все они представляют один и тот же объект. NMS используется для идентификации и удаления избыточных или неправильных ограничивающих рамок и для вывода отдельной ограничивающей рамки для каждого объекта на изображении. На рисунке 2 представлена архитектура модели YOLO.

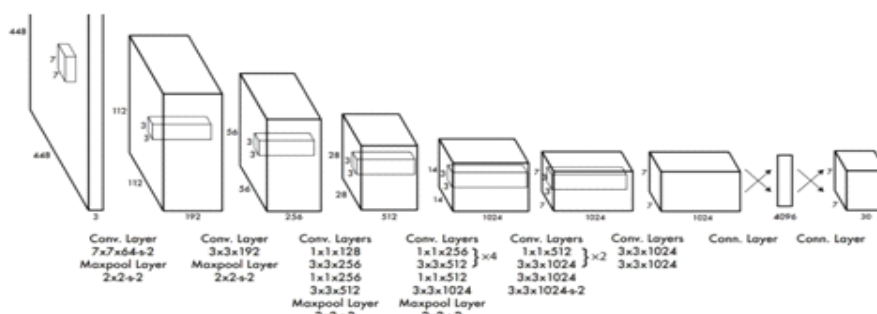


Рисунок 2 – Модель YOLO [11]

Таким образом, были выбраны две альтернативные модели, для которых далее проводилось обучение со стандартными гиперпараметрами.

Результаты и обсуждение

Для эффективной оценки решения задачи сегментации была выбрана метрика Dice Score, поскольку она более объективно оценивает решение задачи сегментации, чем попиксельная Ассигасу. Она может быть рассчитана по следующей формуле:

$$DSC = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}, \quad (1)$$

где X – область, образуемая всеми пикселями объекта интереса в обучающей разметке; Y – область, образуемая всеми пикселями объекта интереса в прогнозе модели; $|\dots|$ – оператор подсчета количества пикселей в области, \cap – оператор пересечения для областей (множеств пикселей).

С помощью модели DeepLab, на основе спутниковых снимков и масок к ним, мы получили предсказания с метрикой $DSC = 71\%$, при этом средняя точность mAP [1] составила 53% . С помощью модели YOLO мы получили маски со средней точностью 57% и $DSC = 76,3\%$.

На рисунках 3а и 3б представлены результаты сегментации с помощью моделей DeepLab и YOLO соответственно.

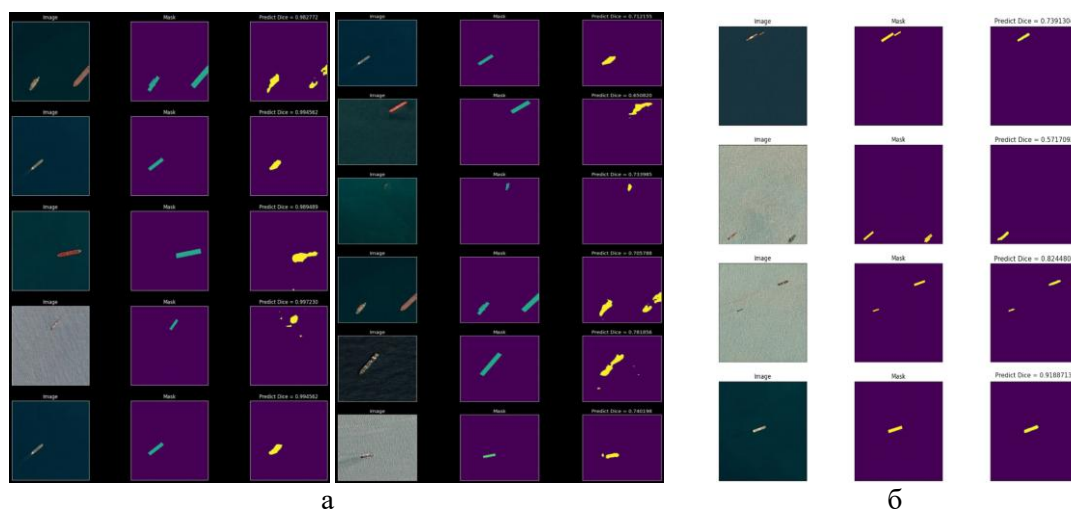


Рисунок 3 – Результат обработки (сегментации)

Таким образом, видим, что модели распознают корабли достаточно адекватно. При этом архитектура YOLOv8 имеет чуть более высокие метрики, что делает ее более перспективной для использования при решении задачи обнаружения кораблей на спутниковых снимках.

Заключение

В данной работе был получен результат, демонстрирующий преимущество архитектуры YOLO по сравнению с DeepLab в решении задач сегментации изображений при анализе спутниковых снимков с кораблями. Более того, архитектура YOLO позволяет разные модели в зависимости от количества параметров и может быть оптимизирована для более быстрого решения данной задачи.

Для будущих исследований рассмотрим следующие направления:

- 1) Модификация данных может улучшить результаты сегментации изображений. Снимки, могут быть сгенерированы с помощью моделей искусственного интеллекта [12].
- 2) Аугментация изображений [13] для получения большей точности на тестовых данных.
- 3) Тонкая настройка гиперпараметров может улучшить результаты сегментации изображений.
- 4) Добавление в сравнение модели SAM и её обучение на этом же датасете.

Литература

1. Н.А. Андриянов, В.Е. Дементьев, А.Г. Ташлинский Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана–Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей EfficientDet // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46, № 1. – С. 139-159. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922

2. Guo X., Hou B., Wu Z., Ren B., Wang S., Jiao L. Prob-POS: A Framework for Improving Visual Explanations from Convolutional Neural Networks for Remote Sensing Image Classification. // Remote Sens. 2022, 14, 3042. <https://doi.org/10.3390/rs14133042>
3. Н. А. Андриянов, Ю. Н. Гаврилина Исследование алгоритма обнаружения детерминированных аномалий на сложных изображениях с помощью дважды стохастической модели // Ural Radio Engineering Journal. — 2020. — Vol. 4, No. 1. — P. 18–32.
4. В.А. Вялов, А.Ю. Андреев Использование сверточных нейронных сетей для распознавания оптических изображений кораблей //Труды Крыловского государственного научного центра, no. 3 (393), 2020, С. 91-96.
5. Л. Мартинес Молера Обнаружение кораблей на спутниковых снимках по модели YOLO v2 // Электронный ресурс. - URL: <https://questu.ru/articles/561251/?ysclid=lshu2d8a58364837783?> дата обращения 15.02.2024
6. Н.А. Андриянов, А.А. Волненко, В.Е. Дементьев Мониторинг состояния металлических изделий на основе систем компьютерного зрения // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2023. Т. 25. № 5. С. 50-57.
7. Набор изображений // Электронный ресурс. – URL: <https://www.kaggle.com/c/airbus-ship-detection>, дата обращения: 12.02.2024.
8. Andriyanov, N., Dementiev, V., Suetin, M. (2023). Neural Networks Combinations for Detecting and Highlighting Defects in Steel and Reinforced Concrete Products // In: Czarnowski, I., Howlett, R., Jain, L.C. (eds) Intelligent Decision Technologies. KESIDT 2023. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 352. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-2969-6_26.
9. Terven J., Córdova-Esparza D.-M., Romero-González J.-A. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS // Mach. Learn. Knowl. Extr. 2023, 5, 1680-1716. <https://doi.org/10.3390/make5040083>
10. Deeplab Guide // Электронный ресурс. – URL: https://learnopencv.com/deeplabv3-ultimate-guide/?trk=public_post_comment-text, дата обращения 07.03.2024.
11. Koylu C., Zhao C., Shao W. Deep Neural Networks and Kernel Density Estimation for Detecting Human Activity Patterns from Geo-Tagged Images: A Case Study of Birdwatching on Flickr // ISPRS Int. J. Geo-Inf. 2019, 8, 45.
12. Н.А. Андриянов, Я.В. Куличенко Применение генеративных моделей изображений для аугментирования данных обучения детектора лиц // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — М.: Радиотехника, 2023. — Т. 25, № 5. — С. 7–15.
13. V. E. Dementyiev, N. A. Andriyanov and K. K. Vasilyev, "Use of Images Augmentation and Implementation of Doubly Stochastic Models for Improving Accuracy of Recognition Algorithms Based on Convolutional Neural Networks," 2020 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO), Svetlogorsk, Russia, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/SYNCHROINFO49631.2020.9166000.

SHIP RECOGNITION ON SATELLITE IMAGES USING DEEP LEARNING METHODS

Sapozhnikov M. M.¹, Chudasov M. S.¹, Shevkunov D. A.¹, Malikov D. V.¹, Silina A. Yu.¹,
Obukhov I. R.¹, Oyunbileg A.¹, Ermakov V.M.¹, Andriyanov N.A.¹

¹ Financial University under the Government of the Russian Federation

The article is devoted to the study of methods for segmentation of small-sized ships on satellite images. Different neural network architectures are compared. The convolutional neural networks based on DeepLab and YOLO architectures are trained. Quality assessment is performed on Dice coefficient and showed good results of YOLO model. Kaggle competition dataset was used for training. Segmentation is chosen as a key task because the size of ships is small enough and this approach allows more accurate positioning of ships compared to a conventional detector, but requires more computation.

АНСАМБЛИРОВАНИЕ МЕТРИК КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ КОРРЕЛЯЦИИ С ЭКСПЕРТНЫМИ ОЦЕНКАМИ

асп. Бордюжа В., проф. Умняшкин С.В.

Национальный исследовательский университет «МИЭТ»

Все метрики оценки качества изображений обладают своими достоинствами и недостатками. Часть из них прекрасно справляется с задачей оценки качества искусственно искажённых изображений, другая часть лучше работает на реальных искажённых изображениях. Для преодоления недостатков и усиления достоинств метрик качества изображений, мы предлагаем использовать методы ансамблирования. В работе рассматриваются два основных подхода к созданию ансамблей: стекинг, где в качестве мета-модели выступает линейная регрессия, и бустинг, в реализациях AdaBoost и CatBoost. В качестве базовых признаков выступают предсказания от алгоритмов BRISQUE, NIQE, NIMA, DBCNN, PaQ-2-PiQ и HyperIQA. Все ансамбли обучались на наборе данных PieAPP, в котором исходные метки качества заменены на предсказания алгоритма TOPIQ. Результаты экспериментов показали, что методы ансамблирования позволяют улучшить показатели коэффициентов корреляции с экспертными оценками для наборов данных LIVEC, CSIQ и TID2013. Линейная регрессия, несмотря на свою простоту, превосходит AdaBoost и CatBoost, то есть лучше справляется с задачей ансамблирования метрик качества изображений.

Введение

В различных приложениях цифровой обработки изображений и компьютерного зрения одним из важных вопросов является измерение величины искажения изображения при сравнении с оригиналом (эталоном), учитывающее особенности человеческого визуального восприятия.

Из-за разнообразия искажений и вариативности содержания, задача оценки качества для искаженных изображений, полученных в условиях реальной съёмки, до сих пор не решена. Ни подходы, основанные на ручной обработке признаков, ни малослойные сети, которые хорошо решают задачу оценки качества для синтетических данных, не могут справиться с реальными искажениями. Это указывает на то, что низкоуровневые признаки недостаточно эффективно описывают сложные искажения, которые возникают в реальной практике. Предпринимаются попытки использовать семантические признаки в качестве дескрипторов: глубокие модели, предварительно обученные на задачах классификации, используются для предсказания искажений в реальных условиях [1]. При этом предполагается, что искажения присутствуют в фотографических классификационных базах данных, таких как ImageNet [2], и эти предварительно обученные признаки уже в некоторой степени учитывают качество.

Однако, существуют как минимум две проблемы, которые возникают, если применять нейросетевые архитектуры, изначально предназначенные для распознавания объектов, к задаче оценки качества изображений. Во-первых, для построения распознавателя современные глубокие модели чаще всего обучаются извлекать только глобальные признаки. Игнорирование локальных особенностей может привести к несоответствию между прогнозируемым качеством и визуальным восприятием человека, поскольку зрительная система человека чувствительна к локальным искажениям, в то время как остальная часть изображения обеспечивает достаточно хорошее качество [3]. Во-вторых, поскольку семантическое содержание реальных изображений существенно различается, то и восприятие человеком качества различных объектов тоже меняется. Как показано в [4], изображение чистого голубого неба будет считаться человеком высококачественным, в то время как большинство методов оценки качества изображений принимают его за размытое изображение из-за большой разреженной области, которую содержит изображение. По этим причинам, прямое предсказание качества изображения до предварительного распознавания его содержания не соответствует правилам восприятия мира человеком.

Таким образом, «идеальный» алгоритм оценки качества изображений должен учитывать не только глобальные признаки, а ещё и локальные.

Используемые в работе показатели качества изображений

Рассмотрим следующие безэталонные меры: BRISQUE [5], NIQE [6], NIMA [1], DBCNN [7], PaQ-2-PiQ [8], HyperIQA [9].

BRISQUE извлекает точечную статистику локальных нормализованных сигналов яркости и измеряет «естественность» изображения. Данная метрика статистически лучше работает по отношению к другим алгоритмам без эталона и лучше, чем индекс структурного подобия (SSIM, [10]).

NIQE – это полностью слепой анализатор качества изображения. Оценка качества основывается на вычислении отклонений от статических признаков естественных изображений. Построение признаков производится на наборе естественных, неискаженных изображений.

NIMA основывается на преодобученных глубоких нейронных сетях для распознавания объектов, таких как MobileNet, VGG16 и Inception-v2. Вместо предсказания оценки качества изображения авторы NIMA предлагают перейти к предсказанию распределения оценок. В работе [1] используется 10-балльная шкала оценок, а финальная оценка качества представляет собой математическое ожидание предсказанного распределения оценок.

D3CNN – глубокая нейросетевая модель, состоящая из двух сверточных нейронных сетей, каждая из которых специализируется на конкретном сценарии искажения. Для синтетических искажений нейросетевая модель дополнительно классифицирует тип и уровень искажения, используя большое количество обучающих данных. Для искажений, полученных в условиях живой съёмки, применяется модель, преодобученная на классификации изображений. Признаки двух сверточных нейронных сетей объединяются в один общий вектор для дальнейшего предсказания оценки качества изображения.

Авторы PaQ-2-PiQ подготовили собственный набор данных, содержащий 40000 изображений и порядка 120000 фрагментов, вырезанных из этих изображений, по которым производилась ручная оценка качества. Через краудсорсинг авторам удалось собрать почти 4 миллиона оценок для своего набора данных. Используя полученные метки качества изображений и фрагментов, авторы PaQ-2-PiQ обучили глубокие архитектуры нейронных сетей, которые хорошо справляются с оценкой предсказания глобального качества изображения.

Авторы HyperIQA, понимая проблему предыдущих методов оценки качества, предложили самоадаптивную структуру гибридной сети для безэталонной оценки качества изображений в естественных условиях. Улучшение достигается благодаря разделению задачи оценки качества на три этапа: понимание содержания, обучение правилам восприятия и прогнозирование качества.

Предлагаемые способы ансамблирования метрик качества изображений

Каждая из рассмотренных выше безэталонных мер обладает своими преимуществами и недостатками. Значения этих шести мер для конкретного изображения будем рассматривать как его вектор признаков (образ), по которому необходимо построить предсказание оценки качества изображения. Попробуем извлечь максимум пользы из каждой меры, для этого прибегнем к методам ансамблирования: стекингу [11] и бустингу [11].

Мы применили реализацию классического стекинга с k-fold кросс-валидацией [11], где в роли мета-модели выступала линейная регрессия. Реализация линейной регрессии была взята из библиотеки машинного обучения «Scikit-learn» [12]. Перед обучением модели линейной регрессии дополнительно проводится нормализация признаков. Качество ансамбля предсказателей напрямую зависит от природы самих алгоритмов, и тут действует простое эмпирическое правило: чем разнообразнее, тем лучше. Это соответствует нашему выбору мер качества: разные архитектуры, гипотезы, обучающие выборки.

В случае бустинга, модели не обучаются отдельно друг от друга, а каждая следующая модель исправляет ошибки предыдущей. В качестве базовых моделей обычно выступают простые случайные деревья (2–4 листа). В бустинге обычно рассматривают два подхода: градиентный бустинг и AdaBoost. Они по-разному решают одну и ту же оптимизационную задачу по поиску итоговой модели, которая представляет из себя взвешенную сумму откликов слабых распознавателей (1):

$$y_m = \sum_{i=1}^m c_i a_i, \quad (1)$$

где c_i – весовые коэффициенты, a_i – результаты оценки качества изображений базовыми моделями распознавателей, m – количество распознавателей в ансамбле.

В наших экспериментах использовалась реализация AdaBoost из библиотеки машинного обучения «Scikit-learn», в качестве имплементации алгоритма градиентного бустинга для регрессии выступала библиотека машинного обучения CatBoost [13] от компании Yandex.

Ансамбли обучаются на наборе данных PieAPP [14], состоящем из 19680 искусственно искаженных изображений. Набор искажений охватывает следующие категории:

- 1) типичные артефакты изображений (например, аддитивный гауссовский шум, зернистый шум);
- 2) искажения, учитывающие важные аспекты зрительной системы человека (например, чувствительность к контрасту);
- 3) сложные артефакты, возникающие в результате работы алгоритмов компьютерного зрения и обработки изображений (например, размытие, изменение качества, супер-разрешение, сжатие, геометрические преобразования, преобразования цвета и реконструкция)

Изначально, набор данных PieAPP использовали для обучения ранжированию [14], поэтому потребовалась модернизация разметки для решения нашей задачи. Поэтому мы прибегли к «псевдоразметке»: вместо того, чтобы размечать данные с помощью экспертов, переразметили данные алгоритмом, предсказания которого имеют высокую корреляцию с экспертными оценками. Наибольшую корреляцию с экспертными оценками показывает результат работы алгоритма TORIQ [15]. Подход авторов алгоритма TORIQ к задаче оценки качества заключается в разработке эвристической сети грубого и более точного анализа (CFANet), которая использует многомасштабные характеристики и постепенно распространяет семантическую информацию на низкоуровневые представления по принципу "сверху вниз" (рисунок 1).

Хотя алгоритм TORIQ и показывает высокую корреляцию с экспертными оценками, его вычислительная сложность существенно выше, чем у рассмотренных нами алгоритмов [1, 5, 6, 7, 8, 9]. Это обусловлено тем, что TORIQ использует вычислительно затратный механизм внимания (attention) [15] для корректировки весов признаков. Разница в скорости оценки качества одного изображения становится особенно заметна, если вычисления производятся на CPU, а не на GPU. В итоге, скорость обработки одного изображения ансамблем из 6 алгоритмов оказывается сопоставима со временем работы алгоритма TORIQ.

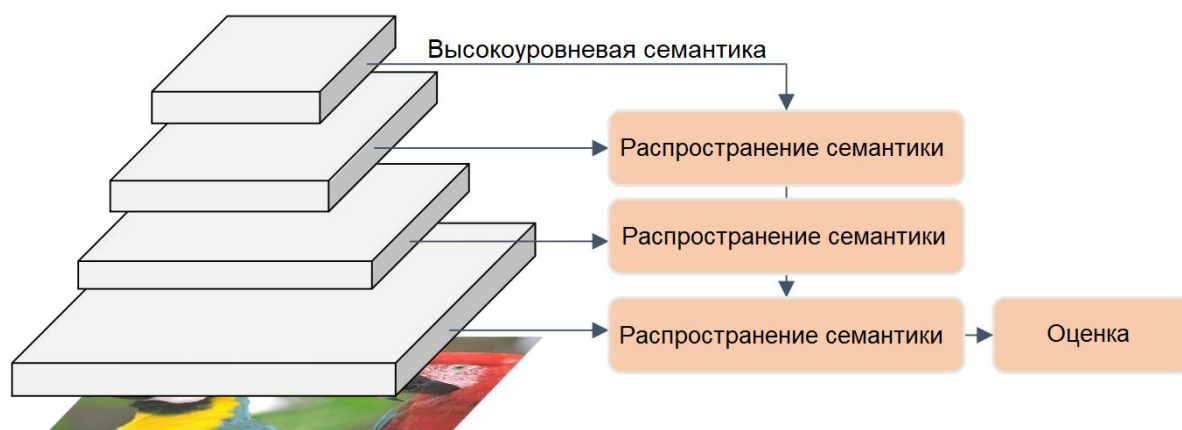


Рисунок 1 – Пирамида признаков: подход «сверху-вниз» [15]

Используемые наборы данных для оценки качества

Для оценки качества ансамблей мы использовали наборы данных LIVE Challenge (LIVEC) [16] и KonIQ-10k [17], содержащие искажения, полученные в условиях реальной съёмки.

LIVEC содержит 1162 изображения, полученных от разных фотографов и сделанных на различные модели камер, поэтому эти изображения содержат сложные искажения разных типов (смаз, расфокусировка и т.д.).

KonIQ-10k состоит из 10073 изображений, которые выбраны из большой публичной мультимедийной базы данных YFCC100m [18]. Отобранные изображения охватывают разнообразное и сбалансированное распределение качества в смысле яркости, красочности, контрастности и резкости.

Кроме баз данных реальных фотографических изображений, мы протестировали нашу модель на синтетических наборах данных LIVE [19], CSIQ [3] и TID2013 [20].

Результаты экспериментов и выводы

Результаты работы оцениваются с помощью коэффициента линейной корреляции Пирсона (PLCC), коэффициента ранговой корреляции Спирмена (SRCC) и коэффициента ранговой корреляции Кендалла (KRCC) между экспертными оценками качества изображения и результатом автоматизированного предсказания алгоритма. В отличие от остальных подходов [7, 8, 9] мы не переобучали модели под каждый набор данных (за исключением KonIQ-10k, в виду его специфичного характера).

В ходе экспериментов подбирались оптимальные параметры для методов AdaBoost и CatBoost. Для AdaBoost оптимальное количество деревьев оказалось 300, для CatBoost – 1000. В обоих случаях оптимальная глубина была равна 1, т.е. дерево решений выросло в «пень» с двумя листьями.

Результаты тестирования для коэффициента корреляции Пирсона приведены в таблице 1. Результаты, полученные на основе ранговой корреляции Спирмена и ранговой корреляции Кендалла, полностью согласуются с поведением коэффициента линейной корреляции Пирсона.

Таблица 1. Значение коэффициента линейной корреляции Пирсона экспертных оценок с результатом автоматизированного метода оценивания качества изображений

Описание	LIVEC	KonIQ-10k	LIVE	CSIQ	TID2013
Линейная регрессия	0.8263	0.8932	0.7019	0.7745	0.6381
AdaBoost	0.7725	0.8844	0.8075	0.725	0.5818
CatBoost	0.7985	0.9009	0.8194	0.7918	0.5846
BRISQUE	0.3509	0.2107	0.9659	0.7011	0.4317
NIQE	0.4801	0.3155	0.6477	0.7149	0.3669
NIMA	0.4993	0.7156	0.6048	0.6068	0.3324
DBCNN	0.7741	0.9197	0.6114	0.5735	0.5141
PaQ-2-PiQ	0.7542	0.7062	0.4588	0.6511	0.5776
HyperIQA	0.7779	0.9233	0.8493	0.7248	0.5627

Как следует из приведённых в таблице результатов, методы ансамблирования позволяют улучшить показатели коэффициентов корреляции для наборов данных LIVEC, CSIQ и TID2013. Несмотря на то, что в данной работе не проводился предварительный этап, отвечающий за создание (генерацию) признаков, CatBoost показал хорошие результаты. CatBoost в большинстве случаев превосходит по показателям AdaBoost, что ещё раз доказывает превосходство современных подходов к бустингу, а также объясняет популярность данного фреймворка среди разработчиков и исследователей, занимающихся машинным обучением.

Линейная регрессия, несмотря на свою простоту, лучше всего справляется с задачей ансамблирования метрик качества изображений методом стэкинга. Такие результаты связаны с особенностями и размером наборов данных, а также более высокими требованиями алгоритмов бустинга к тонкой настройке, количеству признаков и подбору гиперпараметров. Таким образом, самый простой и наивный подход победил более сложные, с точки зрения объёма вычислений и настройки, алгоритмы бустинга.

Предложенный метод допускает обобщение на эталонные меры качества, что в результате может увеличить корреляцию автоматизированных оценок с человеческими оценками меры качества изображений вследствие одновременного использования эталонных и безэталонных мер.

Литература

1. Talebi H., Milanfar P. NIMA: Neural image assessment // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2018. Vol. 27. No. 8. P. 3998–4011.
2. ImageNet large scale visual recognition challenge / Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., Ma S., Huang Z., Karpathy A., Khosla A., Bernstein M., Berg A. C., Fei-Fei L. // *International Journal of Computer Vision (IJCV)*. 2015. Vol. 115. No. 3. P. 211–252.
3. Larson E. Chandler D. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy // *Journal of Electronic Imaging*. 2010. Vol. 19. Iss. 1.
4. Which has better visual quality: The clear blue sky or a blurry animal? / Li D., Jiang T., Lin W., Jiang. M. // *IEEE Transactions on Multimedia*. 2019. Vol. 21. No. 5. P. 1221–1234.
5. Mittal A., Moorthy A. K., Bovik A. C. No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2012. Vol. 21. No. 12. P. 4695–4708.
6. Mittal A., Soundararajan R., Bovik A. C. Making a Completely Blind Image Quality Analyzer // *IEEE Signal Processing Letters*. 2013. Vol. 22. No. 3. P. 209–212.
7. Blind image quality assessment using a deep bilinear convolutional neural network / Zhang W., Ma K., Yan J., Deng D., Wang Z // *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2020. Vol. 30. No. 1. P. 36–47.
8. From patches to pictures (PaQ-2-PiQ): Mapping the perceptual space of picture quality / Ying Z., Niu H., Gupta P., Mahajan D., Ghadiyaram D., Bovik A. // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020. P. 3575–3585.
9. Blindly assess image quality in the wild guided by a self-adaptive hyper network / Su S., Yan Q., Zhu Y., Zhang C., Ge X., Sun J., Zhang Y. // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020. P. 3667–3676.
10. Wang Z., Bovik A. C., Simoncelli E.P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2004. Vol. 13. Iss. 4. P. 600–612.
11. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York, Springer, 2001. 533 p.
12. Scikit-learn: Machine Learning in Python // Scikit-learn [Электронный ресурс]. URL: <https://scikit-learn.org/stable> (дата обращения: 10.01.2024).
13. Catboost: unbiased boosting with categorical features / Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., Dorogush A. V., Gulin A. // *32nd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2018. P. 6638–6648.
14. PieAPP: Perceptual Image-Error Assessment through Pairwise Preference / Prashnani E., Cai H., Mostofi Y., Sen. P. // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 1808–1817.
15. TOPIQ: A Top-down Approach from Semantics to Distortions for Image Quality Assessment [Электронный ресурс] / Chen C., Mo J., Hou J., Wu H., Liao L., Sun W., Yan Q., Weisi L. // *arXiv.org*. 2023. URL: <https://arxiv.org/pdf/2308.03060.pdf> (дата обращения: 15.01.2024).
16. Ghadiyaram D., Bovik A. C. Massive online crowdsourced study of subjective and objective picture quality // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2016. Vol. 25. No. 1. P. 372–387.
17. Lin H., Hosu V., Saupé D. Koniq-10K: Towards an ecologically valid and large-scale IQA database // *arXiv.org*. 2018. URL: <https://arxiv.org/pdf/1803.08489.pdf> (дата обращения: 11.01.2024).
18. Yfcc100m: The new data in multimedia research / Thomee B., Shamma D. A., Friedland G., Elizalde B., Ni K., Poland D., Borth D., Li L.-J. // *Commun. ACM*. 2016. Vol. 59. No. 2. P. 64–73.
19. Sheikh H. R., Sabir M. F., Bovik A. C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2006. Vol. 15. No. 11. P. 3440–3451.
20. Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives / Ponomarenko N., Jin L., Jeremeiev O., Lukin V., Egiazarian K., Astola J., Vozel B., Chehdi K., Carli M., Battisti F., Kuo C.-C. J. // *Signal Processing: Image Communication*. 2015. Vol. 30. P. 57–77.

ENSEMBLING IMAGE QUALITY METRICS TO ENHANCE CORRELATION WITH EXPERT EVALUATIONS

Bordiuzha V., Umnyashkin S.V.

National Research University of Electronic Technology

All image quality assessment metrics have their particular advantages and disadvantages. Some of them perfectly perform the task of quality assessment of artificially distorted images, while the other part works better on real distorted images. To overcome the disadvantages and enhance the advantages of image quality metrics, we propose to use ensemble methods. In this paper we consider two main approaches to constructing ensemble: stacking, where linear regression acts as a metamodel, and boosting, AdaBoost and CatBoost implementation. Predictions from the BRISQUE, NIQE, NIMA, DBCNN, PaQ-2-PiQ and HyperIQA algorithms serve as basic features. All ensembles were trained on the PieAPP dataset, in which the original quality labels were replaced by the predictions from the TOPIQ algorithm. Experimental results showed that ensemble methods can increase correlation coefficients between constructed prediction and expert estimates for LIVEC, CSIQ and TID2013 datasets. If applied for stacking as a metamodel, linear regression, despite its simplicity, outperforms AdaBoost and CatBoost, i.e., it performs better in ensembling image quality metrics.

МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ДЕЙСТВИЙ ЛЮДЕЙ НА ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

доц., к.т.н. Буряченко В.В.

Сибирский государственный университет науки и технологий
имени академика М.Ф. Решетнева

В работе представлен метод классификации действий людей на основе нейронных сетей. В статье проведен обзор существующих подходов и предложен алгоритм, включающий несколько этапов. Основной идеей является формирование вектора признаков на базе анализа силуэта человека с применением технологии AlphaPose. В дальнейшем признаки подаются на вход глубокой рекуррентной нейронной сети с ячейками памяти GRU для классификации видов действий людей. Автором предложен набор данных видеопоследовательностей, содержащий более 1500 видеороликов, описывающих 7 видов деятельности, а также продемонстрирована высокая эффективность классификации, которая достигает 96%, что сравнимо с современными результатами, которые показывают глубокие нейронные сети, обученные на больших наборах данных, включающих миллионы изображений.

Введение

Распознавание действий - известная проблема в области компьютерного зрения и распознавания образов, цель которой - дать компьютеру возможность автоматически понимать действия, выполняемые людьми, взаимодействующими с окружающей средой и друг с другом [1]. Эта проблема является сложной из-за большого количества действий, выполняемых людьми, а также сильной пересекаемостью различных видов действий друг с другом. Существенной проблемой также является взаимодействие людей между собой и влияние внешних условий, таких как ракурсы камер, условия освещения, сложный фон в сцене, что значительно повышает сложность задачи.

При этом сама задача анализа деятельности людей по видеопотоку является актуальной в нескольких сферах: это медицина, где можно применять автоматическое распознавание ситуаций, таких как падения людей, сфера безопасности для которой необходимо определять расположение различных предметов и взаимодействие людей друг с другом, сфера контроля доступа в которой наиболее критичной является положение самих людей и возникает задача распознавания по лицам или походке, но при этом существенное значение приобретают технологии защиты от ложных срабатываний системы.

Обзор литературы

В качестве основного подхода в задачах анализа действий людей сейчас используют рекуррентные и сверточные нейронные сети. Авторы в работе [2] предложили схему дифференциального стробирования для нейронной сети LSTM, которая акцентирует внимание на изменении коэффициента усиления информации назвали модификацию дифференциальной рекуррентной нейронной сетью (dRNN). Эффективность предложенной модели показана на примере автоматического распознавания действий из реальных наборов данных 2D и 3D человеческих действий.

В статье [3] рассмотрена идея использования видео для распознавания действий человека и его поведения. Авторы предлагают интегрировать сверточную нейронную сеть и рекуррентную нейронную сеть с LSTM памятью для обработки видео. Сверточная сеть обрабатывает видеопоток, извлекая пространственные признаки, которые затем передаются в модуль долгосрочной и краткосрочной памяти для оценки временных признаков. Затем механизм учета внимания используется для выделения информативных признаков на карте признаков. Действия распознаются с использованием функции softmax.

Для повышения качества распознавания действий людей мы также предлагаем использовать структуру рекуррентной нейронной сети, которая включает в себя Gated Recurrent Units (GRU) [4], которые позволяют учитывать межкадровое движение, что является ключевым временным показателем. Одним из нововведений является учет признаков, основанных на особенностях походки, которую можно выделить из видеопоследовательности за счёт оценки силуэта.

В работе [5] авторы предлагают надежный высокопроизводительный метод оценки позы человека на базе глубоких нейронных сетей с вычислением пространственно-временных

характеристик. Авторы предлагают фреймворк, содержащий 3 отдельных группы сетей: Симметричная пространственная трансформирующая сеть (SSTN), параметрическая оценка позы без максимального подавления (NMS) и генератор предложений, ориентированных на позу (PGPS). Метод способен обрабатывать неточные границы изображений людей и достигает качества 76.7 mAP (1) на известном наборе данных MPII.

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AveP(i)}{N}, \quad (1)$$

где i – точность классификации для i -го изображения, N – количество изображений.

Подход, предлагаемый авторами, способен анализировать позу человека с учетом сложных ситуаций, таких как перекрытия, различное направление движения, разница в освещении в кадре и обнаруживать нескольких людей в сцене (Рис. 1).



Рис. 1. Пример построения скелетона человека с применением AlphaPose

Комбинирование подходов, позволяющих выполнить обнаружение человека, определить вид его действий и построить скелетон, может повысить эффективность классификации видов действий и идентификации человека. Наиболее эффективным подходом сейчас является использование глубоких сверточных нейронных сетей, предобученных на крупных наборах данных с видеопоследовательностями, таких как ImageNet и ActivityNet, COCO Dataset, позволяющих выполнять классификацию на 1000 и более классов активностей, и дальнейшее переобучение настроенных параметров уже на необходимые в конкретной задаче виды действий человека.

Структура рекуррентной нейронной сети для формирования вектора особенностей

В работе предлагается использовать структуру рекуррентной нейронной сети, которая включает в себя Gated Recurrent Units (GRU) [6], которые позволяют учитывать межкадровое движение, что является ключевым показателем походки. Нейронная сеть предварительно обучается на наборе данных изображений ImageNet для классификации действий, а затем переобучается на собственном наборе видеопоследовательностей, содержащих необходимые для конкретной задачи классы действий людей. Для предобучения сети была использована модель Inception-V3, в которой первый сверточный слой имеет шаг 2, затем есть четыре слоя максимального объединения с шагом 2 и слой объединения медианы размерностью 7×7 , предшествующий последнему слою линейной классификации, помимо слоев максимального объединения в параллельных начальных ветвях.

Результатом работы первой части нейронной сети является вектор особенностей, имеющий размерность 2000×40 , где 40 – количество кадров видеопоследовательности, поданных на вход сети (рис. 2).

Полученный вектор подается на вход рекуррентной нейронной сети, предназначенной для классификации вида действий (рис. 3).

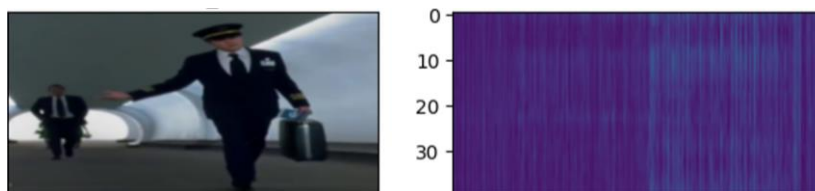


Рис. 2. Исходный кадр видеопоследовательности Walk06_007.mp4 и матрица особенностей, сформированная на выходе сети Inception-V3

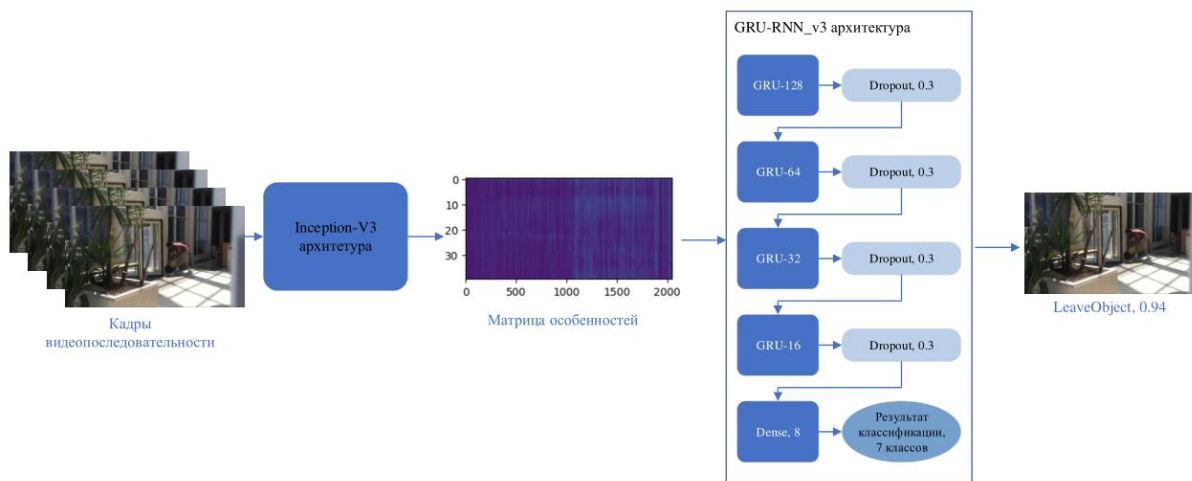


Рис. 3. Структура модели, содержащей две связанных нейронных сети Inception-V3 и рекуррентную сеть GRU-v3, для классификации походки

В процессе исследований было выполнено сравнение эффективности различных архитектур сети и параметров обучения, в том числе на этапе предобучения: сравнивалось различное количество кадров видеопоследовательности и размер матрицы особенностей. Значительное влияние оказывает способ формирования обучающей выборки, например, требуется подобрать похожее количество видеопоследовательностей по разным классам действий.

Экспериментальные исследования

Для проведения исследований использовались как известные наборы данных ActivityNet [7] и UCF-101 [8], так и был сформирован собственный набор видеопоследовательностей. Набор данных, использованный для обучения сети, включает в себя семь категорий, которые описывают различные виды деятельности: Walk (Ходьба), Run (Бег), Fall (Падение), LeaveObject (Оставление объекта), Aggressive (Агрессивный, привлекающий внимание), Dancing (Танец) и Posing (Позирование). В связи с тем, что видеофрагменты получены в реальных условиях и содержат динамические сцены с изменением угла обзора камеры, освещения, фона, а также нескольких людей на некоторых кадрах, задача классификации видов деятельности существенно усложняется. Кроме того, представленные классы имеют схожую структуру: Walk и Posing, Dancing и Aggressive состоят из типов движения, которые часто сильно коррелируют друг с другом. Наличие категорий позирования и танца позволяет оценить, насколько движения людей в этих случаях отличаются от обычных видов движения. Набор данных ActionStyles [9] включает 150-200 видеофрагментов из каждой категории. Длинные видеопоследовательности были разбиты на несколько коротких роликов продолжительностью не более 5 секунд, которых достаточно для выделения признаков походки с помощью 3D-CNN. Типичные кадры набора данных и его категории походки представлены в таблице 1.

Было протестировано несколько структур нейронных сетей с разными типами слоев и параметрами для обучения (табл. 2).

Таблица 1

Примеры видеопоследовательностей базы ActionStyles и их характеристики








Номер	Название видео	Кадр	Основной стиль	Дополнительный стиль	Длительность
1	[HOT] Top Models' Different Walking Styles on Runway.mp4		Walking		03:28
2	Running01_003.mp4		Running		00:45
3	BR1_001.mp4		Falling	Walking	00:30
4	Abandoned Object Detection.mp4		LeaveObject	Walking	00:40
5	v_IgDBDaIoNAM.mp4		Aggressive	Running	02:50
6	ValievaWednesdayDance.mp4		Dancing	Running	04:43
7	60 MODEL POSES IN 1 MINUTE.mp4		Posing		01:02

Таблица 2

Результаты экспериментов с различными структурами нейронной сети

Структура сети	Типы рекуррентных слоев	Количество параметров	50 эпох обучения		100 эпох обучения	
			Время обучения, с	Результат Top-1 классификации	Время обучения, с	Результат Top-1 классификации
GRUSmall_v0	2 GRU, 1 Dropout	26,199	44,55	90,52	54,49	86,54
LSTM_RNNv1	2 GRU, 2 LSTM, 1 Dropout	296,343	76,67	88,99	109,17	92,66
GRU_v2	4 GRU, 3 Dropout	296,343	76,19	94,50	123,40	95,72
GRU-RNN_v3	5 GRU, 4 Dropout	296,519	88,31	88,99	115,52	95,11
GRUDeep_v4	6 GRU, 1 Dropout	2,365,335	126,41	94,80	178,27	96,64
GRUDeep_v6	8 GRU, 4 Dropout	2,371,671	159,32	88,38	203,73	94,19

Эксперименты показали, что категоризация действий людей в некоторых случаях приводит к путанице между тесно связанными категориями, но использование метрики прогнозирования Top-2 может улучшить качество классификации до 92%. В связи с тем, что видеофрагменты

содержат совершенно разную структуру: люди в видеофрагментах сняты с разного расстояния, направление движения также разное, фон не имеет строгой структуры, для устранения влияния шумов и переоснащения сети во время обучения, слой исключения с коэффициентом 0,3 был добавлен после каждого рекуррентного слоя GRU.

Наилучшую точность показала структура GRUDeep_v4 (табл. 3) при обучении в течение 100 эпох (рис. 4). При этом в процессе обучения после 55-ой эпохи возникает скачок в величине ошибки на тестовом наборе данных. Это может быть связано с недостаточным объемом обучающей выборки. Дальнейшее увеличение количества эпох приводит к переобучению модели.

