

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 4/2025

Издается с 1999 года
Выходит четыре раза в год

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР
д.т.н., член-корр. РАН А.В. ДВОРКОВИЧ

ЗАМЕСТИТЕЛЬ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:
д.т.н., проф. В.В. ВИТЯЗЕВ

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:

д.т.н., проф. Ар.С. Аджемов, д.т.н., проф. Б.А. Алпатов,
д.т.н., проф. В.Г. Бартенев, д.т.н. Ю.И. Борисов,
к.т.н. П.В. Бабаян, д.т.н., проф. Ю.А. Брюханов,
к.т.н. С.В. Витязев, д.т.н., проф. К.Ю. Гаврилов,
д.т.н., проф. В.И. Джиган, д.т.н., проф. В.В. Еремеев,
д.т.н. Г.В. Зайцев, Р.В. Зубарев, А.П. Кирпичников,
д.т.н., акад. РАН Н.А. Кузнецов,
В.Г. Мистюков, д.т.н., проф. С.Л. Мишенков,
д.т.н., проф. Ю.Н. Прохоров, д.т.н. А.Л. Приоров,
д.т.н., проф. В.Г. Санников, д.т.н., проф. Сергиенко А.В.
д.т.н., проф. Чиров Д.С.,
к.т.н., проф. В.С. Сперанский,
д.т.н., проф. В.Ф. Фёдоров.

Адрес редакции:

г. Москва, ул. Авиамоторная, д. 8
Научный центр МТУСИ
Тел.: (+7) 903-201-53-33
E-mail: rntores@mail.ru
vityazev.v.v@rsreu.ru
http://www.dspsa.ru

Издатель:

Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова
Компьютерная верстка: И.А. Благодарова
Дизайн: М.В. Аверин

Подписано в печать 25.12.25 г.
Формат 60x90/8.

Гарнитура «Arial». Печать офсетная.
Бумага офсетная. Печ.л. 6,5. Тираж 200 экз.

Заказ № 5373. Отпечатано в
ООО НПЦ «Информационные технологии»
Рязань, ул. Островского, д. 21/1
тел.: (4912) 98-69-84

Издание зарегистрировано в Министерстве
Российской Федерации по делам печати,
телерадиовещания и средств
массовых коммуникаций.

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-1488
от 14.01.2000 г.

УЧРЕДИТЕЛИ:

АО «Инструментальные системы»

ФГУП «НИИ радио»

ООО «Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники
и связи им. А.С. Попова»

В НОМЕРЕ:

Рюмшин К.Ю., Киселева Т.П.

Математическая модель синхронизации символов
OFDM стандарта LTE на физическом уровне 3

Приоров А.Л., Ушакова А.М., Тимонькин М.В.

Разработка нейросетевого алгоритма распознавания
вида модуляции радиосигнала в условиях медленных замираний
в радиоканале 11

Рязанцев Л.Б., Рязанцев Д.Л., Бабич О.А.

Обработка сигналов в малогабаритных доплеровских
измерителях скорости и угла сноса при решении задач
автономной навигации
беспилотных летательных аппаратов 16

Березкин А.А., Ченский А.А., Киричек Р.В.

Методика тестирования услуги управления БПЛА
от первого лица в каналах информационного обмена
гибридных орбитально-наземных сетей связи.
Часть 2: Этапы методики 24

Гренков С.А., Федотов Л.В.

Методы разделения боковых полос сигнала
в цифровом видеоконвертере 32

Валуйский Д.В.

Контроль качества вращения вала
с помощью устройства дистанционного зондирования
с применением вейвлет-преобразования 36

Нектов А.Р., Виноградов Н.С., Овинников А.А.

Оценка минимального кодового расстояния МПП-кодов
модифицированным методом Коула 42

Григорьев И.В., Албатырезов В.Д., Шерухаев О.В.

Программная реализация алгоритма нелинейного
спектрального синтеза сигналов в виде многосолитонных
решений уравнения Кортевега-де Фриза 48

Савельев А.Н., Васильев О.В.,

Бояренко Э.С., Галаева К.И.
Программно-алгоритмический модуль автоматизированной
классификации опасных метеоявлений
кучево-дождевой облачности в метеорологическом
радиолокационном комплексе «Монокль» 54

Тимофеев А.В.

Обнаружение источников OFDM сигналов
гигагерцового диапазона при помощи робастного
детектора Громова-Хаусдорфа 62

Хрящев В.В., Назаровский А.Е.,

Завьялов Д.В., Приоров А.Л.
Классификация изображений новообразований толстой кишки
с помощью фундаментальных визуальных моделей 69

Бехтин Ю.С., Чинь В.Т.

Фильтрация спекл-шума радиолокационных изображений
на основе обработки пространственно-ориентированных
деревьев вейвлет-преобразования с помощью трансформера 75

Попов Д.И.

Синтез и анализ обнаружителей-измерителей
неэквидистантных радиолокационных сигналов 82

Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен
в перечень ведущих рецензируемых научных изданий,
в которых по рекомендации Минобрнауки РФ,
должны быть опубликованы основные научные результаты
диссертаций на соискание ученой степени доктора и кандидата наук

Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен
в базу данных Web of Science –
Russian Science Citation Index (RSCI)

Digital Signal Processing

Science & Technical Magazine
Issue 4, 2025 year

Is published quarterly since 1999

EDITOR-IN-CHIEF:

Dr. Sci (Tech), Professor
Corresponding Member of RAS A.V. Dvorkovich

DEPUTY EDITORS-IN-CHIEF:

Dr.Sci. (Tech.), Professor V.V. Vityazev

EDITORIAL BOARD:

Adzhemov A.S., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Alpatov B.A., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Bartenev V.G., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Borisov Y.I., Dr.Sci.(Tech.)

Babayan P.V.

Bruchanov Y.A., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Vityazev S.V.

Gavrilov K.U. Dr.Sci.(Tech.), Professor

Djigan V.I., Dr. Sci (Tech), Professor

Eremeyev V.V., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Zaitsev G.V., Dr.Sci.(Tech.)

Zubarev R.V., Kirpichnikov A.P.,

Kuznetsov N.A., Dr.Sci.(Tech.), Academician

Mistyukov V.G.,

Mishenkov S.L., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Priorov A.L., Dr. Sci (Tech)

Prokhorov Y.N., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Sannikov V.G., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Sergienko A.V. Dr.Sci.(Tech.), Professor

Chirov D.S., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Speranskii V.S., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Fedorov V.F. Dr.Sci.(Tech.), Professor

Editorial office address:

Aviamotornaya, 8, Moscow, Russia

Research Center of MTUCI

Phone: (+7) 903-201-53-33

E-mail: rntores@mail.ru,

vityazev.v.v@rsreu.ru

Web: <http://www.dspsa.ru>

Publisher:

Russian A.S. Popov Society for Radioengineering,
Electronics & Communications

Computer makeup:

I.A. Blagodarova

FOUNDERS:

InSys

Radio Research and Development Institute

CONTENTS:

Ryumshin K.Yu., Kiseleva T.P.

*Mathematical model of correlation methods
of frame synchronization of LTE technology* 3

Priorov A.L., Ushakova A.M., Timonkin M.V.

*Development of a neural network algorithm
for recognizing the type of radio signal modulation in conditions
of slow fading in the radio channel*..... 11

Ryazantsev L.B., Ryazantsev D.L., Babich O.A.

*Signal processing in compact doppler-based velocity
and drift angle measurement systems for autonomous navigation
of unmanned aerial vehicles*..... 18

Berezkin A.A., Chenskiy A.A., Kirichek R.V.

*Complex methodic for UAVs FPV control quality evaluation in HSTNs.
Part II. Stages of the methodology*..... 26

Grenkov S.A., Fedotov L.V.

Signal sideband separation methods in digital down converter..... 34

Valuyskiy D.V.

*Quality control of shaft rotation using
a remote sensing device using a wavelet transform* 38

Nektov A.R., Vinogradov N.S., Ovinnikov A.A.

*Estimation of the minimum code distance
of LDPC codes by the modified Cole method*..... 44

Grigorov I.V., Albatyrev V.D., Sheruhaev O.V.

*Program realization of the non-linear spectral synthesis
algorithm of signals in the form of multisoliton solutions
of the Korteweg-de Vries equation*..... 50

Saveliev A.N., Vasiliev O.V.,

Boyarenko E.S., Galaeva K.I.

*Software and algorithmic module for automated estimation
of statistical characteristics of dangerous meteorological
phenomena associated with cumulonimbus clouds
in weather radar complex «Monocle»* 56

Timofeev A.V.

*Detection of OFDM Signals in the Gigahertz Range Using
a Robust Gromov-Hausdorff Detector*..... 64

Khryashchev V.V., Nazarovskiy A.E.,

Zavyalov D.V., Priorov A.L.

*Classification of images
of colon neoplasms using fundamental visual models*..... 69

Bekhtin Y.S., Trinh V.T.

*Wavelet-based despeckling in radar images using spatially oriented
trees and neural networks with the transformer architecture*..... 75

Popov D.I.

*Synthesis and analysis
of detector-meters non- equidistant radar signals*..... 82



УДК 621.396

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ СИНХРОНИЗАЦИИ СИМВОЛОВ OFDM СТАНДАРТА LTE НА ФИЗИЧЕСКОМ УРОВНЕ

Рюмшин К.Ю., д.т.н. каф. РТС Московского технического университета связи и информатики (МТУСИ), e-mail: e86420@yandex.ru

Киселева Т.П., аспирантка каф. РТС Московского технического университета связи и информатики (МТУСИ), e-mail: golzev2011@yandex.ru

MATHEMATICAL MODEL OF CORRELATION METHODS OF FRAME SYNCHRONIZATION OF LTE TECHNOLOGY

Ryumshin K. Yu., Kiseleva T. P.

The widespread use of OFDM (Orthogonal frequency division multiplexing) technology and the combination of this technology with other advanced communication technologies allows us to successfully solve the problems of increasing speed, noise immunity, spectral efficiency and customer service quality. A prerequisite for the successful solution of the tasks set is the improvement of synchronization systems of modern communication technologies using OFDM symbol construction. The correlation method of synchronization along the boundaries of the OFDM symbols of the LTE technology [4, 5, 6] frame presented in [1-3] the feature of which is to replace the basic binary data filling of the cyclic prefix (CP) and the end of the OFDM symbols of the central frequency range of the LTE frame with CAZAC (Constant Amplitude Zero AutoCorrelation – a multiphase sequence with zero autocorrelation), sequences of the same length, or their sum with binary data of the end of characters, reduces the synchronization time at the peaks of the CP autocorrelation function (ACF) by 1.5 – 2 times by reducing the time window for processing the received frame. This article presents a mathematical model that implements correlation methods for synchronizing an LTE technology frame in a time domain using CAZAC sequences to fill the CP and the end of OFDM characters.

Key words: mathematical model, cyclic autocorrelation function, cross-correlation function, CAZAC (multiphase) sequences, correlation synchronization method along OFDM character boundaries, time window for processing the received frame.

Ключевые слова: математическая модель, циклическая автокорреляционная функция, взаимокорреляционная функция, CAZAC (многофазные) последовательности, корреляционный метод синхронизации по границам OFDM символов, временное «окно» обработки принятого кадра.