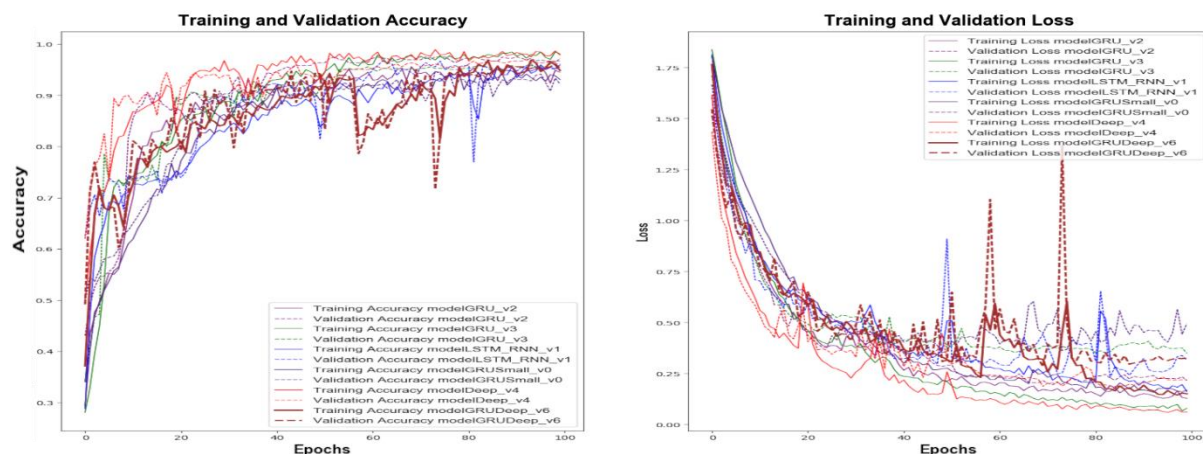


Рис. 4. Сравнение точности и ошибки обучения различных архитектур нейронных сетей по точности и классификации походки. Подробное описание архитектур нейронных сетей представлено в [9]

На рисунке 5 приведены примеры результатов классификации походки. Можно видеть, что точность обучения выше для классификации Top-2, когда сеть обнаруживает принадлежность видеопоследовательности к одному из двух классов. Это связано с неточными характеристиками действий людей и пересекающимися классами, например Dancing и Posing.

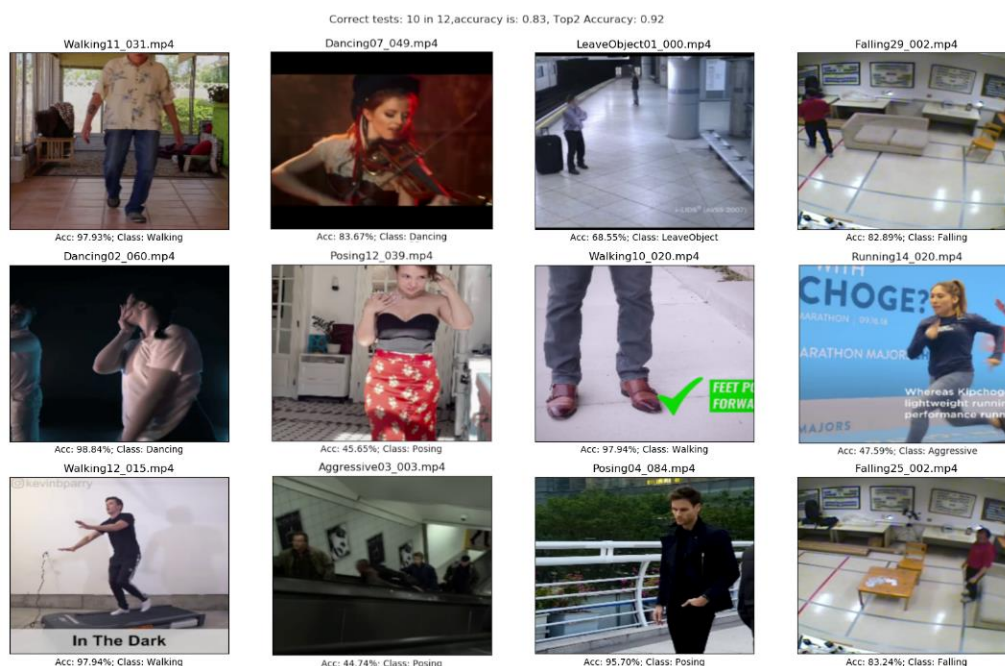


Рис. 5. Примеры результатов классификации нейронной сети GRU-RNN_V3 по семи классам действий людей. Точность классификации по всей базе видеопоследовательностей ActionStyles достигает 92% по метрике top-2 accuracy

Заключение

Таким образом, комбинация подходов, использующих глубокие сверточные нейронные сети для формирования матрицы особенностей, предварительно обученной сети для распознавания типов действий и рекуррентные сети с использованием слоев LSTM и GRU, позволяет идентифицировать классы деятельности людей с высокой точностью в сложных условиях. Разработанная модель позволяет идентифицировать классы действий людей с точностью до 96%, что является результатом, сравнимым с современными подходами, использующим большие сети, обученные на миллионах видеопоследовательностей. Также в работе представлен набор данных ActionStyles, который классифицирует различные активности людей на семь классов. Ключевым результатом можно представить предложенную модель нейронной сети GRUDeer_v4, которая предобучается для выявления вектора признаков на основе построения скелетов поз людей и позволяет выполнять классификацию видов деятельности. При этом достаточно подобрать необходимые для конкретной задачи классы действий людей, например для решения проблем в сфере безопасности, и переобучить модель для классификации на нужные классы действий.

Литература

1. Poppe. A survey on vision-based human action recognition. *Image and vision computing*, 28(6):976–990, 2010
2. V. Veeriah, N. Zhuang, G. Qi Differential Recurrent Neural Networks for Action Recognition, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, pp. 1-9.
3. C. Shiranthika, Human Activity Recognition Using CNN & LSTM, *IEEE*, 2021, pp. 1-6.
4. Fang, H., Xie, S., Taim Y., Lu, C., et. al. RMPE: Regional Multi-Person Pose Estimation, *ICCV*, 2017.
5. Favorskaya, M.N., Buryachenko, V.V. Vision-Based Walking Style Recognition in the Wild, *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 2022, 309, pp. 215–225.
6. D. Zhang, X. Dai, Y. Wang Dynamic Temporal Pyramid Network: A Closer Look at Multi-Scale Modeling for Activity Detection, *ACCV* 2018, pp. 1-16.
7. Y. Peng, Y. Zhao, J. Zhang Two-stream Collaborative Learning with Spatial-Temporal Attention for Video Classification, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017, pp. 1-14.
8. ActionStyles dataset v.180224, <https://drive.google.com/drive/folders/1Gk6Dq3YIIxjgUX4zeTRSeQ6H7IUogOE8?usp=sharing>

METHODS OF RECOGNIZING HUMAN ACTIONS ON VIDEO SEQUENCES USING RECURRENT NEURAL NETWORKS

Buryachenko V.V.

Reshetnev Siberian State University of Science and Technology

The paper presents a method of classifying people's actions based on neural networks. The paper reviews the existing approaches and proposes an algorithm that includes several stages. The main idea is to form a vector of features on the basis of human silhouette analysis using AlphaPose technology. The features are then fed to the input of a deep recurrent neural network with GRU memory cells to classify the types of human actions. The author proposed a video sequence dataset containing more than 1500 video clips describing 7 types of activities, and demonstrated high classification efficiency, which reaches 96%, which is comparable to the current results shown by deep neural networks trained on large datasets including millions of images.

ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ПРОГРАММНО-КОНФИГУРИРУЕМОГО РАДИО В КАЧЕСТВЕ БОРТОВОЙ СИСТЕМЫ СВЯЗИ АВТОНОМНОЙ МОБИЛЬНОЙ ПЛАТФОРМЫ

асп. Гурьянов Е.Д., проф. Приоров А.Л.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова, г. Ярославль, Россия

Аннотация. Представлено исследование возможности использования программно-конфигурируемого радио (SDR – англ. Soft Defined Radio) в качестве приёмо-передающей аппаратуры для имитации узла кластерной беспроводной сенсорной сети для автономных мобильных платформ. В исследовании рассматривается алгоритм декодирования принятых сообщений в приложении к многоскачковой сенсорной сети. Рассматривается возможность оснащения автономных мобильных платформ SDR приёмниками, а также дополнительные возможности, которые открывает применение программно-конфигурируемого радио в робототехнике.

Введение

Использование программно-конфигурируемого радио (ПКР или англ. SDR) [1, 2] применительно к исследовательской робототехнике открывает значительные перспективы перед исследователями. Возможность унификации связного оборудования робота с уже используемыми системами и сетями радиосвязи, проведение различных оценок радиозэфира с помощью ПО располагающегося на борту робота, приложения для перехвата управления БЛА нарушителей и т.д. В нашем исследовании рассматривается возможность использования SDR приёмника для имитации узла беспроводной сенсорной сети, что в перспективе позволит применить полученные результаты в области как построения аналога узла на базе SDR, так и в приложениях сети по обнаружению атак злоумышленников, таких как подмена трафика и перехват сообщений.

Постановка задачи

В нашем исследовании ставилась задача по приёму и декодированию сообщений, передающихся в самоорганизующейся радиосети с использованием библиотеки RF24Mesh [3] с помощью SDR приёмника. Дополнительная задача заключается в имитации сигналов узла сети с помощью того же SDR. В конечном итоге всё сводится к программной имитации узла сети с помощью ПК, а в дальнейшем микрокомпьютера типа Raspberry Pi Zero или аналогов, и платы SDR Hack RF. Параметры радиосети: частота 2,481 ГГц, скорость передачи 2 Мбит/с, мощность передатчика 1 мВт. Количество узлов в сети 3: мастер-узел, узел-приёмник, узел-передатчик. Узел-передатчик отправляет сообщения на мастер-узел и узел-приёмник, мастер-узел осуществляет пингование дочерних узлов. Эксперимент 1 заключается в исследовании возможности приёма и декодирования пакетов с помощью SDR приёмника и GNU Radio, для декодирования используется утилита из проекта Cyber Explorer [4]. Одновременно в GNU Radio ведётся запись оцифрованного эфира. Проект GNU Radio представлен на рисунке 1.

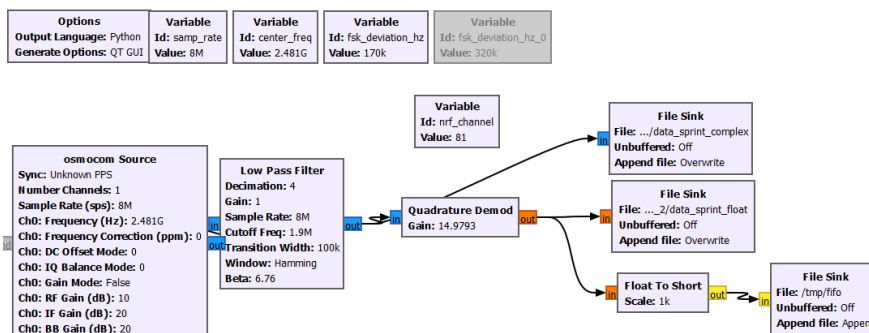


Рисунок 1. Проект приёмной части в GNU Radio

Проведение эксперимента

Эксперимент 1. Приём и декодирование сигналов самоорганизующейся сети в он-лайн режиме. На рисунке 2а представлена первая конфигурация сети, где и узел-передатчик и узел-приёмник находятся на одном уровне.

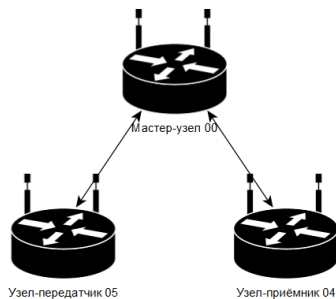


Рисунок 2а. Первая конфигурация сети

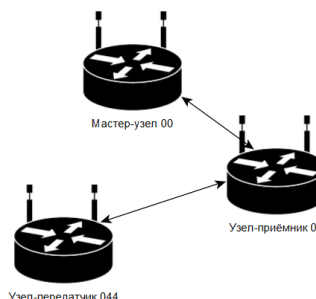


Рисунок 2б. Вторая конфигурация сети

Узел-передатчик отправляет на мастер-узел нагрузку в формате uint8 255, 0, 255, 0, 255, 0, 255, 0, что соответствует FF 00 FF 00 E1 00 FF 00 в OCT формате. Как можно видеть из рисунка 3, где изображён вывод консоли утилиты декодера, поле data соответствует первый октет - 05 - адрес отправителя, третий октет - 00 - адрес получателя, пятый октет - 93 - порядковый номер сообщения, седьмой октет - 45 - тип сообщения, который в библиотеке RF24Mesh соответствует типу E, и далее начиная с девятого октета идёт нагрузка.

```
Address: 0xCCCCCCC3 length:18, pid:3, no_ack:0, CRC:0x7BDF data:05 00 00 00 93 00 45 01 FF 00 FF 00 E1 00 FF 00 FF 00
Address: 0xCCCCCCC3 length:18, pid:0, no_ack:0, CRC:0xEF9D data:05 00 00 00 94 00 45 01 FF 00 FF 00 E1 00 FF 00 FF 00
```

Рисунок 3. Вывод консоли декодера

Эксперимент 2. Приём и декодирование сообщений в самоорганизующейся сети при передаче на два узла и изменении топологии. Нагрузка передаваемая узлом-передатчиком на узел-приёмник выглядит как 80 00 80 00 80 00 80 00 80 00, а нагрузка, передаваемая на мастер-узел выглядит как FF 00 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00 в OCT формате. На рисунке 4 отображено изменение топологии сети, что также изображено на рисунках 2а и 2б.

```
NodeID: 5; RF24Network Address: 50;
NodeID: 2; RF24Network Address: 40;
255 0 255 0 255 0 255 0 255 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
NodeID: 5; RF24Network Address: 440;
NodeID: 2; RF24Network Address: 40;
255 0 255 0 255 0 255 0 255 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
255 0 255 0 255 0 255 0 255 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
```

Рисунок 4. Отображение изменения топологии в консоли мастер-узла

NodeID 5, его адрес 50, т.е. адрес узла фактически 5, 0 это материнский узел в формате HEX – так реализовано в коде для Arduino, в терминале адрес в OCT (слева направо) то есть 05 тут он совпадает. Когда узел NodeID 5 стал дочерним узлом NodeID 2, его адрес стал 440 (то есть 44 в HEX формате), а в терминале он отобразился как 24 в формате OCT, то при переводе в HEX даёт 44. Этот переход можно наблюдать в консоли декодера на рисунках 5 и 6.

```
Address: 0xCCCCCCC3 length:18, pid:0, no_ack:0, CRC:0x5130 data:05 00 00 00 8D 00 45 20 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00
Address: 0xCCCCCCC3 length:18, pid:0, no_ack:0, CRC:0x5130 data:05 00 00 00 8D 00 45 20 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00
Address: 0xCCCCCCC3 length:18, pid:0, no_ack:0, CRC:0x5130 data:05 00 00 00 8D 00 45 20 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00
Address: 0xCCCCCCC3 length:18, pid:0, no_ack:0, CRC:0x5130 data:05 00 00 00 8D 00 45 20 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00 FF 00
```

Рисунок 5. Декодирование данных при первой конфигурации сети

Однако этот узел не отвечает на команды пингования, что можно рассматривать как подозрительное поведение. Таким образом, использование HackRF позволит моделировать различные варианты хакерских атак на БСС, а также методы защиты от них.

Заключение

По результатам проведённых экспериментов можно сделать вывод, что применение SDR приёмников имеет высокий потенциал в области самоорганизующихся сетей, а также удобно в применении в качестве универсального радиоприёмного устройства в исследовательской робототехнике. Доработка существующего алгоритма позволит использовать SDR приёмник как узел БСС для временного включения в различные кластеры сети, что описывается в источнике [5]. Использование платы HackRF накладывает определённые габаритные ограничения на роботов, использующих это устройство, а также условие наличия микрокомпьютера в качестве управляющего устройства на борту автономной мобильной платформы.

Список литературы:

1. Галкин, В. А. Основы программно-конфигурируемого радио / В. А. Галкин ; М-во образования и науки Российской Федерации, Нац. исследовательский ун-т, Московский гос. ин-т электронной техники (технический ун-т). - Москва : МИЭТ, 2010. - 224 с.
2. Фокин, Г. А. Технологии программно-конфигурируемого радио / Г. А. Фокин. – Москва: Научно-техническое издательство "Горячая линия-Телеком", 2019. – 316 с. – ISBN 978-5-9912-0819-2. – EDN TMJLHA.
3. RF24Mesh. Режим доступа: <http://tmrh20.github.io/RF24Mesh/index.html> (дата обращения 06.12.2023).
4. Sniffing and decoding NRF24L01+. Режим доступа: <http://blog.cyberexplorer.me/2014/01/sniffing-and-decoding-nrf24l01-and.html> (дата обращения 26.01.2024).
5. Приоров, А. Л. Исследование характеристик кластера адаптивной динамической кластерной БСС для малых мобильных объектов / А. Л. Приоров, Е. Д. Гурьянов // Цифровая обработка сигналов и ее применение DSPA - 2023 : Доклады XXV Международной конференции, Москва, 29–31 марта 2023 года. – Москва: Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, 2023. – С. 317-322. – EDN DPDNR.

INVESTIGATION OF THE POSSIBILITIES OF USING A SOFTWARE DEFINED RADIO AS AN ON-BOARD COMMUNICATION SYSTEM OF AN AUTONOMOUS MOBILE PLATFORM

E.D. Guryanov, A.L. Priorov

Demidov Yaroslavl State University

Annotation. This is a study on the possibility of using a software-configurable radio (SDR) as a receiving and transmitting equipment to simulate a node of a cluster wireless sensor network for autonomous mobile platforms. The study considers an algorithm for decoding received messages in an application to a multi-hop sensor network. The possibility of equipping autonomous mobile platforms with SDR receivers is being considered, as well as additional opportunities offered by the use of software-configurable radio in robotics.

ЭНЕРГЕТИЧЕСКИЕ ЗАТРАТЫ УЗЛА В БЕСПРОВОДНОЙ СЕНСОРНОЙ СЕТИ

проф. Приоров А.Л., асп. Назаров Д.А., асп. Гурьянов Е.Д., асп. Идиатуллин А.В.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова, г. Ярославль, Россия

Проведено исследование энергетических затрат узлов в беспроводной сенсорной сети с применением метода имитационного моделирования и практической реализации. Получены результаты времени жизни узлов при их неподвижном положении, а также в движении с изменением скорости до 10 м/с.

Введение

При анализе возможности применения самоорганизующихся mesh-сетей для обеспечения взаимодействия внутри группы мобильных объектов использован метод имитационного моделирования [1], позволяющий проводить эксперименты на модели с достаточной точностью, описывающей реальную систему. Причиной такого выбора является то, что данный вид моделирования позволяет отслеживать динамику изменения параметров системы с течением времени, при изменении одного или нескольких параметров сети.

В качестве инструмента моделирования использовалась среда имитационного моделирования Network Simulator 3 (NS-3) [2], в которой реализованы механизм протокола маршрутизации mesh-сети Hybrid Wireless Mesh Protocol, а также механизм ассоциации Peer Management Protocol.

Моделирование включает в себя ряд этапов, изображенных на рисунке 1

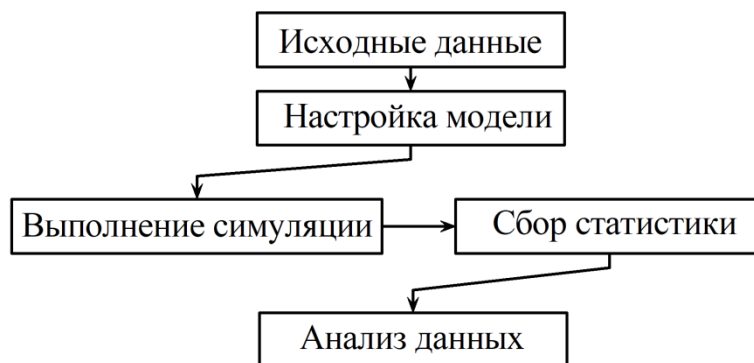


Рисунок 1 – Этапы моделирования

Постановка задачи

Разрабатываемая сеть для мобильных объектов обладает возможностью передавать данные с видеочамер, а также осуществлять передачу данных телеметрии и кадров управления, поэтому предполагается применение двух типов потоков L4 для передачи данных между узлами: событийная передача видеопотока и быстроизменяющихся данных о местоположении узлов и кадров управления.

Узлы мобильной сети внутри зоны охвата могут располагаться совершенно произвольно, двигаясь с различной скоростью. Среда NS-3 предоставляет возможность реализовать указанную модель перемещения узлов, но анализ такой системы при большом числе узлов (нодов) затруднен, а выявление строгих закономерностей практически невозможен. В связи с этим предложено две конфигурации сети:

- 1) с начальным расположением узлов в сетке с шагом 100 м;
- 2) со случайным расположением узлов в заданном пространстве.

В качестве фактора изменения топологии выступала фиксированная, в рамках одной симуляции, скорость каждого узла в сети с определённой моделью подвижности.

У мобильных объектов остро стоит вопрос экономии электроэнергии, от чего зависит время автономной работы устройства. Функционал NS-3 позволяет производить приблизительный расчет энергопотребления благодаря модулю EnergySource [3]. Проблема состоит в том, что класс Mesh-сети NS-3 не включает реализацию подкласса энергопотребления. Это потребовало

расширения функционала существующей библиотеки на основе доработки класса WiFiRadioEnergyModel [4] под нужды mesh-сети.

Проведение эксперимента

Доработанная модель, в сочетании с менеджером удаленных станций AparfWifiManager, позволяющего регулировать мощность передачи на любой узел независимо, дала возможность рассчитать приблизительное энергопотребление узлами сети в конфигурации TCP grid, представленное на рисунке 2.

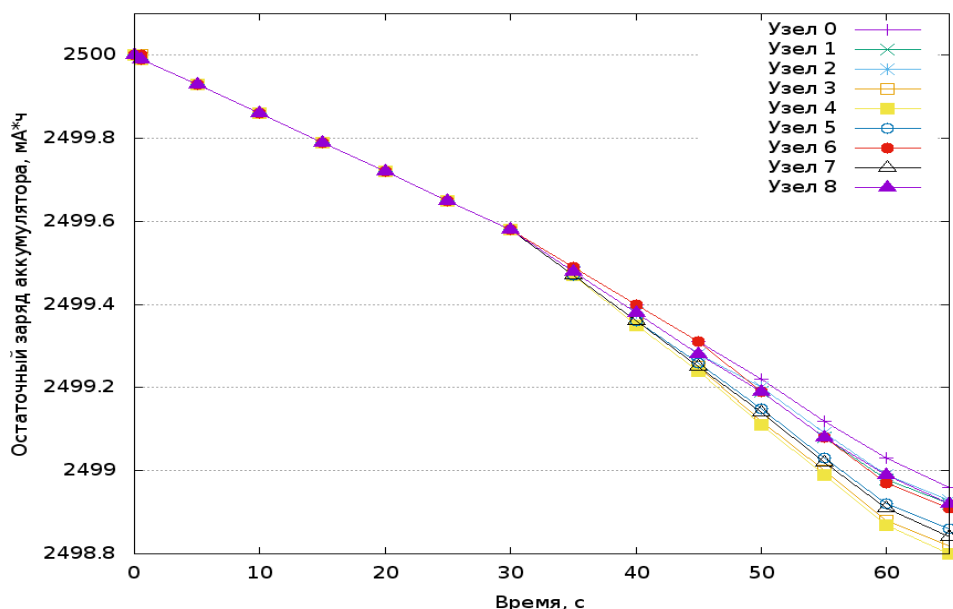


Рисунок 2 – Энергопотребление при неподвижном положении узлов в сетке

Стоит уточнить, что при расчете использовалась линейная модель тока-потребления при передаче LinearWifiTxCurrentModel [5]. Из графика видно, что в интервале 30-60 с времени активного периода приема-передачи, наклон прямой энергопотребления становится круче, и он тем больше, чем активнее узел ведёт обмен данными. Это хорошо заметно по узлам 3, 4, 5, 7, которые являются не только источниками сигнала, но и его ретрансляторами.

Динамика изменения энергопотребления узлами при увеличении скорости перемещения узлов для топологий TCP grid и UDP grid представлены на рисунках 3, 4.

Изменение распределения остаточного заряда на конец симуляции связано с изменением расположения узлов. Количество потребляемой энергии конкретным узлом сильно зависит от выбора протокола. Хотя есть и общие моменты, так, в обоих случаях, явно меньше энергии потратил узел 6, что связано с тем, что он вышел за пределы досягаемости и прекратил попытки передачи, а третий узел перестал быть ретранслятором. Экономия энергии от узла к узлу, конечно, не является значительной, но это может быть критичным в некоторых ситуациях, когда при известной конфигурации следует закладывать более емкие аккумуляторы на ретрансляторах.

Исходя из полученных данных, можно оценить примерное время автономной работы. В среднем за 30 секунд активного обмена данными каждым узлом тратится 0,6 мА. При таком потреблении, начальный заряд в 2500 мА*ч истратится примерно за 35 часов. Реальную сеть, построенную на энергоэкономичных приемопередатчиках, можно настроить таким образом, чтобы они отсылали пакеты раз в несколько секунд, или даже минут. Остальное время модули будут находиться в режиме сна со значительно более низким потреблением тока, например, для микроконтроллеров ESP32 потребление в режиме глубоко сна составляет всего 5 мкА. Это позволит продлить период автономной работы на недели. Следует также уточнить, что в работе рассматривался приемопередатчик с собственным аккумулятором.

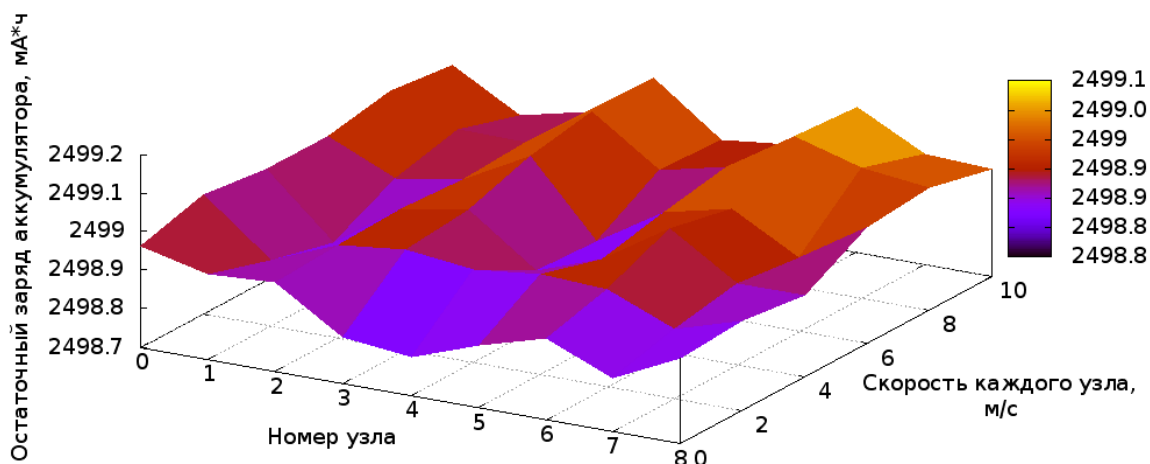


Рисунок 3 – Энергопотребление в конфигурации TCP grid при изменении скорости узлов

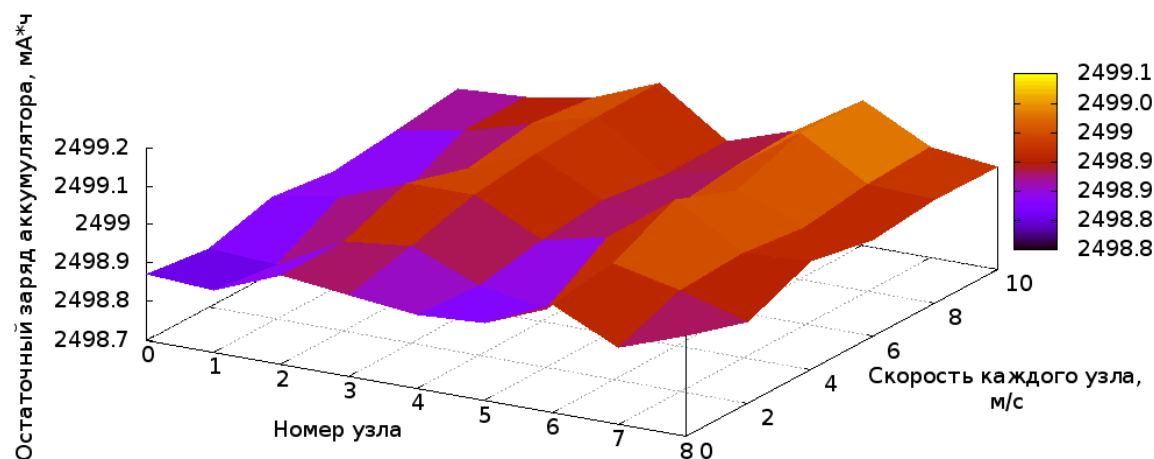


Рисунок 4 – Энергопотребление в конфигурации UDP grid при изменении скорости узлов

Практическая реализация

Технический комплекс – автономная мобильная платформа (АМП) собственной разработки [6], на основе которого проводятся исследования, имеет узлы с аккумуляторной батареей емкостью 150 мАч и позволяет исследовать данные параметры устройств при различных параметрах сети.

Одним из факторов, приводящих к увеличению энергопотребления, является расстояние до базового узла. Для изучения зависимости времени жизни узла сети от расстояния до выделенного узла получения данных проведено исследование с участием двух оконечных устройств, взаимодействующих по схеме «точка – точка». Эксперимент 1 проводился при трех различных удалениях от базового узла: 1 метр; 3 метра; 6 метров. Устройство-передатчик с ограниченным временем жизни передавало на приемник с автономным питанием 1 раз в 20 секунд информацию об оставшемся напряжении в аккумуляторной батарее. Базовый узел обрабатывал данные и записывал в таблицу получаемое напряжение, а также вел подсчет времени жизни сети. Модуль NRF24L01+ имеет три уровня усиления. Эксперимент проводился при постоянном данном параметре, уменьшение времени жизни связано с тем, что узлу приходилось отправлять более мощные сигналы, чтобы достичь базовой станции. Это увеличивает энергопотребление и сокращает время жизни узла. Заряд аккумуляторной батареи, получаемый с передатчика, представлен на рисунке 5.

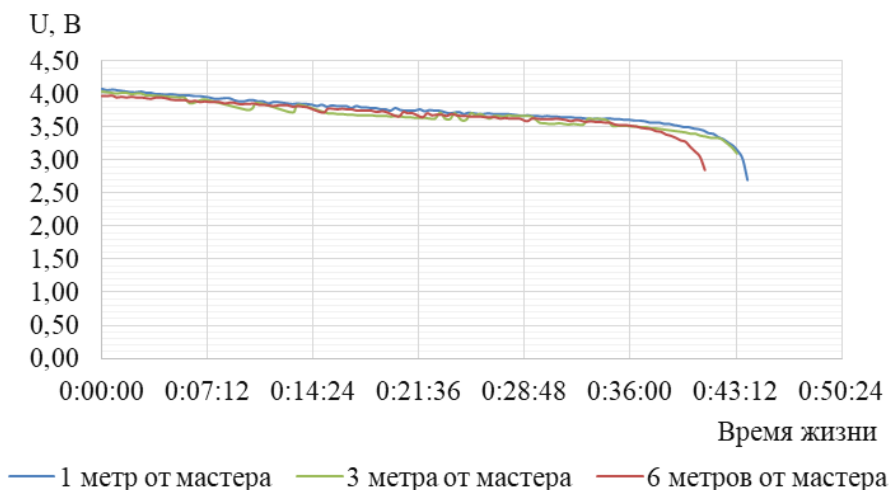


Рисунок 5 – Результат падения напряжения в автономном устройстве

Из результатов измерения выявлено, что до 3,5 вольт происходит равномерное уменьшение напряжение в аккумуляторной батарее узла, после данного порога происходит увеличение скорости разряда батареи, при этом передатчик способен передать до 17 сообщений в диапазоне от 3,5 до 2,8 вольт до полного отказа сети. Увеличение расстояния между исследуемыми узлами сети уменьшает время жизни всей сети на 1,5% на каждый метр увеличенного расстояния. Максимальное время жизни такой сети составило 43 минуты 59 секунд, минимальное – 41 минута 25 секунд. Также получены энергетические параметры устройства-передатчика, без подключенных к нему дочерних узлов.

Проведен также дополнительный эксперимент с использованием модуля тока и напряжения INA219 (CJMCU-219), а также библиотеки Adafruit INA219, которая дает возможность считывать значения тока и напряжения и рассчитывать потребляемую мощность. Соответствующий модуль установлен на АМП. Для контроля остаточной энергии узла использовалась упрощенная формула:

$$T = \frac{E * U}{P}, \quad (1)$$

где T – время автономной работы источника питания (ч); E – емкость аккумулятора (А*ч); U – напряжение источника питания (В); P – мощность нагрузки (Вт).

В данном случае измерялась мощность, потребляемая нагрузкой, для расчета времени жизни по формуле 1. Логическое соединение сети соответствует эксперименту 1, дистанция между узлами 1 метр. Проведены измерения при трех режимах работы:

1. Функционирование только микроконтроллера и модуля радиосвязи;
2. Измерение параметров АМП без движения и модуля радиосвязи;
3. Измерение параметров при движении АМП и работе модуля радиосвязи.

В первом случае измеренные показатели $P = 175$ мВт. Соответственно при расчёте по формуле 3 получаем:

$$T = \frac{E * U}{P} = \frac{150 \text{ мАч} * 3,3 \text{ В}}{175 \text{ мВт}} \approx 2,8 \text{ ч} \quad (2)$$

Во втором случае $P = 684$ мВт, расчётное время жизни составило 0,72 ч или 43 минуты, что в целом согласуется со временем, полученным в эксперименте 1.

В третьем случае – АМП в движении – $P = 1480$ мВт. При расчете по формуле 1 получено время жизни 0,33 ч или 20 минут. Таким образом, для исследуемой беспроводной сенсорной

сети за время жизни узла примем 20 минут для учета возможности работы узла в качестве ретранслятора.

В общем же случае следует учитывать, что мощность нагрузки будет изменяться с течением времени и не будет являться постоянной величиной, поэтому контролировать параметры потребляемой мощности необходимо постоянно.

Таким образом, энергопотребление миниробота при мощности передатчика 0,016 мВт (-18 дБм) для оконечного узла составляет: во время движения 1,5 Вт, а в статичном состоянии – 0,7 Вт. Энергопотребление при мощности передатчика 1 мВт (0 дБм) можно принять за 1,6 Вт и 0,8 Вт соответственно (по результатам эксперимента).

В отличие от миниробота, энергопотребление стационарного оконечного узла без нагрузки составляет 0,2 Вт (по результатам эксперимента Arduino Nano с модулем NRF24L01+).

Модуль ESP32 показывает потребление энергии в активном режиме 870-890 мВт без нагрузки, что можно оценить как 0,9 Вт для использования в модели.

В разрабатываемой модели следует учитывать, что узел будет потреблять больше энергии, если он является ретранслятором в какой-либо ветке. Также следует выделить два типа узла в рассматриваемой модели: подвижные сенсоры и статичные. В используемой библиотеке возможно отключение функции ретранслятора для конкретного узла, таким образом, целесообразно отключить у подвижных узлов такую функцию для экономии заряда. Проведённый эксперимент показал линейную зависимость разряда аккумулятора, что позволяет упростить модель.

Заключение

В ходе исследования методом имитационного моделирования проведено по шесть экспериментов с шагом изменения скорости узлов 2 м/с. Анализ энергозатрат на передачу данных по mesh-сетям показал, что автономное время работы мобильного объекта от аккумулятора емкостью 2500 мА*ч, при постоянной приемо-передаче может составлять примерно 35 часов. При этом в работе не учитывался вариант входа узла в режим сна, в котором энергопотребление снижается в разы. Также следует отметить, что по результатам моделирования применение протокола UDP для передачи потокового видео более энергозатратно, что подтверждается соответствующими графиками.

Практическая реализация показала, что при использовании АМП с емкостью 150 мАч максимальное время жизни такой сети составило 43 минуты 59 секунд, минимальное – 41 минута 25 секунд. В результате анализа энергопотребления выявлено, что увеличение расстояния между исследуемыми узлами сети уменьшает время жизни всей сети на 1,5% на каждый метр увеличенного расстояния.

Следует отметить, что в модель могут вноситься необходимые параметры, такие как: емкость аккумулятора, ток разряда, период активного обмена, расстояние между узлами и их количество в сети.

Используя экспериментальные данные, в дальнейшем предполагается провести моделирование работы реальной сети на радиомодулях NRF24101+, а также построение БСС на чипсетах ESP32 и сравнение реальных данных с данными модели.

Литература

1. Белов А.Г., Моисеев С.А. Методы имитационного моделирования // Труды Международного симпозиума «Надежность и качество». 2014. Т. 1. С. 277-279.
2. Симулятор Network Simulator 3 [Электронный ресурс]. URL: <https://www.nsnam.org/> (Дата обращения: 18.06.2020).
3. Описание модуля NS3 EnergySource [Электронный ресурс]. URL: https://www.nsnam.org/doxygen/classns3_1_1_energy_source.html (Дата обращения: 18.06.2020).
4. Описание модуля NS3 WiFiRadioEnergyModel [Электронный ресурс]. URL: https://www.nsnam.org/doxygen/classns3_1_1_wifi_radio_energy_model.html (Дата обращения: 18.06.2020).

5. Описание модуля NS3 LinearWifiTxCurrentModel [Электронный ресурс]. URL: https://www.nsnam.org/doxygen/classns3_1_1_linear_wifi_tx_current_model.html (Дата обращения: 18.06.2020).

6. Приоров, А. Л. Энергия узла как метрика беспроводной сенсорной сети / А. Л. Приоров, Е. Д. Гурьянов // Методы, средства и технологии получения и обработки измерительной информации ("Шляндинские чтения – 2023") : Материалы XV Международной научно-технической конференции с элементами научной школы и конкурсом научно-исследовательских работ для студентов, аспирантов и молодых ученых, Пенза, 02–03 ноября 2023 года / Под редакцией Е. А. Печерской. – Пенза: Пензенский государственный университет, 2023. – С. 160-163. – EDN FYQQTH.

THE ENERGY COSTS OF A NODE IN A WIRELESS SENSOR NETWORK

A.L. Priorov, D.A. Nazarov, E.D. Guryanov, A.V. Idiatullin

Demidov Yaroslavl State University

A study of the energy costs of nodes in a wireless sensor network using the method of simulation and practical implementation has been conducted. The results of the lifetime of the nodes are obtained when they are stationary, as well as in motion with a speed change of up to 10 m/s.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГРАФОВОГО АЛГОРИТМА ОДНОВРЕМЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ И ПОСТРОЕНИЯ КАРТЫ ПРОСТРАНСТВА

преп. Кирнос В.П., студ. Королькова А.Е., студ. Спешилов И.О., студ. Мохов А.А.,
асп. Сидорова Е.А., асп. Артамонов К.С.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова

Рассматривается применение нейронных радиантных полей (NERF) и их вариаций, таких как LONER, в трехмерном моделировании по изображениям. Эти методы обеспечивают высокую точность воссоздания сцены в цвете и геометрии. Особое внимание уделяется значимости реального времени в различных приложениях, включая подходы, позволяющие обрабатывать лидарные данные в реальном времени с использованием нейронных неявных представлений сцены. Описано влияние структуры данных с объемного лидара на основе платформы для разработки программного обеспечения роботов (ROS2) и удобство работы в ней с подобными датчиками. Использование пакета для записи данных (rosbag) и интеграция системы моделирования (Gazebo) с модулем по работе с лидаром позволяют моделировать и анализировать устройства при различных сценариях. Примеры работы с реальным лидаром в системе визуализации получаемых данных (rviz) и моделированным лидаром в среде Gazebo демонстрируют практическую применимость разработанных подходов. Подчеркивается важность алгоритмов и обращается внимание на различия между данными от реального и моделированного устройства. Отсутствие шумов и помех в моделированном сигнале оптического диапазона обеспечивает идеальную работу системы в условиях среды моделирования.

Введение

Для эффективного выполнения множества задач автономными мобильными роботами, таких как транспортировка, поиск и спасение людей или автоматизированная уборка пыли, необходима точная карта окружающей среды. Наличие такой карты позволяет создавать системы, способные работать в сложных средах исключительно на основе своих собственных датчиков и без использования внешних систем ориентации, таких как глобальная система спутниковой навигации GPS.

Получение карт внутренних сред, где обычно отсутствует GPS, было одним из основных направлений исследований в области мобильной робототехники за последние десятилетия. Обучение карт при неопределенности положения часто называют проблемой одновременной локализации и построения карты (SLAM). В литературе представлено множество решений этой проблемы, которые могут быть классифицированы как фильтрационные или сглаживающие.

Фильтрационные подходы моделируют проблему как онлайн-оценку состояния, где состояние системы представлено текущим положением робота и картой. Оценка дополняется и уточняется включением новых измерений. Популярные техники, такие как фильтры Калмана, фильтры частиц или информационные фильтры, относятся к этой категории.

Для подчеркивания их инкрементальной природы фильтрационные подходы обычно называют методами онлайн SLAM. В отличие от этого, сглаживающие подходы оценивают полную траекторию робота из полного набора измерений. Эти подходы решают так называемую полную проблему SLAM и обычно опираются на техники минимизации квадратичных ошибок.

Существует три ярких примера реальных робототехнических систем, использующих технологию SLAM: автономный автомобиль, робот-экскурсовод и промышленный мобильный манипуляционный робот. Благодаря полученной модели автомобиль способен автономно парковаться в выбранных пользователем местах в гараже, а робот-экскурсовод использует технологию SLAM для обновления карты пространства, с учетом передвижений экскурсантов. В промышленности не всегда имеет место стационарная среда, чтобы минимизировать появление помех или вывода из строя оборудования используется технология SLAM.

Основные исследования в области графового SLAM

В области робототехники существует множество подходов к решению задач одновременной локализации и построения карты пространства. Первоначально Лу и Милиос [1] усовершенствовали карту, осуществляя глобальную оптимизацию системы уравнений для уменьшения ошибок, обусловленных ограничениями. В [2] предложен эффективный метод построения сети и выявления замыканий петель при применении инкрементального алгоритма оценки. Позже было предложено множество методов для минимизации ошибок в сложной схеме ограничений.

Графовый SLAM [3] использует техники устранения переменных для снижения размерности задачи оптимизации.

Большинство методов оптимизации фокусируются на достижении оптимальной карты с учетом ограничений – их называют опорным SLAM. В отличие от них, поверхностный SLAM стремится интерпретировать данные с датчиков для получения ограничений, которые являются основой для подходов к оптимизации. В данной работе рассмотрен анализ системы поверхностного SLAM. В качестве данных применяется информация, полученная с трехмерного лидара, основная структура которого представлена на рисунке 1.

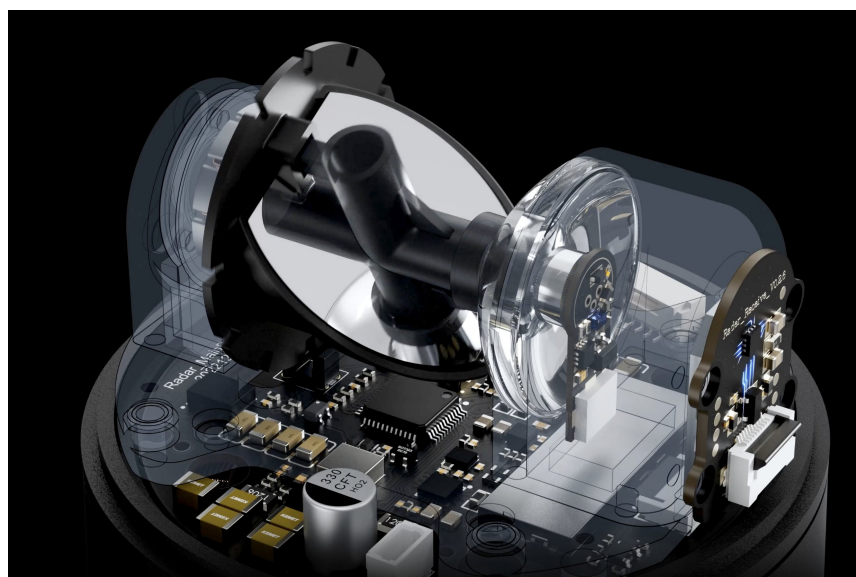


Рисунок 1 – Внутренняя структура объемного лидара (Unitree 4D Lidar)

Этот лидар оснащен зеркалом для отражения светового сигнала и двумя двигателями, которые управляют вращением зеркала в двух плоскостях, создавая тем самым область сканирования в форме купола.

Одним из важных направлений в исследованиях является использование монокулярных изображений для точного построения карты 3-х мерного пространства в реальном времени. В контексте этого подхода, предложен метод, использующий плотный монокулярный SLAM и иерархические объемные нейронные радиантные поля (H-Nerf) для реконструкции сцены. Этот метод позволяет не только достичь фотометрической точности, но и обеспечивает значительную геометрическую точность. С использованием функции потерь на основе неопределенности глубины, предложенный алгоритм демонстрирует превосходство в точности по сравнению с конкурирующими методами, работающими в реальном времени и использующими лишь монокулярные изображения.

Тем не менее, стоит отметить, что в контексте работы с данными от лидара, который широко применяется в автономных транспортных средствах и роботах, также существует

множество других алгоритмов. Например, алгоритмы SLAM на основе лидара, такие как LOAM (Lidar Odometry and Mapping), позволяют эффективно справляться с оценкой положения и построением карты, обеспечивая надежность в условиях переменного окружения.

Еще одним значимым направлением является использование нейронных радиантных полей (NERF) для реконструкции сцены. Такие методы, как NERF и его вариации, представляют собой мощные инструменты для создания высококачественных трехмерных моделей по изображениям, обеспечивая точность воссоздания геометрии и цвета.

Вместе с этим, реальное время остается важным аспектом для многих приложений. Новые подходы, такие как LONER (Leveraging Optical Neural Events for Reproducible Neural Representations) [4], предлагают реальное время работы с лидарными данными, используя нейронные неявные представления сцены.

Особенности структуры данных с трехмерного лидара

Поскольку лидар является достаточно распространенным датчиком, платформа ROS2 обладает мощной поддержкой для них. При использовании другого программного обеспечения может быть довольно сложно работать с различными моделями и лидарами различных производителей, поскольку обычно они используют разные протоколы. В настоящее время здесь ROS2 нет равных: при наличии ROS2-драйвера для лидара, он обработает всю сложную информацию и передаст сообщение в общий канал в унифицированном формате. Для дальнейшего анализа и представления информация со всех датчиков записывалась в архив rosbag. Пример получения данных с лидара представлен на рисунке 2.

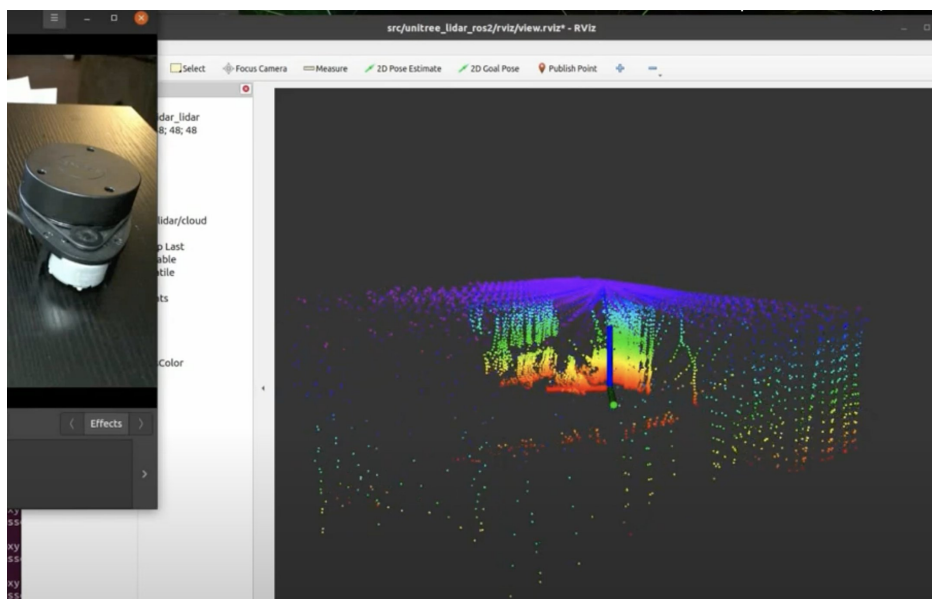


Рисунок 2 – результат работы лидара в системе rviz с использованием ROS2

В текущей ситуации не всегда можно найти подходящее устройство, поэтому нужен вариант, который позволит использовать опытную среду моделирования для лидара. На этот случай и разработана среда Gazebo, а в нее интегрирован модуль по работе с лидаром данного типа. Пример работы в такой среде моделирования представлен на рисунке 3.

Алгоритм записи данных в случае реального и моделированного устройства ничем не отличается. Различия наблюдаются только в качестве получаемых изображений: компьютер, на котором происходит моделирование, занимается одновременно и записью данных, в итоге скорость записи становится медленнее, получаемых координат меньше. При такой записи

система работает идеально, поскольку в среде моделирования отсутствуют шумы или помехи, свойственные реальному сигналу оптического диапазона.

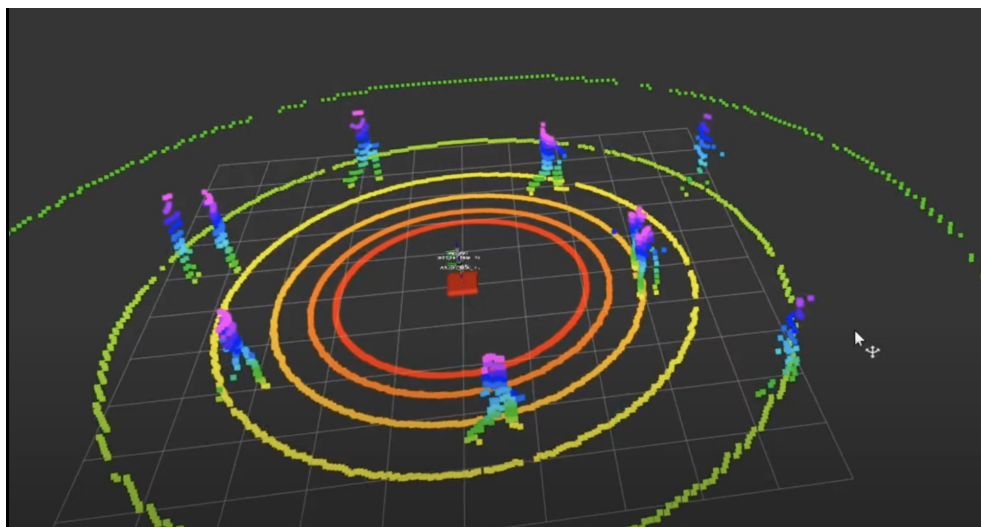


Рисунок 3 – Результат моделирования лидара в среде Gazebo

Анализ поведения алгоритмов графового SLAM

Проанализированы два базовых алгоритма графового SLAM – NICE и LONER. В качестве тестовых данных использовалась реальная комната и ее смоделированный вариант. Для более точного соответствия датчиков дополнительно проведена калибровка параметров среды моделирования (таблица 1).

Таблица 1. Точность работы алгоритма (максимальное отклонение от траектории в процентах)

Алгоритм	Реальная комната	Смоделированная комната
NICE	13,5	12,2
LONER	3,5	3.4

Можно считать, что модель достаточно хорошо отражает поведение объекта в реальном мире. Это может свидетельствовать о том, что полученная модель достаточно реалистична и может быть использована для предсказания поведения объекта в различных условиях. К плюсам также можно отнести возможность проведения экспериментов без использования реального пространства.

Литература

1. Lu Feng and Evangelos E. Miliotis. Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping. *Autonomous Robots* 4 (1997): 333-349.
2. Gutmann, Jens-Steffen and Kurt Konolige. Incremental mapping of large cyclic environments. *Proceedings 1999 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. CIRA'99 (Cat. No.99EX375)* (1999): 318-325.
3. Thrun, Sebastian and Michael Montemerlo. The Graph SLAM Algorithm with Applications to Large-Scale Mapping of Urban Structures. *The International Journal of Robotics Research* 25 (2006): 403-429.

4. Isaacson, Seth et al. LONER: LiDAR Only Neural Representations for Real-Time SLAM. IEEE Robotics and Automation Letters 8 (2023): 8042-8049.

USING THE GRAPH-BASED ALGORITHM FOR SIMULTANEOUS LOCALIZATION AND MAPPING

Kirnos V.P., Korolkova A.E., Speshilov I.O., Mohov A.A., Sidorova E.A., Artamonov K.S.

P.G. Demidov Yaroslavl State University

The application of neural radiant fields (NERF) and their variations, such as LONER, in three-dimensional image modeling is considered. These methods ensure high accuracy in recreating the scene in color and geometry. Special attention is paid to the importance of real-time in various applications, including approaches that allow processing lidar data in real time using neural implicit representations of the scene. The influence of the 3D lidar data structure based on the ROS2 robot operating system and the convenience of working with similar sensors in it are described. The use of a data recording package (rosviz) and the integration of a modeling system (Gazebo) with a lidar module allow you to model and analyze devices under various scenarios. Examples of working with real lidar in the data visualization system (rviz) and simulated lidar in the Gazebo environment demonstrate the practical applicability of the developed approaches. The importance of algorithms is emphasized and attention is drawn to the differences between data from a real and simulated device. The absence of noise and interference in the simulated optical range signal ensures the perfect operation of the system in a simulation environment.

МЕТОД ПОНИЖЕНИЯ РАЗМЕРНОСТИ ПРОСТРАНСТВА ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ LASSO-РЕГРЕССИИ ДЛЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ЭМОЦИЙ ПО РЕЧИ

маг. Краснопрошин Д.В., доц. Вашкевич М.И.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
ул. П. Бровки, 6, БГУИР, каф. ЭВС, 220013, Минск, Беларусь,
e-mail: daniil.krasnoproshin@gmail.com, vashkevich@bsuir.by

В работе предложен метод понижения размерности пространства признаков, основанный на применении LASSO-регрессии, для повышения эффективности распознавания эмоций по речи. Предложенный метод позволяет автоматически отбирать наиболее значимые признаки для классификации эмоций, что способствует повышению точности и скорости распознавания. Предложенный метод может применяться с различными моделями классификации, в частности исследовалось применение метода с классификаторами на основе линейного дискриминантного анализа (ЛДА) и машин опорных векторов (МОВ). Предложенный метод тестировался с использованием набора данных RAVDESS. Показано, что в случае использования МОВ метод позволяет повысить метрику невзвешенной средней полноты с 45,6 до 47,3%, а в случае использования ЛДА с 46,0 до 48,4%. При этом число признаков сокращается приблизительно на 30%.

Введение.

Распознавание эмоций в речи представляет собой важный аспект, оказывающий влияние на технологии искусственного интеллекта (ИИ).

Одним из перспективных направлений в распознавании эмоций в речи является использование глубокого обучения для извлечения высокоуровневых признаков из аудиоданных. Многие исследования фокусируются на применении сверточных [1] и рекуррентных нейронных сетей [2], что позволяет более эффективно улавливать временные и частотные закономерности в речевых сигналах.

Тем не менее, нейросетевые подходы имеют недостатки, которые могут ограничивать их применимость. Сюда можно отнести высокую вычислительную сложность, а также необходимость обучения глубоких моделей на больших объемах данных. Кроме того, нейронные сети часто характеризуются низкой интерпретируемостью, что затрудняет понимание причинно-следственных связей между входными данными и прогнозами модели. Это усложняет анализ результатов и его понимание, что может быть нежелательным в некоторых приложениях, особенно связанных с медициной.

Таким образом, исследования с использованием более простых подходов сохраняют свою актуальность. Во-первых, они обладают высокой вычислительной эффективностью, что позволяет проводить анализ данных на обычных компьютерах. Во-вторых, они обеспечивают более высокую интерпретируемость результатов, что позволяет исследователям лучше понимать, какие признаки или характеристики влияют на конечный результат классификации.

В контексте использования статистических моделей, таких как машины опорных векторов (МОВ) или линейного дискриминантного анализа (ЛДА), актуальной является задача понижения размерности признакового пространства. Это обусловлено не только стремлением к оптимизации вычислительной сложности алгоритма распознавания, но и стремлением к улучшению интерпретируемости модели. Сокращение размерности характеристического вектора способствует тому, что в результате остаются только признаки имеющие ключевое значение для процесса принятия решения. Все это приводит к интерпретируемости модели, делая ее результаты более понятными и прозрачными для конечного пользователя.

1. Разработка системы распознавания эмоций

На рис. 1 представлен процесс разработки системы распознавания эмоций. Согласно схеме на рис. 1 процесс разработки основан на использовании аннотированной речевой базы, в которой содержатся образцы речевых сигналов с указанием эмоций с которой они произнесены. Вначале выполняется предварительная обработка аудиосигналов, которая включает вычисление мел-частотных кепстральных коэффициентов (МЧКК), а также их первой и второй производных [1-2], а также ряда статистик, таких как межквартильный размах, коэффициент асимметрии и эксцесс.

На следующем этапе выполняется отбор признаков, которые способствуют повышению производительности системы распознавания эмоций. Данный этап выполняется с учетом классификатора, который будет использоваться в дальнейшем в системе распознавания эмоций.

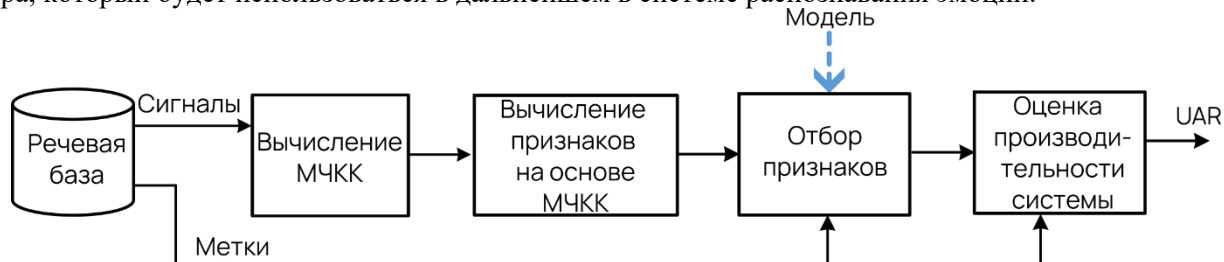


Рисунок 1 – Процесс разработки системы распознавания эмоций по речи

Отбор признаков позволяет снизить размерность признакового пространства и улучшить обобщающую способность модели, сохраняя при этом высокую точность классификации или даже повышая её. На заключительном этапе производится оценка производительности системы распознавания эмоций с использованием показателя UAR (англ. *unweighted average recall*), вычисляемом при помощи процедуры перекрестной проверки по 5 блокам [4].

2. Процедура отбора признаков

Для отбора признаков разработан ряд методов, таких как LASSO [5], Relief [4], mRMR и др. [6]. Однако, большинство из них разработано в контексте бинарной классификации. В данной работе разработан метод отбора признаков для задачи многоклассовой классификации, основанный на использовании LASSO-регрессии. Метод LASSO (англ. *least absolute shrinkage and selection operator*) представляет собой технику, позволяющую сократить число предикторов в задаче линейной регрессии [5]. В предыдущих работах [7, 8] LASSO показал свою эффективность в отборе признаков, применительно к задачам бинарной классификации речевых сигналов. В данной работе расширяется применимость метода LASSO для отбора признаков в задаче многоклассовой классификации. Предлагается следующий алгоритм отбора признаков:

1) Задача классификации на K -классов $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ заменяется на K задач бинарной классификации, по схеме «один против всех». Это значит, что в начале все объекты из C_1 заносятся в один класс и им присваивается метка “1”, а все остальные объекты $\{C_2, \dots, C_K\}$ заносятся в другой класс и им присваивается метка “-1”. Так формулируется первая задача бинарной классификации. Затем процедура повторяется, только в отдельный класс помещаются объекты из C_2 и т.д. Применительно к рассматриваемой в работе задаче данный этап означает, что будут получены классификаторы, которые хорошо отделяют одну эмоцию (например, «удивление») от всех остальных.

2) Для решения задач бинарной классификации применяется метод отбора признаков на основе LASSO [8]. В результате получается K подмножеств признаков из их исходного полного набора.

3) Для каждого из K наборов признаков, полученных на шаге 2, применяется метод пошагового исключения переменных (англ. *BSS – backward-stepwise selection*) [5]. Этот этап позволяет выбрать оптимальное подмножество наиболее значимых признаков, снижая размерность данных и устраняя избыточность.

4) Полученные на шаге 3 K наборов признаков объединяются для формирования итогового набора признаков.

Предложенный алгоритм отбора признаков может помочь не только обеспечивает точность в решении многоклассовой задачи, но и способствует повышению интерпретируемости модели, делая ее результаты более понятными.

3. Применение LASSO для отбора признаков в задаче бинарной классификации.

В данном разделе более подробно рассмотрен второй этап предлагаемой процедуры отбора признаков. Метод LASSO [5], используемый в данной работе, основан на решении задачи линейной регрессии:

$$\hat{\beta}^{\text{lasso}} = \operatorname{argmin}_{\beta} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\}, \quad (1)$$

где N – число примеров в обучающем наборе, y_i – метка класса i -го образца, x_{ij} – j -й признак i -го образца, β_j – j -й коэффициент линейной модели, λ – параметр регуляризации. Решение (1) при достаточно большом λ приводит к тому, что часть коэффициентов (предикторов) β становятся в точности нулевыми. Поэтому решая (1) для ряда возрастающих значений параметра регуляризации λ и фиксируя порядок, в котором модель «отбрасывает» признаки можно ранжировать их по значимости (первыми отбрасываются наименее значимые признаки).

На рис. 2 показано, как в процессе увеличения параметра регуляризации λ уменьшаются веса предикторов β_j . В приведенном случае $y_i = 1$ для векторов признаков, соответствующих речевым сигналам, содержащим эмоцию «счастье», и $y_i = -1$ для всех остальных эмоций.

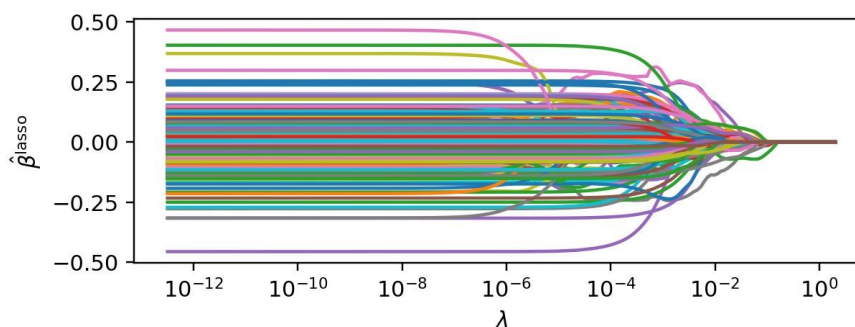


Рисунок 2 – Иллюстрация LASSO-регрессии

После того, как признаки ранжированы по значимости, выполнялась оценка полноты классификации при использовании возрастающего набора признаков. Т.е. требовалось узнать: какая будет точность классификации если использовать только один первый (самый важный) признак, первые два признака, первые три признака и т.д. После этого определялось оптимальное число признаков, которое обеспечивало наибольшую точность классификации. На рис. 3 показано, что для эмоции «счастье» максимальное значение точности (UAR) достигается при использовании первых 120 признаков из отобранных на предыдущем этапе.

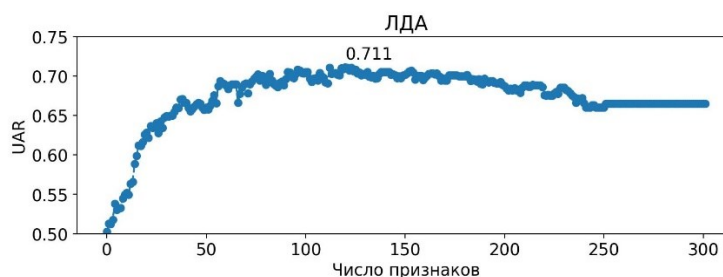


Рисунок 3 – Отбор подмножества признаков по результатам ранжирования с использованием LASSO-регрессии

Далее к полученному подмножеству признаков применялся метод пошагового исключения переменных [5].

4. Набор данных и извлечение признаков

Для проведения нашего исследования мы использовали набор данных Ryerson Audio-Visual Database of Emotional Speech and Song (RAVDESS) [3], который содержит записи от 24 актеров (12 мужчин и 12 женщин), включая 104 высказывания на каждого актера (60 речевых и 44 песенных). В контексте нашей работы, мы ограничились использованием речевых высказываний, что составило 1440 аудиофайлов в формате wav (16 бит, 48 кГц. RAVDESS содержит эмоциональные состояния: нейтральность, спокойствие, счастье, грусть, гнев, страх, удивление и отвращение.

Важно подчеркнуть, что эмоциональные состояния были представлены на двух уровнях громкости, что улучшает обучение моделей в условиях повседневного разнообразия эмоций в реальных сценариях общения.

В данной работе речевые признаки рассчитывались на основании мел-частотных кепстральных коэффициентов (МЧКК) [2]. Расчет МЧКК относится к методам кратковременного анализа речевого сигнала, которые предполагают разбиение сигнала на фреймы (короткие сегменты).

В итоговый набор *исходных признаков* были включены среднее значение МЧКК (34 признака), среднеквадратичное отклонение МЧКК (34 признака), среднее от первой и второй производных от МЧКК (68 признаков), их среднеквадратическое отклонение (68), а также коэффициент асимметрии, эксцесс и межквантильный размах (по 34 признака для каждой характеристики соответственно). Таким образом, для каждого аудиофайла мы получаем 306-компонентный вектор надсегментных признаков МЧКК.

Для тестирования классификатора использовался метод перекрестной проверки по k -блокам (*k-fold cross-validation*)

В данной работе данных были разбиты на блоки следующим образом (в скобках указаны номера актеров):

- блок 0: (2, 5, 14, 15, 16);
- блок 1: (3, 6, 7, 13, 18);
- блок 2: (10, 11, 12, 19, 20);
- блок 3: (8, 17, 21, 23, 24);
- блок 4: (1, 4, 9, 22).

Такой порядок разбиения был предложен в [3]. Выбранная стратегия заключается в том, что каждый блок должен содержать одинаковое количество случайно выбранных образцов для каждого класса. При этом должно выполняться условие, что каждый актер представлен либо обучающей, либо валидационной выборке, но не в обеих.

6. Результаты экспериментов

Предложенный метод может применяться с различными моделями классификации, в частности исследовалось применение метода с классификаторами на основе линейного дискриминантного анализа (ЛДА) и машин опорных векторов (МОВ). Оценка производительности системы распознавания эмоций выполнялась с использованием невзвешенной средней полноты – UAR (*Unweighted Average Recall*). Результаты эксперимента приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результирующий UAR для классификаторов на основе ЛДА и МОВ

Классификатор	Полный набора признаков (306)	Отобранный набор признаков
ЛДА	0,460	0,484 (205 признаков)
МОВ (линейное ядро)	0.456	0.473 (208 признаков)

После процедуры отбора признаков из изначального набора, состоящего из 306 характеристик, оставлено 205 признаков при повышении точности классификатора в случае с ЛДА и 208 признаков в случае с МОВ. Этот результат демонстрирует значительное уменьшение размерности признакового пространства, что является важным шагом в оптимизации аналитических процессов. Одновременно удалось сохранить высокий уровень классификационной точности, что подчеркивает эффективность примененной методологии отбора признаков.

Уменьшение размерности признакового пространства приводит к снижению вычислительной нагрузки и улучшению обобщающей способности классификатора. Это позволяет эффективнее обрабатывать и анализировать данные, что особенно важно в контексте ресурсозатратных задач, таких как анализ эмоций на основе звуковых данных. Более того, более высокая точности классификации при сокращении числа признаков подчеркивает информативность отобранных характеристик и их значимость для распознавания эмоциональных состояний.

Таким образом, данное исследование демонстрирует успешное сбалансированное сочетание между снижением размерности данных и сохранением качества классификации, что является важным вкладом в развитие методов обработки и анализа данных в области распознавания эмоций.

Этот эксперимент позволяет нам понять, какие аспекты речи наиболее информативны для распознавания различных эмоциональных состояний, что имеет важное значение для развития систем распознавания эмоций на основе звука.

На рис. 5 представлена матрица спутанности для лучшей модели. Анализ матрицы спутанности позволяет выявить важные закономерности в распознавании эмоций. Можно заметить, что наиболее часто неправильно классифицированной эмоцией является грусть (39%) и счастье (41%). Интересно, что «нейтральность» часто путается с «грустью» и «спокойствием», что позволяет предположить некоторое сходство их акустических характеристик. И наоборот, «гнев» имеет высокую точность распознавания (57%) и редко ошибочно классифицировалось как другая эмоция (за исключением отвращения), что указывает на отличительные особенности его акустического профиля. Эти результаты проливают свет на проблемы, с которыми сталкивается классификатор при различении тонких эмоциональных нюансов, и подчеркивают важность разработки функций и совершенствования моделей для улучшения эффективности распознавания эмоций.

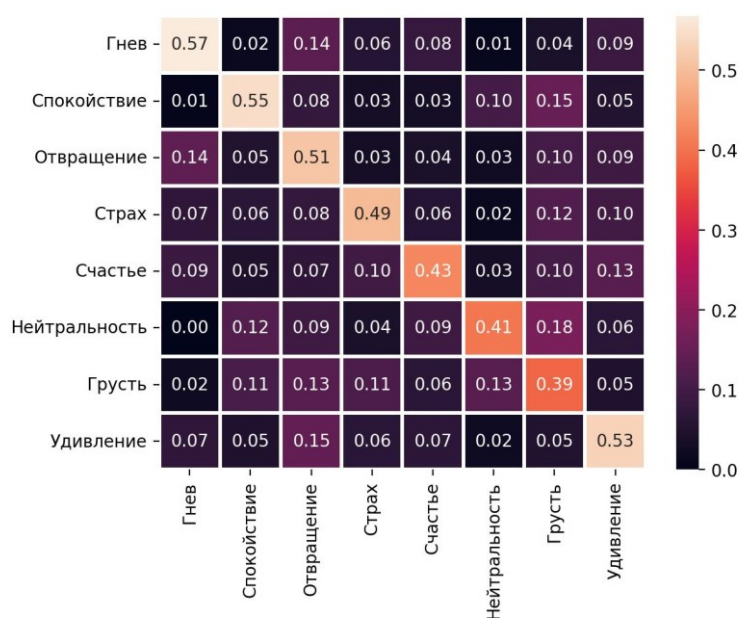


Рис. 5. Матрица спутывания (ЛДА)

Дополнительно стоит отметить, что в процессе упорядочивания и оптимизации количества признаков большая часть удаленных характеристик связана с изначально извлеченными мел-кепстральными коэффициентами. В то же время, первая и вторая производные, среднеквадратическое отклонение, а также коэффициенты асимметрии, эксцесса и межквантильный размах, вычисленные на основе исходных мел-кепстральных коэффициентов, почти не были затронуты в процессе отбора признаков. Это свидетельствует о высокой информативности указанных характеристик и их важной роли в распознавании эмоциональных состояний на основе аудиоданных.

7. Заключение

Исследование, проведенное на основе анализа речевого набора RAVDES, позволило получить ценные результаты, подтверждающие эффективность методов распознавания эмоций в речи. Основываясь на анализе данных и результатов экспериментов, мы пришли к выводу, что эффективный отбор признаков играет ключевую роль в оптимизации методов распознавания эмоций в речи. Удалось продемонстрировать, что сохранение высокой классификационной точности при сокращении числа признаков позволяет значительно снизить вычислительную нагрузку и улучшить обобщающую способность классификатора.

Подчеркивается важность дальнейших исследований в этой области. В частности, существует потребность в расширении набора данных, что позволит провести более обширные и всесторонние исследования. Также важным направлением является оптимизация методов отбора признаков с целью улучшения производительности классификации и обеспечения более точного распознавания эмоций в речи.

В целом, результаты данного исследования представляют собой значимый вклад в развитие методов распознавания эмоций в речи и указывают на перспективы дальнейших исследований в этой области.

Литература

1. Issa D., M. Demirci F., Yazici A. Speech Emotion Recognition with Deep Convolutional Neural Networks. *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 59, 2020.
2. On C. K., Pandiyan P. M., Yaacob S., and Saudi A. Mel-Frequency Cepstral Coefficient Analysis in Speech Recognition. 2006 International Conference on Computing & Informatics, 2006, pp. 1–5.
3. Multimodal Emotion Recognition on RAVDESS Dataset Using Transfer Learning/ C. Luna-Jiménez, D. Griol, Z. Callejas, R. Kleinlein, J.M. Montero, F. Fernández-Martínez // *Sensors*. – 2021. – vol. 21. – pp. 1 – 29.
4. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / пер. с англ. А.А. Слинкина. М.: ДМК Пресс, 2015. 400 с.
5. Джеймс Г. и др. Введение в статистическое обучение с примерами на языке R / Г. Джеймс, Д. Уиттон, Т. Хасти, Р. Тибширани // М.: ДМК Пресс, 2016. – 450 с.
6. Huang S. H. Supervised feature selection: A tutorial // *Artif. Intell. Res.* – 2015. – Т. 4. – №. 2. – С. 22-37.
7. Tsanas A. et al. Novel speech signal processing algorithms for high-accuracy classification of Parkinson's disease // *IEEE transactions on biomedical engineering*. – 2012. – Т. 59. – №. 5. – P. 1264-1271.
8. Лихачёв Д. С. и др. Комбинированный метод отбора информативных признаков для выявления речевых патологий по голосу // *Доклады БГУИР*. – 2023. – Т. 21. – №. 4. – С. 110-117.

METHOD FOR REDUCING THE DIMENSIONALITY OF THE FEATURE SPACE BASED ON LASSO REGRESSION FOR SPEECH EMOTION RECOGNITION

Krasnoproshin D.V., Vashkevich M.I.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics
6, P. Brovki str., Computer Engineering Department, 220113, Minsk, Belarus,
e-mail: daniil.krasnoproshin@gmail.com, vashkevich@bsuir.by

A method for reducing the dimension of the feature space, based on the use of LASSO regression, to increase the effectiveness of speech emotion recognition is proposed. The proposed method automatically selects the most significant features for the classification of emotions, that increases the accuracy and speed of recognition. The proposed method can be used with various classification models, in particular, we test the method using classifiers based on linear discriminant analysis (LDA) and support vector machines (SVM). The proposed method was tested using the RAVDESS dataset. It is shown that in the case of SVM, the method allows to increase the metric of unweighted average recall (UAR) from 45.6 to 47.3%, and in the case of using LDA from 46.0 to 48.4%. At the same time, the number of features is reduced by about 30%.

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ ВОДНЫХ УЧАСТКОВ НА СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ В РАДИОДИАПАЗОНЕ

студ. Сенников А.В., асп. Ларионов Р.В., к.т.н., доц. Хрящев В.В.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова

В работе рассматривается алгоритм сегментации водных участков с использованием спутниковых SAR изображений. Одной из целей сегментации водных участков является мониторинг наводнений, оценка их масштаба. Особенность мониторинга наводнений заключается в том, что они часто сопровождаются сопутствующими погодными условиями – дождями, облачностью. Поэтому для данной задачи были использованы изображения в радиодиапазоне, позволяющие игнорировать атмосферные условия. Для проведения исследования был использован набор из 27 спутниковых изображений, обладающих пространственным размером приблизительно 200 на 300 километров с разрешением 10 метров на пиксель. В качестве нейросетевых моделей в работе используются три модели с архитектурами U-ResNet-34, SegFormer_b5 и SegNeXt_1. Алгоритм принимает на вход патчи с 2 каналами – VV и VH, а на выходе выдает бинарную маску сегментации. Для оценки работы моделей использовались такие метрики, как Dice, F-мера, точность и полнота. Наибольшее значение Dice составило 0,90. Однако все модели имеют трудности в точной сегментации изображений на границах водных поверхностей, что приводит к большому числу ложных пропусков.

Введение

В настоящее время использование данных дистанционного зондирования земли нашло широкий спектр применения, например, оценка лесной биомассы, управление сельскохозяйственными и природными ресурсами, геология, предупреждение стихийных бедствий [1]. Для решения подобных задачи используются алгоритмы сегментации, обрабатывающие изображения со спутника с помощью нейронных сетей [2].

В настоящей работе рассматривается задача определения водных поверхностей на спутниковых изображениях в радиодиапазоне. Она относится к задаче мониторинга водоемов, входящей в группу задач мониторинга земной поверхности, к которой относится также мониторинг сельскохозяйственных полей, лесного покрова [3]. В последнее время данная группа задач становится все более популярной в силу развития технологий ДЗЗ и алгоритмов обработки изображений. Одной из целей данной задачи является мониторинг наводнений, оценка их масштаба. Наводнения являются одними из наиболее частых и распространенных стихийных бедствий в мире, наносящих серьезный ущерб жизни, имуществу, инфраструктуре и окружающей среде [4]. Для того, чтобы справиться с риском наводнений и помочь в смягчении ущерба, динамический мониторинг наводнений стал преобладающим требованием для управления чрезвычайными ситуациями при стихийных бедствиях.

Специфика задачи мониторинга наводнений заключается в том, что наводнения обычно сопровождаются сопутствующими погодными условиями – дождями, облачностью. В связи с этим данные со спутника в оптическом диапазоне, полученных пассивными приемниками, являются не самым подходящим источником информации. Поэтому для такого рода задач используют спутниковые изображения в радиодиапазоне, полученные активными радиолокационными устройствами такими, как радары с синтезированной апертурой (SAR). Благодаря им можно проводить исследования, игнорируя атмосферные условия [5].

Целью данной работы является разработка эффективного алгоритма сегментации водных участков на спутниковых SAR-изображениях с использованием нейронных сетей глубокого обучения. Для решения задачи собран и размечен экспертами набор из 27 изображений со спутника Sentinel-1 и проведена их предобработка. В качестве алгоритмов сегментации для рассмотрения выбраны сверточные сети U-Resnet-34 и SegNeXt_1 и алгоритм SegFormer_b5, в основе работы которого лежит принцип позиционного кодирования с использованием блоков трансформеров.

Описание набора изображений

Для проведения исследования был создан набор 16-битных радиолокационных изображений со спутника Sentinel-1, полученных с использованием ресурса Copernicus [6]. Каждое изображение охватывало пространственную область размером приблизительно 200 на 300 километров с пространственным разрешением 10 метров на пиксель. В состав каждого снимка

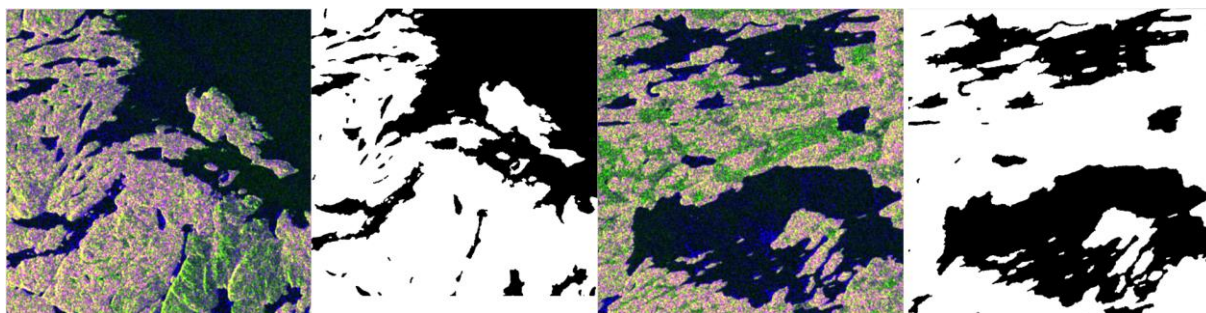


Рисунок 1 – Фрагменты изображений из набора с дополнительным каналом VH/VV и бинарной маской (черные области относятся к воде)

входили два канала: с сополяризацией (излучение и прием отраженного сигнала с вертикальной поляризацией, VV) и кросс-поляризацией (излучение с вертикальной поляризацией и прием отраженного сигнала с горизонтальной поляризацией, VH). С целью улучшения качества изображений и повышения их информативности были предприняты следующие шаги предварительной обработки данных. В частности, были удалены тепловые шумы и шумы по краям. Обработка изображения с использованием фильтра Ли позволила значительно снизить негативные эффекты спекл-шумов [7]. Кроме того, была выполнена радиометрическая калибровка и геометрическая коррекция. Каждому изображению присвоена экспертная бинарная маска, определяющая области с водными поверхностями. Фрагменты из набора данных с соответствующими масками представлены на рисунке 1. Для удобства визуального восприятия к двум оригинальным каналам VV и VH добавлен третий, полученный путем деления второго на первый (VH/VV).

Всего собрано 27 оригинальных больших изображений за 2022-2023 года, охватывающих различные регионы РФ, из которых 25 снимков использованы для обучающей выборки, а 2 снимка (выбраны случайным образом) для тестирования и оценки качества разработанных алгоритмов. Исходные большие изображения методом скользящего окна с размером 512x512 пикселей с шагом 256 нарезаны на патчи. Пересечение наполовину необходимо для уменьшения вероятности переобучения нейронных сетей на определенные местоположения объектов на изображении. Полная статистика по сформированному набору патчей представлена в таблице 1.

Описание архитектур используемых моделей

Для решения задачи сегментации водных участков рассмотрены 3 различных архитектуры нейронных сетей. В качестве первой модели выбрана широко используемая в различных задачах сегментации данных ДЗЗ полностью сверточная нейронная сеть U-Net, на входе которой стоит сеть для извлечения признаков с архитектурой ResNet-34. Архитектура данной сети описана в предыдущей работе [8].

Двумя другими алгоритмами выбраны нейронные сети с использованием механизмов внимания: SegFormer [9] и SegNeXt [10]. Segformer относится к типу нейронных сетей, полностью работающих с использованием трансформеров. Трансформеры набирают все большую популярность в задачах машинного обучения. Их главной особенностью является наличия механизма внимания (self-attention) и использования позиционного кодирования, что позволяет значительно повысить способность алгоритма извлекать входные признаки изображения по сравнению с картами признаков, полученных в результате операции двумерной свертки.

Таблица 1. Статистика сформированного набора

	Обучающая выборка	Тестовая выборка
Количество изображений	25	2
Количество патчей	178817	13714
Количество патчей с водными участками	97679	7202
Количество патчей без водных участков	72226	6512

SegFormer состоит из кодировщика и декодировщика. Кодировщик выполняет роль извлечения грубых и точных признаков из входного изображения и состоит из блока разбиения на патчи и 4 блоков-трансформеров. Блок разбиения на патчи дробит входное изображение на патчи размером 4×4 пикселей, которые поступают на вход блока-трансформера. Данный блок включает в себя повторенные N раз слои внимания и слои Mix-FFN, которые смешивают свертку размером 3×3 и сеть прямого распространения. На выходе блока-трансформера стоит блок слияния, который объединяет признаки, полученные на предыдущем этапе, и понижает размерность, получая более высокоуровневое представление. Декодировщик в SegFormer реализован на базе многослойных перцептронов и объединяет многоуровневые признаки, выработанные кодировщиком, для формирования маски сегментации. В рамках текущего исследования выбрана самая глубокая версия описанной выше архитектуры с кодировщиком MiT_b5, которую дальше будем называть SegFormer_b5.