Введение. Варианты корреляционной синхронизации в системах связи

В системах связи 3G – 5G поколений применяются варианты синхронизации по временному положению пиков циклических и аperiodических АКФ и ВКФ. Циклически повторяющиеся интервалы свойственны OFDM символам [6-9], обучающим символам [10], символам преамбул [11, 12]. Аperiodические ВКФ, как правило, применяются при формировании пиков синхросигналов [5-9], либо обучающих последовательностей. Классическая корреляционная функция двух дискретизированных сигналов вычисляется из выражения (1) [8].

$$R_{yz}(\tau) = \sum_{n=0}^{N-1} y(\tau+n) \cdot z^*(n) \quad (1)$$

где $R_{yz}(\tau)$ – корреляционная функция дискретизированных во временной области сигналов $y(n)$ – принятого синхросигнала и $z^*(n)$ эталонного синхросигнала; τ – временной сдвиг; n – номер временного

Широкое применение технологии OFDM (Orthogonal frequency-division multiplexing – ортогональное частотное разделение каналов с мультиплексированием) и комбинации этой технологии с другими передовыми технологиями связи позволяет успешно решать задачи повышения скорости, помехозащищенности, спектральной эффективности и качества обслуживания клиентов. Необходимым условием успешного решения поставленных задач является совершенствование систем синхронизации современных технологий связи, использующих OFDM построение символов.

Представленный в [1 – 4] корреляционный метод синхронизации по границам OFDM символов кадра технологии LTE [5 – 7] особенность которого состоит в замене базового заполнения двоичными данными циклического префикса (ЦП) и конца символов OFDM центрального частотного диапазона кадра LTE на CAZAC (Constant Amplitude Zero AutoCorrelation – многофазная последовательность с нулевой автокорреляцией), последовательности той же длины, либо их сумму с двоичными данными конца символов, позволяет сократить время синхронизации по пикам автокорреляционной функции (АКФ) ЦП в 1,5 – 2,6 раза за счёт уменьшения временного «окна» обработки принятого кадра. В данной статье представлена математическая модель, реализующая корреляционные методы синхронизации кадра технологии LTE во временном домене с применением CAZAC последовательностей для заполнения ЦП и конца символов OFDM.

отсчёта; N – число временных отсчётов в окне обработки; $*$ – символ комплексного сопряжения.

В качестве первого этапа синхронизации во времен-

ной области в стандарте LTE применяется синхронизация по пикам циклической АКФ ЦП символов кадра [9], использующая свойство циклически повторяющихся групп элементов символов кадра, а именно – временных отсчетов элементов конца символа, переносимых в область ЦП (T_g).

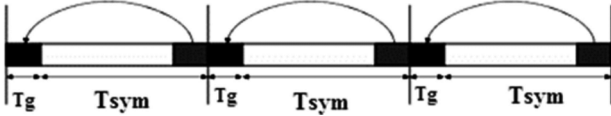


Рисунок 1 – Процесс перезаписи данных конца OFDM символа во временной интервал ЦП последовательности символов LTE кадра; T_{sym} – информационная часть OFDM символа, T_g – ЦП

Циклическость повторения пиков АКФ достигается операцией поэлементного циклического сдвига выбранного интервала (или «окна») символов с дальнейшим суммированием результата сдвига на интервале сигнала; каждый элемент сдвига – временной отсчет сигнала. Положение пиков циклической АКФ ЦП в идеальном канале связи совпадает с границами OFDM символов кадра; интервал длительности символа включает информационную часть символа T_{sym} и интервал ЦП T_g . Такое построение символов кадра характерно для всех технологий OFDM. Циклическая форма АКФ ЦП OFDM символов в общем виде вычисляется из выражения (2) [13].

$$ACF_{CP}(t) = \int_0^{T_g} CP(t-\tau) \cdot CP(t-\tau-T_{sym}) d\tau. \quad (2)$$

В выражении (2) в непрерывном времени представлена АКФ ЦП – это корреляция сигнала на интервале ЦП ($CP(t)$) длительностью T_g с конечной частью символа, сдвинутой на временной интервал информационной части символа OFDM T_{sym} .

В дискретном варианте выражение (2) примет вид:

$$ACF_{CP}(\tau_n) = \sum_{n=0}^G CP(n-\tau_n) \cdot CP(n-\tau_n-T_{SYM}), \quad (3)$$

где n – номер временного отсчёта; G – число временных отсчётов ЦП; T_{SYM} – число временных отсчётов информационной части символа; τ_n – номер временного отсчёта сдвига ЦП от интервала конца символа, повторяющего ЦП.

Типовая структура кадров с символами OFDM технологии включает данные пользователей, синхросигналы и служебную информацию БС. В структуре кадра LTE нисходящего направления передачи (DownLink – DL) служебные сигналы, предназначенные для кадровой синхронизации пользователей (первичный синхросигнал PSS – Primary synchronization signal, вторичный синхросигнал SSS – Secondary synchronization signal в системе синхронизации LTE технологии [5, 6]) формируются в начале и середине кадра стандарта LTE.

Для варианта первого включения пользователя полное время синхронизации – 200...350 мс при ОСШ ~ 0...2дБ [6]. Данный интервал времени включает три этапа корреляционных методов синхронизации:

- по пикам циклической АКФ ЦП, соответствующих границам символов OFDM (символьная синхронизация);
- по положению пика ВКФ PSS, маркирующего вре-

менное положение полукадра LTE DL (цикловая синхронизация);

- по положению пика ВКФ SSS, маркирующего временное положение начала кадра LTE DL с вычислением идентификатора БС (кадровая синхронизация).

После завершения этапов временной корреляционной синхронизации при первом включении пользователя проводится переход в частотную область обработки кадра и вычисление частотно – временных коэффициентов эквалайзера по данным характеристик канала, полученных с БС, а также обмен служебной информацией БС с пользователем.

Для варианта случайной потери синхронизации ранее синхронизированного с БС пользователя, владеющего информацией БС и характеристик канала, для восстановления синхронизации достаточно провести синхронизацию по границам OFDM символов, что оценивается величиной среднего времени синхронизации $M1\{T_{SYN}\} \sim 0,25...2,5$ мс в зависимости от характеристик канала связи, определяющих интервал поиска пиков АКФ ЦП, от одного слота длительностью 0,5 мс до полукадра длительностью 5 мс [5] и $M1\{T_{SYN}\}$, равного половине этих интервалов при условии равномерной вероятности распределения пиков АКФ ЦП на интервале слота, превышающих установленный энергетический порог. Поскольку системный генератор пользователя, формирующий шкалу времени, уже синхронизирован с генератором БС и известен номер передаваемого кадра LTE, что предусмотрено построением системы на высших (логических) уровнях [13, 14], при восстановлении границ символов с заданной точностью возможно определение номера слота и символа текущего кадра по интервалу времени отсутствия синхронизации.

Выигрыш среднего значения времени вхождения в синхронизм примерно в 1,5...2,6 раза по сравнению с базовым вариантом построения ЦП, либо вариантом прототипа заполнения, имеет важное значение для повышения эффективности и качества работы БС с мобильным пользователем, т.к. время вхождения в синхронизм цифровой системы связи ограничивается максимально возможным временем нарушения работы сигналов управления и взаимодействия (СУВ), при котором может произойти разъединение абонентов приборами АТС. Это время не должно превышать нескольких миллисекунд [13], что в итоге и обеспечивается сокращением времени вхождения в синхронизм на 1,5...4 мс [1], при различных вариантах заполнения ЦП многофазными последовательностями и их суммой с двоичными данными конца символов.

В общем виде задача снижения времени вхождения в синхронизм, для модели физического уровня построения кадра данных в направлении от БС к пользователю и содержащим сигналы синхронизации по тактовым, цикловым, кадровым временным меткам, позволяющим определить начало кадра, символа, повторяющейся группы символов, представлена выражением

$$M1\{T_{SYN}\} = \min_{q,m,l} \left\{ \left(\sum_{q=0}^{N_{Fr}-1} q \right) \cdot \left(\sum_{m=0}^{M-1} m \right) \cdot \left(\sum_{l=0}^{L-1} l \right) \cdot T_s \right\}, \quad (4)$$

где q – номер кадра; N_{Fr} – число кадров в «окне» при-

ема; M – число символов в кадре; m – номер символа; L – число временных отсчётов в символе; l – номер временного отсчёта; T_s – период временных отсчётов; $T_s = 1/F_s$; где F_s – частота временных отсчетов, определённая в стандарте технологии LTE.

Базовым вариантом заполнения концов OFDM символов кадра является заполнение элементами двоичных последовательностей, т.е. информацией пользователей.

Прототипом метода заполнения концов OFDM символов кадра LTE DL можно считать пример заполнения повторяющихся интервалов OFDM символов M -последовательностями, представленный в работе [14], посвященной использованию M -последовательности в системе DVB-T2 с размещением ее в защитном интервале (или ЦП) для синхронизации и оценки состояния канала, что позволяет обеспечить высокую помехоустойчивость системы и ускорение процесса синхронизации.

Математическая модель синхронизации стандарта LTE на физическом уровне

Способы построения кадров технологий систем связи, использующих OFDM символы для передачи информации от БС к пользователям, на физическом уровне модели OSI (Open System Interconnection) [15 – 17] – эталона взаимодействия открытых систем по стандартам Международной организации по стандартизации (ISO), формируются из одинаковых структурных и функциональных модулей.

Представленная математическая модель синхронизации OFDM символов на физическом уровне базируется на функциональной 4-х уровневой модели сетей связи следующего поколения (Next Generation Networks, далее – NGN) [15], построенной по правилам Международной организации по стандартизации [15 – 17]. Функциональная модель сетей NGN для систем связи на физическом уровне одинакова для любых радиотехнических систем, в том числе, при формировании и передаче кадра OFDM технологии построения символов.

Структурно-функциональная схема математической модели синхронизации сигналов с OFDM на физическом уровне включающая 12 модулей представлена на рис. 2. В центре рис. 2 модулем 13 представлено – графическая интерпретация разработанного метода модификации конечных элементов ресурсной сетки кадра LTE DL.

Разработанная математическая модель синхронизации сигналов с OFDM учитывает возможность формирования ЦП и конца символов OFDM последовательностями с «хорошими» корреляционными свойствами той же длины, либо их суммой с двоичными данными конца символов OFDM, что позволяет сократить время синхронизации по пикам АКФ ЦП, а также включением этапа символьной синхронизации принятого временного «окна» кадра по положению границ символов OFDM, совпадающих с положением пиков циклической АКФ ЦП.

Длительность ЦП и переносимого конца символов определяется стандартом технологии кадра [5, 6].

Заполнение конца символа последовательностями с «хорошими» корреляционными свойствами допускается

для символов центрального частотного диапазона, не содержащих служебной информации и синхросигналов, и только для «пустых» символов, т.е. не содержащих информации пользователей с уже установленной синхронизацией.

Заполнение конца символа суммой двоичных случайных последовательностей и последовательностей с «хорошими» корреляционными свойствами допускается для символов кадра, не содержащих служебной информации и синхросигналов, при условии восстановления информации конца символов пользователя при приёме кадра.

Математическая модель синхронизации символов OFDM кадра LTE на физическом уровне с применением разработанного метода синхронизации по границам символов OFDM, позволяет реализовать

- этап синхронизации по границам OFDM символов, соответствующих временному положению пиков циклической АКФ ЦП с заданной точностью для вариантов первого включения и случайной потере синхронизации пользователя;

- этап синхронизации по временному положению пика взаимокорреляционной функции (ВКФ) PSS (Primary synchronization signal – первичный синхросигнал в системе синхронизации LTE технологии [5, 6]), маркирующего временное положение начала полукadra LTE DL (Down Link – нисходящий канал – от БС к пользователю) с заданной точностью, для варианта первого включения пользователя и завершающей процесс синхронизации кадра LTE DL корреляционными методами во временной области.