В качестве третьей модели в данной работе использовалась модель с архитектурой SegNeXt [10]. Она относится к типу сверточных сетей. В кодировщике SegNeXt вместо блока внимания из SegFormer используется многомасштабный модуль сверточного внимания – MSCA. Данный модуль содержит свертку 5×5 для объединения локальной информации, 3 ветки сверток по глубине для захвата контекста и свертку 1×1 для моделирования взаимосвязи между различными каналами. Совместно с 2 слоями нормализации батча и сетью прямого распространения, модуль MSCA образует блок MSCAN, являющийся основным структурным элементом кодера в SegNeXt, аналогичный трансформерному блоку в SegFormer. MSCAN также повторен 4 раза. Декодировщик SegNeXt состоит из операций матричного разложения для каждого уровня извлеченных признаков на этапе кодирования. Для SegNeXt мы аналогично выбрали наиболее глубокую версию сети, которую в дальнейшем будем называть SegNeXt_1.

Описание эксперимента

Рассмотрим результаты обучения и тестирования представленных моделей. Все представленные модели перед обучением на нашем наборе данных были предварительно обучены на наборе изображений DeepGlobe Land Cover. Обучение происходило с батчем 16 для U-Resnet-34 и SegNeXt_1 и батчем 8 для SegFormer_b5. Меньший размер количества изображения на каждой итерации для SegFormer_b5 скомпенсирован в два раза большим общим количеством итераций на этапе обучения (500 тыс против 250 тыс). В качестве функции потерь во всех случаях использована бинарная кросс-энтропия плюс один минус коэффициент Серенсена. Каждая из моделей была обучена тремя разными способами:

1. Случайное формирование батча на каждой итерации. Метод назовем random_batch.
2. Сбалансированное формирование батча на каждой итерации обучения. Как видно из таблицы 1, количество изображений с водными поверхностями на 35% превышает количество изображения без водной поверхности. Для стабильного процесса обучения и снижения количества резких скачков функции потерь предлагается использовать балансировку при формировании батча: половина изображений должна содержать водные поверхности, половина не содержать. Метод назовем balanced_batch.

В обоих выше описанных способах при обучении использован следующий набор аугментаций для повышения разнообразия обучающей выборки в процессе обучения: случайное изменения яркости в пределах 10%, случайные изменения масштаба в пределах $[0,9; 1,1]$, случайная обрезка, зеркальные отражения по горизонтали и вертикали, а также повороты на углы до 45 градусов [8].

3. Использование метода инвариантности аугментации (Augmentation Invariance, AI) [11]. Специфика спутниковых изображений заключается в том, что они не привязаны к определенным углам поворота, а также могут подвергаться достаточно серьезным фотометрическим искажениям из-за угла наклона камеры. Поэтому стандартные методы аугментации могут иметь низкую эффективность в задачах сегментации спутниковых изображений. Подход повышения инвариантности к таким преобразованиям заключается в том, что исходный патч аугментируется двумя разными способами, и предсказания сети по обоим случаям должны совпадать [11]. В первый тип аугментации отнесены случайные изменения масштаба в пределах $[0,9; 1,1]$, случайная обрезка, зеркальные отражения и повороты на углы до 25 градусов. Во второй тип аугментации отнесены случайные повороты на кратные 90 градусам углы и случайные изменения яркости в пределах 10%. Для обучения на основе такого подхода использовалась

общая функция потерь, которая учитывала ошибки сегментации исходного изображения, ошибку сегментации преобразованного изображения и разницу между предсказанием по исходному изображению и предсказанием по аугментированному изображению. Таким образом, функцию потерь можно выразить как:

4.

$$L_{\text{tot}} = L_{\text{seg}}(x, y) + L_{\text{seg}}(A(x), A(y)) + \lambda L_{\text{AI}}(x, A(x)),$$

$$L_{\text{AI}}(x, A(x)) = \frac{1}{I} \sum_{i \in I} (f_i(x) - A^{-1}(f_i(A(x))))^2,$$

где L_{seg} – ошибка сегментации, L_{AI} – разница между предсказаниями по изображению с аугментациями и без, выраженная как среднеквадратичная ошибка, A – набор аугментаций, x – исходное изображение, y – экспертная разметка, f_i – предсказание модели.

Все обучаемые модели принимают на вход 2-канальный патч размером 512x512 пикселей в диапазоне [-1, 1]. На выходе нейронные сети выдают одноканальную бинарную маску с тем же размером, что и патч на входе.

Для объективной оценки качества работы нейросетевых моделей использовались такие метрики, как точность (precision, P), полнота (recall, R), F-мера (F1) и коэффициент Серенсена (Dice), а также правильно обнаруженные объекты (TP), ложные срабатывания (FP) и пропущенные объекты (FN). В качестве TP, FP и FN выступают отдельные объекты (не пиксели), выделенные через метод обнаружения полносвязных компонент. Если пересечение объекта из маски предсказания и эталонной маски по метрике IoU больше 0,5, то объект считается правильно обнаруженным. В таблице 2 приведены результаты тестирования трех моделей. Каждая модель тестировалась на разных итерациях обучения. Для итогового результата брались значения метрик на такой итерации, на которой метрика Dice была максимальной.

Из результатов видно, что все модели достаточно хорошо определяют границы найденных объектов, на что указывает высокое значение коэффициента Серенсена. Тем не менее, алгоритмы на основе SegFormer_b5 и SegNeXt_1 показали значения Dice на 0,13-0,17 выше, чем U-ResNet-34. Наибольшим значением, равным 0,90, обладают модели SegFormer_b5 и SegNeXt_1, обученные со сбалансированным батчем. При этом, лучшее значение полноты получилось у модели ResNet-34+U-Net, что связано с наибольшим количеством правильно обнаруженных объектов и меньшим количеством пропуском. При этом все модели обладают большим количеством ложных срабатываний, преимущественно состоящих из мелких объектов размером в несколько единиц и десятков пикселей, что следует из высоких значений Dice и визуального анализа работы алгоритмов. Данный эффект связан с тем, что предобработка радарных снимков фильтром Ли позволяет лишь уменьшить эффект наличия спекл-шумов, а не убрать их полностью. Для повышения качества работы необходимо применять более продвинутые методы предобработки или постобработки на базе легковесных обучаемых сверточных нейронных сетей или трансформеров. Подход повышения инвариантности (AI) привел к деградации точности алгоритмов и увеличению количества ложных срабатываний на 20-25% для всех моделей. При этом количество правильных детектированных и пропущенных объектов изменилось незначительно. Это может быть связано с недостаточными параметрами двух методов аугментации, использованных при обучении, что привело к переобучению алгоритмов.

Таблица 2.
Результаты тестирования моделей

Метрика	Dice	F1	Precision	Recall	TP	FP	FN
U-Resnet-34, random_batch	0,73	0,45	0,35	0,61	25157	45732	16270
U-Resnet-34, balanced_batch	0,74	0,44	0,32	0,71	29261	60768	12166
SegFormer_b5, random_batch	0,89	0,39	0,30	0,54	22282	50646	19145
SegFormer_b5, balanced_batch	0,90	0,39	0,31	0,53	21963	49585	19464
SegFormer_b5, balanced_batch + AI	0,87	0,39	0,25	0,50	20682	63119	20745
SegNeXt_1, random_batch	0,89	0,40	0,31	0,58	24447	51684	17980
SegNeXt_1, balanced_batch	0,90	0,42	0,33	0,58	24231	49072	17196
SegNeXt_1, balanced_batch + AI	0,88	0,40	0,30	0,61	25089	59950	16338

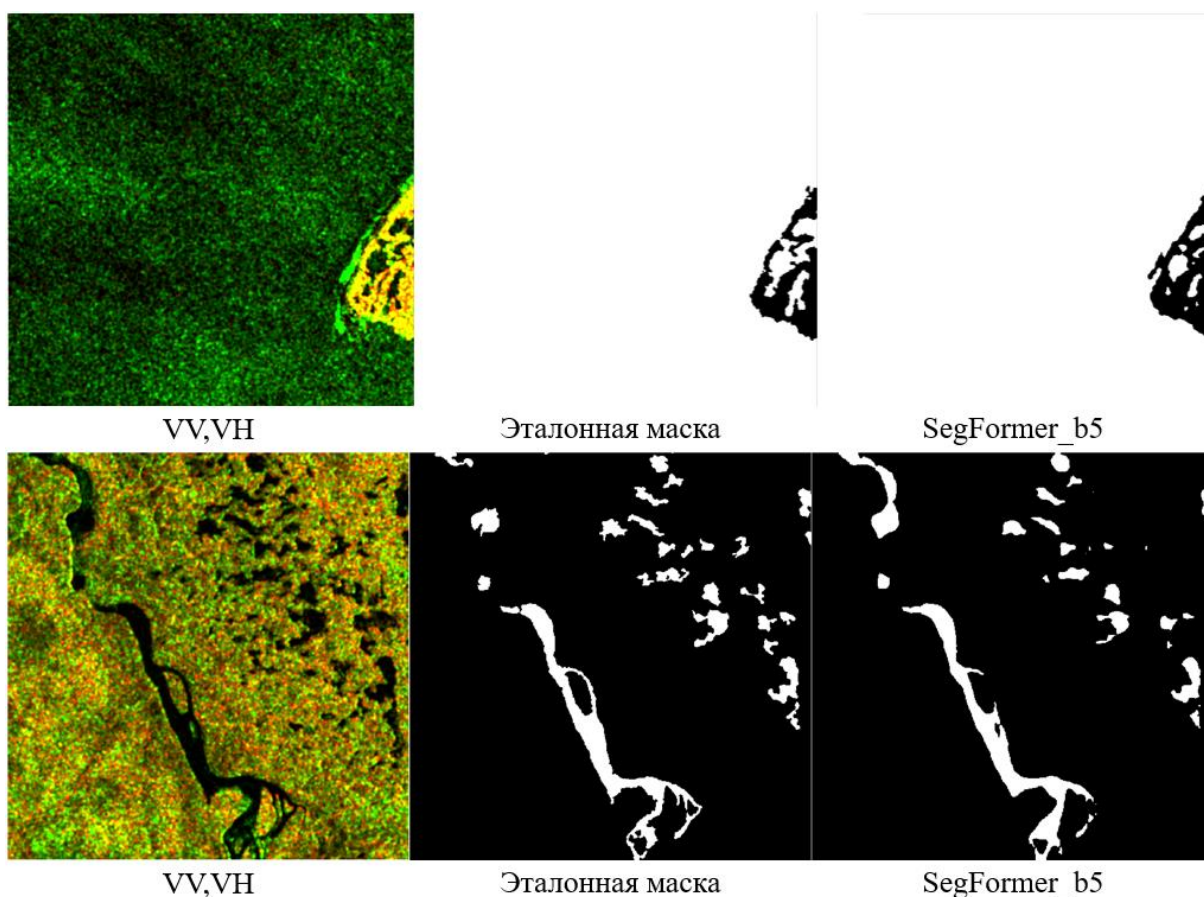


Рисунок 2 – Пример работы алгоритма

На рисунке 2 на примере модели Segformer_b5 представлен результат обработки двух изображений и приведено наглядное сравнение эталонной и предсказанных масок, которое подтверждает значения полученных выше метрик. На верхнем изображении большой участок сегментировался достаточно точно. Ошибки проявились на границе с земной поверхностью. Данный пример показывает ложные пропуски. На нижнем предсказании присутствуют ложные срабатывания, выраженных в том, что маленькие участки воды сегментируются более сглажено, чем в эталонной маске, а также узкие продолговатые части реки разрываются.

Заключение

В рамках данного исследования рассмотрены методы сегментации водных поверхностей с использованием алгоритмов глубокого обучения на SAR-изображениях со спутника Sentinel-1. Для реализации использованы 3 модели глубокого обучения: U-ResNet-34, Segformer_b5 и SegNeXt_1. Каждая из них была обучена тремя способами. Первые два способа отличаются наличием или отсутствием балансировки батча на каждой итерации обучения. Третий способ заключался в использовании подхода повышения инвариантности к аугментациям. Для обучения был подготовлен набор из 27 спутниковых изображений в радиодиапазоне, которые были поделены на патчи размером 512x512 пикселей. Оценка качества работы обученных моделей происходила с помощью таких метрик как точность, полнота, f-мера и Dice. Исследование показало, что все 3 модели на хорошем уровне определяют границы найденных участков, на что указывает высокое значение Dice. Наибольшее значение Dice – 0,90 у моделей Segformer_b5 и SegNeXt_1. Использование подхода повышения инвариантности к аугментациям на этом наборе изображений привело к увеличению числа ложных срабатываний на 20-25% для каждой из моделей. Также, все модели в целом обладают большим количеством ложных срабатываний. В основном данные ошибки происходят на границах водных и земных участков, а также на малых водных участках.

Литература

1. Khryashchev V., Larionov R. Wildfire Segmentation on Satellite Images using Deep Learning, 2020 Moscow Workshop on Electronic and Networking Technologies (MWENT), 2020, pp. 1–5, doi: 10.1109/MWENT47943.2020.9067475
2. de Wit A., Boogaard H., Fumagalli D., Janssen S., Knapen R., van Kraalingen D., Supit I., van der Wijngaart R., van Diepen K. 25 years of the WOFOST cropping systems model // *Agricultural systems*, 2019. Vol. 168. Pp. 154–167.
3. Ларионов Р.В., Сенников А.В., Хрящев В.В. Разработка алгоритма определения изменений лесного покрова на изображениях со спутника Sentinel-2 // 33-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению «ГрафиКон2023», Москва, ИПУ РАН, 2023. С. 721–726.
4. Carreno F., Munoz M. Flood Monitoring Based on the Study of Sentinel-1 SAR images: the Ebro River Case Study // *Water*, 2019. Vol. 11. Pp. 2454. Doi: 10.3390/w11122454
5. Betbeder J., Fieuzal R., Baup F. Assimilation of LAI and dry biomass data from optical and SAR images into an agro-meteorological model to estimate soybean yield // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016. Vol. 9, № 6. Pp. 2540–2553.
6. Copernicus [Электронный ресурс]. URL: <https://www.copernicus.eu/en> (дата обращения: 12.02.2024).
7. Yommy A.S., Liu R., Wu A.S. SAR Image Despeckling Using Refined Lee Filter // 2015 7th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 2015. Pp. 260–265. Doi: 10.1109/IHMSC.2015.236
8. Khryashchev V., Larionov R., Kotov N., Nazarovskiy A. Segmentation of Agricultural Fields on Microwave C-Band SAR Images // 2022 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON), 2022. Pp. 1–5. Doi: 10.1109/SIBCON56144.2022.10002999
9. Xie E., Wang W., Yu Z., Anandkumar A. SegFormer: Simple and efficient design for semantic segmentation with transformers // *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2021. Pp. 1–14.
10. Guo M., Lu C., Hou Q., Liu Z. SegNeXt: Rethinking Convolutional Attention Design for Semantic Segmentation // *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. 2022. Pp. 1–17.
11. Tavera A., Arnaudo E., Masone C., Caputo B. Augmentation Invariance and Adaptive Sampling in Semantic Segmentation of Agricultural Aerial Images // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*, 2022. Pp. 1656–1665.

WATER SEGMENTATION IN MICROWAVE AERIAL IMAGES

Sennikov A.V., Larionov R.V., Khryashchev V.V.

P.G. Demidov Yaroslavl State University

The results of water segmentation algorithm development in satellite SAR images are presented. Purpose of water detection is flood monitoring and its disaster risk assessment. Since flooding is associated with bad weather conditions and thick cloud cover, we suggest using imagery from synthetic-aperture radar (SAR) for visual analysis. Set of 27 satellite images with a spatial size of 200×300 kilometers and 10 meters/pixel resolution was collected. In experiments we trained neural networks U-ResNet-34, SegFormer_b5 and SegNeXt_1. Developed algorithms have 2-band input contained VV and VH channels, its output is a binary segmentation mask. Metrics such as Dice, F-measure, precision and recall were used to evaluate the performance of the models. The highest Dice value was 0.90.

СОПРОВОЖДЕНИЕ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ В ВИДЕОДАНЫХ В СЛОЖНЫХ УСЛОВИЯ НАБЛЮДЕНИЯ

студ. Литвинов Е.А.

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И.
Ульянова (Ленина)

В работе производится обзор существующих методов построения модели движения, которые могут быть использованы в задаче сопровождения движущихся малоинерционных объектов в видеоданных. Выделен ряд мешающих факторов при наблюдении за БПЛА с подвижного носителя. Обоснована актуальность решения задачи повышения эффективности сопровождения, сформулированы критерии качества. Предложен метод построения модели на этапе инициализации, позволяющий снизить влияние поступающих выбросов.

Актуальность

Задача обнаружения и сопровождения движущихся объектов в видеопоследовательности является актуальной в связи с широким распространением видеосистем, оснащенных быстродействующими вычислителями. Рассматриваемые системы применяются в задачах мониторинга и анализа окружающей обстановки в различных сферах. Актуальные конфигурации позволяют применять сложные методы анализа в реальном времени, что существенно расширяет возможности их эксплуатации. В то же время повышение качества обнаружения и сопровождения объектов в видеоданных является одной из самых востребованных, в частности, при наблюдении объектов, характеризующихся высокой динамикой, в сложных условиях наблюдения.

Объектами, способными быстро производить сложные маневры (полные остановки, реверсы, развороты и т.п.) являются беспилотные летательные аппараты (БПЛА) типа «квадрокоптер». Развитие БПЛА связано с высокой эффективностью их применения в задачах разведки, построения карт и т.д., а также с упрощением производства и эксплуатации. Видеосистема, позволяющая производить контроль воздушного пространства над объектами инфраструктуры в реальном времени, позволит повысить уровень безопасности. Самой сложной ситуацией с точки зрения анализа является наблюдение с помощью видеокамеры, расположенной на подвижном носителе. Примеры тестовых кадров представлены на рисунке 1.



Однородный фон

Сложный фон

Изменение масштаба

Рисунок 1 – Фрагменты тестовых кадров при различных условиях наблюдения

На основе анализа целевых видеоданных выделен ряд факторов, обуславливающих сложность обработки, к которым следует отнести:

1. Изменения типа фона;
2. Изменение скорости объекта и его маневрирование;
3. Изменение масштаба объекта;
4. Наличие глобального движения;
5. Выход объекта из поля зрения камеры;
6. Перекрытие объектов фоном или друг-другом;

В задаче обнаружения наличие рассмотренных условий приводит к учащению пропусков. В случаях перекрытия целевого объекта требуется минимизировать вероятность полной потери слежения за счет сопровождения «по памяти». Сопровождение заключается в построении модели движения объекта интереса на основе данных, полученных на этапе детектирования.

Основные цели:

- Построение модели позволяет существенно снизить область поиска на изображении, что сокращает объем обрабатываемой обнаружителем информации;
- В случае кратковременного перекрытия объектов интереса моделирование позволяет сохранить правильность их маркировки (снизить вероятность перепутывания);
- При некорректном детектировании позволяет сохранить правильность стробирования путём исключения выбросов из выборки;
- Стоит также отметить возможность сглаживания полученных данных для исключения «дрожания» при переобнаружении, в таком случае окно захвата будет перемещаться плавно.

Критерии качества сопровождения.

Для оценки качества сопровождения объекта возможно применять следующие критерии [1]:

- Количество срывов сопровождения за единицу времени. К срывам относится переключение на другой объект или потеря основного. Может быть рассчитано как отношение количества кадров, в которых объект интереса корректно инициализируется и маркируется, к общему количеству кадров в последовательности.
- Точность предсказания местоположения объекта. Может быть выражена как отклонение предполагаемого местоположения центра тяжести объекта от фактического.
- Ошибка предсказания изменения масштаба объекта в кадре (из-за сближения или удаления). Может быть рассчитана с помощью индекса Жаккара (Intersection over Union), отображающего долю перекрытия областей на изображении. Применительно к рассматриваемой задаче – степень перекрытия предсказанной области интереса \hat{S} фактической S :

$$IoU = \frac{\hat{S} \cap S}{\hat{S} \cup S}.$$

- Точность сопровождения нескольких целей – *MOTA* (Multiple Object Tracking Accuracy) включает в себя параметр *MM* – mismatches, отражающий количество перезахватов ложного объекта:

$$MOTA = 1 - \frac{FN + FP + MM}{N_{obj}}, \text{ где}$$

FN – количество пропусков, *FP* – количество ложных тревог, *MM* – количество несоответствий при инициализации объекта, N_{obj} – фактическое число объектов.

Факторы, снижающие эффективность алгоритма сопровождения

Поскольку данные для построения модели движения поступают с обнаружителя, то количество ошибок не должно быть слишком большим, в противном случае качество результирующей модели будет снижено. В рассматриваемой задаче объектом наблюдения является БПЛА винтового типа, отличительной особенностью которого являются высокие показатели маневренности. Отсюда вытекает главное требование к алгоритму сопровождения – возможность учета маневренных характеристиками объекта интереса. Соблюдение данного требования обеспечит удержание объекта в строге и позволит более точно предсказывать его местоположение. Стоит отметить, что изменение масштаба объекта в кадре также может быть предсказано путём построения соответствующей модели.

Общая схема методов решения задачи сопровождения

Задача сопровождения сводится к анализу временных рядов некоторого случайного процесса. В качестве входных данных в блок построения модели в определенные моменты времени поступают, в общем случае, координаты центра тяжести объекта, выходом является оценка значения вектора скорости и ускорения. При этом важную роль играет совместная обработка как результатов моделирования, так и данных обнаружителя. Общая схема методов решения поставленной задачи представлена на рисунке 2.

Пунктирными линиями выделены некоторые конкретные реализации. Данная схема иллюстрирует важное положение о том, что блок обновления модели позволяет ввести двунаправленную оценку полученных данных, способствующую со стороны обнаружителя принимать решение в пользу наиболее приближенной траектории, а со стороны модели - снизить влияние ложных детекций.

Для каждого блока возможно два направления реализации: на базе сверточных нейронных сетей и не нейросетевые подходы. Поскольку использование сверточных нейронных сетей требует значительных вычислительных ресурсов, то для решения задачи построения метода сопровождения целесообразно использовать другие подходы.



Рисунок 2 - Общая схема методов сопровождения

Методы уточнения местоположения объекта

По результатам обнаружения производится оценка параметров объекта интереса, включающая, как правило, уточнение его местоположения, сокращение области поиска и обновление признаков.

В [2] представлены реализации методов детектирования и компенсации глобального движения, вносящего смещение в градиентные направления и оклики фильтров сверточных нейронных сетей, в задаче детектирования БПЛА в видеоданных, полученных с камеры подвижного носителя. Предложенный метод центрирования объекта в окне интереса основан на применении алгоритма случайного леса (Random Forest) [3]. Результаты приведены на рисунке 3

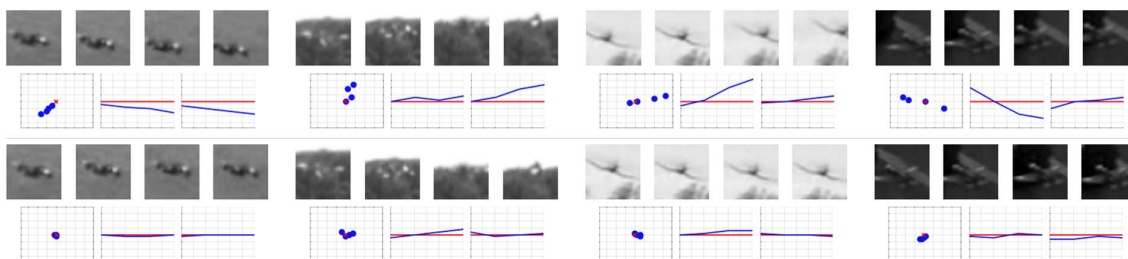


Рисунок 3 – Результат работы алгоритма центрирования объекта

Траекторный анализ в видеоданных

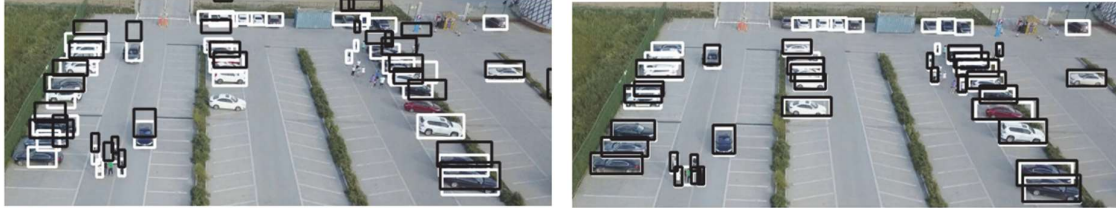
Несмотря на то, что рассмотренные выше меры обеспечивает высокую точность стробирования целевого объекта и более эффективное обнаружение, проблема продолжения сопровождения «по памяти» является неразрешенной. Далее рассматриваются методы построения моделей движения.

Наиболее распространенным и эффективным инструментом для реализации сопровождения является фильтр Калмана. Реализация фильтра Калмана с «методом локализации», повышающим робастность, представлена в [4]. Сложность применения обуславливается высокой динамикой БПЛА, что возможно компенсировать перестройкой фильтра в момент начала маневрирования.

Работа [5] демонстрирует ряд современных подходов к повышению качества сопровождения в видеоданных. После нейросетевого обнаружения производится построение модели движения с помощью фильтра Калмана со следующим вектором состояния траектории на k -ом кадре:

$$x_k = [u, v, s, q, u', v', s'],$$

где (u, v) – координаты центра, q – соотношение сторон, s – площадь, и соответствующие им производные. Для компенсации искажений, обусловленных глобальным движением, производится корректировка координат объектов с помощью межкадровой оценки матрицы трансформации W_k : $(u, v, 1)^T = W(u, v, 1)^T$ (рисунок 4)



Результат трекинга без компенсации глобального движения

Результат трекинга с предложенным методом компенсации движения камеры

Рисунок 4 – Результат применения компенсации глобального движения

С целью увеличения общей эффективности сопряжения с траекторными оценками автором сформирован ряд мер для анализа поступающих данных обнаружителя, приведены на рисунке 5.

Для j -ой траектории с i -ым обнаружением

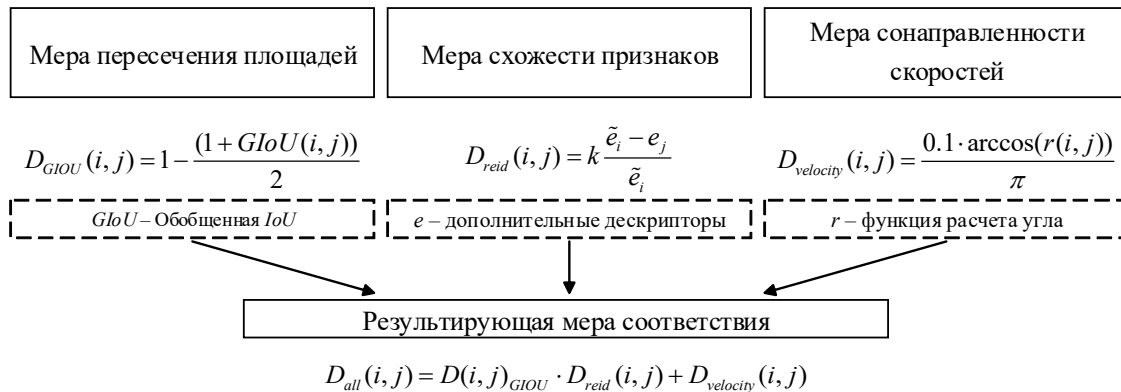


Рисунок 5 – Меры для оценки соответствия обнаружений данным модели

Исследование, представленное в [6] посвящено применению ансамблевых методов машинного обучения к задаче прогнозирования временных рядов. Авторами предложена рекурсивная стратегия прогнозирования, а также стратегия взвешивания оценок, полученных различными моделями, объединёнными в ансамбль. Ввод адаптивного взвешивания позволяет уменьшить ошибку и производить более эффективную потоковую обработку. Важным результатом исследования являются худшие показатели нейросетевого решения в сравнении с объединением «градиентного бустинга» с «лесом случайных деревьев».

Экспериментальное исследование метода сопровождения на основе регрессионного анализа с применением инициализации модели с помощью RANSAC

Общим принципом построения алгоритмов сопровождения является необходимость формирования окна размером N кадров, по отсчетам которого производится построения модели с дальнейшим предсказанием, в простейшем случае, на $N+1$ кадр. Поскольку процесс построения модели является чувствительным к выбросам, возможно применение следующей функции взвешивания $weigh$ на основе значений величины ошибки ΔE , дающую некоторую взвешенную оценку координаты \tilde{x}_{n+1} на основе поступающих от обнаружителя значений x_{n+1} и оценок \hat{x}_{n+1} :

$$\tilde{x}_{n+1} = x_{n+1} \cdot weigh + \hat{x}_{n+1}(1 - weigh), \text{ где } weigh = e^{-k\Delta E^2}, \Delta E = \sqrt{(\hat{x}_{n+1} - x_{n+1})^2 + (\hat{y}_{n+1} - y_{n+1})^2}.$$

Однако на этапе инициализации, поскольку все N первых отсчетов идут на построение модели, требуются дополнительные меры для повышения точности. В качестве решения предлагается применить метод RANSAC [7], позволяющий исключить выбросы и подобрать лучшие параметры модели. В качестве критерия выбрано среднее абсолютное отклонение MAD , что позволяет формировать оценку в большей мере отражающую концентрацию отсчетов вблизи модели, $RMSE$, напротив, усиливает вклад отклонений. Таким образом, для первых N отсчетов становится возможным исключение выбросов, превышающих стандартное отклонение и заменой их на значения из сформированной модели.

Исследование проведено для алгоритма на основе регрессионного анализа выборки, имитирующий наблюдение длительностью 2 секунды с частотой 25 кадров в секунду. Размер окна $N=25$ отсчетов. Шум нормальный с СКО=0.7 пиксела. Демонстрация результата применения компенсации случайных выбросов с СКО=15 представлена на рисунке 6. Так по первым 25 кадрам производилась инициализация, с 26 кадра осуществлялось взвешивание поступающих отсчетов с предсказанными.

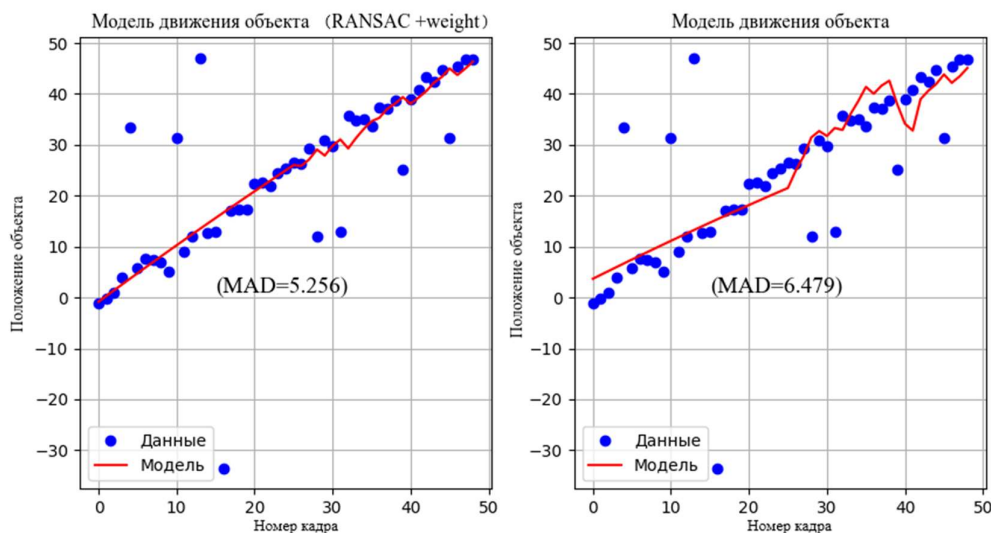


Рисунок 6 – Результаты моделирования с применением метода RANSAC при инициализации и взвешиванием вновь поступающих отсчётов

В таблице 1 представлен результат анализа эффективности предложенного метода в зависимости от значения СКО выбросов с усреднением по 10 реализациям, выбросами заменены случайные 20% выборки. На рисунке 7 приведена соответствующая зависимость.

Таблица 1. Значения среднего абсолютного отклонения при различных СКО выбросов

СКО	1	4	8	12	16	20	24
MAD (без доп. мер)	1.249	1.74	2.616	3.21	4.27	6.268	7.011
MAD (RANSAC + взвеш.)	1.079	1.519	2.419	2.864	3.744	4.486	5.015
Выигрыш, %	13.63	12.77	7.52	10.84	12.34	28.43	28.46

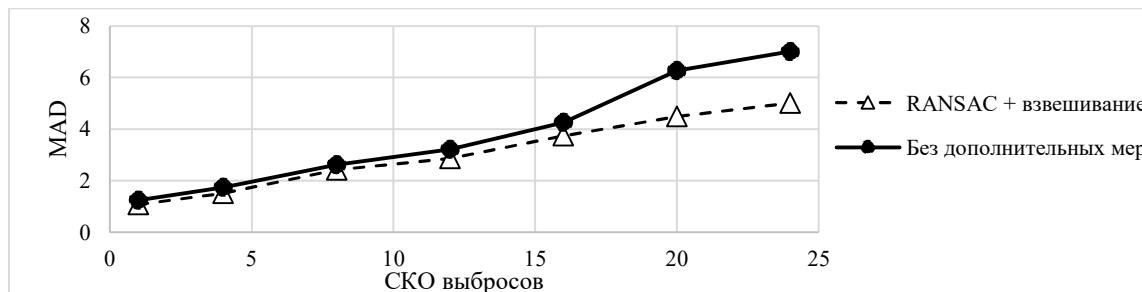


Рисунок 7 – Зависимость значения средней абсолютной разности от СКО выбросов

Заключение

На основании представленных результатов можно сделать вывод, что первым этапом исследования задачи построения эффективного алгоритма сопровождения является статистический анализ полученных данных с целью установления характеристик мешающих воздействий и параметров объекта, что позволит синтезировать более устойчивый пространственный фильтр. Размер окна должен соответствовать маневренным характеристикам объекта: при уменьшении N снижается эффективность сглаживания, при увеличении не удается реагировать на резкие смены траектории. Функцию взвешивания отсчетов целесообразно применять, если известно о присутствии выбросов, превышающих нормальное отклонение значений координат центра тяжести, в противном случае происходит искусственное увеличение инерционности объекта.

Эффективность предложенного метода компенсации выбросов на стадии инициализации модели увеличивается с ростом СКО выбросов. Задача повышения качества актуальна также при перестраивании модели, заключающейся в отбрасывании предыстории отсчетов для эффективного сопровождения в момент начала маневрирования.

Как следствие, для повышения качества сопровождения, помимо выбора робастного алгоритма построения модели движения, требуется обеспечить дополнительный анализ данных обнаружителя, обеспечивающий автоматическое принятие решений о переключении на новую траекторию, что является предметом дальнейших исследований.

Литература

1. А.Е. Щелкунов, В.В. Ковалев, К.И. Морев, И.В. Сидько. Метрики оценки алгоритмов автоматического сопровождения // Известия ЮФУ. Технические науки. 2020. №1. С. 233-245.
2. A. Rozantsev, Lepetit V., Fua P. Detecting Flying Objects using a Single Moving Camera. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2016
3. L. Breiman. Random Forests // Machine Learning. 2001. №1. С. 5-32.
4. И. Р. Гогорев, Г. В. Бельский. Модификация фильтра Калмана с разделением невязки и локализацией // XXV Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2022). Сборник докладов. 2022. С. 32-36.
5. В.А. Горбачев, В.Ф. Калугин. Разработка алгоритма многообъектного трекинга с необучаемыми признаками сопоставления объектов // Компьютерная оптика, том 47. 2023. №5. С. 1002-1010.
6. Т.А. Волошин, К.С. Зайцев, М.Е. Дунаев. Применение адаптивных ансамблей методов машинного обучения к задаче прогнозирования временных рядов // International Journal of Open Information Technologies. 2023. №8. С. 57-63.
7. Martin A. Fischler and Robert C. Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography // Comm. of the ACM.1981.

TRACKING SMALL-SIZED OBJECTS IN VIDEO DATA IN DIFFICULT OBSERVATION CONDITIONS

Litvinov E.A.

Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI"

The paper provides an overview of existing model construction methods that can be used in the task of tracking moving low-inertia objects in video data. A number of interfering factors characteristic of UAV surveillance using a mobile camera are presented. The relevance of solving the problem of improving the effectiveness of tracking is substantiated, quality criteria are formulated. An algorithm for building a model at the initialization stage is proposed, which allows reducing the impact of incoming emissions.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ RETINEX ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ПОЛУЧЕННЫХ С ФОТОРЕГИСТРАТОРОВ

асп. Наталенко Д.Н.

Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф.
Решетнева

В работе рассматривается восстановление неравномерно освещенных изображений, полученных от фоторегистраторов, при помощи алгоритма нормализации Retinex. На сегодняшний день существует множество различных реализаций алгоритма, среди которых SSR, MSR, MSRCR и MSRCP. Данный список является результатом многолетнего развития алгоритма. Каждая из модификаций разработана для решения конкретных подзадач на основе нормализации освещения. Автором предложено рассмотрение каждого алгоритма и их влияние на изображения, полученные с фоторегистраторов. Приведены результаты проверки алгоритмов, сделаны выводы по применению Retinex в разных условиях съемки.

Введение

На сегодняшний день, наблюдение за дикими животными с применением фоторегистраторов стало важной составляющей экологического мониторинга и зоологических исследований. Фоторегистратор – это цифровой фотоаппарат, оснащенный датчиком движения, который позволяет проводить съемку местности без прямого участия человека. Приборы могут работать как в формате фото, так и в формате видео съемки.

Фоторегистраторы, как правило, находятся в рабочем состоянии на протяжении долгих месяцев. За отведенное время, они способны заснять до нескольких тысяч изображений. К сожалению, большой объем изображений не гарантирует наличие такого же большого количества информативных данных. Данная проблема связана как с принципом работы фоторегистратора, так и с условиями его работы. Во-первых, датчик движения, который установлен в устройстве, способен фиксировать любое движение в рамках допустимых значений чувствительности, что приводит к ложным или запоздалым срабатываниям. Во-вторых, работа происходит в условиях сложного фона. Таким образом, вплоть до 76% изображений, получаемых при помощи фоторегистраторов, могут являться нецелевыми, то есть не содержать в себе искомый объект или быть недостаточно информативными [1].

Все снимки, которые поступают для анализа, можно условно разделить на три большие группы по информативности: информативные, малоинформативные и неинформативные. Информативными можно считать снимки, которые соответствуют требованиям экологического мониторинга. Для исследователей важно получить как можно больше информации из каждого добытого изображения. Например, узнать вид животного, его пол, окрас, а также возможные ранения и заболевания. Помимо этого, изображения, добытые с разных камер, тщательно анализируются, чтобы отследить возможное появление одного и того же животного. Тем самым, у исследователей, появилась бы возможность просчитать маршрут, которым оно пользуется. Информативным можно считать изображение, на котором изучаемый объект виден хорошо и ничем не перекрывается. Также, изображение не должно быть смазанным, а животное на нем должно быть повернуто мордой к камере.

Неинформативными изображениями можно считать те, которые невозможны к использованию в рамках мониторинга. К таким изображениям относятся как попросту пустые, так и те, на которых искомый объект невозможно опознать из-за его малого присутствия в кадре.

К малоинформативным можно отнести изображения, которые все еще могут послужить для задач экологического мониторинга, однако они не обладают полным спектром информации. На таких изображениях искомый объект может находиться в неудобной для исследователя позиции по отношению к камере. Также объект может оказаться перекрытым частью фона, как, например, деревом или кустом. Ну и конечно же не стоит забывать про погодные условия и время суток, при которых объект попал в рамки чувствительности датчика камеры.

Основной причиной возникновения малоинформативных изображений, помимо неудачного расположения объекта, можно считать погодные условия, сложный фон и время суток. Все это приводит к разного рода искажениям и дефектам на изображении, самыми распространенными из которых являются дефекты, связанные с яркостью, контрастом и насыщенностью цветов на

изображении. Для устранения такого рода дефектов, применяют различные алгоритмы по выравниваю освещения. Одним из наиболее известных является Retinex.

Основная часть

На сегодняшний день, Retinex можно поделить на четыре основных подхода к просчету яркости изображения: на основе пути (Path based), рекурсивной матрицы (Recursive Matrix), центра окружения (Centre Surround) и физики (Physics based). Наиболее широко используемыми из перечисленных подходов, являются алгоритмы на основе центра окружения (Centre Surround).

Алгоритм одномасштабного Retinex (Single-Scale Retinex) представляет собой разницу между изображением в текущем пикселе (x, y) и средним значением центра и окружающего пространства этого пикселя (x, y) . Коррекция SSR происходит по формуле [2]:

$$SSR_i(x, y) = \log(I_i(x, y)) - \log((G_\sigma * I_i)(x, y)), \quad (1)$$

где $I_i(x, y)$ – является распределением изображения в i -й цветовой группе.

Результаты коррекции изображений, проведенные с помощью SSR, не всегда способны показывать удовлетворительный результат. Проверив алгоритм на группе изображений, полученных с фоторегистраторов, можно сделать вывод о том, что алгоритм зачастую приводит к чрезмерному повышению яркости изображения. Таким образом, алгоритм способен улучшать качество освещения только на изображениях с преимущественно темными оттенками, то есть при пасмурной погоде, а также сумерках. Изображения с яркими цветами, в том числе в зимний период (из-за обилия снега), обрабатываются неудовлетворительно. Изображения, снятые инфракрасной (ночной) съемкой, обрабатываются некорректно из-за повышенной яркости. Изображения, полученные в результате неправильно выставленного цветового фильтра (например, изображения с красноватым оттенком цветов) не подлежат восстановлению.