Функциональная основа математической модели позволяет:

- провести заполнение конца OFDM символов ресурсной сетки кадра в частотно – временной области [7] последовательностями с «хорошими» корреляционными свойствами (CAZAC и M -последовательностями) или суммой этих последовательностей с двоичными данными конца символов, либо не модифицировать символы при базовом варианте их формирования;

- перенести временные отсчеты конца символов группового сигнала во временной области, содержащие элементы CAZAC и M -последовательностей, в интервал ЦП;

- промоделировать прохождение кадра OFDM символов с различными модификациями ЦП через модели идеального, Гауссовского и Рэлеевского каналов;

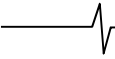
- провести обработку выбранного «окна» приёма, соответствующего интервалу половины кадра LTE DL для варианта первого включения пользователя; интервал «окна» приёма выбирается в соответствии с интервалом повторения синхросигнала PSS, равным половине длительности кадра, по положению которого возможна цикловая синхронизация полукadra;

- провести обработку «скользящего окна» на интервале одного слота принятого кадра для варианта случайной потери синхронизации пользователя.

Процесс обработки выбранного «окна» приёма:

- для варианта первого включения пользователя предполагается:

- формирование циклической АКФ ЦП символов



«окна» приема полукадра с предварительным усреднением временных выборок 70 символов полукадра на интервале 7 символов слота с получением усредненных величин и временного положения пиков АКФ ЦП, соответствующих границам OFDM символов с заданной точностью;

– поиск положения символа PSS путем перемещения «скользящего окна» на интервале одного символа по длительности полукадра и ВКФ принятого и эталонного ВКФ PSS до получения пика ВКФ, превышающего значение амплитудного порога;

– для варианта случайной потери синхронизации пользователя предполагается формирование циклической АКФ ЦП символов «скользящего окна» на интервале одного слота до получения пиков АКФ ЦП как границ 2-х и более символов, при условии преодоления значения амплитудного порога и заданной точности «попадания» границ символов их идеальное положение.

По результатам обработки «окна» приёма, либо «скользящего окна» проводится сравнительный анализ средней величины времени синхронизации для вариантов первого включения и случайной потери синхронизации пользователем при различных способах заполнения ЦП и конца символов в условиях, определяющих канал связи (ОСШ, вероятность ложной тревоги, частота Допплеровского смещения, варианты профилей задержек в Рэлеевском канале [5]).

Построение кадра с модифицированными ЦП осуществляется на передающей стороне канала связи – в модуле «Формирование ресурсной сетки кадра LTE DL» рис. 2, заключающаяся в модификации повторяющихся интервалов символов и последующей корреляционной обработки интервала «окна» принятого кадра. Каждый ресурсный элемент в частотно – временном формате ресурсной сетки кадра LTE DL содержит одну поднесущую в частотном домене и 1 OFDM символ во временном домене

$$1RE = 1f_n \cdot 1symbol,$$

где f_n – сигнал n -й поднесущей частоты p -го пользователя; интервал между поднесущими в технологии LTE $\Delta f_{sc} = 15$ кГц.

В данной работе математическая модель синхронизации сигналов кадра LTE DL представлена в базовом и модифицированном варианте концов OFDM символов ресурсной сетки кадра.

В базовом варианте представления математическая модель описывается следующими выражениями.

Входные сообщения пользователей $1 \dots p$

$$[b_1(0) \dots b_1(i_1 - 1)] \dots [b_p(0) \dots b_p(i_p - 1)]$$

длиной $i_1 \dots i_p$ бит соответственно в модуле 1 проходят следующие операции:

– кодирования источников пользователей и скремблирования

$$f_n b_1^{(k_1 q_1)} \dots b_1^{(k_1 q_1)}(i_1 - 1) \dots b_p^{(k_p q_p)} \dots b_p^{(k_p q_p)}(i_p - 1);$$

– преобразования из последовательной формы в параллельную
 $S / P_1 \dots S / P_{np}$

$$[b_1^{(k_1 q_1)} \dots b_1^{(k_1 q_1)}(i_p - 1)] \dots [b_p^{(k_p q_p)} 0 \dots b_p^{(k_p q_p)}(i_p - 1)];$$

– модуляции поднесущих ресурсных блоков (далее – RB, Resource block) параллельными потоками данных пользователей

$$[b_1^{(k_1 q_1)}(0) \cdot \exp(2\pi f_1 \cdot t) \dots b_1^{(k_1 q_1)}(i_1 - 1) \times$$

$$\times \exp(2\pi f_i \cdot t)] \dots [b_p^{(k_p q_p)}(0) \times$$

$$\times \exp(2\pi f_{i_{p-1+1}} \cdot t) \dots b_p^{(k_p q_p)}(i_p - 1) \cdot \exp(2\pi f_{i_p} \cdot t)].$$

В модуле 2 формируется ресурсная сетка передаваемого кадра в частотно-временном формате из данных пользователей и служебной информации БС – синхросигналов PSS, SSS; референсных сигналов RS; управляющих сигналов Ctrl. Элементы ресурсной сетки модулируют поднесущие центрального частотного диапазона кадра. Символы служебной информации не подвергаются модификации ЦП и конца символа. В технологии LTE передаваемый от БС пользователям кадр информации в частотно – временном формате распределяется БС пользователям; пользовательская единица

$$1RB = 12f_{i_p} \cdot 7Symbol = 84RE.$$

Выражение для RE ресурсной сетки представлено в (5)

$$[B_{11}^1 B_{12}^1 \dots B_{i_1-1}^1 B_{i_1}^1] \times$$

$$\times [B_{21}^1 B_{22}^1 \dots B_{p_{i_2-1}}^1 B_{p_{i_2}}^1] \dots [B_{p_1}^1 B_{p_2}^1 \dots B_{p_{i_p-1}}^1 B_{p_{i_p}}^1]$$

$$[B_{11}^2 B_{12}^2 \dots B_{i_1-1}^2 B_{i_1}^2] \times$$

$$\times [B_{21}^2 B_{22}^2 \dots B_{p_{i_2-1}}^2 B_{p_{i_2}}^2] \dots [B_{p_1}^2 B_{p_2}^2 \dots B_{p_{i_p-1}}^2 B_{p_{i_p}}^2]$$

$$[B_{11}^{N_1-1} B_{12}^{N_1-1} \dots B_{p_{i_1-1}}^{N_1-1} B_{p_{i_1}}^{N_1-1}] \times$$

$$\times [B_{21}^{N_2-1} B_{22}^{N_2-1} \dots B_{p_{i_2-1}}^{N_2-1} B_{p_{i_2}}^{N_2-1}] \dots [B_{p_1}^{N_p-1} B_{p_2}^{N_p-1} \dots B_{p_{i_p-1}}^{N_p-1} B_{p_{i_p}}^{N_p-1}]$$

$$[B_{11}^{N_1} B_{12}^{N_1} \dots B_{p_{i_1-1}}^{N_1} B_{p_{i_1}}^{N_1}] \times$$

$$\times [B_{21}^{N_2} B_{22}^{N_2} \dots B_{p_{i_2-1}}^{N_2} B_{p_{i_2}}^{N_2}] \dots [B_{p_1}^{N_p} B_{p_2}^{N_p} \dots B_{p_{i_p-1}}^{N_p} B_{p_{i_p}}^{N_p}] \quad (5)$$

где $B_{p_i}^{N_p} - i$ -й элемент p -го пользователя, модулирующей N -ю поднесущую p -го пользователя.

RE, представленные в частотно-временном формате, поступают на вход модуля 3 обратного дискретного преобразования Фурье (далее – ОДПФ). С выхода ОДПФ сформированный во временной области сигнал из M информационных символов кадра по K_i элементов в каждом символе $[X_1[1] \dots X_{K_1}[1]] \dots [X_1[M] \dots X_{K_M}[M]]$ поступает на вход модуля 4.

Модуль 4 выполняет функции преобразователя параллельных потоков в последовательную форму путём суммирования по поднесущим соответствующих L временных отсчетов на интервале символа для каждого из M OFDM символов кадра с дополнением G временных отсчетов, перенесенных из интервала конца каждого символа в область ЦП.

$$[X_{L_1-G}[1] \dots X_{L_1}[1]] \dots [X_{L_1}[1] \dots X_{L_1}[1]] \dots$$

$$\dots [X_{L_M-G}[M] \dots X_{L_M}[M]] \dots [X_{L_M}[M] \dots X_{L_M}[M]] \quad (6)$$

С выхода параллельно-последовательного преобразователя значения отсчетов символов кадра во временной области $x_i(t_i)$ поступают на вход модуля 5 – OFDM

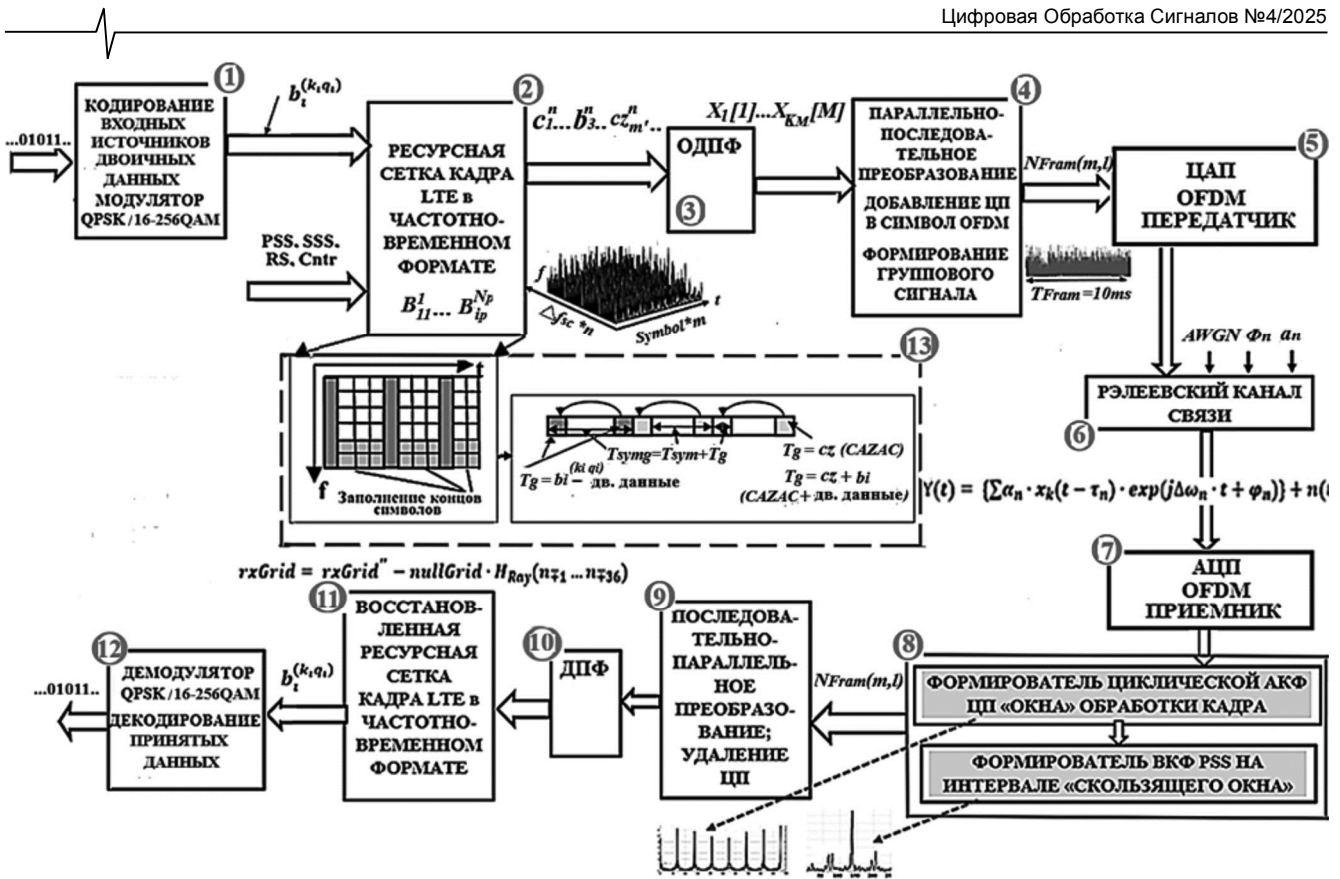


Рисунок 2. Структурно-функциональная схема математической модели синхронизации сигналов с OFDM на физическом уровне

передатчик, разделяющий их значения на синфазные и квадратурные составляющие с проведением цифро-аналогового преобразования и модуляции несущей частоты f_0 ортогональными сигналами

$$xI(t) \cos(2\pi f_0 t) - xQ(t) \sin(2\pi f_0 t). \quad (7)$$

Далее групповой сигнал (далее – ГС) кадра, сформированный передатчиком (модуль 5) во временной области, поступает на вход Рэлеевского канала связи, представленного в схеме математической модели модулем 6. На выходе Рэлеевского канала связи оценка сигнала во временной области принимает вид

$$\tilde{X}(t) = \{\sum_i a_i X(t - \tau_i) \exp[j2\pi(f_0 + \Delta f_i)t + \varphi_i]\} + N_0(t), \quad (8)$$

где $\tilde{X}(t)$ – оценка сигнала передаваемого кадра, прошедшего Рэлеевский канал; i – номер пути сигнала в многолучевом канале; a_i – коэффициент затухания i -го пути; τ_i – задержка распространения по i -у пути; Δf_i – сдвиг несущей частоты i -го пути; φ_i – начальный фазовый сдвиг несущей частоты i -го пути; $N_0(t)$ – величина плотности мощности АБГШ.