Алгоритм мультимасштабного Retinex (Multi-Scale Retinex) в свою очередь был призван решить ряд недостатков SSR. В основе алгоритма лежит идея объединения SSR разных масштабов, при этом для каждого масштаба необходимо задать вес и суммировать все изображение. Коррекция MSR представляет собой взвешенную сумму SSR с разными коэффициентами размытия, согласно формуле [3]:

$$MSR_i(x, y) = \sum_{n=1}^N W_n SSR_i(x, y). \quad (2)$$

Для корректной работы алгоритма, не стоит забывать и о нормализации выходных данных MSR под диапазон от 0 до 255, что задается уравнением:

$$MSR_i(x, y) = 255 \frac{MSR_i(x, y) - \min(MSR_i)}{\max(MSR_i) - \min(MSR_i)}. \quad (3)$$

Изображения, обработанные с помощью алгоритма MSR, способны выдавать лучший результат по сравнению с SSR, в том числе корректней отражая реальную освещенность объектов. Однако проверив MSR на группе изображений, полученных с фоторегистраторов, можно заметить, что появляются сильные проблемы, связанные с цветопередачей. Происходит это из-за того, что при применении MSR к каждому каналу, предполагается, что изображение в среднем имеет нейтральный серый цвет. В противном случае алгоритм выдаст изображение пониженной насыщенности. Также не стоит забывать и о других проблемах цветопередачи, когда некоторые участки изображений имеют некорректную тональность.

Алгоритм может быть применен для изображений в рамках любого времени года и погодных условий. Однако из-за обилия проблем в цветопередаче и шума, изображения получаются очень нестабильными и требуют долгой настройки параметров коррекции. Изображения, снятые инфракрасной съемкой, корректируются лучше, чем с SSR, но имеют все те же проблемы стабильности. Изображения с неправильной тональностью цветов могут быть восстановлены за счет нормализации и понижения насыщенности. Таким образом, основными проблемами алгоритма являются нестабильность, проблемы с тональностью и чрезмерное увеличение шума.

Примеры обработки изображений с фоторегистраторов алгоритмами SSR и MSR представлены на рисунке 1.

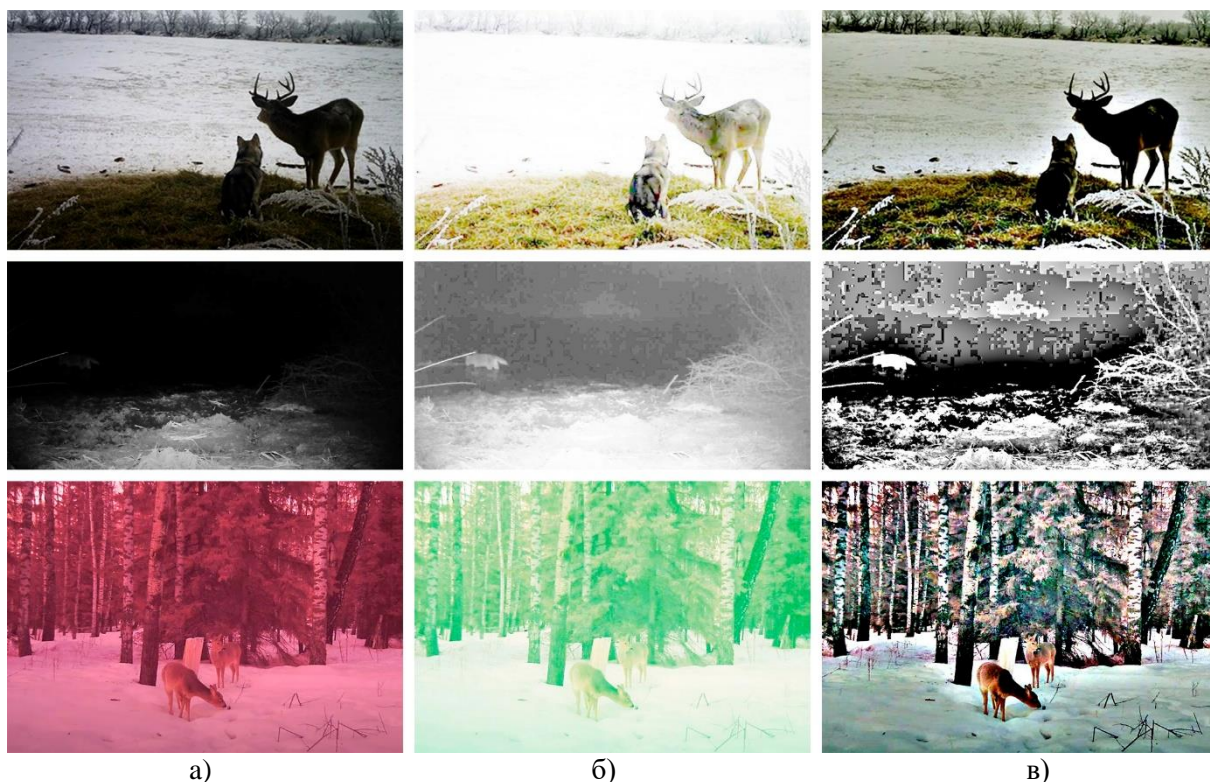


Рисунок 1 – Пример применения алгоритмов:
а) оригинал; б) SSR; в) MSR

Алгоритм MSR продолжал развиваться, в результате чего были изобретены модификации алгоритма с функцией восстановления и сохранения цвета, а именно MSRCR (Multi-Scale Retinex with Color Restoration) и MSRCP (Multi Scale Retinex with Color Preservation) [4]. В случае с MSRCR основной задачей было исправление цветопередачи, поэтому выходные данные, получаемые от MSR стали умножаться на функцию восстановления цвета CRF (Color-restoration function):

$$MSRCR_i(x, y) = MSR_i(x, y) * CRF_i(x, y), \quad (4)$$

где $CRF_i(x, y)$ - является значением восстановления цвета для пикселя в цветовом канале и вычислялся следующим образом:

$$CRF_i(x, y) = \beta [\log(\alpha * I'_i(x, y))], \quad (5)$$

где $I'_i(x, y)$ – позиция пикселя для канала, вычисляемая как:

$$I'_i(x, y) = \frac{I_i(x, y)}{\sum_{c=0}^{k-1} I_c(x, y)}. \quad (6)$$

Вышеперечисленные вычисления выполняются для каждого спектрального канала, что в итоге приводило к таким ошибкам, как: неправильные цвета и общая серость изображения (малая насыщенность цвета) ближе к центру. Проверив MSRCR на группе изображений, полученных с фоторегистраторов, можно сделать вывод о том, что данная модификация работает с цветом гораздо лучше, чем стандартный MSR. Алгоритм хоть и сохраняет ряд проблем с насыщенностью цветов, однако не приводит к артефактам тональности, как это было ранее.

Таким образом, алгоритм работает гораздо стабильнее обычного MSR, оставаясь при этом все таким же универсальным. Изображения, снятые инфракрасной съемкой, находятся на том же уровне качества, что и при обработке MSR, с учетом пониженной контрастности. Изображения, полученные в результате неправильно выставленного цветового фильтра, становятся менее насыщенными, что хоть и не решает изначальную проблему, но уменьшает ее пагубное влияние.

Основной проблемой алгоритма MSRCR является некорректное восстановление изначального цвета. Для сохранения цветовой композиции такой, какой она представляла изначальное, была создана модификация алгоритма с сохранением цвета MSRCP, которая все также основывается на MSR. Алгоритм применяет Retinex не для каждого канала по отдельности, а для общего канала интенсивности, который представляет собой сложение всех каналов изображения, поделенное на их общее количество:

$$Int_{(x,y)} = \frac{\sum_{c=0}^{k-1} I_c(x,y)}{k}. \quad (7)$$

После идет настройка UV/RGB в соответствии с результатом фильтрации канала интенсивности, чтобы сохранить цветность.

Применение MSRCP лучше сохраняет распределение цветов на изображении и отлично подходит для сжатия динамического диапазона, а также локального повышения контрастности. Таким образом, алгоритм работает примерно на уровне MSRCR, однако лучше передает цветовую палитру, а также повышает контрастность снимка. Изображения, снятые инфракрасной съемкой, находятся на том же уровне качества, что и при обработке MSR, однако показывают более стабильный результат. На изображениях, полученных в результате неправильно выставленного цветового фильтра, как правило, ситуация лишь ухудшается. Примеры обработки изображений с фоторегистраторов алгоритмами SSR и MSR представлены на рисунке 2.



Рисунок 2 – Пример применения алгоритмов:
а) оригинал; б) MSRCR; в) MSRCP

Для закрепления результатов проверки изображений с фоторегистраторов, были проведены замеры шума. Обусловлено это тем, что на обработанных изображениях явно прослеживались

соответствующие этому графические артефакты. Для проверки использовалась метрика PNSR. Результаты проверки представлены на рисунке 3.

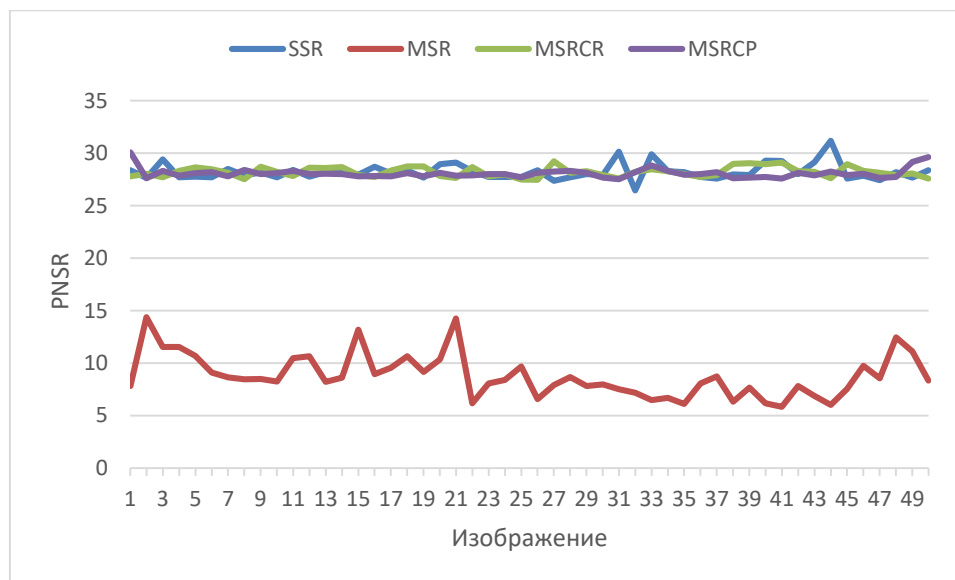


Рисунок 3 – Результаты проверки по PNSR

Средним значением проверки для SSR являлось 28,23, в то время как для MSR значение равнялось 8,79. В случае с MSRCR значение равнялось 28,2, а для MSRCP оно составило 29,09. Оценка шума по PNSR показала, что значение шума, после обработки любой из модификаций Retinex, заметно повышается, что совпадает с результатами, представленными в других исследованиях [5]. Таким образом, несмотря на то, что Retinex действительно может быть успешно применен для улучшения освещения на изображениях со сложным фоном, он также может привести и к увеличению шума, что в свою очередь ухудшает видимость мелких деталей. Поэтому, можно сделать вывод о том, что применять Retinex без специальных шумоподавителей не рекомендуется.

Далее, для ознакомления с общей тенденцией работы той или иной модификации Retinex, были сделаны замеры средних значений яркости и контрастности до и после обработки. Результаты замеров представлены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты оценки яркости и контраста

Retinex	Среднее изменение яркости, %			Среднее изменение контраста, %		
	День	Ночь	Цвет	День	Ночь	Цвет
SSR	+152	+343	+98	-81	-71	-65
MSR	+35	+220	+6	+238	+215	+208
MSRCR	+109	+389	+44	-73	-58	-48
MSRCP	+111	+401	+24	-31	-28	-19

Как итог, среднее значение яркости после обработки SSR сильно увеличивалось, контраст при этом значительно уменьшался. У MSR наблюдается незначительное повышение яркости при обычной съемке и сильное повышение при инфракрасной. Контраст сильно увеличен во всех случаях. После обработки MSRCR средняя яркость повышается, в то время как контраст уменьшается. После обработки MSRCP средняя яркость повышается еще сильнее, чем при MSRCR., однако контраст также остается высоким.

Заключение

Таким образом, можно сделать вывод о том, что алгоритм Retinex и его модификации могут быть использованы для улучшения качества изображений, полученных от фоторегистраторов, за счет устранения дефектов освещения. Различные модификации алгоритма лучше подходят для

конкретных задач. Использование алгоритмов SSR и MSR нецелесообразно, за счет слишком узкой направленности первого и нестабильности второго. Наиболее стабильным и универсальным является алгоритм MSRCR, так как он способен удовлетворительно корректировать освещение на изображениях с разными погодными условиями, а также при инфракрасной съемке и неправильной тональности цвета. Наиболее действенным будет применение алгоритма MSRCR для пасмурной погоды и других условиях пониженной цветности изображения, в то время как MSRCP применять для изображений, где необходимо сохранить изначальные цвета. Для инфракрасной съемки можно применять оба алгоритма, в зависимости от предпочтений в контрастности. С неправильной тональностью, полученной в результате применения неправильного цветового фильтра или иных причин, способны работать только MSR и MSRCR.

Алгоритмы, построенные на базе MSR, имеют параметры настройки, за счет чего, их результаты можно улучшить, если подобрать правильные параметры. В теории, подборку данных параметров можно, в том числе и автоматизировать.

Также стоит отметить, что из-за серьезного повышения уровня шума, использование Retinex без подходящего шумоподавителя нецелесообразно из-за плохой видимости малых деталей на изображениях.

Литература

1. K.R.R. Swinnen, J. Reijniers, M. Breno, H. Leirs. A novel method to reduce time investment when processing videos from camera trap studies // PLoS ODIN. 2014. №9(6).
2. M. Khalil, Z. Al-Ameen. Adapted Single Scale Retinex Algorithm for Nighttime Image Enhancement // Al-Rafidain Journal of Computer Sciences and Mathematics. 2022. №1. P. 59-69.
3. M. Zahid, M. Nazeer, B. Nargis, M. Yasir, A. Naseer. Human visual enhancement using Multi Scale Retinex // Informatics in Medicine Unlocked. 2018. №13. P. 9-20.
4. A. B. Petro, C. Sbert, J. M. Morel. Multiscale Retinex // Image Processing On Line. 2014. P. 71-88.
5. T. Wu, W. Wu, Y. Yang, F. Fan, T. Zeng. Retinex Image Enhancement Based on Sequential Decomposition With a Plug-and-Play Framework // IEEE Transactions on Neural Networks and learning Systems. 2023. P. 1-14.

APPLICATION OF RETINEX METHODS FOR IMPROVEMENT OF IMAGES OBTAINED FROM CAMERA TRAPS

Natalenko D.N.

Reshetnev Siberian State University of Science and Technology

The work examines the restoration of unevenly illuminated images obtained from camera traps using the Retinex normalization algorithm. Today there are many different implementations of the algorithm, including SSR, MSR, MSRCR and MSRCP. This list is the result of many years of algorithm development. Each of the modifications is designed to solve specific subtasks based on lighting normalization. The author proposes a review of each algorithm and their impact on images obtained from photo recorders. The results of testing the algorithms are presented, and conclusions are drawn on the use of Retinex in different shooting conditions.

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ЧЕЛОВЕКА ПО ПОХОДКЕ

асп. Савков М.В.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика
М.Ф. Решетнева»

Распознавание человека по внешним признакам активно развивается вместе с увеличением количества камер наружного наблюдения. Однако, зачастую качество данного видеоматериала слишком низкое, чтобы распознать человека по лицу или рисунку глаза, в таком случае можно использовать распознавание при помощи походки. Распознавание при помощи походки включает в себя разные подходы и уже демонстрирует высокое качество распознавания, даже учитывая возможные помехи на видеоизображении. В статье рассматриваются методы применения глубоких нейронных сетей для распознавания человека по походке.

Введение

Биометрические методы идентификации человека являются более точными, чем другие по причине того, что биометрию сложнее подделать. Рисунок зрачка глаза, отпечаток пальца, лицо или, к примеру, походка являются уникальными для каждого человека, что делает задачу обработки биометрических особенностей человека актуальной задачей в разных сферах жизни. Активное распространение систем видеонаблюдения обусловило повышение интереса именно к идентификации человека по признакам походки, так как качества видеозаписи не всегда хватает для идентификации человека по лицу. Также к сложностям идентификации человека по лицу относят неудачный ракурс, удаленность объекта, наличие маски или других факторов, влияющих на достоверность идентификации. В таком случае единственным способом идентификации человека является походка [1].

Однако, как и любой другой метод идентификации, идентификация человека по походке имеет свои недостатки. К ним можно отнести большое количество факторов, которые могут внести изменения в походку, такие как переносимый предмет, неудобная обувь или обувь на высоком каблуке, которые затрудняют или делают невозможным идентификацию по походке.

На данный момент активно разрабатываются разные подходы идентификации человека по походке. Все они базируются на основе характеристик движения человека в потоке видеокадров, но используют для этого разные инструменты. Одна из групп методик основывается на анализе базовых признаков походки, таких как энергия походки, которая характеризует частоту нахождения в определенной позе во время движения [2-4], положение суставов и основных частей тела [5,6], траектория движения точек фигуры [7].

Другая группа методик опирается на нейросетевом подходе. Их общая идея заключается в фиксации первичных признаков походки и подачи их на вход нейронной сети, которая после обработки данных, формирует сигнал о совпадении или несовпадении людей на разных кадрах видеозаписи. Главным отличием в данном случае являются наборы входных параметров и архитектуры сетей. К примеру, в работах [8,9] в качестве входной информации выбраны блоки карт оптического потока. В работе [10] обучение нейронной сети происходит на основе данных бинарных масок силуэта. В работе [11] источник первичных данных – трехканальное изображение, включающее черно-белые кадры и компоненты карт оптического потока.

В качестве самых распространённых архитектур используются сверточные и рекуррентные нейронные сети. Остановимся подробнее на подходах с использованием нейронных сетей. Рассмотрим актуальные сети для распознавания человека по походке *GaitSet* [12] и *GaitGraph2* [13].

В модели *GaitSet* походка рассматривается как набор силуэтов походки. При этом в последовательности силуэтов, содержащих один период походки, можно отметить, что силуэт в каждой позиции имеет уникальную позу, как показано на рисунке 1.

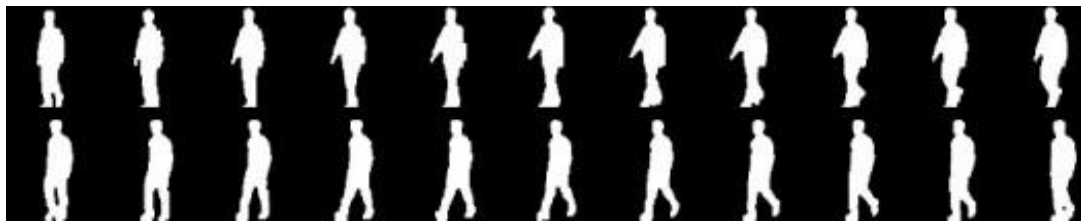


Рисунок 1 – Силуэты в наборе данных *Casio-B*

Модель *GaitSet* извлекает признаки из набора данных походки для идентификации человека по походке. Входными данными для модели является набор силуэтов походки. Превосходствами данного метода можно назвать:

- гибкость – модель не накладывает никаких ограничений на входные данные, кроме размера силуэта. Это означает, что набор данных может состоять из любого количества непоследовательных силуэтов, снятых с разных точек обзора при различных условиях ходьбы;
- скорость – это означает, что модель напрямую обучается глубокому набору представления походки, а не измеряет сходство между парами шаблонов или последовательностей походки. Таким образом, представление каждого образца нужно вычислить только один раз, а распознавание может быть выполнено путем сравнения евклидова расстояния между представлениями разных образцов;
- эффективность – это означает, что данный подход показывает хорошие показатели результативности на наборах данных *CASIA-B* [14] и *OU-MVLP* [15].

Данная модель основывается на концепции рассмотрения походки как глубокого множества. Исходя из набора данных из N людей с идентификаторами $y_i, i \in 1, 2, \dots, N$, мы предполагаем, что силуэты походки определенного человека подчиняются распределению P_i , которое однозначно связано с этим человеком. Поэтому все силуэты в одной или нескольких последовательностей данного человека можно рассматривать как множество из n силуэтов $X_i = \{x^j | j = 1, 2, \dots, n\}$, где $x^j \sim P_i$.

Исходя из этого, мы решаем задачу распознавания походки в три этапа, сформулированных следующим образом:

$$f_i = H(G(F(x_i^1), F(x_i^2), \dots, F(x_i^n)))$$

где F – конволюционная сеть, предназначенная для извлечения признаков на уровне кадра из каждого силуэта походки, G – функция инвариантная к перестановкам за счет использования структуры, называемой горизонтальным пирамидным отображением. Входной сигнал x_i представляет собой тензор с четырьмя измерениями: размерность набора, размерность канала изображения, размерность высоты изображения и размерность ширины изображения.

Затем реализуется операция *Set Pooling (SP)*, целью которой является уплотнение набора информации о походке, сформулированной как $z = G(V)$, где z обозначает признак уровня набора, а $V = \{V^j | j = 1, 2, \dots, n\}$ обозначает признаки уровня кадра, где v^j означает карту признаков j -ого уровня кадра, а n обозначает количество кадров походки в наборе. Однако существует два ограничения. Для использования данного входного набора функция должна быть первичной инвариантной функцией, которая удовлетворяет:

$$G(\{v^j | j = 1, 2, \dots, n\}) = G(\{v^{\pi(j)} | j = 1, 2, \dots, n\})$$

где π – любая перестановка [16]. Во-вторых, функция G должна быть способна принимать множество с произвольной кардинальностью, поскольку количество силуэтов походки в реальном мире может быть произвольным.

Затем в алгоритме используется визуальное внимание, которое сейчас часто применяется в задачах компьютерного зрения [17]. В методе *GaitSet* используются две стратегии привлечения внимания. Первый вариант – это попиксельное внимание. В частности мы уточняем результаты

SP, используя глобальную информацию для обучения карты внимания по элементам для каждой карты признаков на уровне кадра. Сначала с помощью статистических функций собирается глобальная информация. Затем она вводится в конволюционный слой 1×1 вместе с исходной картой признаков, чтобы вычислить карту внимания для уточнения. Окончательный набор признаков z извлекается с помощью операции *MAX* на множестве уточненных карт признаков на уровне кадров. Другим вариантом является покадровое внимание, при котором глобальное объединение *MAX* сначала применяется к каждому v^j , чтобы получить сжатое по кадрам изображение. Затем, основываясь на фреймовом признаке, полностью связанный слой применяется для вычисления веса по кадру a^i .

Затем необходимо решить задачу составления карты горизонтальной пирамиды. В научной литературе часто используют подход разбивания карты признаков на полосы для решения задач повторной идентификации человека. Например, в статье [18] было предложено объединение горизонтальных пирамид путем обрезки и изменения размера изображений в единый размер, основанный на размере пешехода, при этом варьируя дискриминационные части от изображения к изображению. Благодаря использованию нескольких масштабов, объединение горизонтальных пирамид может помочь глубокой сети собирать как локальную, так и глобальную информацию, фокусируясь на признаках с разными размерами. Также на данном этапе необходимо использование связанного слоя для отображения признаков в глубокое дискриминативное пространство. Поскольку полосы на разных масштабах отображают признаки разных рецептивных полей, а разные полосы на каждом масштабе отображают признаки разных пространственных позиций, использование независимых связанных слоев в данной архитектуре необходимо.

Как правило, разные уровни сверточной сети имеют разные рецептивные поля. Чем глубже слой, тем больше рецептивное поле будет. Таким образом, пиксели в картах признаков на неглубоком слое уделяют больше внимания локальным и мелкозернистым слоям информации, в то время как те, которые находятся в более глубоких слоях, больше сосредотачиваются на глобальной и крупнозернистой информации. Аналогичным образом происходит извлечение на уровне набора при применении связанного слоя. Для сбора информации о наборах разного уровня используется многослойный глобальный контейнер, структура которого идентична структуре конволюционной сети в основном контейнере, однако модифицирована признаками уровня набора, извлеченных разными слоями.

В области идентификации человека [19] широко используются две функции потерь: потери кросс-энтропии и потери триплета. Потери перекрестной энтропии часто встречаются в задачах классификации. Она измеряет разрыв между прогнозируемым распределением и соответствующим истинным распределением. В задаче распознавания выходные классы отражают все метки (идентификаторы) в обучающем множестве. Триплетная потеря была первоначально предложена для распознавания лиц, но стала популярной функцией потерь для обучения метрическим вложениям и достигла высоких результатов в различных задачах [20]. Ее цель – приблизить семантически схожие точки друг к другу, одновременно отталкивая семантически схожие точки.

Другим примером можно привести графовую сверточную нейронную сеть для распознавания походки на основе скелета *GaitGraph2*. В данном подходе развитие получила идея определения походки не по силуэту, а по скелету. Пример работы данного подхода показан на рисунке 2.

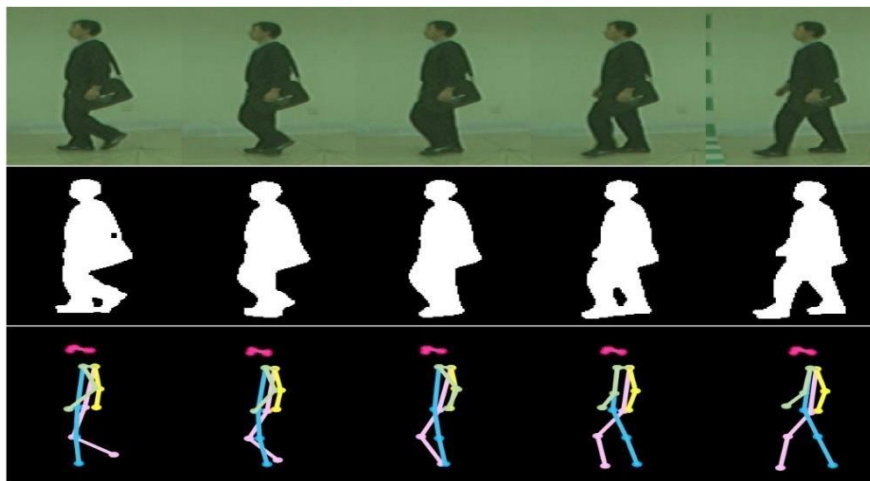


Рисунок 2 – Сравнение последовательности RGB-изображений и соответствующего представления походки в силуэтом изображении и скелете.

Скелет описывается как граф $G=(V,E)$, где $V = \{v_1, \dots, v_N\}$ – множество из N узлов, представляющих суставы, а E – множество ребер, представляющих кости, отраженное матрицей смежности $A \in R^{N \times N}$ с $A_{ij} = 1$, если ребро соединяет v_i с v_j , и $A_{ij} = 0$ в противном случае. A симметрична, поскольку G является неориентированным графом. Каждый узел состоит из трех каналов $v_n = (x_n, y_n, c_n)$, с оценкой координат x , y и уверенности в ключевой точке c .

Для распознавания походки используются последовательности этих графов. Таким образом необходимо ввести временное измерение T . Тогда последовательность определяется как тензор $X = \{v_{t,n} \in R^3 \mid t, n \in N_0, t < T, n < N\}$ и $X \in T^{T \times N \times C}$.

Важным фрагментом структуры *GaitGraph2* являются графовые свёртки. На скелетных входах, определяемых объектами X и структурой графов A , правило послойного обновления графовых свертков может быть применено к объектам в момент времени t как:

$$X^{(l+1)} = \sigma D^{\sim} - A^{\sim} D^{\sim} - X^{(l)} \theta^{(l)}$$

где $A^{\sim} = A + I$ – скелетный граф с добавленными самоциклами для сохранения тождественных признаков. D^{\sim} – диагональная матрица степеней A^{\sim} , а σ – функция активации. Термин $D^{\sim} - A^{\sim} D^{\sim} - X^{(l)}$ можно интерпретировать как агрегирование пространственных признаков из сообщений, передаваемых прямыми соседями. Матрица смежность A получается с помощью функции пространственного разбиения, представленного в статье [20].

Скелеты извлекаются из *RGB*-изображений набора данных. Оценка ключевых точек в таком случае направлена на определение N ключевых точек (обычно это плечо, бедро или колено). Распространённым методом для определения точек является метод «сверху-вниз», который предсказывает N тепловых карт размером $W' \times H'$.

Экспериментальные данные

Сравнение архитектур выполнялась на общедоступных наборах данных *OU-MVLP* и *CASIA-B*. Результаты сравнения работы алгоритмов на основе набора данных *CASIA-B* показаны в таблице 1. Для сравнения работы алгоритма использовались метрики *Rank 1*. Видеопоследовательность считается правильно распознанной по метрике *Rank k*, если корректный класс содержится в списке k наиболее вероятных классов.

Таблица 1 – Усредненная точность Rank 1 на CASIA-B для каждого угла зондирования

Угол	нормальная ходьбой		ходьба с сумкой		ходьба в длинном пальто	
	<i>GaitSet</i> , %	<i>GaitGraph2</i> , %	<i>GaitSet</i> , %	<i>GaitGraph2</i> , %	<i>GaitSet</i> , %	<i>GaitGraph2</i> , %
0°	71,6	78,5	64,1	69,9	36,4	57,1
18°	87,7	82,9	76,4	75,9	49,7	61,1
36°	92,6	85,8	81,4	78,1	54,6	68,9
54°	89,1	85,6	82,4	79,3	49,7	66
72°	82,4	83,1	77,2	71,4	48,7	67,8
90°	80,3	81,5	71,8	71,7	45,2	65,4
108°	84,4	84,3	75,4	74,3	45,5	68,1
126°	89,0	83,2	80,8	76,2	48,2	67,2
144°	89,8	84,2	81,2	73,2	47,2	63,7
162°	82,9	81,6	75,7	73,4	41,4	63,6
180°	66,6	71,8	59,4	61,7	30,6	50,4
Среднее	83,3	82,0	75,1	73,2	45,2	63,6

Результаты сравнения моделей на основе набора данных OU-MVLP представлен в таблице 2.

Таблица 2 – Усредненные точность Rank 1 на OU-MVPL

Отклонение	Галерея открытых силуэтов		Галерея первичных силуэтов	
	<i>GaitSet</i> , %	<i>GaitGraph2</i> , %	<i>GaitSet</i> , %	<i>GaitGraph2</i> , %
0°	81,3	32,9	79,6	54,3
15°	88,6	47,7	87,1	68,4
30°	90,2	53,9	87,4	76,1
45°	90,7	56,8	89,8	76,8
60°	88,6	53,9	86,2	71,5
75°	89,1	54,7	88,0	75,0
90°	88,3	45,4	84,3	70,1
180°	83,1	29,0	81,8	52,2
195°	87,7	35,7	84,2	60,6
210°	89,4	34,3	87,7	57,8
225°	89,6	44,3	87,6	73,2
240°	87,8	46,2	86,3	67,8
255°	88,3	46,4	86,4	70,6
270°	86,9	38,4	85,8	65,3
Среднее	87,9	44,3	85,9	67,1

Заключение

Проведя сравнение двух альтернативных методов идентификации человека при помощи походки, можно сделать вывод, что, несмотря на активное развитие методов, основанных на работе со скелетом, более высокий уровень точности все еще показывает классический метод, основанный на идентификации человека при помощи силуэта.

Литература

1. С.В. Леонов, Е.Е. Фомина. Программный комплекс для идентификации личности по характеристикам цикла шага // Программные продукты и системы. 2023. Т. 36. №2. С.303-308.
2. А.И. Соколова, А.С. Конушин. Методы идентификации человека по походке в видео //Тр. ИСП РАН. 2019. Т. 31. №1. С. 69-82.

3. R. Chhatrala, D. Jadhav. Gait recognition based on curvelet transform and PCANet // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2017. vol. 27, no.3. pp. 525-531.
4. C. Chen, J. Liang, H. Zhao, H. Hu, J. Tian. Frame difference energy image for gait recognition with incomplete silhouettes // *Pattern Recognition Letters*. 2009. vol. 30. pp. 977-984.
5. С.П. Арсеев, А.С. Конушин, В.С. Лютов. Распознавание человека по походке и внешности // *Программирование*. 2018. Т.44. №4. С. 258-265.
6. T. Whytock, A. Belyaev, N.M. Robertson. Dynamic distance-based shape features for gait recognition. *J. Math. Imaging Vis.* 2014. vol. 50. no. 3. pp. 314-326.
7. F.M. Castro, M.J. Marin-Jimenez, R.M. Carnicer. Pyramidal Fisher motion for multiview gait recognition // *Proc. XXII Int. Conf. on Pattern Recognition*. 2014. pp. 1692-1697.
8. F.M. Castro, M.J. Marin-Jimenez, N. Guil, N.P. de la Blanca. Automatic learning of gait signatures for people identification. *LNCS. Proc. IWANN*. 2017. vol. 10306. pp. 257-270.
9. A. Sokolova, A. Konushin. Gait recognition based on convolutional neural networks. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* 2017. vol. XLII-2/W4. pp. 207-212.
10. X. Zhang, S. Sun, C. Li, X. Zhao, Y. Hu. DeepGait: A learning deep convolutional representation for gait recognition. *LNCS. Proc. Biometric Recognition*. 2017. vol. 10568. pp. 447-456.
11. T. Wolf, M. Babaee, G. Rigoll. Multi-view gait recognition using 3D convolutional neural networks. *Proc. IEEE ICIP*. 2016. pp. 4165-4169.
12. C. Hanqing, K. Wang, Y. He, J. Zheng. GaitSet: Cross-view Gait Recognition through Utilizing Gait as a Deep Set. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*. 2021. vol. 10. pp. 347-346.
13. T. Torben, J. Gilg, F. Herzog, S. Hormann, G. Rigoll. Towards a Deeper Understanding of Skeleton-based Gait Recognition. 2022 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. 2022. vol. 12. pp. 914-924.
14. S. Yu, D. Tan, and T. Tan. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition. in *International Conference on Pattern Recognition*. 2006. vol. 4. pp. 441-444.
15. N. Takemura, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi. Multi-view large population gait dataset and its performance evaluation for cross-view gait recognition. *IPSI Transactions on Computer Vision and Applications*. 2018. vol. 10. no. 4. pp. 1-14.
16. M. Zaheer, S. Kottur, S. Ravanbakhsh, B. Póczos, R. R. Salakhudinov, and A. J. Smola. Deep sets. in *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. pp. 3391-3401.
17. X. Wang, R. Girshick, A. Gupta, and K. He. Non-local neural networks. in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. pp. 7794-7803
18. Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato, and L. Wolf, "Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014. pp. 1701-1708.
19. Y. Fu, Y. Wei, Y. Zhou, H. Shi, G. Huang, X. Wang, Z. Yao and T. Huang. Horizontal pyramid matching for person reidentification. in *AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2019. pp. 8295-8302.
20. X. Dong and J. Shen. Triplet loss in Siamese network for object tracking. in *European Conference on Computer Vision*, 2018, pp.459-474.

APPLICATION OF DEEP NEURAL NETWORKS FOR HUMAN GAIT RECOGNITION

Savkov M.V.

Reshetnev Siberian State University of Science and Technology

Recognizing a person by external features is actively developing with the increasing number of surveillance cameras. However, the quality of this footage is often too poor to recognize a person by face or eye pattern, in which case gait-based recognition can be used. Gait-based recognition incorporates different approaches and already demonstrates high recognition quality, even considering possible interference in the video image.

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА КОЛОНОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

преп. Седов А.Г., доц. Хрящев В.В.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова

Рассматривается задача оценки качества цифровых изображений применительно к медицинской (эндоскопической) области. Исследованы соответствующие алгоритмы для оценки качества колоноскопических видеоизображений. Созданы обучающие и тестовые множества колоноскопических изображений. Рассмотрена эффективность алгоритма оценки качества, использующего несколько глобальных признаков.

Введение

Колоноскопическое обследование – это метод диагностики, который включает в себя использование специализированного оборудования, вводимого в кишечный тракт человека с целью выявления различных заболеваний, травм и патологий. Время, затрачиваемое врачом на каждого пациента при колоноскопии ограничено регламентом исследования. При этом по результатам обследования врач должен сохранить несколько изображений в соответствующей медико-информационной системе (МИС). С большой вероятностью взятый в случайный момент времени кадр исследования не будет являться информативным (по статистике такими являются 41% изображений в описанной ниже базе). В связи с этим актуальной становится задача отбора наиболее качественных изображений (или контроля качества сохраненных изображений) из соответствующего колоноскопического видеопотока. Качество эндоскопических изображений ухудшают, в числе прочих, следующие факторы [1]: размытие изображений вследствие движения видеоэндоскопа в полости органа; наличие бликов отраженного света; резкие изменения яркости и контрастности; наличие артефактов чересстрочной развертки.

Методы оценки качества изображений (image quality assessment – IQA) делятся на субъективные и объективные. Субъективная оценка качества изображения осуществляется человеком по соответствующей инструкции. Эффективность объективных метрик зачастую оценивается по близости получаемых значений к субъективным [2]. В свою очередь объективные методы оценки качества делятся на эталонные и неэталонные (no-reference image quality assessment – NR-IQA). Поскольку эталонные методы сравнивают оригинальное и искаженное изображение – они не подходят для решения задачи оценивания качества в медицинских приложениях.

Неэталонные алгоритмы работают только с искаженным изображением. Они также называются методиками оценки изображения «вслепую» – причиной тому является отсутствие неискаженного изображения, с которым можно сравнить искаженное. Выбор подходящей методики неэталонной оценки для конкретного случая является нетривиальной задачей. Многие методики неэталонной оценки специализированы на выявление определенных типов шумов, поэтому эксперту нужно рассмотреть множество изображений и выявить характерные проблемы [3].

Как правило исследования по рассматриваемой теме включают следующие этапы: создание базы изображений, анализ изображений – выявление характерных для них видов шумов, вычисление значений объективной неэталонной оценки несколькими способами, вычисление субъективных оценок на основе мнения экспертов, оценка корреляции между экспертной и алгоритмической оценкой качества. Зашумленные изображения зачастую синтезируются на основе качественных изображений.

Так Yuan Peng, Bai Ruxue и др. [2] использовали 70 качественных эндоскопических изображений желудочно-кишечного тракта (ЖКТ). К изображениям применили искажение типа «размытие движением» (motion blur) вдоль направляющего вектора с разными уровнями размытия и углами движения. Таким образом на основе 70 качественных изображений было получено дополнительно 1050 искаженных изображений. Для сбора субъективных оценок использовались рекомендации ITU-R BT.500-13 [4]. Затем на множестве полученных

изображений сравнивалась эффективность алгоритмов эталонной оценки качества. Авторы исследования указывают на размытие как на самую распространённую причину потери качества эндоскопических изображений.

Алгоритм, разработанный Pham Khac Long и др. [5] разбивает изображение на патчи. Затем каждый фрагмент по отдельности классифицируется с использованием нейронных сетей. Фрагмент может классифицироваться как размытый, слишком тёмный, слишком светлый или качественный. Итоговая оценка для изображения вычисляется на основе оценок для отдельных фрагментов.

T. Zhang и др. [6] разработали алгоритм оценки изображений для капсульного эндоскопа, способный работать в режиме реального времени. Для оценки алгоритма использовалось 500 изображений. Субъективные оценки изображений собраны на основе рекомендаций ITU [4]. Разработанный алгоритм ориентирован на оценку размытия. Авторы отмечают, что в некоторых случаях оцениваемое как некачественное размытое изображение имеет значимость для врачей: например, в случае размытия в результате кровотечения.

Для неэталонной оценки размытия изображений (не только медицинских) исследователи применяют различные метрики. К ним относятся методы на основе производных, например, вариация Лапласиана [7], метрики основанные на вычислении длин контуров [8] и другие.

В описываемом исследовании оценивается степень соответствия между распространёнными объективными неэталонными методами оценки качества и субъективной (экспертной) метрикой качества.

Описание набора колоноскопических изображений

Для данного исследования было использовано 4 видеопоследовательности, полученных во время колоноскопических исследований в Ярославской областной клинической онкологической больнице. Общее количество кадров в видеопоследовательностях составляет 15453. Из этого множества был оставлен каждый пятый кадр, затем были удалены явные повторы, осталось 2806 кадров. В свою очередь из этого множества кадров случайно выбрано 400 кадров. Произведено удаление из кадров эффекта черезстрочной развертки соответствующими методами деинтерлейсинга (рис. 1а). Типовыми объектами интереса для поиска врачом или системой искусственного интеллекта на колоноскопических видеоизображениях являются полипы (рис. 1б) и купол слепой кишки (рис. 1в). Размер полипов может составлять несколько миллиметров, что делает их довольно непростым объектом для уверенного обнаружения на видеоизображениях.

Каждому кадру из видеопоследовательности тремя экспертами была выставлена субъективная экспертная оценка качества по шкале из трёх баллов: 1 – «неудовлетворительное качество», 2 – «удовлетворительное качество», 3 – «отличное качество». Изображения неудовлетворительного качества были полностью лишены информативности либо из-за очень сильного размытия, либо из-за низкой яркости, либо из-за препятствий в поле зрения видеоколоноскопа (рис. 1г). Изображения удовлетворительного качества содержат как области высокого, так и области низкого качества (рис. 1д). На изображения отличного качества все объекты чётко различимы (рис. 1е). Из исследуемого множества в 400 изображений после проведения экспертного оценивания 164 изображения имели неудовлетворительное качество, 171 удовлетворительное и 65 изображений – отличное. Приведенное распределение еще раз подчеркивает, что кадры из эндоскопической видеопоследовательности имеют в большинстве своей неидеальное качество, что подчеркивает актуальность поставленной задачи алгоритмического оценивания качества соответствующих изображений.

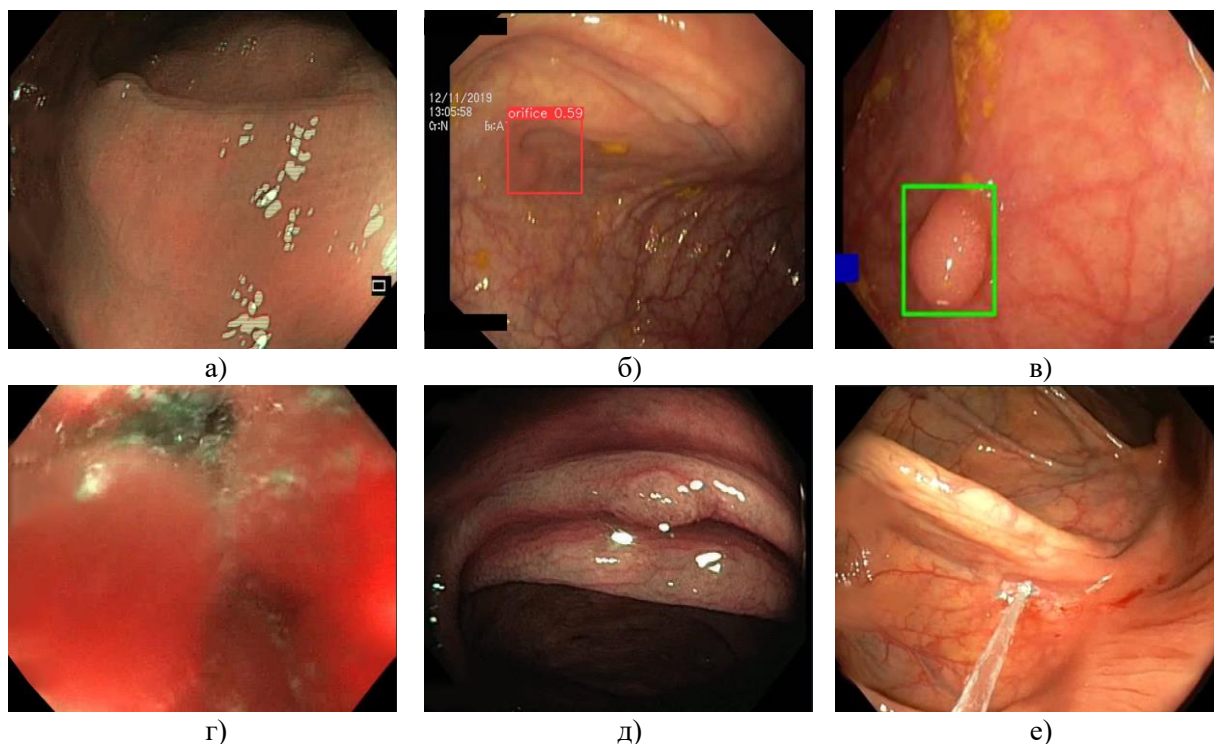


Рисунок 1 – примеры кадров из колоноскопического исследования с артефактами чересстрочной развертки (а), с объектом интереса – «купол слепой кишки» (б), с объектом интереса – «полип», с неудовлетворительным качеством (г), с удовлетворительным качеством (д), с отличным качеством (е)

Проведенные эксперименты

В качестве метрики размытия для каждого изображения была вычислена вариация лапласиана. Максимальная корреляция между субъективной оценкой качества и вариацией лапласиана с ядром составила 0,3, она достигается при свёртке с ядром лапласиана 7×7 . Изучение собранной базы колоноскопических изображений показало, что наличие размытия (низкочастотный характер изображения) не объясняет различия в экспертной оценке кадров полностью: многие изображения субъективно воспринимаются как качественные, при этом не имеют мелких деталей и резких контуров. Напротив, размытые в движении блики резко увеличивают вариацию лапласиана.

Далее для каждого изображения был составлен вектор (l_3, l_7, h, s, v) , где l_3 и l_7 — вариации лапласиана с ядрами свёртки 3×3 и 7×7 , а h, s, v — усредненные тон, насыщенность, значение всех пикселей изображения. Собранное множество из 400 кадров было поделено на обучающее/проверочное в соотношении 3:1. На множестве этих векторов был обучен классификатор (с использованием логистической регрессии). Ниже приводится матрица ошибок (confusion matrix) для построенного классификатора (Таблица 1).

Таблица 1. Матрица ошибок для логистической регрессии

Предсказание	Неуд.	Удовл.	Отл.
Экспертная оценка			
Неуд.	28	14	0
Удовл.	18	19	3
Отл.	1	16	1

Примечательно что даже простой алгоритм использующий пять глобальных признаков не

путает классы «Неудовлетворительно» и «Отлично». Осмотр показывает, что многие ложно-классифицированные изображения на практике трудно отнести к одному из двух «соседних» классов. К первоочередным задачам дальнейшей разработки относятся:

- Получить оценки на большем датасете от большего числа экспертов, использовать рекомендации ИТУ [4]. Вместо задачи классификации рассмотреть задачу регрессии.
- Присваивать оценки отдельным фрагментам изображений, аналогично алгоритму приведенному в [5].
- Рассмотреть эффективность универсальных неэталонных метрик оценок качества изображений.

Литература

1. Galeeva M.A. et al. On specific features of the endoscopic image processing // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – vol. 1236(1). – pp. 012036.
2. Yuan Peng , Bai Ruxue , Yan Yan , Li Shijie , Wang Jing , Cao Changqi , Wu Qi. Subjective and objective quality assessment of gastrointestinal endoscopy images: From manual operation to artificial intelligence // Frontiers in Neuroscience. 2023. № 16. <https://www.frontiersin.org/journals/neuroscience/articles/10.3389/fnins.2022.1118087>
3. Li Sze Chow, Raveendran Paramesran. Review of medical image quality assessment // Biomedical Signal Processing and Control. 2016. № 27, С 145-54
4. Methodology for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures, Rec. ITU-R BT 500-10, 2000.
5. Bui Van Hieu, Pham Khac Long, Nguyen Thuan Thanh, Nguyen The Anh. Building an Automated Module for Image Quality Assessment from Narrow-Banding-Imaging Endoscopy Cameras // Диссертация, Университет FPT, г. Ханой, 2023. <http://ds.libol.fpt.edu.vn/handle/123456789/3787>
6. Zhang, T., Wang, L., Gu, J., Deng, Y. J., & Li, X. D. (2009). Design and Implementation of a Real-time Capsule Endoscope Image Quality Assessment Method. 2009 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. doi:10.1109/icbbe.2009.5162587
7. C. F. Batten. Autofocusing and Astigmatism Correction in the Scanning Electron Microscope. // M.Phil. thesis, Univ. Cambridge, Cambridge, U.K., 2000.
8. P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler, and T. Ebrahimi. Perceptual blur and ringing metrics: Applications to JPEG2000. // Signal Process.: Image Commun., vol. 19, no. 2, pp. 163–172, Feb. 2004.

RESEARCH AND DEVELOPMENT OF ALGORITHMS FOR COLONOSCOPY IMAGES QUALITY ASSESSMENT

Sedov A.G., Khryashchev V.V.

P.G. Demidov Yaroslavl State University

The problem of assessing the quality of digital images in relation to the medical (endoscopic) field of study is considered. Appropriate algorithms for assessing the quality of colonoscopic video images were investigated. Training and test sets of colonoscopic images were created. The effectiveness of a quality assessment algorithm using several global features is considered.

ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ ТОЧНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ВИДОВ МОДУЛЯЦИИ ОТ ОТНОШЕНИЯ СИГНАЛ ШУМ ПРИ ПЕРЕДАЧЕ ЦИФРОВЫХ СООБЩЕНИЙ

проф., д.т.н. Приоров А.Л., асп. Ушакова А.М., асп. Усков Н.А., студ. Соколова Д.Д.

Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова

Аннотация. Точное распознавание видов модуляции имеет решающее значение при радиоконтроле систем связи при передаче цифровых сообщений. Исследуется зависимость точности распознавания видов модуляции от отношения сигнал/шум (ОСШ) с использованием сверточных нейронных сетей (СНС). В качестве входных данных для СНС используются компоненты I и Q модулированных сигналов. На выходе СНС выдает номер класса, которому соответствует определенный вид модуляции, из 5 возможных со средней точностью 76,15% при ОСШ 0дБ.

Введение

В инфокоммуникационных системах связи ведутся активные исследования по поиску эффективных методов обнаружения и распознавания сигналов. Важной задачей является идентификация видов модуляции, применяемых в радиоконтроле систем связи при передаче цифровых сообщений. Зная вид модуляции, можно восстановить полезное сообщение в принимаемом сигнале.

До недавнего времени для распознавания видов модуляции и последующего выделения модулирующего сигнала, использовались классические методы, основанные на анализе спектра, которые требуют существенных временных и вычислительных затрат.

В настоящее время, благодаря развитию машинного обучения моделей искусственных нейронных сетей, стало возможным автоматизировать процесс распознавания видов модуляции с последующим выделением информационного сигнала без значительных временных и вычислительных затрат [1].

Шум, неизбежно присутствующий в канале связи, может исказить передаваемый сигнал, что затрудняет его правильную идентификацию [2].

В последние годы сверточные нейронные сети продемонстрировали значительные результаты в различных задачах обработки сигналов, включая распознавание модуляции. Они способны извлекать сложные особенности из данных, что делает их подходящими для решения данной задачи [3].

Цель работы – исследовать различные архитектуры сверточных нейронных сетей для распознавания видов модуляции при передаче цифровых сообщений.

Распознавание вида модуляции при помощи сверточных нейронных сетей

Для обучения СНС использовался набор данных *RADIOML 2018/01A* [4]. Он включает в себя синтетические смоделированные эффекты канала и эфирные записи 24 видов модуляции, которые прошли тщательную проверку. Данные хранятся в формате *HDF5* в виде комплексных значений с плавающей запятой.

Набор данных имеет следующую структуру:

- 24 вида модуляции;
- 26 значений ОСШ на модуляцию (от –20 дБ до 30 дБ с шагом 2 дБ);
- 4096 кадров на комбинацию модуляция-ОСШ;
- 1024 выборки сложных временных рядов на кадр;
- выборки в виде синфазных и квадратурных (*I/Q*) составляющих с плавающей запятой, что приводит к формату кадра (1024, 2);
- 2 555 904 кадра.

В наборе *RADIOML 2018/01A* хранятся компоненты сигнала: синфазная (*I*), представляющая вещественный сигнал и квадратурная (*Q*) – комплексная составляющая сигнала.

Обучение проводилось для распознавания 5 видов модуляции (BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-PSK, 16-QAM) в диапазоне отношения сигнал/шум от –20 дБ до 30 дБ.

В качестве основы для решения задачи классификации радиосигналов использовалась сверточная нейронная сеть *ResNet* (*Residual Neural Network* – остаточная нейронная сеть). Каждый слой данной СНС последовательно передает информацию только следующему слою. В

нейронной сети используются два объекта данного типа. Первый содержит шесть остаточных слоев, каждый из которых включает в себя объекты с соответствующими параметрами.

Первым параметром является *Conv1d*, предназначенный для реализации сверточных слоев. Он содержит следующие характеристики:

- размер канала входных данных, который в рамках настоящего исследования равняется двум, так как передается двумерный тензор входных данных (на данном этапе он выбирается случайным образом);
- пакет входных данных «*Batch_size*», который способствует извлечению порций данных из оперативной памяти и подает их на входной слой нейронной сети;
- размер ядра, который представляет одномерный массив (кортеж) со значением 3.

Нейронная сеть содержит 6 скрытых слоев, каждый по 24 нейрона и 8 выходных также по 24 нейрона. *Flatten* преобразует трехмерную карту активации в одномерный массив. После полносвязанного слоя добавлено прореживание *Dropout* для избежания переобучения, а завершается сеть выходным слоем, состоящим из нейронов типа «*SELU*».

В отличие от рассмотренной выше архитектуры сеть *SCNN* (*Sequential Convolutional Neural Networks* – последовательная сверточная нейронная сеть) содержит 4 скрытых слоя и 7 выходных. Функции активации состоят из нейронов типа «*Relu*».

Описанные архитектуры схожи по своим функциям. Дальнейшее исследование проводилось во фреймворке *Pytorch* [5].

В работе использованы следующие гиперпараметры: размер пакета – 32, 40 эпох и скорость обучения 0,001. Также использован оптимизатор *Adam*, а в качестве функции потерь – *CrossEntropyLoss* (перекрестная энтропия).

В результате обучения *SCNN* получена зависимость значения точности распознавания модулированных радиосигналов от количества эпох. Данная зависимость представлена на рисунке 1.

Экспериментальные результаты показали, что модель нейронной сети архитектуры *SCNN* выполняет классификацию 5 различных видов модуляции со средней точностью 59,63% при ОСШ 0 дБ.

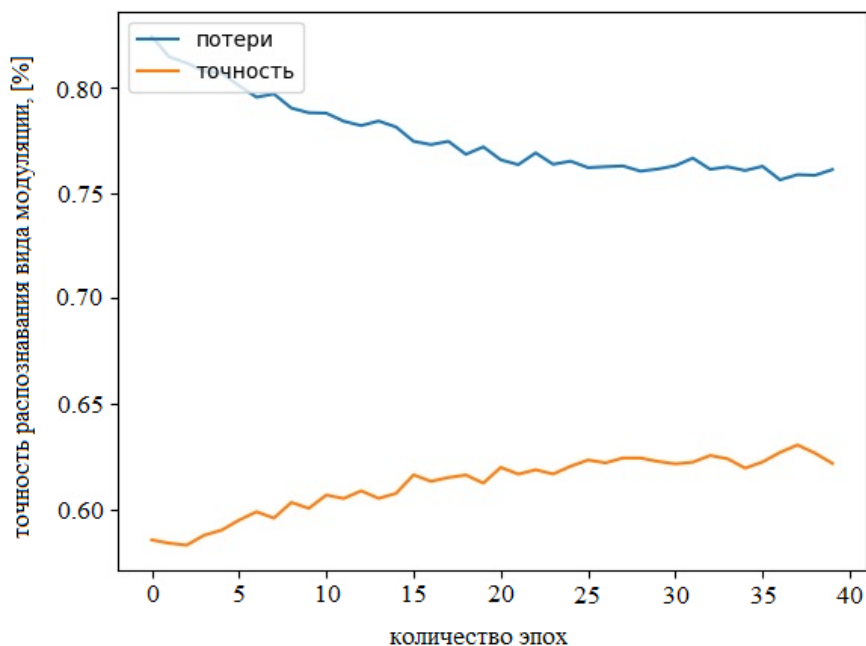


Рисунок 1 – Зависимость точности распознавания видов модуляции от количества эпох при обучении СНС *SCNN*

В результате обучения СНС *ResNet* получена зависимость значения точности распознавания модулированных радиосигналов от количества эпох. Данная зависимость представлена на рисунке 2.

Экспериментальные результаты показали, что модель нейронной сети архитектуры *ResNet* выполняет классификацию 5 различных видов модуляции со средней точностью 76,15% при ОСШ 0 дБ.

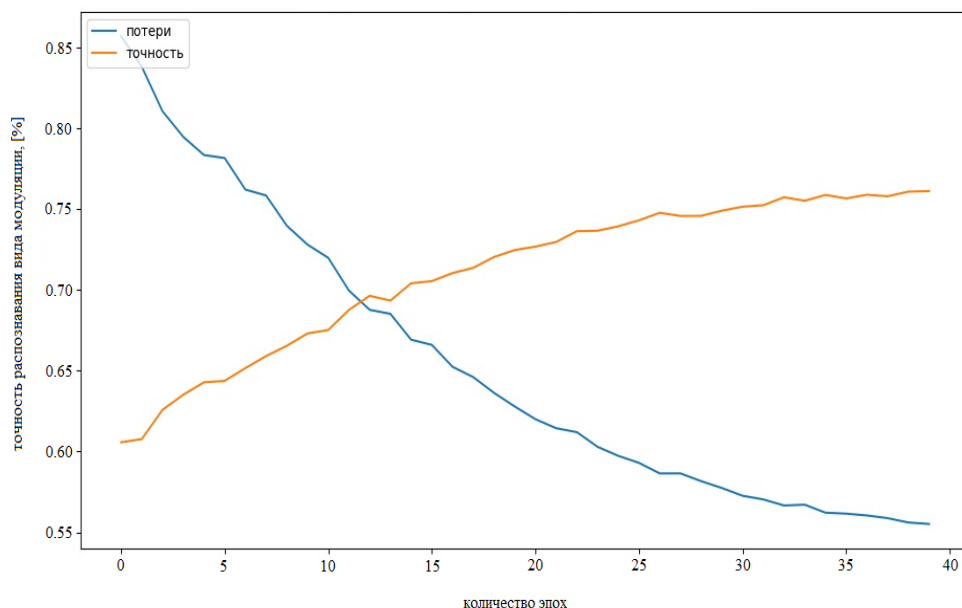


Рисунок 2 – Зависимость точности распознавания видов модуляции от количества эпох при обучении СНС *ResNet*

Результаты исследования зависимости средней точности распознавания видов модуляции от значений отношения сигнал/шум показаны на рисунке 3.

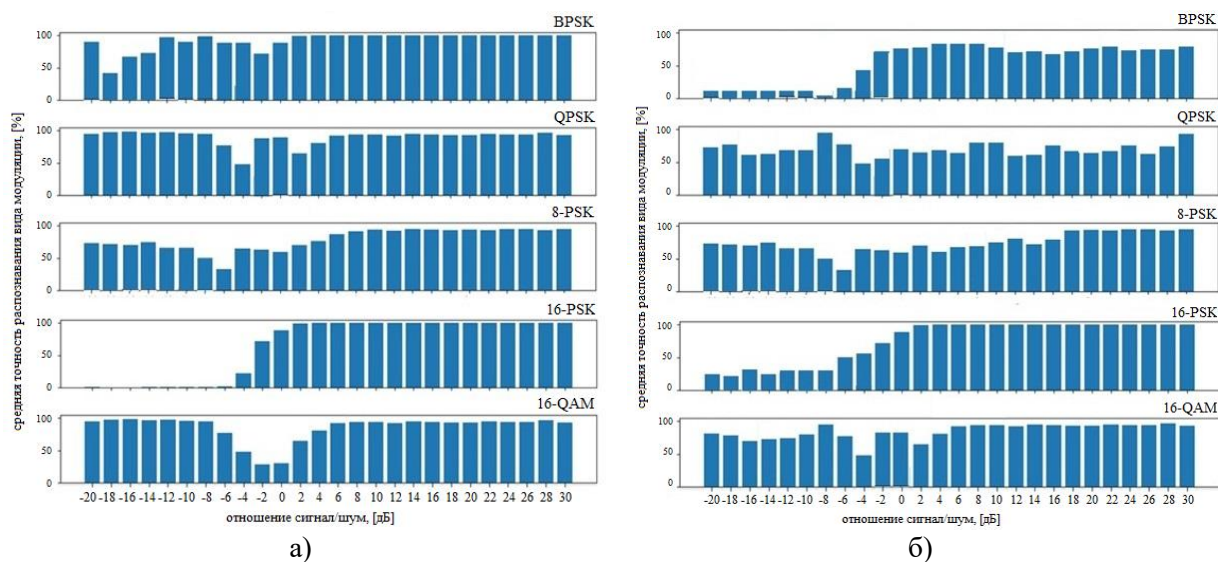


Рисунок 3 – Зависимость средней точности распознавания от значений ОСШ: а) *ResNet*; б) *SCNN*

При использовании СНС *ResNet* точность распознавания возрастает при значениях ОСШ = 6 дБ для каждого из пяти видов модуляции.

Для СНС *SCNN* аналогичный рост точности распознавания происходит для модуляций *16-PSK* и *16-QAM*.

Заключение. Точность распознавания видов модуляции имеет решающее значение в задаче радиоконтроля систем связи при передаче цифровых сообщений, а отношение сигнал/шум также является важным фактором, влияющим на точность распознавания. Низкие значения ОСШ снижают точность распознавания, а с ростом значений ОСШ точность распознавания повышается. Это связано с тем, что шум затрудняет алгоритму распознавания извлечение параметров модулированного сигнала.

Установлено, что средняя точность распознавания вида модуляции радиосигнала с помощью СНС *ResNet* составила 76,15 %. При использовании данной нейронной сети обнаружена более низкая точность распознавания пяти исследуемых видах модуляции в диапазоне ОСШ от -20 дБ до минус 6 дБ, в сравнении с диапазоном от -6 дБ до 30 дБ.

При использовании СНС *SCNN* средняя точность распознавания составила 59,63%. В сравнении с *ResNet* данная архитектура показала более высокую точность в распознавании *16-PSK* модуляции, но более низкую точность для модуляции *BPSK* в диапазоне значений ОСШ от -20 дБ до -6 дБ.

Данные результаты подчеркивают необходимость обеспечения достаточного ОСШ для достижения высокой точности распознавания указанных видов модуляции.

Литература

1. Zhu Z., Nandi A.K. Automatic modulation classification principles, algorithms and applications. 2015.
2. Набилков В.Д., Дубов М.А. Анализ влияния параметров канала на точность классификации типов модуляции радиосигналов с использованием нейронной сети // Цифровая обработка сигналов и ее применение. Сер. «Цифровая обработка сигналов и её применение». М.: 2020. С. 625-629.
3. Эли Стивенс, Лука Антига, Томас Виман. PyTorch. Освещающая глубокое обучение. Питер 2022. 576 с.
4. Датасет RadiomML2018.01.A, URL: <https://www.deepsig.ai/> (Дата обращения: 10.01.2024).
5. Pytorch.html // Pytorch. URL: <https://pytorch.org/tutorials/> (Дата обращения: 02.01.2024).

INVESTIGATION OF THE DEPENDENCE OF THE ACCURACY OF RECOGNITION OF MODULATION TYPES ON THE SIGNAL-TO-NOISE RATIO IN THE TRANSMISSION OF DIGITAL MESSAGES

Priorov A.L., Ushakova A.M., Uskov N.A., Sokolova D.D.

P.G. Demidov Yaroslavl State University

Abstract. Accurate recognition of modulation types is crucial for radio monitoring of communication systems when transmitting digital messages. The dependence of the accuracy of recognition of modulation types on the signal-to-noise ratio (SNR) using convolutional neural networks (SNC) is investigated. Components I and Q of modulated signals are used as input data for the SNC. At the output, the SNC outputs a class number that corresponds to a certain type of modulation, out of 5 possible ones with an average accuracy of 76.15% at 0dB SNR.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА РАСПОЗНАВАНИЯ СО СЖАТИЕМ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ УЛЬТРАЗВУКОВОГО КОНТРОЛЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ МАТРИЧНЫХ АНТЕННЫХ РЕШЕТОК

инж., к.т.н. Долматов Д. О.¹

¹ Национальный исследовательский Томский политехнический университет

Метод распознавания со сжатием находит все большее применение в различных областях, связанных с необходимостью цифровой обработки сигналов. В данной работе рассмотрено применение указанного метода для ультразвукового неразрушающего контроля с использованием технологии цифровой фокусировки антенной, которая способна обеспечить получение трехмерных результатов дефектоскопии с высоким разрешением, но связана с необходимостью обработки значительного объема сигналов. Проведенные эксперименты показали, что наборы сжатых сигналов, полученные с использованием метода распознавания со сжатием, способны обеспечивать получение результатов ультразвукового контроля с высоким разрешением и отношением сигнал/шум.

Введение

На сегодняшний день дефектоскопы с цифровой когерентной обработкой сигналов находят все большее применение в ультразвуковом неразрушающем контроле. При этом совместное применение антенных решеток и цифровой когерентной обработки сигналов получило название технологии цифровой фокусировки антенной (ЦФА, зарубежный анализ – Total Focusing Method) [1,2]. Применение подобной технологии часто рассматривается как «золотой стандарт» в области ультразвуковой визуализации с применением антенных решеток для ультразвукового контроля, но связано с необходимостью получения и обработки, значительных по объему наборов ультразвуковых сигналов [3].

Проблема большого объема первичных данных становится еще более острой, если в рамках технологии ЦФА в качестве преобразователя применяются матричные антенные решетки, которые способны обеспечить получение результатов в форме трехмерных изображений дефектов высокого разрешения в одной измерительной позиции. Таким образом, при использовании таких преобразователей получение результатов в режиме реального времени затруднено, повышение скорости визуализации является актуальной проблемой исследований и разработок [4].

Сокращение объема наборов сигналов, подлежащих цифровой когерентной обработке в рамках технологии ЦФА является одним из подходов по повышению скорости получения результатов. В этой связи в рамках данной работы рассмотрено применение метода распознавания со сжатием (Compressed sensing) для решения задачи сокращения данных ультразвукового неразрушающего контроля [5].

Получение наборов сигналов, полученных с использованием метода распознавания со сжатием, и их цифровая когерентная обработка

Проверка применимости метода распознавания со сжатием для решения задач ультразвукового контроля с применением технологии ЦФА и матричных преобразователей осуществлялась на экспериментальном стенде, основой которой служил блок многоканальной электроники Optus (I-Deal Technologies GmbH, рисунок 1). Указанный блок многоканальной электроники имеет 128 элементов и позволяет осуществлять управление элементами матричной антенной решетки в процессе проведения сканирования.



Рисунок 1 – Блок многоканальной ультразвуковой электроники Optus

В качестве преобразователя применялась матричная антенная решетка Doppler 5M8×8BP1.0 (Рисунок 2). Матричная антенная решетка состоит из 64 элементов, формирующих матрицу 8x8 элементов. Рабочая частота каждого элемента составляет 5 МГц, шаг решетки преобразователя – 1 мм.



Рисунок 2 – Матричная антенная решетка Doppler 5M8×8BP1.0

Эксперименты проводились на участке тестового образца из алюминия, толщиной 17 мм. В участке были выполнены искусственные дефекты в виде плоскодонных отверстий диаметром 2 мм, засверленных на глубину 10 мм. Расположение отражателей представлено на рисунке 3.

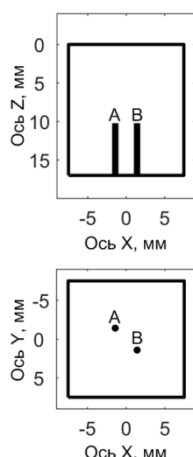


Рисунок 3 – Расположение отражателей в образце

Матричная антенная решетка размещалась на тестовом образце. Обеспечивалось совмещение центра ультразвукового преобразователя и центра участка тестового образца. Получение набора сигналов при сканировании тестового образца осуществлялось с частотой оцифровки 40 МГц и обеспечивалось за счет применения режима двойного сканирования, применяемого при реализации технологии ЦФА [6]. Работа указанного режима состоит из нескольких циклов. На каждом из циклов один из элементов матричного преобразователя зондирует объект контроля, а отраженные ультразвуковые сигналы регистрируются всеми элементами преобразователя (рисунок 4).

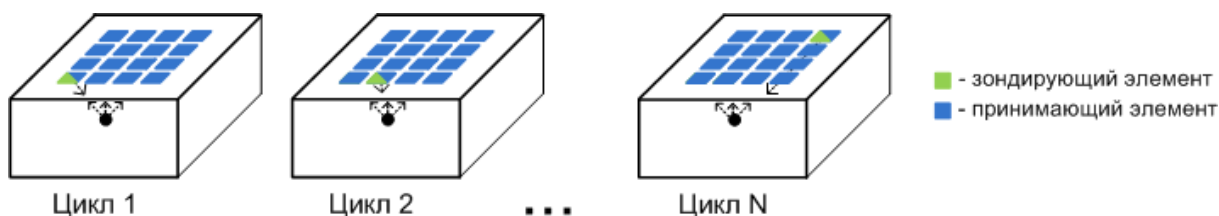


Рисунок 4 – Режим двойного сканирования

Полученный при сканировании тестового образца набор сигналов применялся для проверки эффективности применения метода распознавания со сжатием. Преобразование исходного набора сигналов проводилось в соответствии с блок-схемой, представленной на рисунке 5. В рамках преобразования полученного набора сигналов применялось сжатие и восстановление сигнала с применением метода распознавания со сжатием. Для этой цели в программном пакете

Matlab были реализованы соответствующие алгоритмы согласно принципам, рассмотренным в [5].



Рисунок 5 – Преобразование набора сигнала в процессе проведения анализа

Ключевым вопросом для реализации метода распознавания со сжатием является выбор алгоритма, который обеспечивает восстановление сигнала из его сжатого представления. Для этой цели применялся алгоритм оптимизации с использованием L1 нормы (L1 norm reconstruction algorithm), для чего применялась библиотека L1 Magic для программного пакета Matlab [7].

Любой сжатый сигнал, полученный путем применения метода распознавания со сжатием, характеризуется степенью сжатия (СЗ), которая вычисляется по следующей формуле:

$$CR = (1 - M / N) \cdot 100\%, \quad (1)$$

где: M – количество отсчетов в сжатом представлении сигнала в наборе;

N – количество отсчетов в сигнале из исходного набора.

При проведении анализа эффективности применения метода распознавания со сжатием рассматривались следующие значения степени сжатия исходного сигнала: 10 %, 20 %, 30 %, 40 %, 50 %, 60 % и 70 %.

Восстановленные из сжатого представления наборы сигналов подвергались цифровой когерентной обработке с применением алгоритма на основе метода синтезированной апертуры, рассмотренного в [2] и адаптированного для трехмерной ультразвуковой визуализации с применением технологии ЦФА. Данный алгоритм также был реализован в программном пакете Matlab. Для анализа результатов, полученных с использованием восстановленных сигналов, цифровой когерентной обработке также подвергался исходный набор сигналов, полученный непосредственно в результате измерений.

Во всех случаях результатом цифровой когерентной обработки служили трехмерные изображения. По полученным изображениям оценивались поперечные размеры плоскостных отверстий в тестовом образце с применением метода половины амплитуды [8], оценивалась абсолютная погрешность определения диаметров дефектов:

$$\Delta D = |D_{est} - D_{real}|, \quad (2)$$

где: D_{est} – полученная оценка определения размера дефекта по результату, полученному с использованием рассматриваемого набора сигналов;

D_{real} – реальный диаметр несплошности.

Также проводилась оценка полученных результатов с использованием отношения сигнал/шум, которое во всех рассмотренных случаях оценивалось для каждого дефекта с применением следующего выражения:

$$SNR = 20 \log_{10} \left(\frac{A_s}{A_n} \right) \quad (3)$$

где: A_s – максимальная амплитуда соответствующая дефекту на полученном изображении;

A_n – максимальная амплитуда в аналогичной области, не содержащей дефектов.

Результаты и их обсуждение

На рисунке 6 представлен пример трехмерного изображения, восстанавливаемого в результате цифровой когерентной обработки при использовании технологии ЦФА и матричных антенных решеток.

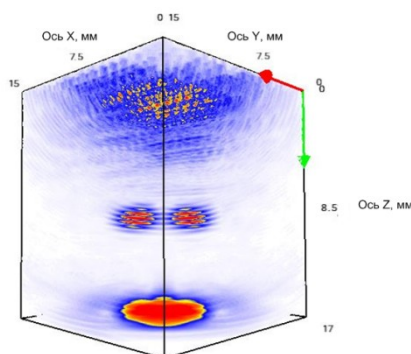
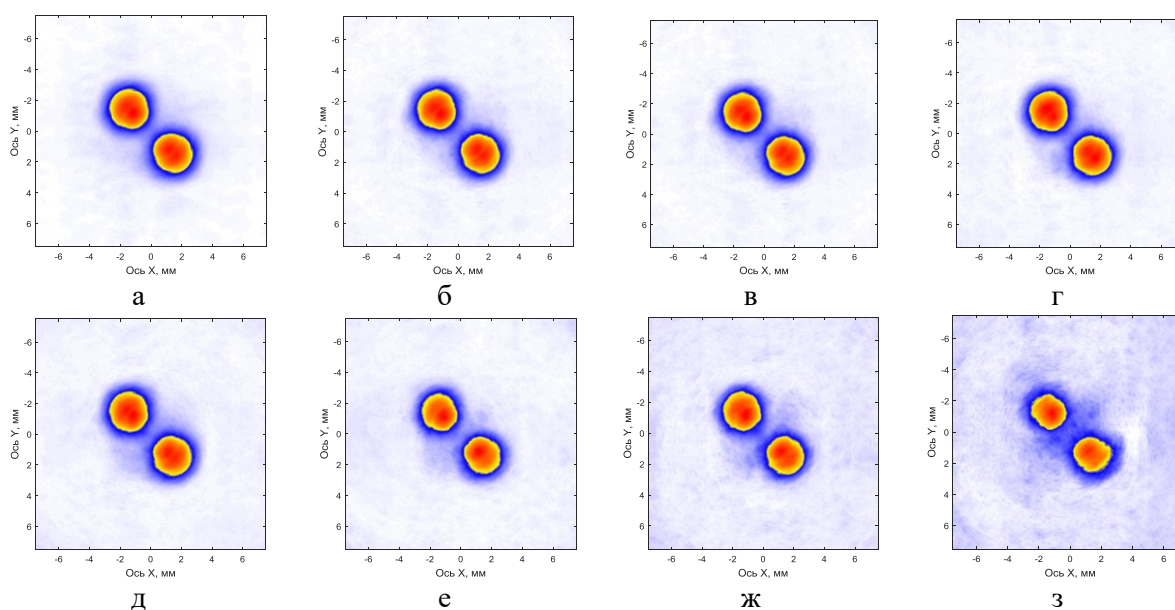


Рисунок 5 – Пример восстанавливаемого трехмерного изображения

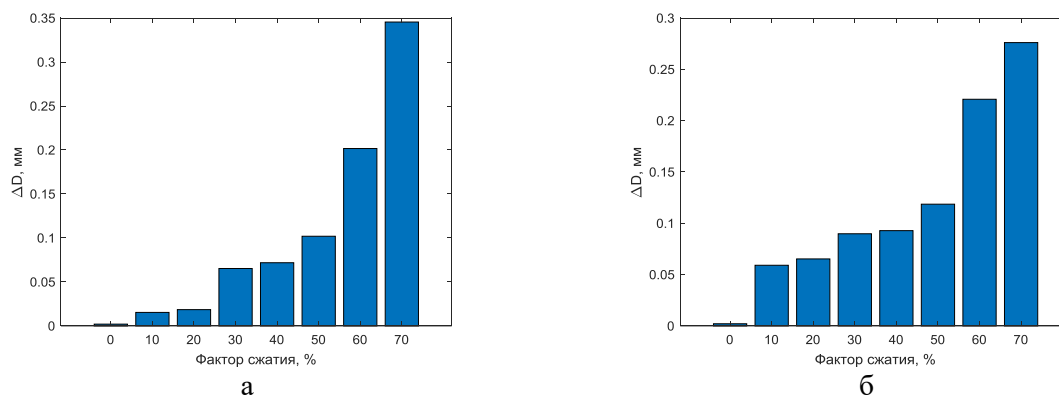
Наибольшей информативностью обладают проекции трехмерных изображений на плоскость XY. На рисунке 6 представлены проекции изображений, полученных при различных наборах данных.



а – исходный набор сигналов; б – набор сигналов с $\Phi Z=10\%$; в – набор сигналов с $\Phi Z=20\%$; г – набор сигналов с $\Phi Z=30\%$; д – набор сигналов с $\Phi Z=40\%$; е – набор сигналов с $\Phi Z=50\%$; ж – набор сигналов с $\Phi Z=60\%$; з – набор сигналов с $\Phi Z=70\%$

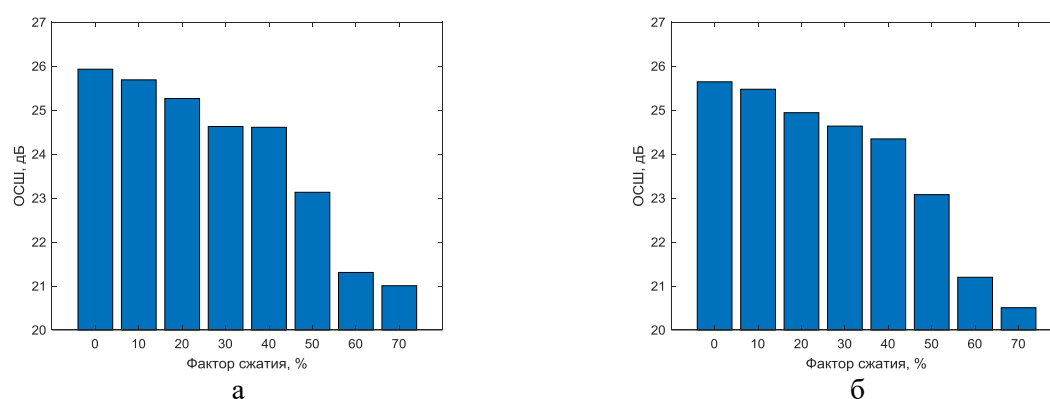
Рисунок 6 – Изображения дефектов при использовании различных наборов сигналов

Погрешности определения диаметров несплошностей при использовании сигналов с различным фактором сжатия представлены на рисунке 7. Оценки ОСШ для различных наборов сигналов представлены на рисунке 8. Обозначения дефектов даются в соответствии с рисунком 3.



а – отражатель А; б – отражатель В

Рисунок 7 – Абсолютные погрешности определения размеров дефектов



а – отражатель А; б – отражатель В

Рисунок 8 – ОСШ полученных результатов

Таким образом, исходя из полученных результатов, можно сделать вывод о том, что применение метода распознавания со сжатием может быть использовано для решения задач ультразвукового контроля с применением технологии ЦФА и матричных антенных решеток. Сигналы, полученные из их сжатого представления при факторе сжатия 40 % и менее, обеспечили получение изображений внутренней структуры тестового образца с высоким отношением сигнал/шум и разрешением, которые позволили оценить размеры дефектов с низкой погрешностью. Для подобных наборов сигналов была получена оценка размеров дефектов с относительной погрешностью не более 5 %, при высоком ОСШ, которое отличалось от результатов, полученных с использованием исходного набора не более чем на 1 дБ.

Вывод

Целью данной работы являлась проверка эффективности метода распознавания со сжатием для решения задач ультразвукового контроля с использованием технологии ЦФА и матричных антенных решеток. Наборы сигналов матричной антенной решетки, сжатые и восстановленные с использованием данного подхода, обеспечили получение результатов с высоким разрешением и ОСШ, что свидетельствует о применимости указанного метода для ультразвуковой дефектоскопии с применением подобных преобразователей.

Полученные результаты являются основой для дальнейших исследований и разработок. Прежде всего, целесообразно провести сравнительный анализ различных алгоритмов восстановления сигналов из их сжатого представления и выбрать на его основе наиболее эффективный из всех алгоритмов. Другим вопросом является рассмотрение вопроса эффективного использования метода распознавания со сжатием совместно с другими подходами, направленными на повышение скорости получения результатов. Например, может

быть рассмотрен вопрос разработки специальных алгоритмов цифровой когерентной обработки для ультразвукового контроля с применением технологии ЦФА, обеспечивающий наибольшую скорость получения результатов при его совместном использовании с методом распознавания со сжатием.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-79-00244, <http://rscf.ru/project/22-79-00244/>

Литература

1. Ультразвуковая томография металлоконструкций методом цифровой фокусировки антенной решетки / Самокрутов А. А., Шевалдыкин В. Г. //Дефектоскопия. 2011. №. 1. С. 21-38.
2. The post-processing of ultrasonic array data using the total focusing method / Holmes C., Drinkwater B., Wilcox P. //Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring. 2004. Vol. 46(11). P. 677-680.
3. A study of total focusing method for ultrasonic nondestructive testing / Tseng P. Y. et al. //Journal of testing and evaluation. 2013. Vol. 41 (4). P. 557-563.
4. Real-time 3D imaging with Fourier-domain algorithms and matrix arrays applied to non-destructive testing / Marmonier M. et al. //Ultrasonics. 2022. Vol. 124. P. 106708.
5. An introduction to compressive sampling / Candès E. J., Wakin M. B. //IEEE signal processing magazine. 2008. Vol. 25(2). – P. 21-30.
6. Применение ультразвуковой антенной решетки для регистрации эхосигналов методом двойного сканирования для получения изображений дефектов / Базулин Е. Г., Коколев С. А., Голубев А. С. //Дефектоскопия. 2009. №. 2. С. 18-32.
7. L1-MAGIC / E. Candès and J. Romberg // URL: <http://statweb.stanford.edu/~candes/l1magic/>
8. Pitkänen J. SAFT-is it a tool for improved sizing in ultrasonic testing / Pitkänen J., Oy P. //Olkiluoto, Finland, ECNDT. 2006.

APPLICATION OF COMPRESSED SENSING TO SOLVE ULTRASONIC TESTING PROBLEMS USING MATRIX PHASED ARRAYS

Dolmatov D. O. ¹

¹ National Research Tomsk Polytechnic University

Compressed sensing is increasingly used in various fields related to the need for digital signal processing. This paper considers the application of this technique for ultrasonic nondestructive testing with the use of Total Focusing Method, which is capable of providing high-resolution three-dimensional flaw detection results, but is associated with the need to process a significant amount of signals. The performed experiments demonstrated that the sets of compressed signals obtained using Compressed Sensing are capable of providing of ultrasonic inspection results with high resolution and signal-to-noise ratio.

РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ В ЧАСТОТНОЙ ОБЛАСТИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ ЗОНДОВ

с.н.с., к.т.н. Боровков А.С.^{1,2}, вед. инж. Раков А.В.¹,
инж. Беспалова Д.А.¹, инж. Михайлов П.Д.¹

¹ ФГУП «ВНИИФТРИ», Менделеево, Московская обл.

² Национальный исследовательский университет «МИЭТ», Москва

В настоящей работе представлен один из вариантов решения задачи оценки характеристик широкополосных измерительных зондов, которые применяются в составе установок для измерений S-параметров микроволновых устройств, реализованных на пластине. Описан принцип и процедура определения основных характеристик измерительного зонда, таких как обратные и вносимые потери, которые определяют степень согласования зонда как четырехполюсника и, соответственно, погрешности результатов измерений на пластине. В методической основе работы – метод сравнения калибровок, который заключается в цифровой обработке данных, полученных при прохождении сигналов от источника к приёмнику векторного анализатора цепей. Проведен сравнительный анализ результатов исследований, полученных на основе разных методик. Показана целесообразность применения данного подхода при разработке, исследовании и испытании измерительных зондов. Установлено, что данный метод позволяет более точно исследовать разработанный зонд по сравнению с другими методами.