На приемной стороне ГС кадра поступает на вход модуля 7, в котором после фазовой автоподстройки несущей частоты и её фильтрации, а затем дискретизации отфильтрованного в полосе поднесущих частот сигнала в аналого-цифровом преобразователе (далее – АЦП), наступает этап грубой временной синхронизации с применением варианта разработанного корреляционного метода синхронизации, представленного в модуле 8.

При базовом способе заполнения ЦП двоичными ин-

формационными последовательностями первый этап синхронизации по пикам циклической АКФ ЦП символов кадра, как правило, не используется в сложной помеховой обстановке плотной городской застройки и высокоскоростного движения пользователей.

При базовом способе заполнения ЦП двоичными информационными последовательностями процесс синхронизации во временной области начинается с этапа синхронизации по временному положению пика ВКФ PSS, маркирующему начало полукadra LTE DL.

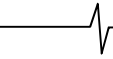
ВКФ синхросигналов LTE кадра вычисляется на основе выражения (9) – для PSS, (10) – для SSS:

$$VK\Phi_{PSS}(\tau) = \sum_{n=0}^{N-1} PSS_{rec}(\tau + n) \cdot PSS_{et}^*(n), \quad (9)$$

$$VK\Phi_{SSS}(\tau) = \sum_{n=0}^{N-1} SSS_{rec}(\tau + n) \cdot SSS_{et}^*(n), \quad (10)$$

где $VK\Phi_{PSS}$ и $VK\Phi_{SSS}$ – взаимокорреляционные функции первичного и вторичного синхросигналов соответственно для принимаемых PSS_{rec} и SSS_{rec} и PSS_{et}^* и SSS_{et}^* (комплексно сопряженных с эталонными синхросигналами PSS_{et} и SSS_{et} соответственно); n – номер временного отсчета; τ – сдвиг между принимаемыми и эталонными последовательностями временных отсчетов.

Для получения более высокой точности оценки временного положения PSS, необходима операция усреднения по величине и временному положению максимумов $VK\Phi_{PSS}$ на интервале M периодов накопления $VK\Phi_{PSS}$. Усреднение по величине и временному положению максимумов $VK\Phi_{PSS}$ на примере кадра LTE [18] представлено в выражении



$$\text{ВКФ}_{PSS_i}^{(M)}[i] = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \text{ВКФ}_{PSS_i} [i + Nm], \quad (11)$$

где M – число периодов накопления (полукадров) ВКФ; m – номер периода $m = 0, 1, \dots, M-1$; N – число символов в периоде накопления; I – число отсчётов в символе; $i = 0, 1, \dots, NIm-1$ – номер временного отсчёта ВКФ_{PSS} на интервале «окна» усреднения.

В LTE технологии, после усреднения положения пика ВКФ_{PSS} по $M \geq 8$ периодам нахождения пиковых значений [18], положение вторичного синхросигнала SSS определяется из положения первичного PSS. Следовательно, на втором этапе первичной синхронизации пользователя с БС, для символа, предположительно содержащего SSS, производятся вычисления ВКФ с 2·168 эталонными SSS_{et}⁽¹⁶⁾ [18] исходя из выражения

$$\begin{aligned} \text{ВКФ}_{SSS_HF} [i] &= \\ &= \left| \sum_{n=0}^{127} \text{RES}^{(16)} [SSS_{Shift} + n] \cdot \text{SSS}_{HF, N_{ID}1}^{(16)*} [i, n] \right|, \quad (12) \end{aligned}$$

$$HF = 0, 1; i = 0, 1, \dots, 167,$$

где HF – значение номера полукадра; i – номер рассматриваемых SSS, соответствующих номеру первого идентификатора БС $N_{ID}^{(1)}$; SSS_{Shift} – временной сдвиг до начала SSS, вычисляемый на основе положения PSS – PSS_{Shift} ; $N_{ID}^{(1)}$ – значение идентификатора анализируемого сигнала; $\text{SSS}_{HF, N_{ID}1}^{(16)}$ – матрица временных отсчётов размерностью 128×168 синхросигналов SSS.

После определения временного положения PSS, для SSS нет необходимости проводить обнаружение, поэтому в (12) отсутствует нормирование. Обработка идентифицированных PSS и SSS позволяет получить полный идентификатор БС в технологии LTE. Значение полного идентификатора БС [18] представлено в выражении

$$N_{ID}^{cell} = 3N_{ID}^{(1)} + N_{ID}^{(2)},$$

где $N_{ID}^{(1)}$ – идентификатор группы (0...167), определяемый SSS; $N_{ID}^{(2)}$ – идентификатор сектора (0, 1, 2), определяемый PSS.

После процедуры первичной и вторичной временной синхронизации и определения временного положения начала кадра технологии LTE, процедуры обработки принятого кадра производятся в обратном порядке процедуре формирования кадра для передачи до получения двоичной информации пользователем, т.е., следуя процедурам в модулях обработки принятого кадра математической модели синхронизации на рис. 2, проводятся операции

– в модуле 9 проводится удаление ЦП и последовательно-параллельное преобразование;

– в модуле 10 проводится прямое дискретное преобразование Фурье (далее – ДПФ);

– в модуле 11 проводится восстановление ресурсной сетки кадра;

– в модуле 12 проводится демодуляция данных; па-

раллельно-последовательное преобразование; декодирование и получение переданной двоичной информации.

Математическая модель синхронизации кадра OFDM символов на физическом уровне, включающая разработанный метод модификации символов кадра LTE, отличается от ранее известных [6 – 9] и описанного выше базового варианта тем, что включает этап синхронизации по пикам циклической АКФ ЦП, с вариантами заполнения конца символов ресурсной сетки CAZAC последовательностями или их суммой с двоичными данными, исключая модификацию служебных символов центрального частотного диапазона кадра LTE. На приёмной стороне для кадра LTE, построенного с применением разработанного метода, проводится 3-х этапная синхронизация во временной области [6 – 9].

Приводится вариант заполнения конца «пустых» символов ресурсной сетки в частотно-временной области элементами ранее выбранных SAZAC последовательностей (модуль 13 математической модели) $txGrid \rightarrow txGrid'$,

где $txGrid$ – стандартная ресурсная сетка без модификации элементов конца символов, определяется выражением (13); $txGrid'$ – ресурсная сетка с заполнением элементов конца символов элементами SAZAC последовательностей, определяется выражением (14)

$$txGrid = \begin{cases} c_1^1 \cdot b_3^1 \cdot b_{59}^1 \cdot c_{77}^1 \cdot b_{140}^1 \\ c_1^2 \cdot b_3^2 \cdot b_{59}^2 \cdot c_{77}^2 \cdot b_{140}^2 \\ \dots \\ c_1^{n_{sc}-k} \cdot b_3^{n_{sc}-k} \cdot b_{59}^{n_{sc}-k} \cdot c_{77}^{n_{sc}-k} \cdot b_{140}^{n_{sc}-k} \\ c_1^{n_{sc}} \cdot b_3^{n_{sc}} \cdot b_{59}^{n_{sc}} \cdot c_{77}^{n_{sc}} \cdot b_{140}^{n_{sc}} \end{cases}; \quad (13)$$

$$txGrid' = \begin{cases} c_1^1 \cdot b_3^1 \cdot b_{59}^1 \cdot c_{77}^1 \cdot b_{140}^1 \\ c_1^2 \cdot b_3^2 \cdot b_{59}^2 \cdot c_{77}^2 \cdot b_{140}^2 \\ \dots \\ c_1^{n_{sc}-k} \cdot cz_3^{n_{sc}-k} \cdot cz_{59}^{n_{sc}-k} \cdot c_{77}^{n_{sc}-k} \cdot cz_{140}^{n_{sc}-k} \\ c_1^{n_{sc}} \cdot cz_3^{n_{sc}} \cdot cz_{59}^{n_{sc}} \cdot c_{77}^{n_{sc}} \cdot cz_{140}^{n_{sc}} \end{cases}, \quad (14)$$

где $\{c_m^{n_{sc}}\}$ – элементы данных служебной информации, распределённые по n_{sc} поднесущим и m символам OFDM ресурсной сетки кадра; $n_{sc} = 1, 2, \dots, N_{sc}$; N_{sc} – число поднесущих частот символов OFDM кадра; m – номер символа, $m = 1, 2, \dots, M_{Fr}$; M_{Fr} – число символов в кадре (в технологии LTE $M_{Fr} = 140$); $\{b_m^{n_{sc}}\}$ – элементы двоичных данных «пустых» символов кадра; $\{c_m^{n_{sc}}\}$ – элементы данных служебной информации БС; $m \neq m' \neq m''$; $m = m' + m'' = m = 1, 2, \dots, M_{Fr}$; k – номер элемента SAZAC последовательности, $k = 1, 2, \dots, K$; K – число элементов SAZAC последовательности.

После прохождения канала связи, первый этап синхронизации во временной области по пикам циклической АКФ ЦП, соответствующих с заданной точностью границам OFDM символов, описывается выражением для вычисления нормированной циклической АКФ ЦП кадра LTE [9]:

$$\begin{aligned}
 \text{АКФ}_{\text{ЦП}}(l) = & \sum_{n_{sl}=0}^{Sl-1} \sum_{l=0}^{N'_{sl}-1} (2 \sum_{g=0}^{G-1} z(N'_{sl} \cdot n_{sl} + l + g) \times \\
 & \times z^*(N'_{sl} \cdot n_{sl} + l + g + L) \div \sum_{g=0}^{G-1} |z(N'_{sl} \cdot n_{sl} + l + g)|^2 + \\
 & + \sum_{g=0}^{G-1} |z(N'_{sl} \cdot n_{sl} + l + g + L)|^2),
 \end{aligned} \quad (15)$$

где $z(l)$ – комплексное значение временного отсчёта, принятого с выхода АЦП; $n_{sl} = 0 \dots Sl - 1$ – номер слота в окне приёма в полукадре LTE; Sl – число слотов на интервале принятого сигнала; $l = 0 \dots N'_{sl} - 1$ – номер временного отсчёта в слоте; L – число временных отсчетов информационной части символа (для LTE $L = 128$);

N'_{sl} – число временных отсчетов в слоте с учётом частоты дискретизации и коэффициента децимации (проживания) [8]; $g = 0 \dots G - 1$ – номер временного отсчёта ЦП, $g \in G$; G – число временных отсчетов на интервале ЦП; «*» – символ комплексного сопряжения.

В стандарте LTE технологии [5] при расстоянии между поднесущими $\Delta f_{sc} = 15$ кГц, длительность OFDM символов кадра $T_{sym} = 1 / \Delta f_{sc} = 66.6667$ мкс (что составляет 2048 временных отсчетов при стандартизированной частоте дискретизации $F_s = 30,72$ МГц) для центральной частотной области с шириной полосы частот 1,08 МГц. При децимации частоты дискретизации

$F_{s16} = \frac{F_s}{k_d} = 1.92$ МГц, где $k_d = 16$ – коэффициент децимации [9] число временных отсчетов на информационном интервале OFDM символов равно 128 и 9 или 10 отсчетов на интервале ЦП [9]. Принимаемый сигнал в

полосе частот 1,08 МГц, содержащий синхросигналы и служебные сигналы БС, должен быть отфильтрован фильтром низких частот (далее – ФНЧ) с полосой пропускания 1,08 / 2 МГц.

Пиковые значения циклической АКФ ЦП определяют границы OFDM символов «окна» приёма и обработки кадра, усреднённого на интервале слота из M_{sl} символов по $Sl / 2$ слотам; Sl – число слотов в кадре. Математическая модель предполагает несколько вариантов усреднения данных «окна» приёма – по положению временных отсчетов слотов, по величине и положению пиков циклических АКФ ЦП по слотам, комбинированные методы. Ниже кратко описан вариант усреднения по временным отсчетам на интервале одного слота.

Вначале суммируются $M_{sl} \cdot (L + G) = N'_{sl}$ комплексных временных отсчетов слота как N'_{sl} столбцов по sl строкам слотов в матрице временного «окна» принятых значений $z[Sl, N'_{sl}]$, отсчетов затем значения отсчетов l полученной последовательности $Z_{sl}(l)$ делятся на число слотов в «окне» приёма $Sl / 2$, выражение (16)

$$Z_{sl}(l) = \frac{2}{Sl} \sum_{n_{sl}=0}^{\frac{Sl}{2}-1} \hat{s}'(l + n_{sl} \cdot N'_{sl}), \quad (16)$$

где $l = \overline{1, N'_{sl}}$; Sl – число слотов в кадре; n_{sl} – номер слота, $n_{sl} = 0, \frac{Sl}{2} - 1$; $Z_{sl}(l)$ – последовательность значений комплексных временных отсчетов на длительности первого слота. Затем выполняется вычисление циклической АКФ ЦП (АКФ $_{\text{ЦП}}^{sl}$) M_{sl} символов, $N'_{sl} = L \cdot M_{sl}$ временных отсчетов, которые усреднены на интервале слота в «окне» приёма:

$$\text{АКФ}_{\text{ЦП}}^{sl} Z_{sl}(l) = \sum_{m_{sl}=0}^{M_{sl}-1} \sum_{l=0}^{N'_{sl}-1} \frac{2 \sum_{g=0}^{G-1} Z_{sl}((L+G) \cdot m_{sl} + l + g) \cdot Z_{sl}^*((L+G) \cdot m_{sl} + l + g + L)}{\sum_{g=0}^{G-1} |Z_{sl}((L+G) \cdot m_{sl} + l + g)|^2 + \sum_{g=0}^{G-1} |Z_{sl}((L+G) \cdot m_{sl} + l + g + L)|^2} \quad (17)$$

где M_{sl} – число символов в слоте; $M_{sl} = \frac{N'_{sl}}{L}$.

На рис. 3 представлен пример нормализованной циклической АКФ ЦП на интервале слота из 7 символов OFDM (пример для кадра технологии LTE).



Рисунок 3. Модуль нормализованной циклической АКФ ЦП 7 символов OFDM слота кадра LTE

Число временных отсчетов $Sl_Shift(l)$ в принимаемой последовательности до начала слота можно определить из выражения

$$Sl_Shift(l) = 10 + \arg(\max_l |\text{АКФ}_{\text{ЦП}}(l)|), \quad (18)$$

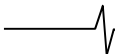
где $\max_l |\text{АКФ}_{\text{ЦП}}(l)|$ – значение максимума слота, характерного для АКФ $_{\text{ЦП}}$ первого символа слота [8];

$\arg(\max_l |\text{АКФ}_{\text{ЦП}}(l)|)$ – число отсчетов временного сдвига начала первого слота кадра, т.е. грубая временная синхронизация по началу слота и пикам циклической АКФ $_{\text{ЦП}}$, совпадающих с границами символов OFDM.

Кроме грубой временной синхронизации циклическая АКФ $_{\text{ЦП}}$ позволяет оценить дробную часть частотной отстройки, т.е. с точностью до целого числа частотных интервалов между поднесущими Δf_{sc} . Кроме того, наличие частотной отстройки опорного генератора приёмника приводит к повороту фазы всех комплексных отсчетов, причём значение поворота фазы линейно увеличивается с увеличением номера отсчёта, выражение

$$z(l) = z_0(l) \cdot \exp(j \cdot 2\pi \Delta f_g \cdot l \Delta t), \quad (19)$$

где z_0 – последовательность временных отсчетов с вы-



хода АЦП при идеальной синхронизации по частоте; Δf_g – отстройка опорного генератора по частоте; Δt – временной интервал между соседними отсчетами АЦП, т.е. величина, обратная частоте дискретизации, определяемой с учётом коэффициента децимации K_d определяется следующим образом $\Delta t = 1 / F_s(K_d)$.

Из выражения (19) следует, что набег фазы $\Delta\varphi$ между отсчётами $z(l)$ и $z(i)$ определяется выражением

$$\Delta\varphi = 2\pi \cdot \Delta f \cdot \Delta t \cdot (l - i), \quad (20)$$

т.е. определяется лишь разницей значений i и l . Учитывая, что в числителе (17) вычисляется произведение комплексносопряжённых значений отсчётов сигнала, фаза АКФ_{ЦП}^{sl} в точках экстремумов определяется суммарным частотным сдвигом ΔF [8].

$$\Delta F = \frac{F_{s(Kd)}}{2\pi \cdot L} \text{angle}\left\{ \text{AKF}_{\text{ЦП}}^{sl} \left[\arg\left(\max_l \left| \text{AKF}_{\text{ЦП}}^{sl}(l) \right| \right) \right] \right\}, \quad (21)$$

где angle – операция определения фазы комплексного числа, причем $|\text{angle}| < \pi$.

Необходимо отметить, что выражение (21) корректно только в том случае, если модуль набег фазы на длительности OFDM символа не превосходит π . Формулы (15) – (21) актуальны и для других технологий построения кадров из OFDM символов.

Заключение

В работе представлена математическая модель синхронизации стандарта LTE в базовом варианте построения OFDM символов центрального частотного диапазона кадра, передаваемого от БС пользователям и обработки принятого кадра для процедуры синхронизации при первом включении пользователя. Представлен вариант математической модели построения OFDM символов с применением разработанного метода модификации концов символов на этапе построения ресурсной сетки передаваемого кадра путем замены двоичных данных элементами CAZAC последовательностей, либо их суммой с двоичными данными концов символов на интервале длительности ЦП. Обработка АКФ ЦП «окна» приёма модифицированных символов позволяет сократить среднее значение времени вхождения в синхронизм и при первом включении, и при случайной потере синхронизации пользователем. Сокращение времени вхождения в синхронизм сводится к сокращению числа временных отсчётов i , заполняющих временное «окно» приёма и обработки того количества кадров и символов, которое необходимо для начальной синхронизации во временной области с допустимой точностью, либо восстановления потерянной синхронизации. С помощью разработанной математической модели установлено, что при модификации символов «окна» приёма кадра LTE технологии требуется не более полукадра для синхронизации по границам символов при первом включении пользователя или нескольких слотов при случайной потере синхронизации. Для усреднения по границам OFDM символов в полукадре можно использовать не менее 70 пиков циклической АКФ ЦП полукадра. При отсутствии первого этапа синхронизации (по границам OFDM символов), что возможно в базовом варианте математической модели построения символов, процесс синхронизации при первом включении пользователя начинается с синхронизации по пику ВКФ PSS, что требует при учете процедуры усреднения значений пиков ВКФ, не менее 8 интервалов полукадра LTE DL [17], т.е. порядка 40 мс [6 – 9] по сравнению с длительностью полукадра 5 мс при синхронизации по границам символов (пикам АКФ ЦП).

В случае начала процесса синхронизации с этапа циклической АКФ ЦП с применением заполнения конца символов элементами CAZAC последовательностей общее время синхронизации пользователя с БС при его первом включении снижается, в среднем, с 200...350 мс до 165...315 мс.

Литература

1. Киселева Т.П. Использование последовательностей Задва-Чу для синхронизации по корреляционной кривой циклического префикса OFDM – символов LTE технологии / Т.П. Киселева. Цифровая обработка сигналов. 2018. №4. С. 40-44.
2. Киселева Т.П. Расчет времени вхождения в синхронизм на этапе синхронизации по циклическому префиксу символов в технологии LTE OFDMA. Цифровая обработка сигналов. 2020. №4. С. 43-48.
3. Kiseleva T.P. The time of entering into synchronism during synchronization according to the cyclic prefix OFDM symbols formed by the sum of information and multiphase sequences. IEEE Xplore Digital Library, March, 2023 (IEEE Conference Record #56737).
4. Рюмшин К.Ю., Киселева Т.П. Исследование последовательностей для формирования синхросигнала PSS кадра низкоорбитальной спутниковой системы связи и передачи данных / К.Ю. Рюмшин, Т.П. Киселева. Цифровая обработка сигналов. 2024. № 2. С. 35-43.
5. 3GPP TS 36.211 version 10.0.0 Release 10 (2011-01). Technical Specification. European Telecommunications Standards Institute, 2011, 104 с. LTE; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical channels and modulation.
6. Sesia S., Toufik I., Baker M. LTE – The UMTS Long Term Evolution: From Theory to Practice. Torquay, UK: John Wiley & Sons. 2009.
7. Primary Synchronization Signal (PSS). [Электронный ресурс] Режим доступа: http://anisimoff.org/lte/lte_synch.html (дата обращения: 02.07.2018)
8. Технология OFDM. Учебное пособие для вузов / М.Г. Бакулин, В.Б. Крейнделин, А.М., Шлома, А.П. Шумов. Горячая линия-Телеком, 2017. 352 с., ил. ISBN 978-5-9912-0549-8.
9. Гельгор А.Л., Попов Е.А. Технология LTE мобильной передачи данных. С-Пб: Издательство политехнического университета. 2011.
10. IEEE Std 802.11a-1999, Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) specifications: High-speed Physical Layer in the 5 GHz; Band Sponsor LAN/MAN Standards Committee of the IEEE Computer Society Approved, 16, September, 1999
11. WiMAX General information about the standard 802.16, Application Note – Rohde&Schwarz, 1MA96_OE, 06.2006, 34p.
12. Общие вопросы приема сигналов WiMAX. Тактовая синхронизация [Электронный ресурс]. Режим доступа: [http://2.6.Общие_вопросы_приема_сигналов_WiMAX_\(studfile.net\)](http://2.6.Общие_вопросы_приема_сигналов_WiMAX_(studfile.net)) (дата обращения: 26.04.2024).
13. StudFiles Системы синхронизации ОЦТС- [Электронный ресурс] Режим доступа <https://studfile.net/preview/4599854/page:15> (дата обращения 08-11-2022).
14. Быков В.В., Аль-Мершахи С.М. Улучшение синхронизации OFDM-сигналов в системе DVB-T2. Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2016. Том 10. № 6. С. 21-26.
15. Деарт В.Ю. Мультисервисные сети связи. Транспортные сети и сети доступа. М.: Брис-М, 2014. 189с.
16. Деарт В.Ю. Мультисервисные сети связи. Протоколы и системы управления сеансами (Softswitch/IMS). М.: Брис-М, 2011. 198 с.
17. Что такое модель OSI - [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://Сетевая_модель_OSI:_7_уровней,_их_протоколы_и_функции_-_гайд_для_новичков_/Skillbox_Media (дата обращения 31.10.2023)
18. Гельгор А.Л. и др. Первичная синхронизация с базовыми станциями LTE, Электромагнитные волны и электронные системы, № 7, т. 19, 2014, 54-62 с.