Введение

Измерительные зонды применяются в составе установок, предназначенных для измерений S-параметров микроволновых устройств на пластине (рисунок 1). Они обеспечивают возможность подключения стандартного коаксиального или волноводного тракта к контактным площадкам микроволновых структур на пластине [1, 2]. Измерительные установки состоят из векторного анализатора цепей (ВАЦ) и зондовой станции, обеспечивающей прецизионное позиционирование зондов на пластине [3, 4].

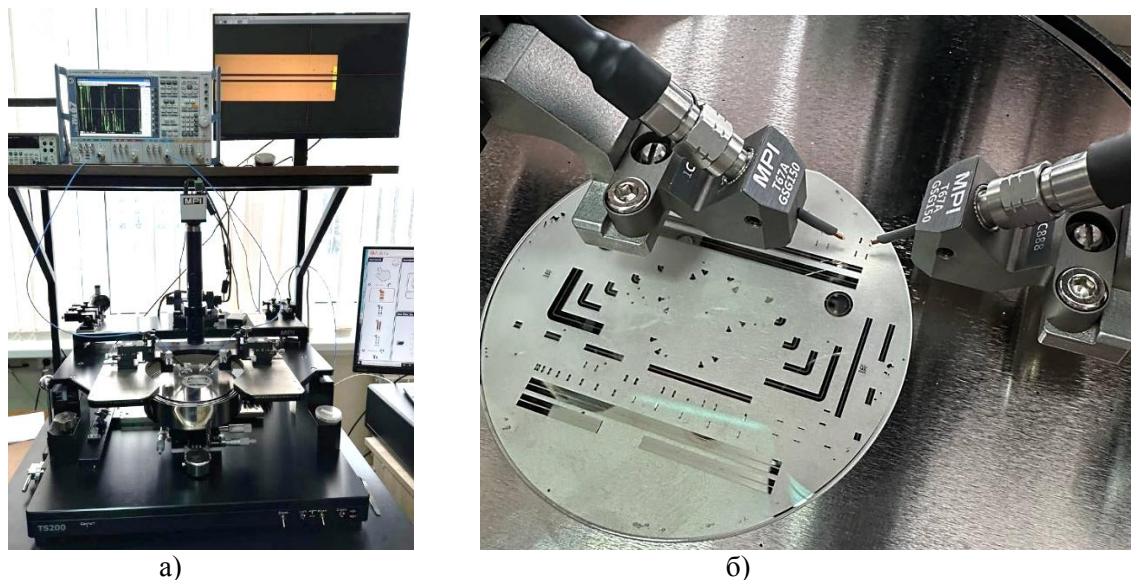


Рисунок 1 – а) Внешний вид измерительной установки, б) Измерительные зонды

Основные характеристики зонда – это обратные и вносимые потери. Обратные потери – показатель согласования зонда в плоскостях соединения с коаксиалом и копланарной линией. Вносимые потери определяют ослабление сигнала измерительным зондом. Данные характеристики напрямую влияют на точность измерений S-параметров устройств, реализованных на пластине. Т.е. чем больше значение обратных потерь и меньше значение вносимых потерь, тем более достоверны результаты измерений.

Известны зонды различных производителей (MPI, FormFactor и др.). Все они отличаются конструкцией и, соответственно, характеристиками. Диапазон рабочих частот зонда определяется типом входного разъема (коаксиал или волновод), расстоянием между иглами наконечника и допустимыми для конкретной измерительной задачи характеристиками. Например, для проведения измерений в диапазоне частот от 0 до 50 ГГц потребуется зонд с коаксиальным соединителем 2,4 мм, расстоянием между иглами 125 или 150 мкм, обратными потерями во всем рабочем диапазоне частот не менее 12 дБ и вносимыми потерями не более 1 дБ [3,5].

Методы измерений характеристик зондов

Существует несколько подходов к определению характеристик зондов. Один из них основан на измерении модуля комплексного коэффициента отражения мер «согласованная нагрузка» и «короткое замыкание» ($|S_{11}'|$ и $|S_{11}''|$ соответственно), реализованных на калибровочной пластине, с помощью уже откалиброванной установки в коаксиальных трактах, в плоскости соединителя, подключаемого к входу зонда. Обратные L_1 и вносимые потери L_2 измерительного зонда рассчитывают с использованием формул

$$L_1 = -|S_{11}'|, \quad L_2 = -|S_{11}''| / 2, \quad (1)$$

где $|S_{11}'|$ и $|S_{11}''|$ выражены в дБ. Недостатком применения данного метода являются большие погрешности измерений из-за допущения, что меры идеальны, т.е. модули коэффициента отражения мер «согласованная нагрузка» и «короткое замыкание» равны 0 и 1 соответственно.

Известен метод сравнения калибровок, описанный в документе МИ-3411 «Анализаторы цепей векторные. Методика определения метрологических характеристик» [6]. Он может использоваться в данной работе. При использовании данного метода характеристики зондов представлены как часть S-параметров искажающих адаптеров (рисунок 2) и могут быть определены сравнением матриц параметров E , полученных градуировкой измерительной установки в коаксиальных трактах в плоскости входа зонда и градуировкой мерами на пластине – плоскость контакта на копланарной линии – выход зонда [7]. На рисунке 2 параметры e – S-параметры искажающих адаптеров ($e_{00} = \dot{E}_{DF}$ и $e_{33} = \dot{E}_{DR}$ – направленность, $e_{11} = \dot{E}_{SF}$ и $e_{22} = \dot{E}_{SR}$ – рассогласование источника сигнала, $e'_{22} = \dot{E}_{LF}$ и $e'_{11} = \dot{E}_{LR}$ – рассогласование нагрузки, $e_{10}e_{01} = \dot{E}_{RF}$ и $e_{32}e_{23} = \dot{E}_{RR}$ – неравномерность тракта отраженного сигнала, $e_{10}e_{32} = \dot{E}_{TF}$ и $e_{23}e_{01} = \dot{E}_{TR}$ – неравномерность тракта передаваемого из порта в порт сигнала).

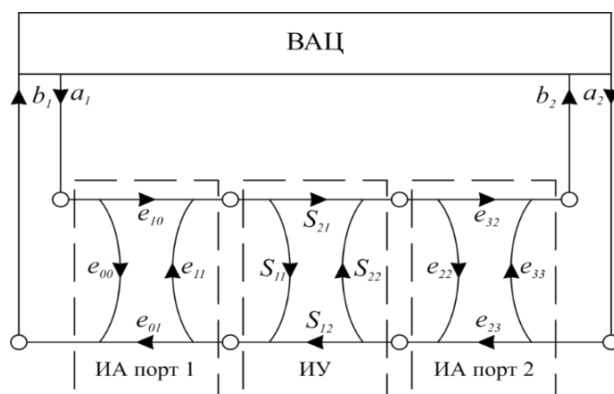


Рисунок 2 – Графы модели установки при измерении S-параметров микроселектронных устройств на пластине

Далее будут описаны операции, которые могут стать основой разрабатываемой методики определения характеристик измерительного зонда на основе описанного выше метода. В составе измерительной установки применяется ВАЦ ZVA 67, зондовая станция TS-200. Исследовались измерительные зонды фирмы MPI.

Методика измерений

Разрабатываемая методика определения характеристик измерительного зонда для любого значения частоты рабочего диапазона включает операции:

1. Подготовка и настройка измерительной установки для проведения измерений. Для выполнения данной операции необходимо:

- установить значение полосы пропускания фильтра и параметры усреднения,
- настроить отображение на экране векторного анализатора цепей 4 S-параметров (S_{11} , S_{21} , S_{12} , S_{22}),
- подключить коаксиальные кабели к портам векторного анализатора цепей.

2. Измерение нескорректированных S-параметров мер («Thru», «Open», «Short» и «Match») из состава коаксиального набора ZV-Z218 в коаксиальных трактах в плоскости на выходе СВЧ кабеля (плоскость подключения измерительного зонда), результаты измерений должны быть сохранены в файлах с расширением s2p.

3. Измерение нескорректированных S-параметров мер на калибровочной пластине AC-2 v.2. Перед проведением измерений необходимо:

- присоединить измерительные зонды к коаксиальным кабелям,
- расположить калибровочную пластину AC-2 на измерительной площадке,
- провести планаризацию измерительных зондов с помощью калибровочной пластины.

При измерении необходимо опустить зонды, контролируя полное касание всех игл наконечника зонда с поверхностью копланарной линии выбранной меры и провести отсчет показаний, сохранив результаты измерений в файле с расширением s2p. Вначале проводятся измерения нескорректированных S-параметров меры Thru, далее – мер Open, Short и Match.

4. Обработка результатов измерений включает операции расчета параметров E_K для искажающих адаптеров при калибровке в коаксиальных трактах \dot{E}'_K и на пластине \dot{E}''_K [8, 9], а также расчета модулей S-параметров измерительных зондов ($|S_{11}|$, $|S_{21}|$, $|S_{22}|$) и обратных и вносимых потерь (L_1 , L_2).

Расчет \dot{E}'_K и \dot{E}''_K проводится с использованием уравнений для калибровки типа TOSM [10, 11]

$$\left. \begin{aligned}
 \dot{E}'_{SF} &= \frac{(\dot{S}_{11S} - \dot{S}_{11M})(\dot{I}'_O - \dot{I}'_M) - (\dot{S}_{11O} - \dot{S}_{11M})(\dot{I}'_S - \dot{I}'_M)}{\dot{I}'_S(\dot{S}_{11S} - \dot{S}_{11M})(\dot{I}'_O - \dot{I}'_M) - \dot{I}'_O(\dot{S}_{11O} - \dot{S}_{11M})(\dot{I}'_S - \dot{I}'_M)}; \\
 \dot{E}'_{SR} &= \frac{(\dot{S}_{22S} - \dot{S}_{22M})(\dot{I}'_O - \dot{I}'_M) - (\dot{S}_{22O} - \dot{S}_{22M})(\dot{I}'_S - \dot{I}'_M)}{\dot{I}'_S(\dot{S}_{22S} - \dot{S}_{22M})(\dot{I}'_O - \dot{I}'_M) - \dot{I}'_O(\dot{S}_{22O} - \dot{S}_{22M})(\dot{I}'_S - \dot{I}'_M)}; \\
 \dot{E}'_{RF} &= (\dot{S}_{11O} - \dot{S}_{11M})(1 - \dot{E}'_{SF}\dot{I}'_O)(1 - \dot{E}'_{SF}\dot{I}'_M) / (\dot{I}'_O - \dot{I}'_M); \\
 \dot{E}'_{RR} &= (\dot{S}_{22O} - \dot{S}_{22M})(1 - \dot{E}'_{SR}\dot{I}'_O)(1 - \dot{E}'_{SR}\dot{I}'_M) / (\dot{I}'_O - \dot{I}'_M); \\
 \dot{E}'_{DF} &= \dot{S}_{11O} - \dot{E}'_{RF}\dot{I}'_O / (1 - \dot{E}'_{SF}\dot{I}'_O); \\
 \dot{E}'_{DR} &= \dot{S}_{22O} - \dot{E}'_{RR}\dot{I}'_O / (1 - \dot{E}'_{SR}\dot{I}'_O); \\
 \dot{E}'_{LF} &= \frac{(\dot{E}'_{DF} - \dot{S}_{11Lr}) - \dot{S}_{11L}(\dot{E}'_{SF}\dot{S}_{11Lr} - \dot{E}'_{DF}\dot{E}'_{SF} + \dot{E}'_{RF})}{\dot{S}_{22L}(\dot{E}'_{DF} - \dot{S}_{11Lr}) + A(\dot{E}'_{SF}\dot{S}_{11Lr} - \dot{E}'_{DF}\dot{E}'_{SF} + \dot{E}'_{RF})}; \\
 \dot{E}'_{LR} &= \frac{(\dot{E}'_{DR} - \dot{S}_{22Lr}) - \dot{S}_{22L}(\dot{E}'_{SR}\dot{S}_{22Lr} - \dot{E}'_{DR}\dot{E}'_{SR} + \dot{E}'_{RR})}{\dot{S}_{11L}(\dot{E}'_{DR} - \dot{S}_{22Lr}) + A(\dot{E}'_{SR}\dot{S}_{22Lr} - \dot{E}'_{DR}\dot{E}'_{SR} + \dot{E}'_{RR})}; \\
 \dot{E}'_{TF} &= \dot{S}_{21Lr}(1 - \dot{E}'_{SF}\dot{S}_{11L} - \dot{S}_{22L}\dot{E}'_{LF} + \dot{E}'_{SF}\dot{E}'_{LF}A) / \dot{S}_{21L}; \\
 \dot{E}'_{TR} &= \dot{S}_{12Lr}(1 - \dot{E}'_{SR}\dot{S}_{22L} - \dot{S}_{11L}\dot{E}'_{LR} + \dot{E}'_{SR}\dot{E}'_{LR}A) / \dot{S}_{12L}.
 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

где $\dot{\Gamma}_O$, $\dot{\Gamma}_S$, $\dot{\Gamma}_M$ - действительные значения комплексного коэффициента отражения мер «холостой ход» (Open), «короткое замыкание» (Short) и «согласованная нагрузка» (Match), \dot{S}_{11L} , \dot{S}_{21L} , \dot{S}_{12L} , \dot{S}_{22L} - действительные значения комплексных коэффициентов отражения и передачи меры «отрезок линии» (Line), \dot{S}_{11O} , \dot{S}_{22O} , \dot{S}_{11S} , \dot{S}_{22S} , \dot{S}_{11M} , \dot{S}_{22M} , \dot{S}_{11Lr} , \dot{S}_{21Lr} , \dot{S}_{12Lr} , \dot{S}_{22Lr} - значения, которые получены при измерении комплексных коэффициентов отражения и передачи мер с использованием векторного анализатора цепей, а A определяется по формуле $A = \dot{S}_{11L}\dot{S}_{22L} - \dot{S}_{21L}\dot{S}_{12L}$.

Обработку результатов измерений с целью определения параметров \dot{E}'_K и \dot{E}''_K возможно проводить с использованием программы METAS VNA Tools.

Модули комплексных коэффициентов отражения и передачи измерительных зондов обычно выражают в децибелах с использованием формул

$$\begin{aligned} |\dot{S}'_{11}|_{\text{дБ}} &= 20\lg(|\dot{E}'_{\text{DF}}|), & |\dot{S}'_{21}|_{\text{дБ}} &= 10\lg(|\dot{E}'_{\text{RF}}|), & |\dot{S}'_{22}|_{\text{дБ}} &= 20\lg(|\dot{E}'_{\text{SF}}|), \\ |\dot{S}''_{11}|_{\text{дБ}} &= 20\lg(|\dot{E}''_{\text{DR}}|), & |\dot{S}''_{21}|_{\text{дБ}} &= 10\lg(|\dot{E}''_{\text{RR}}|), & |\dot{S}''_{22}|_{\text{дБ}} &= 20\lg(|\dot{E}''_{\text{SR}}|), \end{aligned} \quad (3)$$

где $|\dot{S}'_X|_{\text{дБ}}$ и $|\dot{S}''_X|_{\text{дБ}}$ - модули комплексных коэффициентов отражения и передачи зондов, подключенных к первому и второму портам установки, соответственно, параметры \dot{E}'_K определяют с использованием уравнений

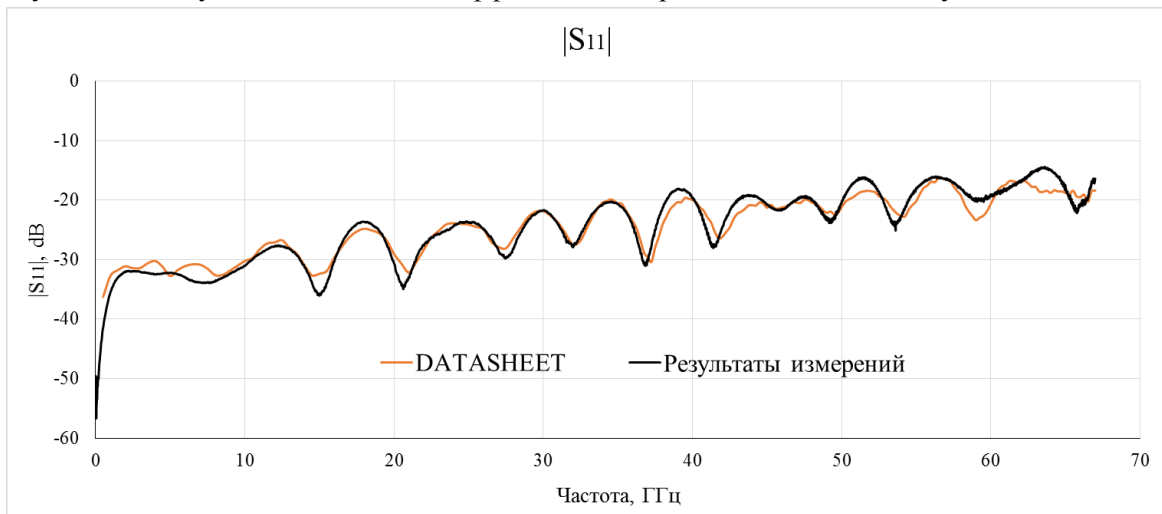
$$\begin{aligned} \dot{E}'_{\text{DF}} &= (\dot{E}''_{\text{DF}} - \dot{E}'_{\text{DF}}) / (E'_{\text{RF}} \dot{A}_1), & \dot{E}'_{\text{RF}} &= \dot{E}'_{\text{RF}} / (E'_{\text{RF}} \dot{A}_1^2), & \dot{E}'_{\text{SF}} &= \dot{E}''_{\text{SF}} - \dot{E}'_{\text{SF}} \dot{E}''_{\text{RF}} / (E'_{\text{RF}} \dot{A}_1), \\ \dot{E}'_{\text{DR}} &= (\dot{E}''_{\text{DR}} - \dot{E}'_{\text{DR}}) / (E'_{\text{RR}} \dot{A}_2), & \dot{E}'_{\text{RR}} &= \dot{E}'_{\text{RR}} / (E'_{\text{RR}} \dot{A}_2^2), & \dot{E}'_{\text{SR}} &= \dot{E}''_{\text{SR}} - \dot{E}'_{\text{SR}} \dot{E}''_{\text{RR}} / (E'_{\text{RR}} \dot{A}_2), \end{aligned} \quad (4)$$

где $\dot{A}_1 = 1 - \dot{E}'_{\text{SF}} (\dot{E}'_{\text{DF}} - \dot{E}''_{\text{DF}}) / E'_{\text{RF}}$, $\dot{A}_2 = 1 - \dot{E}'_{\text{SR}} (\dot{E}'_{\text{DR}} - \dot{E}''_{\text{DR}}) / E'_{\text{RR}}$.

Обратные и вносимые потери в данном случае будут определяться по формулам

$$L_1 = -|S_{11}|_{\text{дБ}}, \quad L_2 = -|S_{21}|_{\text{дБ}}. \quad (5)$$

В результате выполнения операций методики получены частотные характеристики S-параметров двух зондов MPI. Сравнительный анализ результатов с значениями, представленными в документации от производителя зондов показал, что модуль разности между полученными характеристиками и данными из паспорта не превышает 2 дБ по значениям $|\dot{S}'_{11}|_{\text{дБ}}$, $|\dot{S}'_{21}|_{\text{дБ}}$ и $|\dot{S}'_{22}|_{\text{дБ}}$. Модули комплексных коэффициентов отражения зондов не превышают минус 13 дБ, модули комплексных коэффициентов передачи – не менее минус 0,8 дБ.



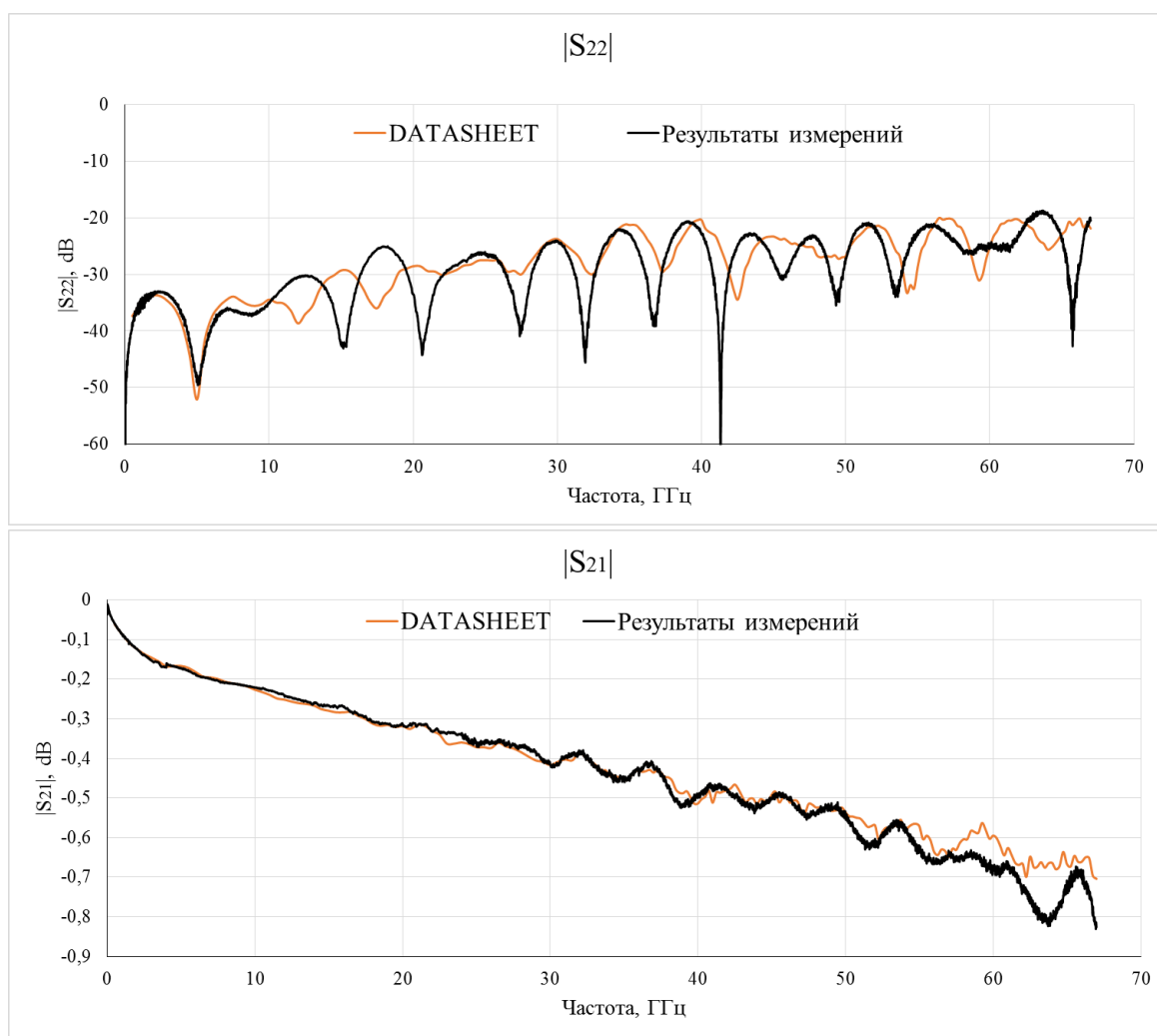


Рисунок 3 – S-параметры измерительного зонда фирмы MPI

Заключение

Проведенные экспериментальные исследования по определению характеристик измерительного зонда являются практической апробацией предлагаемой методики измерений. В результате работы установлено, что алгоритмы обработки сигналов, которые лежат в основе методики, позволяют получить достоверные результаты при определении S-параметров зонда. Разность между максимальными значениями, полученными экспериментально и заявленными производителем зондов, в диапазоне рабочих частот не превышает ± 2 дБ. Расхождение характеристик обусловлено износом наконечников зондов в ходе их длительной эксплуатации.

Данную методику планируется применять при исследовании измерительных зондов, входящих в состав разрабатываемого эталона единиц комплексных коэффициентов отражения и передачи микроскопических структур на пластине [12].

Литература

1. Бондаренко А.С., Боровков А.С., Малай И.М., Семёнов В.А. Структура эталона единиц комплексных коэффициентов отражения и передачи микроскопических устройств на пластине // XII всероссийская научно-техническая конференция «Метрология в радиоэлектронике», Менделеево, 21 – 23 сентября 2021 г. – Менделеево: ФГУП «ВНИИФТРИ». – 2021. – С. 201 – 205.
2. Бондаренко А.С., Боровков А.С., Малай И.М., Раков А.В., Семёнов В.А. Особенности разработки измерительного зонда и калибровочной пластины для обеспечения измерений S-параметров СВЧ полупроводниковых устройств // XIII всероссийская научно-техническая

конференция «Метрология в радиоэлектронике», Менделеево, 20 – 22 июня 2023 г. – Менделеево: ФГУП «ВНИИФТРИ». – 2023. – С. 281 – 286.

3. Andrej Rumiantsev. On-Wafer Calibration Techniques Enabling Accurate Characterization of High-Performance Silicon Devices at the mm-Wave Range and Beyond. 2014. 232 p.

4. Бондаренко А.С., Боровков А.С., Малай И.М., Семёнов В.А. Эталон единиц комплексных коэффициентов отражения и передачи микрорезонансных структур на пластине // Наноиндустрия. 2021. Спецвыпуск 7s, том 14. С. 450 – 453. DOI: 10.22184/1993-8578.2021.14.7s.450.454.

5. J.Marzouk, S. Arscott, K. Haddadi, T. Lasri, C Boyaval, S. Lepilliet and G. Dambrine, “Miniaturized microcantilever-based RF microwave probes using MEMS technologies”, Proceedings of 28th Eurosensors Conf., Brescia, Italy, Oct. 2014.

6. Пивак А. В., Губа В. Г., Иващенко И. А., Коньшев А. В. Анализаторы цепей векторные. Методика определения метрологических характеристик. МИ 3411 – 2013. 2013. 54 с.

7. Губа В. Г., Ладур А. А., Савин А. А. Классификация и анализ методов калибровки векторных анализаторов цепей // Сборник докладов Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. Томск: ТУСУР. 2011. № 2 (24). Ч. 1. С. 149-155.

8. Беспалова Д.А., Бондаренко А.С., Боровков А.С., Семёнов В.А. Исследование составляющей погрешности результатов измерений S-параметров микрорезонансных структур на пластине из-за случайных факторов при калибровке // XIII всероссийская научно-техническая конференция «Метрология в радиоэлектронике», Менделеево, 20 – 22 июня 2023 г. – Менделеево: ФГУП «ВНИИФТРИ». – 2023. – С. 287 – 292.

9. Бондаренко А.С., Боровков А.С., Малай И.М., Семёнов В.А. Методика определения погрешности воспроизведения единицы комплексного коэффициента отражения в волноводных трактах // Измерительная техника: науч.-технич. журн. – 2021. – № 11. – С. 55 – 59.

10. C. Liu, A. Wu, C. Li, and N. Ridler, A new SOLT calibration method for leaky on-wafer measurements using a 10-term error model, IEEE Trans. Microw. Theory Techn., vol. 66, no. 8, pp. 3894–3900, Aug. 2018.

11. Хибель М. Основы векторного анализа цепей / Михаэль Хибель; пер. с англ. С.М. Смольского под ред. Д.М. Сазонова и У. Филипп. – 2-е изд., испр. и доп. – М.: Издательский дом МЭИ, 2018. – 501 с.

12. Малай И.М. Этапы создания и перспективные направления развития метрологического обеспечения в области радиоэлектронных измерений// Альманах современной метрологии: науч.-технич. журн. – 2020. – № 1. – С. 65 – 82.

DEVELOPMENT OF A SIGNAL PROCESSING TECHNIQUE IN THE FREQUENCY DOMAIN TO DETERMINE THE CHARACTERISTICS OF MEASURING PROBES

Borovkov A. S.^{1,2}, Rakov A.V.¹, Bepalova D. A.¹, Mikhaylov P. D.¹

¹ Russian metrological institute of technical physics and radio engineering
Russia, Moscow region, Mendeleevo

² National Research University of Electronic Technology
Russia, Moscow, Zelenograd, Shokin square, 1

This paper presents one of the options for solving the problem of assessing the characteristics of broadband measuring probes, which are used as part of installations for measuring the S-parameters of microelectronic devices implemented on a wafer. The principle and procedure for determining the main characteristics of the measuring probe, such as return and insertion losses, which determine the degree of matching of the probe as a four-terminal network and, accordingly, the error of the measurement results on the plate, are described. The methodological basis of the work is the method of comparing calibrations, which consists of digital processing of data obtained during the passage of signals from the source to the receiver of a vector network analyzer. A comparative analysis of research results obtained using different methods was carried out. The feasibility of using this approach in the development, research and testing of measuring probes is shown. It has been established that this method makes it possible to more accurately study the developed probe compared to other methods.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ДИНАМИКИ ПРОЦЕССА ОБСЛУЖИВАНИЯ АБОНЕНТА СИСТЕМОЙ-112 В УСЛОВИЯХ ЛОЖНОГО ВЫЗОВА

д.т.н., доц. Попов М.Ю.¹, к.т.н. Девятяров В.Б.², асп. Иванов И.Б.³,
асп. Киреев Д.А.¹, асп. Торбенко Я.К.¹

¹Филиал военной академии РВСН имени Петра Великого в г. Серпухове.

²АО «Корпорация «Московский институт теплотехники», г. Москва.

³Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых (ВлГУ), г. Владимир.

В статье представлен порядок расчета показателей динамики процесса обслуживания абонента системой-112 в условиях ложного вызова. Расчет показателей осуществлен на базе вероятностно-временных характеристик процесса обслуживания абонента.

В настоящее время существует алгоритм обслуживания абонента, осуществляющего вызов экстренных оперативных служб системой «112». Обобщенная модель системы-112 и алгоритм, формализованный поглощающей конечной полумарковской цепью (ПКПЦ) [1,2], представлены на рисунке 1.

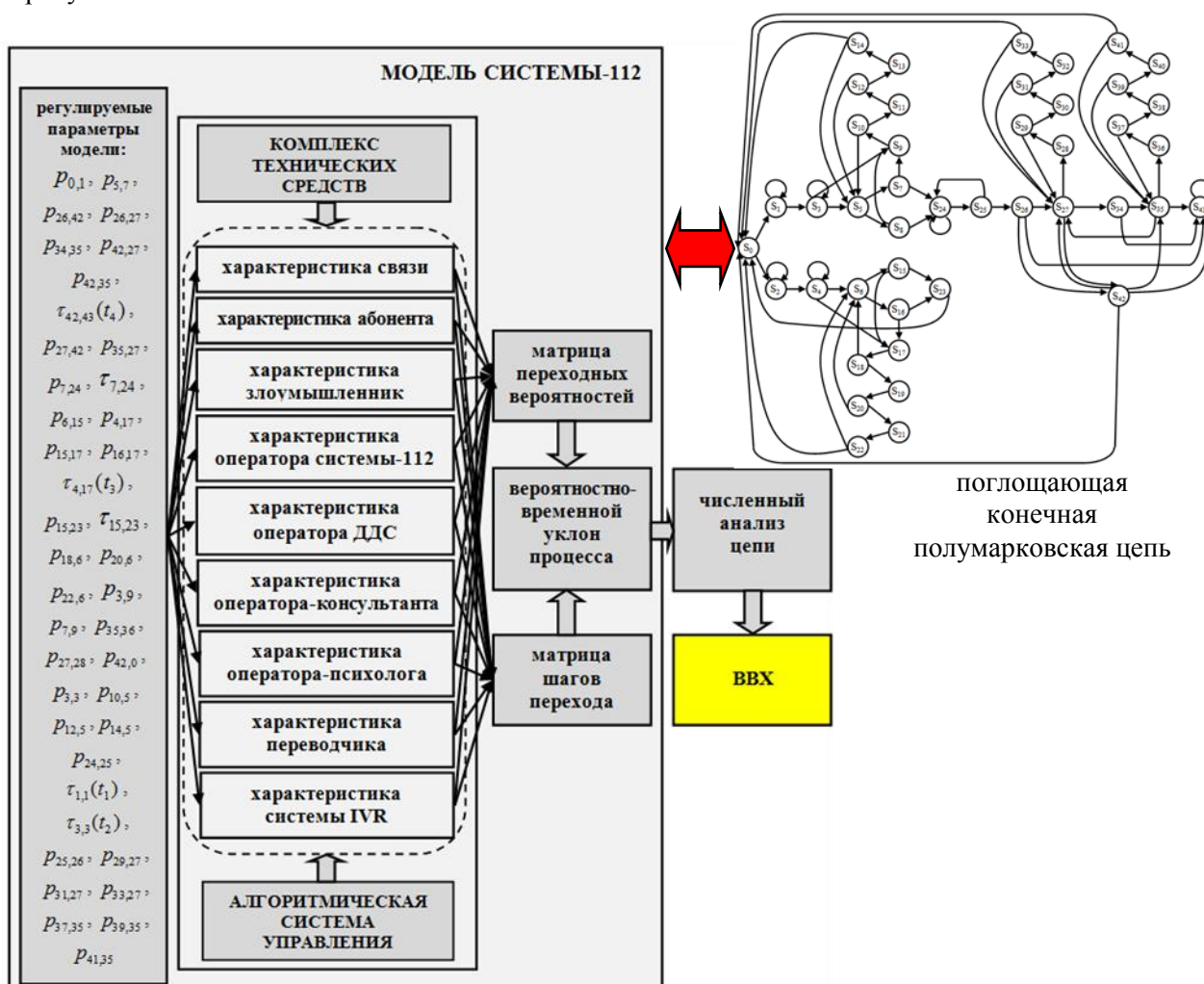


Рисунок 1 - Общий вид модели системы-112

На рисунке 2 показан график вероятностно-временных характеристик (ВВХ) процесса обслуживания абонента системой-112 [3] (правый нижний график ВВХ представляет собой динамику вероятности обслуживания абонента в зависимости от времени) при конкретных

исходных данных, характеризующих: истинный и ложный вызовы и абонентов, их осуществляющих; операторов системы-112, дежурно-диспетчерской службы (ДДС), консультанта, психолога, а также подсистему IVR (голосовой интерактивный автоответчик).

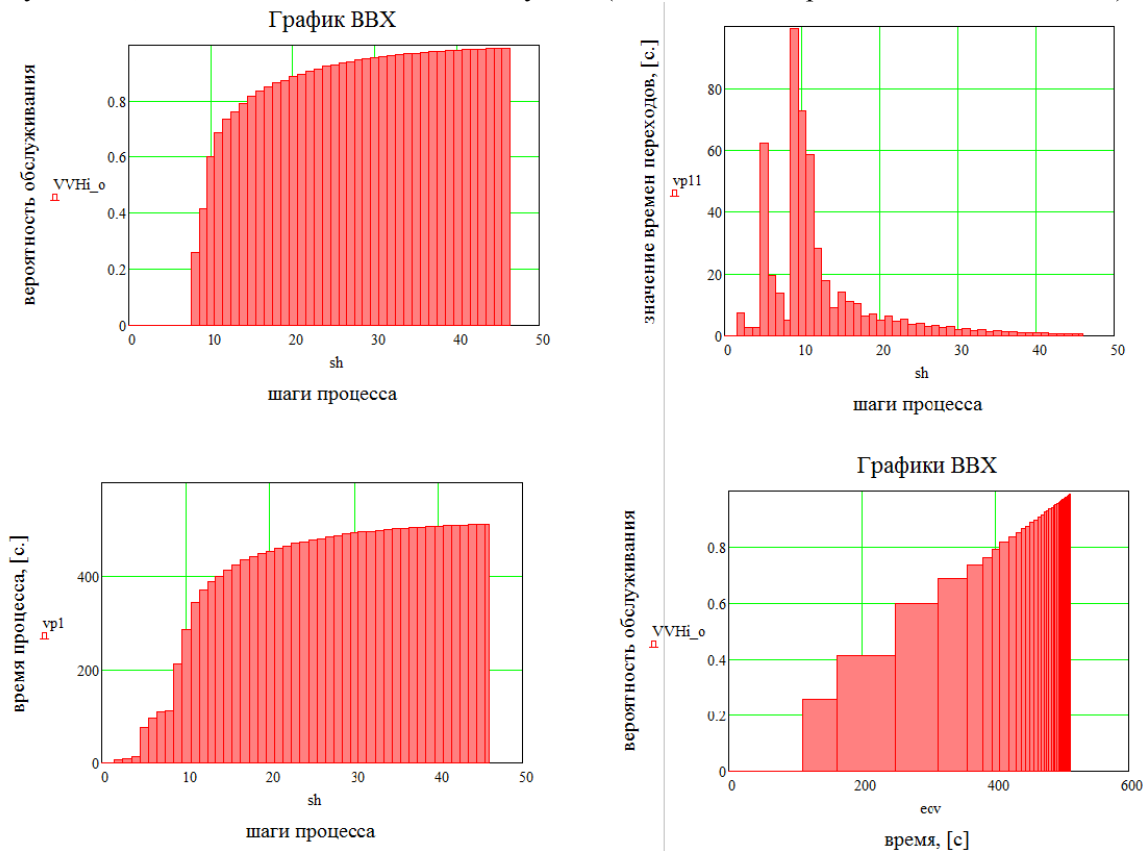


Рисунок 2 - Графики ВВХ процесса обслуживания абонента системой-112

Сформированные ВВХ представляют собой темповую агрегированную функцию [4-8], определяемую с учетом регулируемых параметров модели процесса [2], определяющих вероятностно-временной уклон его поведения, следовательно, для последующей количественной оценки процесса возможно оценить следующие показатели динамики по ВВХ: абсолютный прирост; коэффициент роста; темп роста в %; темп прироста в %; абсолютное значение 1% прироста.

ВВХ процесса, формализованного указанной цепью, представляет собой динамику вероятности поглощающего состояния цепи $P_{S_{43}}$ в зависимости от шагов процесса:

$$P_{S_{43}}^{(i)} = \left[\left[\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]^T \right]^{(0)T} \right]_{0,43} \equiv \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]_{0,43}, \quad (1)$$

где $i = \overline{[0, L]}$ - шаги процесса, L – максимальное значение шага;

$P_{(44)}^{(0)} = \|1; 0; 0; \dots; 0\|$ - вектор начального состояния;

$$P_{[44,44]} = \begin{pmatrix} 0 & p_{0,1} & p_{0,2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & p_{1,1} & 0 & p_{1,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{2,2} & 0 & p_{2,4} & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p_{3,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{4,4} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{42,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & p_{42,43} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & p_{43,43} \end{pmatrix} - \text{матрица переходных вероятностей (МПВ);}$$

$[\cdot]^T$ - процедура транспонирования;

$[\cdot]^{(0)}$ - процедура выделения первого столбца матрицы;

$[\cdot]_{0,43}$ - процедура выбора последнего элемента первой строки матрицы.

На базе выражения (1) возможно определить указанные показатели динамики следующим образом.

1. Абсолютный прирост:

$$\Delta(i) = \left[P_{\langle 44 \rangle}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^{i+1} \right]_{0,43} - \left[P_{\langle 44 \rangle}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]_{0,43}. \quad (2)$$

На рисунке 3 показан график зависимости $\Delta(i)$.

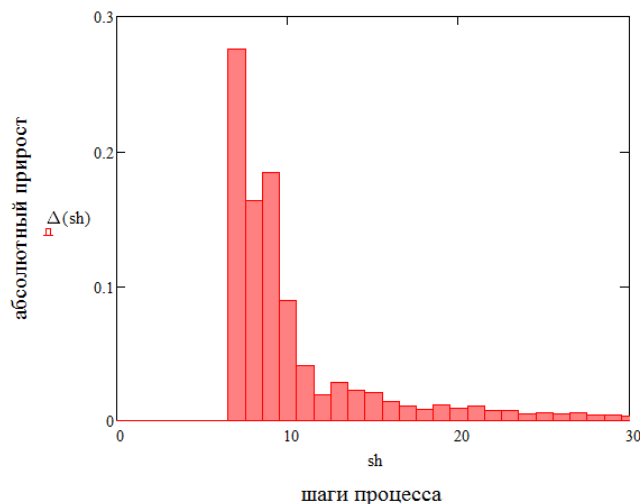


Рисунок 3 - График зависимости функции абсолютного прироста от шагов процесса

2. Коэффициент роста:

$$Kr(i) = \frac{\left[P_{\langle 44 \rangle}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^{i+1} \right]_{0,43}}{\left[P_{\langle 44 \rangle}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]_{0,43}} \wedge 0 \text{ if } \left[P_{\langle 44 \rangle}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]_{0,43} = 0. \quad (3)$$

Примечание: здесь и далее функция условия $\left[P_{\langle 44 \rangle}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]_{0,43} = 0$ в выражении (3)

исключает операцию деления на ноль.

На рисунке 4 показан график зависимости $Kr(i)$.

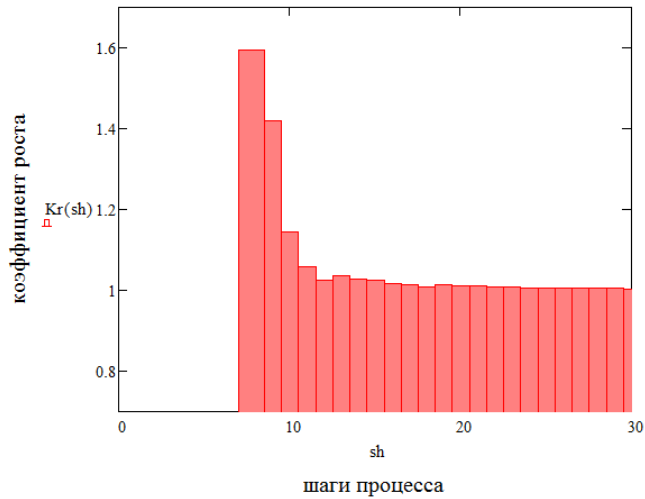


Рисунок 4 - График зависимости функции коэффициента роста от шагов процесса

3. Темп роста в %:

$$Tr(i) = Kr(i) \cdot 100. \quad (4)$$

На рисунке 5 показан график зависимости $Tr(i)$.