УДК 621.376.9

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОГО АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ ВИДА МОДУЛЯЦИИ РАДИОСИГНАЛА В УСЛОВИЯХ МЕДЛЕННЫХ ЗАМИРАНИЙ В РАДИОКАНАЛЕ

Приоров А.Л., профессор кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: andcat@yandex.ru

Ушакова А.М., аспирант Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: a.ushakova3@uniyar.ac.ru

Тимонькин М.В., студент 4 курса Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: timonkin.maksim@mail.ru

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR RECOGNIZING THE TYPE OF RADIO SIGNAL MODULATION IN CONDITIONS OF SLOW FADING IN THE RADIO CHANNEL

Priorov A.L., Ushakova A.M., Timonkin M.V.

The problem of recognizing types of digital modulation of radio signals under conditions of slow fading in a radio channel, such as Rayleigh and Rice fading, using neural networks is considered. A hybrid architecture based on convolutional (CNN) and recurrent (LSTM) layers is used to solve the problem. The model was trained on the RadioML2018.01A dataset, supplemented with data augmentation simulating slow fades. Using the adapted CNN+LSTM architecture, it was possible to achieve an accuracy of 84.99 %. The application of this method demonstrates the effectiveness of a hybrid approach for stable signal classification in complex radio channels. The results obtained can be used for further research aimed at recognizing the types of modulation of received radio signals.

Key words: deep learning, hybrid neural network, Rayleigh/Rice fading, data augmentation, modulation type recognition, radio signals, quality assessment metrics.

Ключевые слова: глубокое обучение, гибридная нейронная сеть, замирания Релея/Райса, аугментация данных, распознавание вида модуляции, радиосигналы, метрики оценки качества.

Введение

В современных системах беспроводной связи проблема автоматического распознавания видов модуляции приобретает особую актуальность. Одним из ключевых факторов, осложняющих решение этой задачи, являются замирания сигнала, вызванные многолучевым распространением и движением приемопередающих устройств [1-3].

Современные нейросетевые архитектуры активно применяются для повышения устойчивости алгоритмов распознавания видов модуляции к помехам, демонстрируя высокую точность распознавания в сценариях с белым шумом и стационарными условиями. Однако переход к реальному радиоканалу, характеризующимся медленными замираниями Релея и Райса, требует разработки специализированных подходов, учитывающих специфику таких помех.

Медленные замирания, при которых длительность сигнала меньше времени когерентности канала, вызывают плавные изменения амплитуды и фазы, что усложняет распознавание используемых модуляций [4]. Эти трудности усугубляются отсутствием достаточного объема размеченных данных, что связано с редкостью сценариев с медленными замираниями, которые сложно воспроизводить в контролируемых экспериментах, а также сложно-

Рассматривается задача распознавания видов цифровой модуляции радиосигналов в условиях медленных замираний в радиоканале, таких как замирания Релея и Райса, с использованием нейронных сетей. Для решения задачи применена гибридная архитектура на основе сверточных (CNN) и рекуррентных (LSTM) слоев. Обучение модели выполнено на датасете RadioML2018.01A, дополненном при помощи аугментации данных, имитирующей медленные замирания. Использование адаптированной архитектуры CNN+LSTM позволило достичь точности 84,99 %. Применение указанного метода демонстрирует эффективность гибридного подхода для устойчивой классификации сигналов в сложных радиоканалах. Полученные результаты могут использоваться для дальнейших исследований, направленных на распознавание видов модуляции принимаемых радиосигналов.

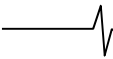
стью получения сигналов с реальными замираниями.

В работе рассматривается метод аугментации (размножения) данных для обучения нейросетевых классификаторов в условиях медленных замираний Релея и Райса.

Целью работы является исследование решения задачи классификации видов цифровой модуляции на базе данных с искусственно смоделированными медленными замираниями Релея и Райса с использованием гибридной нейронной сети, адаптированной для обработки комплексных I/Q-сигналов.

Подготовка и аугментация базы данных радиосигналов

Предложенный метод аугментации данных реализован на основе квазистатической модели замираний, со-



ответствующей современным подходам к моделированию радиоканалов [5]. Модель обеспечивает воспроизведение условий распространения радиоволн в ионосфере, характеризующихся медленными замираниями.

Квазистатистический подход к моделированию замираний предполагает неизменность коэффициента передачи канала в пределах одного сигнального пакета. Данное допущение математически обосновано для медленных замираний, когда время когерентности канала значительно превышает длительность обрабатываемого сигнала. Физическая корректность данного подхода подтверждается экспериментальными данными, полученными при исследовании радиоканалов [6].

Алгоритм аугментации включает несколько этапов. На первом из них генерируются коэффициенты замирания.

Замирания Релея возникают в условиях отсутствия прямой видимости между передатчиком и приемником, когда сигнал приходит по множеству отраженных лучей. Комплексный коэффициент передачи канала с замираниями Релея описывается выражением:

$$h_{\text{Релея}} = h_1 + jh_2,$$

где h_1 и h_2 – независимые случайные величины, распределенные по нормальному закону с нулевым средним и дисперсией $\sigma = 0,5$, j – мнимая единица.

Данная модель соответствует случаю, когда сигнал приходит по множеству отраженных лучей с одинаковой средней мощностью.

Замирания Райса возникают при наличии кроме отраженных лучей еще и прямого пути распространения сигнала. Комплексный коэффициент передачи канала с замираниями Райса определяется как:

$$h_{\text{Райса}} = \sqrt{\frac{K}{K+1}} e^{j\varphi} + \sqrt{\frac{1}{K+1}} (h_1 + jh_2),$$

где K – коэффициент Райса, представляющий собой отношение мощности прямого луча к мощности рассеянных лучей, φ – случайная фаза прямого луча, равномерно распределенная на интервале $[0, 2\pi]$, h_1 и h_2 – независимые случайные величины, распределенные по нормальному закону.

Качество канала Райса описывается коэффициентом K , представляющим собой отношение мощности прямого луча к мощности рассеянных лучей [7]:

$$K = \frac{A^2}{2\sigma^2}.$$

Для аугментации данных радиосигналов, представленных в формате I/Q -сигналов, сгенерированные коэффициенты замирания применяются к исходным сигналам. Каждый пример данных преобразуется следующим образом:

$$x_n^{\text{замирания}} = h * x_n,$$

где h – коэффициент замирания (либо $h_{\text{Релея}}$, либо $h_{\text{Райса}}$).

Важно отметить, что для моделирования медленных замираний, коэффициент h остается постоянным для всех отсчетов внутри одного пакета данных. Это соответствует условиям, когда время когерентности канала

значительно превышает длительность одного сигнального пакета.

Далее формируется аугментированный набор данных, содержащий три группы сигналов: исходные (без замираний) $X_{\text{ориг}}$, с рэлеевскими $X_{\text{Рэлей}}$ и с райсовскими замираниями $X_{\text{Райса}}$

$$X_{\text{ауг}} = \begin{bmatrix} X_{\text{ориг}} \\ X_{\text{Рэлей}} \\ X_{\text{Райса}} \end{bmatrix}.$$

Объединенный набор $X_{\text{ауг}}$ получается конкатенацией этих трех групп, аналогично формируется и набор меток $Y_{\text{ауг}}$.

В рамках исследования в качестве параметра моделирования использовался коэффициент Райса $K = 2$. Максимальный доплеровский сдвиг не моделировался явно, так как рассматривались именно медленные замирания.

Выбор значения коэффициента Райса обусловлен следующими соображениями. Согласно исследованиям [8], значение 2 соответствует умеренному прямому сигналу и нескольким отраженным путям, типичным для пригородных условий распространения радиоволн. Такое значение обеспечивает баланс между условиями с прямой видимостью и условиями с частичным затенением, что делает модель репрезентативной для широкого спектра реальных сценариев.

Разработка нейросетевого алгоритма распознавания вида модуляции сигнала

Ряд исследований, использующих для распознавания видов модуляции радиосигналов нейронные сети на основе гибридной архитектуры $CNN+LSTM$, позволяют сделать вывод о преимуществах применения этой архитектуры на текущем уровне развития данной предметной области [9-10]. Для проверки этого проведено исследование, затрагивающее также вопросы обучения нейронной сети для радиосигналов с медленными замираниями по закону распределения Райса, а также Рэлей. Обучение проводилось с использованием Adam-оптимизатора (скорость сходимости 0,001) и функции потерь Cross-Entropy Loss. Размер батчей равнялся 32, длительность обучения составляла 40 эпох. В качестве основной метрики, отслеживаемой для обучающего и валидационного множеств, рассчитаны метрики Precision, Recall и $F1$ -score.

Для оценки общей эффективности модели рассчитаны усредненные метрики: среднее арифметическое (*Macro avg*) и средневзвешенное (*Weighted avg*) значения метрик Precision, Recall и $F1$ -score. На рис. 1 представлена архитектура гибридной нейронной сети $CNN+LSTM$.

Данная архитектура предназначена для обработки радиосигналов в формате I/Q -данных, где действительная (I) и мнимая (Q) части сигнала подаются на два отдельных входа. Каждый из этих входов направляется в соответствующую ветвь сверточной нейронной сети, где последовательно применяются два сверточных слоя с 64 фильтрами размером 3×3 и функцией активации

LeakyReLU, позволяющей сохранять чувствительность к отрицательным значениям:

$$Leaky\ ReLU(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0; \\ \alpha x, & x < 0. \end{cases}$$

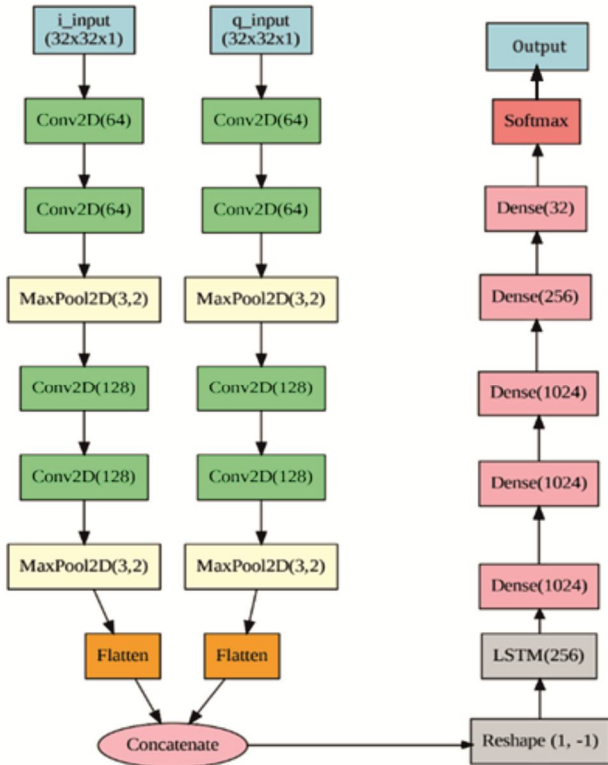


Рисунок 1 – Архитектура гибридной нейронной сети CNN+LSTM

Далее следует слой MaxPooling с окном 3×3 и шагом 2, который уменьшает размерность данных и выделяет наиболее значимые признаки. После этого добавляются еще два сверточных слоя с увеличением количества фильтров до 128 (размер 3×3) и той же функцией активации LeakyReLU, завершающиеся вторым слоем MaxPooling с аналогичными параметрами. Полученные данные из обеих ветвей объединяются после операции Flatten, которая преобразует пространственные данные в одномерный вектор.

Далее следует LSTM-слой с 256 скрытыми единицами, интерпретирующий объединенные признаки как «последовательность длины 1» для учета временных зависимостей в сигнале. Для регуляризации и предотвращения переобучения используются Dropout-слои с коэффициентом 0,5 для входных данных, на рис. 2 представлена структура каждого полносвязного слоя.

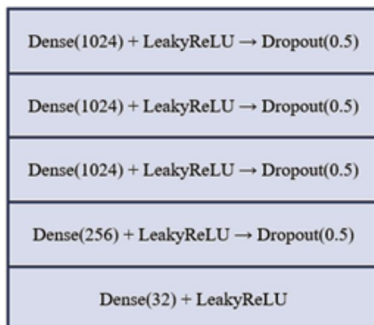


Рисунок 2 – Структура полносвязных слоев

Для оценки качества работы предложенного алгоритма использованы следующие стандартные метрики [11-12]:

1) Precision (*P*) (точность): значение данной метрики рассчитывалось по следующей формуле:

$$P = \frac{TP}{TP + FP},$$

где *TP* – истинно-положительные решения модели; *FP* – ложноположительные ответы.

2) Recall (*R*) (полнота или чувствительность):

$$R = \frac{TP}{TP + FN},$$

где *TP* – истинно-положительные решения модели; *FP* – ложноположительные ответы; *FN* – ложноотрицательные решения.

3) *F1*-score (*F1*): данная метрика вычисляется как среднее гармоническое полноты и точности согласно следующему соотношению:

$$F1 = 2 \cdot \frac{PR}{P + R}.$$

4) Ассурасу (*A*): метрика показывает долю правильных предсказаний модели относительно общего числа предсказаний:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP},$$

где *TN* – истинно-отрицательные решения модели.

5) Macro average (*Macro avg*): вычисляется как простое арифметическое среднее метрик по всем классам, без учёта дисбаланса в количестве примеров. Это позволяет оценить качество модели в среднем по всем классам, придавая одинаковый вес каждому из них:

$$Macro\ avg = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i,$$

где *n* – общее количество классов, *x_i* – значение показателя (Recall, Precision или *F1*-score).

6) Weighted average (*Weighted avg*): учитывает количество примеров в каждом классе, взвешивая метрики пропорционально размеру класса. Также отражает вклад каждого класса в общую производительность модели:

$$Weighted\ avg = \frac{\sum_{i=1}^n (\omega_i x_i)}{\sum_{i=1}^n (\omega_i)},$$

где *n* – общее количество классов, *x_i* – значение показателя (Recall, Precision или *F1*-score), *ω_i* – вес класса *i*.

Эксперименты проводились на вычислительной системе с процессором AMD Ryzen 5 7500F (6 ядер, 12 потоков), 32 ГБ оперативной памяти DDR5 (6400 МГц) и графическим ускорителем NVIDIA GeForce RTX3060Ti (8 ГБ GDDR6). Вычисления выполнялись с использованием CUDA. В качестве операционной системы применялась Ubuntu 24.04.2 LTS. Для реализации нейросетевых моделей использовался фреймворк PyTorch.

В обучении участвовали 8 видов модуляции: *OOK*, *4ASK*, *BPSK*, *QPSK*, *16QAM*, *AM-SSB-WC*, *FM*, *GMSK*. В табл. 1 представлен объем исследуемой части базы данных. На обучение и тестирование данные разделены в соотношении 80 % и 20 % соответственно. Соотноше-

Таблица 1 – Статистика анализируемой части базы данных RadioML2018.01A с аугментацией данных

	Обучение	Валидация	Тестирование	Всего
Без замираний	91000	21000	28000	140000
С замирания Райса	45500	10500	14000	70000
С замирания Рэлея	45500	10500	14000	70000
Общий набор	182000	42000	56000	280000

Таблица 2 – Результаты тестирования алгоритма на основе модели CNN+LSTM

Модуляция	Precision	Recall	F1-score
<i>OOK</i>	0,828	0,984	0,899
<i>4ASK</i>	0,947	1,0	0,973
<i>BPSK</i>	0,825	0,993	0,899
<i>QPSK</i>	0,817	0,804	0,810
<i>16QAM</i>	0,769	0,900	0,830
<i>AM-SSB-WC</i>	0,905	0,999	0,951
<i>FM</i>	0,838	0,899	0,866
<i>GMSK</i>	0,833	0,859	0,845

Таблица 3. Результаты тестирования алгоритма по усредненным метрикам

Метрики	Precision	Recall	F1-score
<i>Macro avg</i>	0,858	0,905	0,872
<i>Weighted avg</i>	0,858	0,905	0,872

ние исходных и аугментированных данных 50 % и 50 % соответственно.

Кривые зависимости точности распознавания и потерь обучения и валидации от количества эпох представлены на рис. 3.

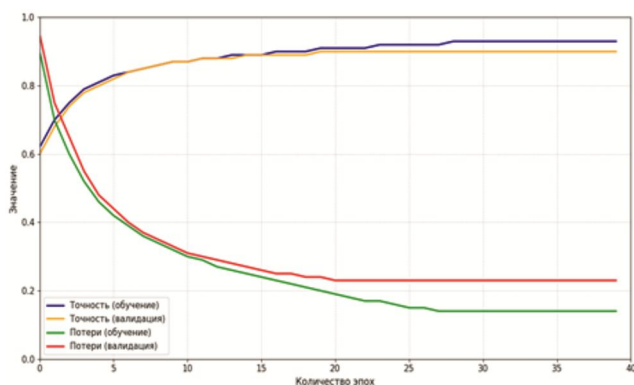


Рисунок 3 – Динамика обучения модели распознавания видов модуляции

Наиболее высокие показатели метрик получены для модуляций *AM-SSB-WC* и *4ASK*: метрика *F1-score* составила 0,951 и 0,973 соответственно, что свидетельствует о высокой устойчивости алгоритма к распознаванию сигналов с амплитудной модуляцией даже в условиях значительных искажений. Модуляции *OOK* и *BPSK* также показали стабильные результаты по метрике *F1-score* на уровне 0,899, что подтверждает надёжность классификации простых видов манипуляции.

Сигналы с угловой модуляцией *FM* и *GMSK* продемонстрировали удовлетворительные результаты по метрике *F1-score* 0,866 и 0,845, однако наблюдается некоторый дисбаланс между значениями метрик Precision и Recall, особенно для модуляции *GMSK*, что может указывать на склонность модели к ложным срабатываниям при распознавании данной модуляции. В таблице. 2 представлены результаты тестирования модели по трем метрикам.

В табл. 3 представлены результаты тестирования алгоритма по усредненным метрикам *Macro avg* и *Weighted avg*.

Более сложные многоуровневые виды модуляции *QPSK* и *16QAM* характеризуются пониженными значениями метрики *F1-score* (0,810 и 0,830), что объясняется их повышенной чувствительностью к шумам и визуальным сходством спектральных и временных признаков, приводящим к ошибкам взаимной классификации, что подтверждается данными матрицы ошибок, которая представлена на рис. 4.



Рисунок 4 – Матрица ошибок распознавания на наборе данных RadioML2018.01A с аугментацией данных

Матрица ошибок распознавания показывает высокую точность распознавания для большинства видов модуляции: *OOK*, *4ASK*, *BPSK*, *QPSK*, *AM-SSB-WC* и *GMSK*, демонстрирующих долю правильных предсказаний более 80 %. Наибольшие ошибки наблюдаются при определении *FM* и *16QAM*, где модель чаще ошибается в пользу близких по характеристикам сигналов. Общая

точность модели составляет около 84,99 %, что свидетельствует о хорошем уровне работы, но указывает на необходимость улучшения для повышения надежности в сложных случаях.

Заключение

Проведена оценка эффективности нейросетевой модели распознавания видов модуляции радиосигналов на основе гибридной *CNN+LSTM* архитектуры в условиях медленных замираний Райса и Релея.

Для моделирования реальных искажений в канале связи применялись алгоритмы аугментации, включающие генерацию коэффициентов замираний по рэлеевскому и райсовскому законам распределения. При этом для рэлеевских замираний коэффициент вычислялся как комплексная случайная величина с нормальным распределением, а для райсовских – с учётом прямого сигнала и рассеянных компонент с фазовым сдвигом, где параметр K определял отношение мощности прямого сигнала к мощности рассеянного. Полученные результаты тестирования представлены в табл. 2 и на рис. 4 в виде матрицы ошибок.

Общая эффективность модели оценивается как высокая, а именно, средняя $F1$ -score по всем классам по метрике macro avg составила 0,872, а общая точность по метрике accuracy достигла 84,99 %.

Полученные результаты подтверждают работоспособность и перспективность применения гибридных нейросетевых архитектур указанного вида для задач автоматического распознавания видов модуляции в сложных условиях, что имеет большое значение для развития систем когнитивного радио и программно-определяемых радиосистем.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Правительства Ярославской области в рамках научного проекта от 25 декабря 2024 г. №13НП/2024.

Литература

1. Tayakout H., Bouchibane F.Z., Boutellaa E., Dayoub I.

Automatic Modulation Recognition in Two-Way Relaying Channel with the Presence of Relay Transceiver Hardware Impairments. Research square. 2023.

2. Jie Shi et al., Deep Learning-Based Automatic Modulation Recognition Method in the Presence of Phase Offset, IEEE Access. 2020, vol. 8, pp. 42841-42847.

3. Alharbi M. et al., Automatic Modulation Classification: Investigation for Millimeter Wave Over Fiber Channels, IEEE Photonics Technology Letters, 2019, vol. 31, no. 13, pp. 1092-1095.

4. Fadul M.K.M., Reising D.R., Loveless T.D., and Ofo-ili A.R. RF-DNA Fingerprint Classification of OFDM Signals Using a Rayleigh Fading Channel Model, in Proc. of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). 2019, pp. 1-7.

5. Tse D., Viswanath P. Fundamentals of Wireless Communication. Cambridge University Press. 2005.

6. Molisch A.F. Wireless Communications. John Wiley & Sons. 2011.

7. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение. 2003. Изд. 2-е, испр.: Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс». 1104 с.

8. Rappaport T.S. Wireless Communications: Principles and Practice, 2nd Edition. Prentice Hall. 2002.

9. Jiang Y. Deep Learning-based automatic modulation recognition: combination of CNN and LSTM neural network. 2025. Advances in Engineering Innovation, vol. 16(4), pp. 37-44.

10. Wang N., Liu Y., Ma L., Yang Y., Wang H. Multidimensional CNN-LSTM Network for Automatic Modulation Classification. Electronics. 2021, vol. 10, pp. 1649.

11. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. М.: ДМК Пресс. 2017. 652 с.

12. Бринк Х., Ричардс Д., Феверолф М.Я. Машинное обучение. СПб.: Питер. 2017. 336 с.

13. Николенко С.И., Кадуринов А.А., Архангельская Е.О. Глубокое обучение. СПб.: Питер. 2018. 480 с.

НОВЫЕ КНИГИ

Витязев В.В., Волченков В.А., Овинников А.А., Лихобабин Е.А.