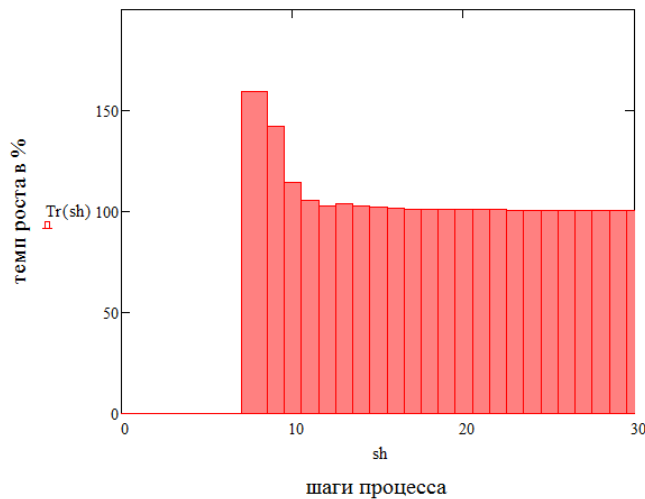


Рисунок 5 - График зависимости функции темпа роста в % от шагов процесса

4. Темп прироста в %:

$$Tp(i) = \frac{\Delta(i)}{\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot \left(P_{[44,44]} \right)^i \right]_{0,43}} \cdot 100 \wedge 0 \text{ if } \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot \left(P_{[44,44]} \right)^i \right]_{0,43} = 0. \quad (5)$$

На рисунке 6 показан график зависимости $Tp(i)$.

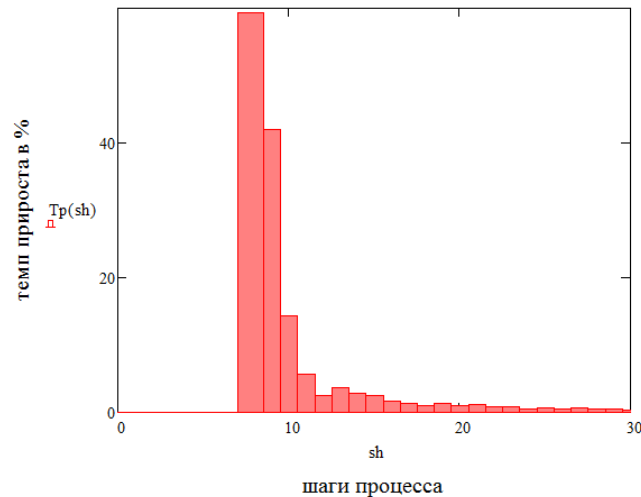


Рисунок 6 - График зависимости функции прироста в % от шагов процесса

5. Абсолютное значение 1% прироста:

$$A(i) = \frac{\Delta(i)}{Tp(i)} \wedge 0 \text{ if } \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^i \right]_{0,43} = 0. \quad (6)$$

На рисунке 7 показан график зависимости $A(i)$.

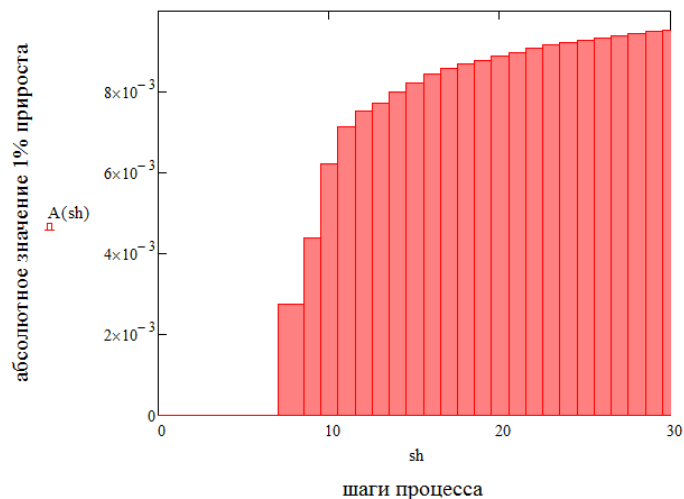


Рисунок 7 - График зависимости функции абсолютного значения 1% прироста от шагов процесса

Таким образом, на базе ВВХ обслуживания абонента системой-112 определены показатели динамики, дающие дополнительную информацию о поведении процесса.

Литература

1. Полумарковская цепь, описывающая действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, Н. В. Попова, Д. А. Киреев, Д. Д. Лашев, А. П. Ильин // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. - Вып. XXV.,– С. 33–38. – ISBN 978-5-905278-53-2.

2. Описание регулируемых параметров модели, созданной на базе полумарковской цепи, описывающей действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, Н. В. Попова, С. А. Кравец, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка

сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 51–55. – ISBN 978-5-905278-53-2.

3. Определение вероятностно-временных и временных характеристик обслуживания вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» абонентом [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, А. А. Казаков, Н. В. Попова, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 56–61. – ISBN 978-5-905278-53-2.

4. Численное определение временных и вероятностно-временных характеристик поглощающих конечных марковских цепей при конечном числе шагов процесса [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, А. М. Деркач, М. Ю. Дробышев, С. Г. Бородин // Междун. конф. «Телекоммуникационные устройства и системы» (REDS-2014) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «БРИС-М», 2014. Т. 4 № 2 – С. 115–119.

5. Методика определения ВВХ, ВХ и критических этапов процесса работы оператора АСУ техническим процессом [Текст] / М. Ю. Попов, Л. Н. Косарева, А. В. Подлегаев, Н. В. Попова, Ю. А. Перивалова // Междун. конф. «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий» (RES-2013) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «Информпресс-94», 2013. – Вып. LXVIII. – С. 72–76.

6. Нахождение характеристик конечных марковских цепей на основе метода фиктивных состояний и его приложение к анализу процесса передачи данных [Текст] / М. Ю. Попов, И. А. Якимова, С. А. Панченко // Радиотехнические и телекоммуникационные системы : науч.–техн. жур. – Муром, 2012. – Вып. 3 (7). – С. 69–72. – ISSN 2221–2574.

7. Математическое моделирование процесса доведения сообщения в радиосети без обратной связи с повторениями и накоплением информации [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, М. Ю. Дробышев // Информационные технологии в проектировании и производстве: науч.–техн. жур. – Москва, 2010. – №3 – С. 78–83.

8. Математическая модель процесса доведения сообщения по радиоканалу управления специальной АСУ в условиях энергетического и информационного воздействия на базе конечной марковской цепи с доходами [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, В. В. Илющенко, Е. В. Калганов, А. М. Деркач // Доклады 24-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2022); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : Вып. XXIV.,– С. 70–75. – ISBN 978-5-905278-49-5.

DEFINITION OF INDICATORS OF DYNAMICS OF PROCESS OF SERVICE OF SUBSCRIBER СИСТЕМОЙ-112 IN THE CONDITIONS OF THE FALSE CALL

Dr.Sci.Tech. Popov M.Yu.¹, Cand.Tech.Sci. Devyatiyarov V.B.²,
Ivanov I.B.³, Kireev D.A.¹, Torbenko Ya.K.¹

¹Branch of military academy of Rocket strategic forces of a name of Peter the Great
(с. Serpukhov, Moscow region).

²Joint-stock company corporation «Moscow institute of heat engineering».

³The Vladimir state university of a name of Alexander Grigorevicha and Nikolay Grigorevicha
Stoletovyh.

In article the procedure of payments of indicators of dynamics of process of service of the subscriber by system-112 in the conditions of a false call is presented. Calculation of indicators is carried out on the basis of is likelihood-time characteristics of process of service of the subscriber.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ДИНАМИКИ ОБСЛУЖИВАНИЯ АБОНЕНТА СИСТЕМОЙ-112 В УСЛОВИЯХ ЛОЖНОГО ВЫЗОВА В ЗАВИСИМОСТИ ОТ ВРЕМЕНИ ПРОЦЕССА

д.т.н., доц. Попов М.Ю.¹, к.т.н. Илюшенко В.В.²,
асп. Иванов И.Б.³, Попов Р.В.⁴, Попова Н.В.¹

¹Филиал военной академии РВСН имени Петра Великого в г. Серпухове.

²«Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)»,
г. Москва.

³Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых (ВлГУ), г. Владимир.

⁴16 ЦНИИ МО РФ, г. Москва

В статье представлен порядок расчета показателей динамики процесса обслуживания абонента системой-112 в зависимости от времени процесса. Расчет показателей осуществлен на базе вероятностно-временных характеристик процесса обслуживания абонента, полученных с помощью численного анализа поглощающей конечной полумарковской цепи.

Поступающие вызовы от абонентов, нуждающихся в обслуживании экстренными оперативными службами, обрабатываются системой-112 с учетом установленного алгоритма обслуживания. На базе поглощающей конечной полумарковской цепи (ПКПЦ) создана математическая модель такого процесса [1-3], граф состояний и переходов (ГСП) которой с отмеченными переходными вероятностями (ПВ) и шагами переходов (ШП) представлен на рисунке 1. Вся информация о процессе содержится в матрице переходных вероятностей (МПВ) и матрице шагов перехода (МШП) цепи.

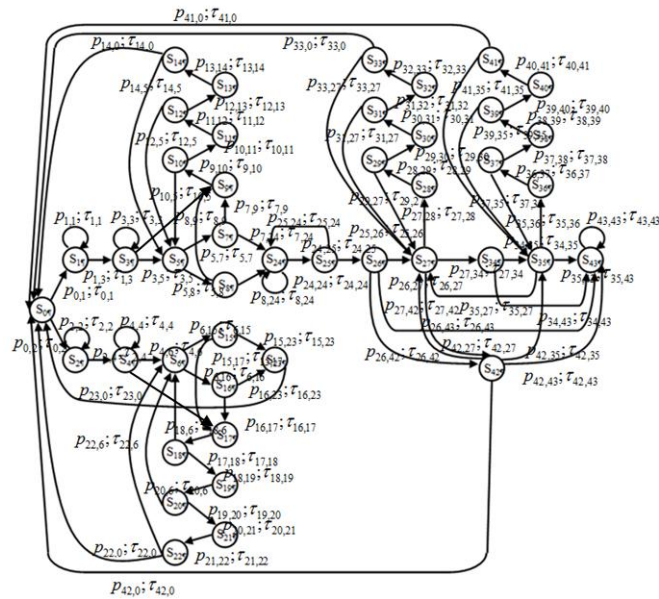


Рисунок 1 - ГСП полумарковской цепи

МПВ и МШП имеют следующий вид:

$$P_{[44,44]} = \begin{pmatrix} 0 & p_{0,1} & p_{0,2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & p_{1,1} & 0 & p_{1,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{2,2} & 0 & p_{2,4} & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p_{3,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{4,4} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{42,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & p_{42,43} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & p_{43,43} \end{pmatrix} \quad T_{[44,44]} = \begin{pmatrix} 0 & \tau_{0,1} & \tau_{0,2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \tau_{1,1} & 0 & \tau_{1,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \tau_{2,2} & 0 & \tau_{2,4} & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tau_{3,3} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \tau_{4,4} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tau_{42,0} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \tau_{42,43} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \tau_{43,43} \end{pmatrix} \quad (1)$$

На базе численного анализа цепи [4-8] получены вероятностно-временные характеристики (ВВХ) процесса (учитывающие характеристики: истинного, ложного вызовов, а также абонентов, их осуществляющих; операторов системы-112, дежурно-диспетчерской службы (ДДС), консультанта, психолога и подсистемы IVR (голосового интерактивного автоответчика)) как в динамике шагов процесса, так и времени.

ВВХ при этом являются темповой агрегированной функцией [3-5,7,8], определяемой с учетом регулируемых параметров модели [2], определяющих вероятностно-временной уклон поведения процесса обслуживания. На базе ВВХ для дополнительной оценки процесса возможно определить следующие показатели динамики: абсолютный прирост; коэффициент роста; темп роста в %; темп прироста в %; абсолютное значение 1% прироста в зависимости от времени. Указанные показатели будут определяться в терминах программной среды для решения задач Mathcad.

Итак, имеется ПКПЦ с 44 состояниями S_0, S_1, \dots, S_{43} с поглощающим состоянием S_{43} . Каждой ПВ ($p_{i,j}$) соответствует свой ШП ($\tau_{i,j}$), где $i, j = \overline{0,43}$. Цепь рассматривается на $i = \overline{1, L}$ шагах процесса. Порядок определения показателей динамики следующий:

1. На базе МПВ и МШП сформируем вектор-столбец частных средних шагов перехода, каждый элемент которого находится как сумма произведений соответствующих ПВ и ШП:

$$t_{(44)} = \begin{pmatrix} t_{S_0} \\ t_{S_1} \\ t_{S_2} \\ t_{S_3} \\ t_{S_4} \\ \dots \\ t_{S_{42}} \\ t_{S_{43}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{0,1} \cdot \tau_{0,1} + p_{0,2} \cdot \tau_{0,2} \\ p_{1,1} \cdot \tau_{1,1} + p_{1,3} \cdot \tau_{1,3} \\ p_{2,2} \cdot \tau_{2,2} + p_{2,4} \cdot \tau_{2,4} \\ p_{3,3} \cdot \tau_{3,3} + \dots \\ p_{4,4} \cdot \tau_{4,4} + \dots \\ \dots \\ p_{42,0} \cdot \tau_{42,0} + p_{42,43} \cdot \tau_{42,43} \\ p_{43,43} \cdot \tau_{43,43} \end{pmatrix}. \quad (2)$$

2. Определим средние шаги перехода:

$$T(sh) = \left[\left[\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^{sh} \right]^T \right]^{(0)^T} \right] \cdot t_{(44)}, \quad (3)$$

где $P_{(44)}^{(0)} = \|P_{S_0}^{(0)}, P_{S_1}^{(0)}, P_{S_2}^{(0)}, \dots, P_{S_{43}}^{(0)}\| = \|1, 0, 0, \dots, 0\|$ - вектор начальных состояний процесса, элементы которого есть вероятности нахождения процесса в состояниях ГСП;

$\left[\left[\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^{sh} \right]^T \right]^{(0)^T} \right]$ - вектор-строка – результат решения уравнения Колмогорова-Чепмена [3-8];

sh - шаг процесса;

где $[.]^T$ - процедура транспонирования в Mathcad;

$[.]^{(0)}$ - процедура выделения первого столбца матрицы в Mathcad.

$T(sh)$ представляет собой вектор-строку, элементы которого есть средние времена, соответствующие шагам процесса, описываемого цепью.

3. Создадим функцию шагов процесса:

$$f_0(i, j) = (j). \quad (4)$$

4. Создадим матрицу шагов процесса моделирования:

$$sh = matrix(1, zc + 1, f_0), \quad (5)$$

где $matrix[.]$ - процедура формирования матрицы в Mathcad;

I – количество строк, $zc + 1$ - количество столбцов, $zc = L$;

f_0 - функция, определяющая правило формирования элементов матрицы.

Матрица sh представляет собой вектор-строку, каждый элемент которой есть шаг процесса моделирования.

5. Сформируем значения времен перехода шагов процесса (без «накопления») без учета «нулевого» шага:

$$f_{01}(i, j) = (T(j)), \quad (6)$$

$$vp2 = matrix(1, zc + 1, f_{01}). \quad (7)$$

6. Сформируем значения времен перехода шагов процесса (без «накопления») с учетом «нулевого» шага:

$$vp0 = (0), \quad (8)$$

$$vp11 = augment(vp0, vp2), \quad (9)$$

где $augment[\cdot]$ - процедура слияния матриц в Mathcad.

7. Создадим функцию, формирующую времена протекания процесса, соответствующие шагам процесса моделирования:

$$f(i, j) = \left(\sum_{i=0}^j T(i) \right). \quad (10)$$

8. Сформируем значения времен перехода шагов процесса (с «накоплением») без учета «нулевого» шага:

$$vp = matrix(1, zc + 1, f). \quad (11)$$

9. Сформируем значения времен перехода шагов процесса (с «накоплением») с учетом «нулевого» шага:

$$vp1 = augment(vp0, vp). \quad (12)$$

10. Сформируем единую ось времени:

$$z22 = cols(vp1), \quad (13)$$

$$eov = submatrix(vp1, 0, 0, 0, z22 - 2), \quad (14)$$

где $cols[\cdot]$ - процедура определения количества столбцов матрицы в Mathcad;

$submatrix[\cdot]$ - процедура выделения подматрицы в Mathcad.

eov есть вектор-строка, элементы которого есть времена, затрачиваемые процессом, соответствующие шагу процесса моделирования цепи (от 0 до zc).

11. Определим абсолютный прирост Δ :

$$f_{1d}(i, j) = \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot \left(P_{[44,44]} \right)^{j+1} \right]_{0,43} - \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot \left(P_{[44,44]} \right)^j \right]_{0,43}, \quad (15)$$

$$\Delta = matrix(1, zc + 1, f_{1d}). \quad (16)$$

где $[\cdot]_{0,43}$ - процедура Mathcad выбора последнего элемента первой строки матрицы;

$\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot \left(P_{[44,44]} \right)^j \right]_{0,43}$ - динамика вероятности поглощающего состояния цепи $P_{S_{43}}$.

На рисунке 2 показан график зависимости Δ от времени процесса.

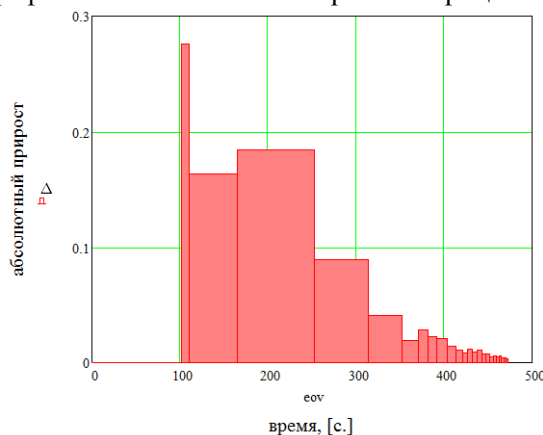


Рисунок 2 - График зависимости функции абсолютного прироста от времени процесса

12. Определим коэффициент роста Kr :

$$f_{2d}(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{if } \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^j \right]_{0,43} = 0 \\ \frac{\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^{j+1} \right]_{0,43}}{\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^j \right]_{0,43}} & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (17)$$

$$Kr = \text{matrix}(1, zc + 1, f_{2d}), \quad (18)$$

где $\begin{cases} [\cdot] & \text{if } [\cdot] \\ [\cdot] & \text{otherwise} \end{cases}$ - процедура задания программного модуля в Mathcad (исключает деление на ноль); *if* - если; *otherwise* - иначе.

На рисунке 3 показан график зависимости Kr от времени процесса.

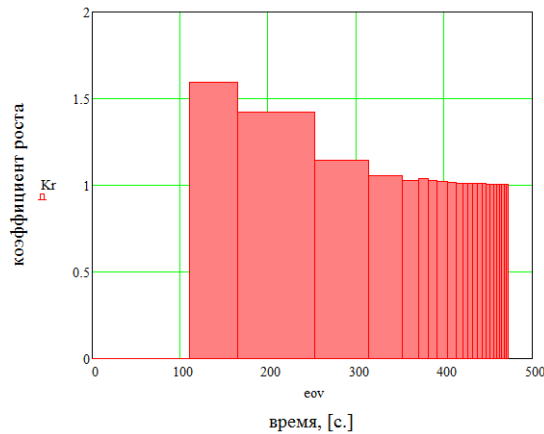


Рисунок 3 - График зависимости функции коэффициента роста от времени процесса

13. Определим темп роста в % Tr :

$$f_{3d}(i, j) = f_{2d}(i, j) \cdot 100, \quad (19)$$

$$Tr = \text{matrix}(1, zc + 1, f_{3d}). \quad (20)$$

На рисунке 4 показан график зависимости Tr от времени процесса.

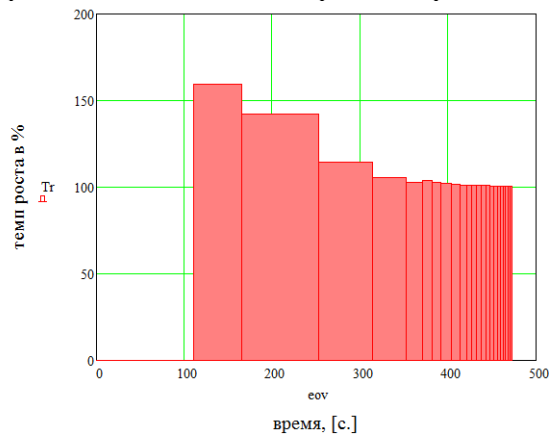


Рисунок 4 - График зависимости функции темпа роста в % от времени процесса

14. Определим темп прироста в % Tr :

$$f_{4d}(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{if } \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^j \right]_{0,43} = 0 \\ \frac{f_{1d}(i, j)}{\left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^j \right]_{0,43}} \cdot 100 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (21)$$

$$Tr = \text{matrix}(1, zc + 1, f_{4d}). \quad (22)$$

На рисунке 5 показан график зависимости T_p от времени процесса.

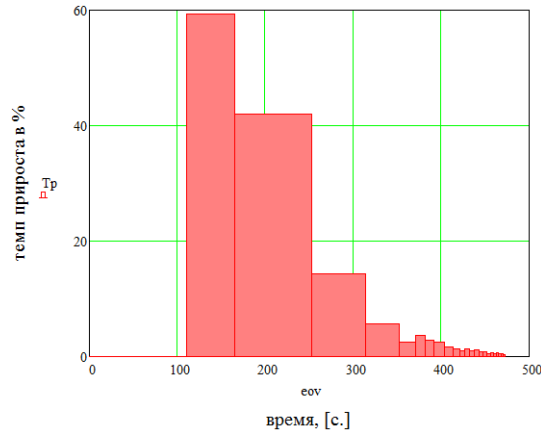


Рисунок 5 - График зависимости функции темпа прироста в % от шагов процесса

15. Определим абсолютное значение 1% прироста A :

$$f_{5d}(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{if } \left[P_{(44)}^{(0)} \cdot (P_{[44,44]})^j \right]_{0,43} = 0, \\ \frac{f_{1d}(i, j)}{f_{4d}(i, j)} & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (23)$$

$$A = \text{matrix}(1, zc + 1, f_{5d}). \quad (24)$$

На рисунке 6 показан график зависимости A от времени процесса.

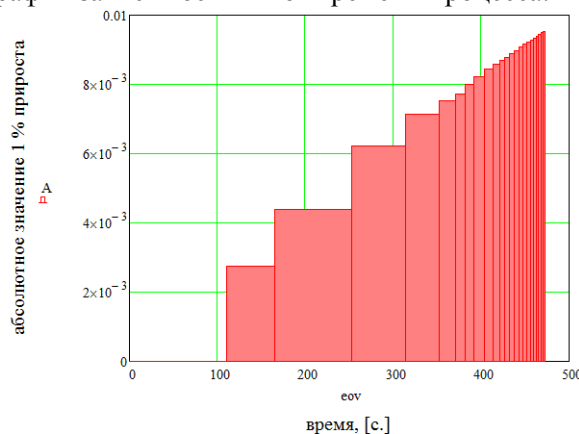


Рисунок 6 - График зависимости функции абсолютного значения 1% прироста от времени

Таким образом, на базе ВВХ процесса обслуживания абонента системой-112 в терминах программной среды Mathcad определены показатели динамики в зависимости от времени протекания процесса.

Литература

1. Полумарковская цепь, описывающая действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, Н. В. Попова, Д. А. Киреев, Д. Д. Лашев, А. П. Ильин // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 33–38. – ISBN 978-5-905278-53-2.

2. Описание регулируемых параметров модели, созданной на базе полумарковской цепи, описывающей действия оператора системы обеспечения вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, Н. В. Попова, С. А. Кравец, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка

сигналов и её применение» (DSPА-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 51–55. – ISBN 978-5-905278-53-2.

3. Определение вероятностно-временных и временных характеристик обслуживания вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» абонентом [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, А. А. Казаков, Н. В. Попова, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPА-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. – Вып. XXV.,– С. 56–61. – ISBN 978-5-905278-53-2.

4. Численное определение временных и вероятностно-временных характеристик поглощающих конечных марковских цепей при конечном числе шагов процесса [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, А. М. Деркач, М. Ю. Дробышев, С. Г. Бородин // Междун. конф. «Телекоммуникационные устройства и системы» (REDS-2014) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «БРИС-М», 2014. Т. 4 № 2 – С. 115–119.

5. Методика определения ВВХ, ВХ и критических этапов процесса работы оператора АСУ техническим процессом [Текст] / М. Ю. Попов, Л. Н. Косарева, А. В. Подлегаев, Н. В. Попова, Ю. А. Перивалова // Междун. конф. «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий» (RES-2013) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «Информпресс-94», 2013. – Вып. LXVIII. – С. 72–76.

6. Нахождение характеристик конечных марковских цепей на основе метода фиктивных состояний и его приложение к анализу процесса передачи данных [Текст] / М. Ю. Попов, И. А. Якимова, С. А. Панченко // Радиотехнические и телекоммуникационные системы : науч.–техн. жур. – Муром, 2012. – Вып. 3 (7). – С. 69–72. – ISSN 2221–2574.

7. Математическое моделирование процесса доведения сообщения в радиосети без обратной связи с повторениями и накоплением информации [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, М. Ю. Дробышев // Информационные технологии в проектировании и производстве: науч.–техн. жур. – Москва, 2010. – №3 – С. 78–83.

8. Математическая модель процесса доведения сообщения по радиоканалу управления специальной АСУ в условиях энергетического и информационного воздействия на базе конечной марковской цепи с доходами [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, В. В. Илющенко, Е. В. Калганов, А. М. Деркач // Доклады 24-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPА-2022); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : Вып. XXIV.,– С. 70–75. – ISBN 978-5-905278-49-5.

DEFINITION OF INDICATORS OF DYNAMICS OF SERVICE OF THE SUBSCRIBER BY SYSTEM - 112 IN THE CONDITIONS OF THE FALSE CALL DEPENDING ON PROCESS TIME

Dr.Sci.Tech. Popov M.Yu.¹, Cand.Tech.Sci. Ylushenko V.V.²,
Ivanov I.B.³, Popov R.V.⁴, Popova N.V.¹

¹Branch of military academy of Rocket strategic forces of a name of Peter the Great
(с. Serpukhov, Moscow region).

²«The Moscow aviation institute (national research university)».

³The Vladimir state university of a name of Alexander Grigorevicha and Nikolay Grigorevicha
Stoletovyh.

⁴16 Central scientific research institute of the Ministry of Defence of the Russian Federation.

In article the procedure of payments of indicators of dynamics of process of service of the subscriber by system-112 depending on process time is presented. Calculation of indicators is carried out on the basis of is likelihood-time characteristics of process of service of the subscriber received by means of the numerical analysis absorbing final semimarkovsky chains.

ПРОГРАММА РАСЧЕТА ТЕМПОВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК РЕГУЛЯРНОЙ КОНЕЧНОЙ МАРКОВСКОЙ ЦЕПИ НА БАЗЕ ЯЗЫКА ПРОГРАММИРОВАНИЯ C++ В СРЕДЕ VISUAL STUDIO

д.т.н., доц. Попов М.Ю., к.т.н. Ржаных А.В.,
Киреев Д.А., студ. Харитонов И.А.

Филиал военной академии РВСН имени Петра Великого в г. Серпухове.

В статье представлен код программы, на языке программирования C++ среды Visual Studio, расчета темповых характеристик процесса описываемого регулярной марковской цепью. Определены следующие показатели: абсолютный прирост, коэффициент роста, темп роста, темп прироста и абсолютного значения 1% прироста процесса.

Рассматривается регулярная конечная марковская цепь (РКМЦ) с состояниями S_0, S_1, \dots, S_n , описывающая, с учетом предъявляемых заказчиком ограничений, допущений и требований, исследуемый физический процесс. Определена матрица переходных вероятностей (МПВ) $P_{[n+1, n+1]} = \|\| \{P_{i,j}\} \|$. где $i, j = \overline{0, n}$. Цепь рассматривается на $i = \overline{[1, L]}$ шагах процесса.

Тогда динамику вероятности интересующего исследователя состояния, например S_n , в зависимости от шагов процесса, в терминах МПВ $P_{[n+1, n+1]}$, можно найти так:

$$P_{S_n}^{(i)} = \left[\left[\left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]^T \right]^{(0)^T} \right]_{0, n} \equiv \left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n}, \quad (1)$$

где $i = \overline{[0, L]}$ - шаги процесса, L – максимальное значение шага.

Для последующей количественной оценки процесса описываемого регулярной конечной марковской цепью, возможно, оценить следующие показатели динамики: абсолютный прирост; коэффициент роста; темп роста в %; темп прироста в %; абсолютное значение 1% прироста.

1. Абсолютный прирост:

$$\Delta(i) = \left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^{i+1} \right]_{0, n} - \left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n}. \quad (2)$$

2. Коэффициент роста:

$$Kr(i) = \frac{\left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^{i+1} \right]_{0, n}}{\left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n}} \wedge 0 \text{ if } \left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n} = 0. \quad (3)$$

Примечание: здесь и далее функция условия $\left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n} = 0$ в выражении (3) исключает операцию деления на ноль.

3. Темп роста в %:

$$Tr(i) = Kr(i) \cdot 100. \quad (4)$$

4. Темп прироста в %:

$$Tp(i) = \frac{\Delta(i)}{\left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n}} \cdot 100 \wedge 0 \text{ if } \left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n} = 0. \quad (5)$$

5. Абсолютное значение 1% прироста:

$$A(i) = \frac{\Delta(i)}{Tp(i)} \wedge 0 \text{ if } \left[\left(P_{[n+1, n+1]} \right)^i \right]_{0, n} = 0. \quad (6)$$

Необходимо отметить, что данные показатели будут значимыми (будут изменяться), до момента стабилизации процесса, определяемого появлением предельного вектора, который возможно определить следующим образом:

$$\alpha_{(n+1)} = \left[\left[\left[P_{[n+1, n+1]} \right]^i \right]^T \right]^{(0)T}, \quad (7)$$

где $[\cdot]^T$ - процедура транспонирования в программной среде для решения задач Mathcad;

$[\cdot]^{(0)}$ - процедура выделение первого столбца матрицы в Mathcad;

i - номер шага, обеспечивающий основное свойство предельного вектора регулярной марковской цепи.

Далее, используя язык программирования C++ среды Visual Studio, был разработан код программы расчета темповых характеристик регулярной конечной полумарковской цепи в зависимости от шагов процесса (i), инвариантный к структуре цепи и значениям переходных вероятностей.

```
#include <iostream>

using namespace std;

float P[100][100]; float A[100], B[100];

int main()
{
    setlocale(LC_ALL, "Russian");
    int r, k = 0; float res = 0;

    cout << "Введите количество состояний: "; cin >> r; cout << endl;
    //Вводим МПВ
    cout << "Введите веса переходов:\n";
    for (int i = 1; i <= r; i++) {
        for (int j = 1; j <= r; j++)
        {
            cout << "P [" << i; cout << " ] [" << j; cout << "] = "; cin >> P[i][j];
        }
    }
    cout << endl;
    for (int i = 1; i <= r; i++) {

        if (i == 1) A[i] = 1; else A[i] = 0;

    }
    cout << endl;
    while (A[r] < 0.99)
    {
        k++;
        cout << "{ ";
        for (int j = 1; j <= r; j++) {
            for (int i = 1; i <= r; i++) res = res + (P[i][j] * A[i]);
            cout << res << " "; B[j] = res; res = 0;
        }
        cout << endl;
        //Абсолютный прирост
        cout << "Ab[" << k << "] = " << B[r] - A[r] << endl;
        //Коэффициент роста
        cout << "Kr[" << k << "] = ";
        if (A[r] != 0) cout << B[r] / A[r] << endl;
        else cout << 0 << endl;
        //Темп роста,%
        cout << "Tr[" << k << "] = ";
```

```

    if (A[r] != 0) cout << (B[r] / A[r]) * 100 << endl;
    else cout << 0 << endl;
    //Темп прироста,%
    cout << "Tp[" << k << "]=";
    if (A[r] != 0) cout << (B[r] - A[r]) * 100 / A[r] << endl;
    else cout << 0 << endl;
    int z = (B[r] - A[r]) * 100 / A[r];
    //Абсолютное значение 1% прироста
    cout << "A[" << k << "]=";
    if (A[r] != 0) cout << (B[r] - A[r]) / z << endl;
    else cout << 0 << endl;
    for (int i = 1; i <= r; i++) A[i] = B[i];
}
return 0;
}

```

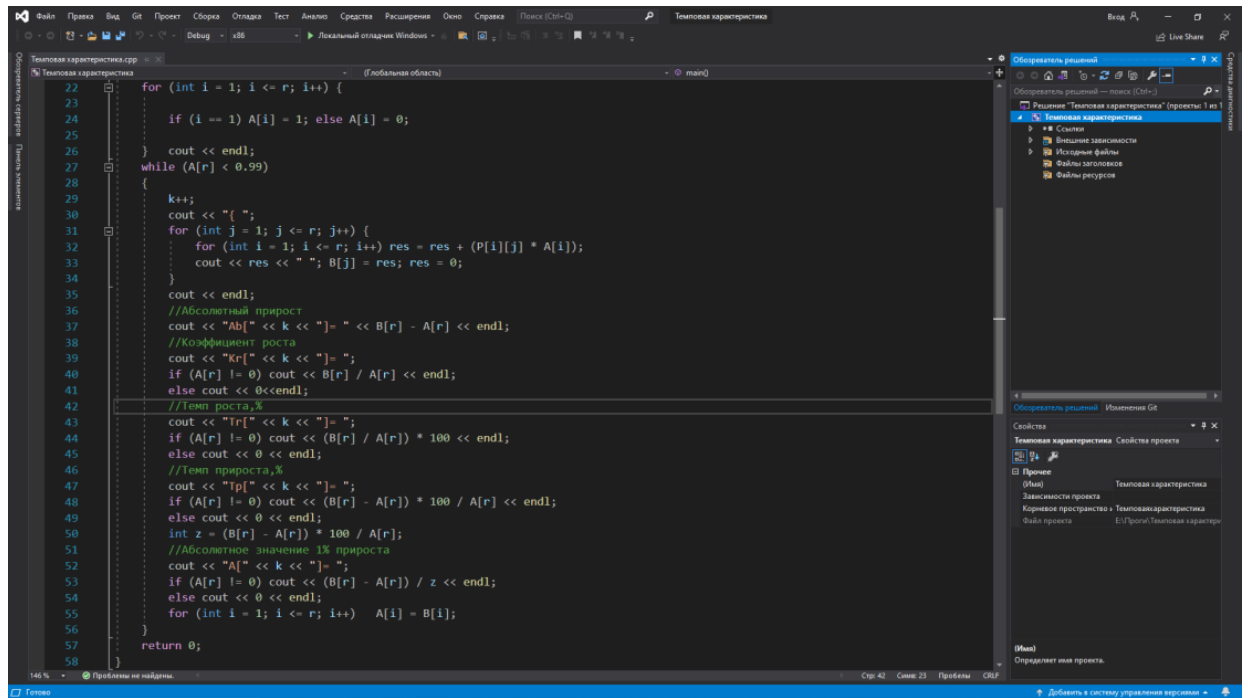
На рисунке 1 представлены формы примера программы расчета темповых характеристик РКМЦ на базе языка программирования C++ в среде Visual studio.

```

1 #include <iostream>
2
3 using namespace std;
4
5 float P[100][100]; float A[100], B[100];
6
7
8 int main()
9 {
10     setlocale(LC_ALL, "Russian");
11     int r, k = 0; float res = 0;
12
13     cout << "Введите количество состояний: "; cin >> r; cout << endl;
14     //Вводим МТВ
15     cout << "Введите веса переходов:\n";
16     for (int i = 1; i <= r; i++) {
17         for (int j = 1; j <= r; j++)
18             cout << "P [" << i << "][" << j << "][" << j << "]= "; cin >> P[i][j];
19         cout << endl;
20     }
21     for (int i = 1; i <= r; i++) {
22         if (i == 1) A[i] = 1; else A[i] = 0;
23         cout << endl;
24     }
25     while (A[r] < 0.99)
26     {
27         k++;
28         cout << "k=" << k << " ";
29         for (int j = 1; j <= r; j++) {
30             for (int i = 1; i <= r; i++) res = res + (P[i][j] * A[i]);
31             cout << res << " "; B[j] = res; res = 0;
32         }
33         cout << endl;
34         //Абсолютный прирост
35         cout << "Аб[" << k << "]=" << B[r] - A[r] << endl;
36     }
37 }

```

Рисунок 1 – Формы примера программы расчета темповых характеристик РКМЦ



```

Консоль отладки Microsoft Visual Studio
Ab[6]= 0.050421
Kr[6]= 1.06061
Tr[6]= 106.061
Tp[6]= 6.06073
A[6]= 0.0084035
{ 0.0548986 0.0274557 0.917646
Ab[7]= 0.0352947
Kr[7]= 1.04
Tr[7]= 104
Tp[7]= 4.00008
A[7]= 0.00882368
{ 0.0384329 0.0192152 0.942352
Ab[8]= 0.0247063
Kr[8]= 1.02692
Tr[8]= 102.692
Tp[8]= 2.69236
A[8]= 0.0123532
{ 0.0269022 0.0134514 0.959646
Ab[9]= 0.0172944
Kr[9]= 1.01835
Tr[9]= 101.835
Tp[9]= 1.83524
A[9]= 0.0172944
{ 0.0188317 0.00941581 0.971753
Ab[10]= 0.0121061
Kr[10]= 1.01262
Tr[10]= 101.262
Tp[10]= 1.26151
A[10]= 0.0121061
{ 0.0131822 0.0065911 0.980227
Ab[11]= 0.00847423
Kr[11]= 1.00872
Tr[11]= 100.872
Tp[11]= 0.872056
A[11]= inf
{ 0.00922753 0.00461376 0.986159
Ab[12]= 0.00593197
Kr[12]= 1.00605
Tr[12]= 100.605
Tp[12]= 0.605163
A[12]= inf
{ 0.00645927 0.00322964 0.990311
Ab[13]= 0.00415242
Kr[13]= 1.00421
Tr[13]= 100.421
Tp[13]= 0.42107
A[13]= inf
  
```

Рисунок 1 - Формы примера программы расчета темповых характеристик РКМЦ (продолжение)

Программа расчета темповых характеристик процесса, формализованного регулярной конечной марковской цепью, инвариантна к структуре матрицы переходных вероятностей и может быть использована для нахождения показателей динамических процессов [1,2], необходимых для решения задач, как анализа, так и синтеза исследуемых процессов, например, информационного обмена [3,4].

Литература

1. Определение вероятностно-временных и временных характеристик обслуживания вызова экстренных оперативных служб по единому номеру «112» абонентом [Текст] / М. Ю. Попов, С. С. Чайков, А. А. Казаков, Н. В. Попова, И. Б. Иванов // Доклады 25-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2023); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М., 2023. - Вып. XXV.,– С. 56–61. – ISBN 978-5-905278-53-2.

2. Численное определение временных и вероятностно-временных характеристик поглощающих конечных марковских цепей при конечном числе шагов процесса [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, А. М. Деркач, М. Ю. Дробышев, С. Г. Бородин // Междун. конф. «Телекоммуникационные устройства и системы» (REDS-2014) ; Доклады ; Серия: науч. конф. посвящ. Дню радио / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : ООО «БРИС-М», 2014. Т. 4 № 2 – С. 115–119.

3. Математическое моделирование процесса доведения сообщения в радиосети без обратной связи с повторениями и накоплением информации [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, М. Ю. Дробышев // Информационные технологии в проектировании и производстве: науч.–техн. жур. – Москва, 2010. - №3 – С. 78–83.

4. Математическая модель процесса доведения сообщения по радиоканалу управления специальной АСУ в условиях энергетического и информационного воздействия на базе конечной марковской цепи с доходами [Текст] / В. А. Цимбал, М. Ю. Попов, В. В. Илющенко, Е. В. Калганов, А. М. Деркач // Доклады 24-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение» (DSPA-2022); Серия: цифровая обработка сигналов и ее применение / Рос. науч.-техн. общ. радиотехн., электрон. и связи им. А.С. Попова. – М. : Вып. XXIV.,– С. 70–75. – ISBN 978-5-905278-49-5.

THE PROGRAM OF CALCULATION OF TEMPO CHARACTERISTICS OF THE REGULAR FINAL MARKOVSKY CHAIN ON THE BASIS OF THE PROGRAMMING LANGUAGE WITH ++ IN THE ENVIRONMENT OF VISUAL STUDIO

Dr.Sci.Tech. Popov M.Yu., Cand.Tech.Sci. Rzhanykh A.V.,
Kireev D.A., Kharitonov I.A.

Branch of military academy of Rocket strategic forces of a name of Peter the Great
(с. Serpukhov, Moscow region).

In article the program code, in programming language C ++ Visual Studio environments, calculation of tempo characteristics of process described regular markovskoj is presented by a chain. Following indicators are defined: a pure gain, growth factor, rate of growth, rate of a gain and absolute value of a gain of process of 1 %.

**26-я Международная конференция
«Цифровая обработка сигналов и её применение – DSP A-2024»,
Москва, Россия, доклады.**

Серия: Цифровая обработка сигналов и её применение

Выпуск: XXVI

Почтовый адрес:

107031, Москва, ул. Рождественка, д. 6/9/20

Исполнительная Дирекция РНТОРЭС им. А.С. Попова

Телефоны:
(903) 201-53-33
(915) 092-96-33
(985) 733-91-91

организация
доклады
финансы

Сайт: <http://www.rntores.ru/>

E-mail:
rntores@mail.ru
doklad-rntores@mail.ru
vznos-rntores@mail.ru