Цифровая обработка сигналов: Учебное издание для вузов, М.: Изд-во «Горная линия-Телеком», 2023 г. 188 с.: ил.

Рекомендовано Научно-методическим советом ФГБОУ ВО «Рязанский государственный Радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» в качестве учебного пособия для студентов обучающихся по программе высшего образования по направлениям 11.03.01 – «Радиотехника» и 11.03.02 – «Инфокоммуникационные технологии и системы связи», магистров по 09.04.04 – «Программная инженерия» и специалистов по специальности 12.05.01 – «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения».

Изложены общие принципы цифровой обработки сигналов. Основное внимание уделено проектированию цифровых фильтров в классе КИХ- и БИХ-цепей. Приводятся теоретические сведения, касающиеся характеристик фильтров, приводятся подробные примеры их проектирования и анализа их характеристик. Рассматриваются инструменты моделирования прохождения сигналов через цифровые фильтры в среде SimInTech. Использование среды SimInTech

для проектирования цифровых фильтров и моделирования прохождения сигналов через них отличает данное учебное издание от имеющейся учебной литературы в данной области.



ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ В МАЛОГАБАРИТНЫХ ДОПЛЕРОВСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЯХ СКОРОСТИ И УГЛА СНОСА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

Рязанцев Л.Б., д.т.н. доцент, доцент Военного учебно-научного центра Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия им. проф. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), e-mail: kernel386@mail.ru

Рязанцев Д.Л., начальник сектора воздушной радиолокационной разведки ООО «ЭРА ФПИ» (г. Анапа), e-mail: kerpke386@mail.ru

Бабич О.А., адъюнкт Военного учебно-научного центра Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия им. проф. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина» (г. Воронеж), e-mail: oleg9mufc5fan@mail.ru

SIGNAL PROCESSING IN COMPACT DOPPLER-BASED VELOCITY AND DRIFT ANGLE MEASUREMENT SYSTEMS FOR AUTONOMOUS NAVIGATION OF UNMANNED AERIAL VEHICLES

Ryazantsev L.B., Ryazantsev D.L., Babich O.A.

The article is devoted to studying the capabilities of various design configurations of Doppler-based velocity and drift angle measurement systems (DVMS) for autonomous measurement of navigation parameters. The principles of velocity vector measurement based on Doppler frequency shifts of reflected signals have been investigated. Analytical expressions have been obtained that relate the Doppler frequencies of received signals to motion parameters and spatial orientation of the DVMS carrier platform for single-beam, two-beam, three-beam and four-beam systems. A methodology has been developed for assessing errors in measured navigation parameters that takes into account the influence of the DVMS carrier's orientation angles and possible design configurations. The proposed methodology enables the development of a compact DVMS for subsequent installation on small-class unmanned aerial vehicles.

Key words: unmanned aerial vehicles, Doppler velocity sensor, autonomous navigation, orientation angles, coordinate system, accuracy assessment.

Ключевые слова: беспилотные летательные аппараты, доплеровский измеритель скорости, автономная навигация, углы ориентации, система координат, точность оценки.

Введение

Стремительное развитие беспилотных авиационных систем и возрастающие требования к их автономному функционированию, включая условия сложной радиоэлектронной обстановки, обуславливают необходимость разработки устройств, обеспечивающих определение параметров полета (компонентов вектора скорости), углов пространственной ориентации беспилотных летательных аппаратов (БЛА) и их координат для информационного обеспечения бортовых автопилотов и систем управления полетом. Существующие малогабаритные инерциально-навигационные системы (ИНС), основанные на использовании недорогих пьезоэлектрических гироскопов, акселерометров и магнитометров сильно подвержены накоплению ошибок и часто не обеспечивают требуемую точность определения координат и параметров полета с требуемой для навигации точностью даже при периодической коррекции их показаний от внешних измерителей, а применение приемников спутниковых радионавигационных систем не всегда возможно из-за воздействия на них средств радиоэлектронного подавления, что ограничивает степень автономности применения БЛА.

В пилотируемой авиации, уже несколько десятиле-

Статья посвящена исследованию возможностей различных схем построения доплеровских измерителей вектора скорости и угла сноса (ДИСС) при автономном измерении навигационных параметров. Исследованы принципы измерения вектора скорости на основе доплеровского сдвига частот отраженных сигналов. Получены аналитические выражения, связывающие доплеровские частоты принятых сигналов с параметрами движения и пространственной ориентацией носителя ДИСС для одно-, двух-, трех- и четырехлучевых систем. Разработана методика оценки погрешностей измеряемых навигационных параметров, учитывающая влияние углов ориентации носителя ДИСС. Предложенная методика позволяет перейти к обоснованию способов обработки сигналов в малогабаритных ДИСС для беспилотных летательных аппаратов малого класса.

тий получение информации о векторе скорости летательного аппарата успешно осуществляется за счет использования радиолокационных доплеровских измерителей скорости и угла сноса (ДИСС) [1]. Такие измерители характеризуются высокой точностью измерений и устойчивостью к воздействию помех. На сегодняшний день имеются в свободном доступе для приобретения малогабаритные и недорогие радиолокаторы для измерения высоты полета [2], которые устанавливаются на БЛА. А учитывая стремительные темпы развития микроэлектроники, появление высокопроизводительных малогабаритных бортовых вычислителей и других технологий по снижению массогабаритных показателей, в ближайшей перспективе следует ожидать расширения

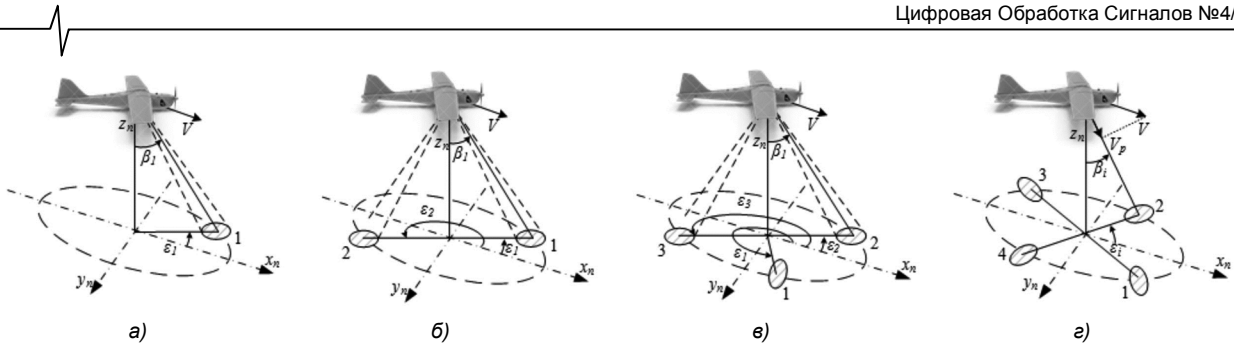


Рисунок 1 – Варианты расположения лучей антенны и отражающих участков земной поверхности при однолучевой (а), двухлучевой (б), трехлучевой (в) и четырехлучевой (г) схеме построения доплеровских измерителей скорости

функциональных возможностей малогабаритных средств радиолокации по измерению скорости полета БПЛА, их углов пространственной ориентации и координат для решения задач автономной навигации [3].

Таким образом целью статьи является рассмотрение способов обработки сигналов в малогабаритных ДИСС и оценка применимости этих способов для решения задач автономной навигации БПЛА. При этом уделим внимание выводу аналитических выражений, связывающих доплеровские характеристики сигналов с параметрами движения и пространственной ориентацией БПЛА для одно-, двух-, трех- и четырехлучевых систем, а также проведем анализ ошибок таких измерителей.

Способы обработки сигналов в ДИСС

Измерение вектора скорости летательного аппарата в ДИСС основано на анализе доплеровских (частотных и фазовых) изменений характеристик отраженных сигналов, вызванных движением аппарата, при излучении как непрерывных, так и импульсных колебаний.

Изменение частоты отраженных сигналов тем больше, чем больше скорость движения приемника относительно передатчика или наоборот передатчика относительно приемника. Такой же эффект наблюдается, если передатчик и приемник неподвижны относительно друг друга и находятся на движущемся объекте, а колебания принимаются после отражения от неподвижного объекта (подстилающей поверхности). В этом случае доплеровская частота f_{δ} принимаемых колебаний связана с радиальной скоростью носителя V_p и длиной волны зондирующего сигнала λ выражением [1]

$$f_{\delta} = \frac{2V_p}{\lambda} \tag{1}$$

Модуль вектора скорости носителя может быть получен по измеренному в некотором i -м канале ДИСС значению радиальной скорости с учетом поправок на ориентацию луча диаграммы направленности антенны (ДНА) в пространстве

$$f_{\delta i} = \frac{2V_p}{\lambda} = \frac{2V}{\lambda} \sin(\beta_i) \cos(\epsilon_i), \tag{2}$$

где V – скорость носителя; ϵ_i и β_i – углы направления i -го луча ДНА в азимутальной и угломестной плоскости относительно вертикали к земной поверхности в нормальной системе координат (рис. 1), при этом полагается, что угол ϵ отсчитывается относительно проекции вектора скорости на земную поверхность, а угол β – в

направлении перпендикуляра к земной поверхности.

При отражении сигналов от земной поверхности, наблюдается целый спектр доплеровских частот, определяемый формой диаграммы направленности антенн и характером подстилающей поверхности. В ДИСС измерение вектора скорости летательного аппарата осуществляют по положению этого спектра на оси частот, характеризуемого его средней частотой. На ее основе определяют радиальную составляющую вектора скорости летательного аппарата относительно центра отражающей площадки, т.е. проекцию вектора скорости на направление максимума луча ДНА ДИСС. Для примера на рис. 2 представлен спектр доплеровских частот, смоделированный для следующих условий: $\lambda = 5,5$ см, $V = 120$ км/ч, $\beta = 30^\circ$, $\epsilon = 0^\circ$ на основе модели, приведенной в работе [4].

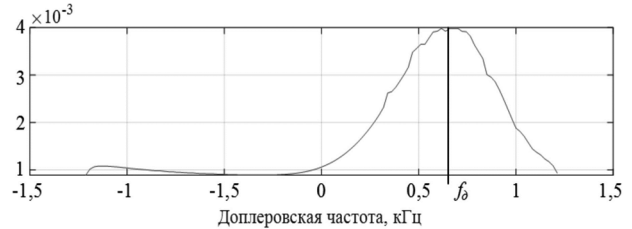


Рисунок 2 – Вид спектра доплеровских частот на выходе приемника

Определение всех компонентов вектора скорости (его абсолютного значения и угла сноса) может быть основано на совместной оценке доплеровских частот, принятых по нескольким (двум, трем или четырем) лучам ДНА, путем решения системы уравнений, количество которых соответствует количеству лучей ДИСС

$$\begin{cases} V = \frac{\lambda f_{\delta i}}{2 \sin(\beta_i) \cos(\epsilon_i)}, \\ \vdots \\ V = \frac{\lambda f_{\delta i}}{2 \sin(\beta_i) \cos(\epsilon_i)}, \end{cases} \tag{3}$$

где $\epsilon_i = f_{az}(\epsilon'_i, \beta'_i, \gamma, \nu, \psi)$, $\beta_i = f_{ym}(\epsilon'_i, \beta'_i, \gamma, \nu, \psi)$; $f_{az}(\cdot)$, $f_{ym}(\cdot)$ – некоторые функции, связывающие углы ориентации антенн и летательного аппарата в связанной с летательным аппаратом системе координат с нормальной системой; ϵ' , β' – углы направления лучей диаграммы направленности антенн в азимутальной и угломестной плоскости в связанной системе координат; ψ , γ , ν – углы сноса, крена и тангажа.

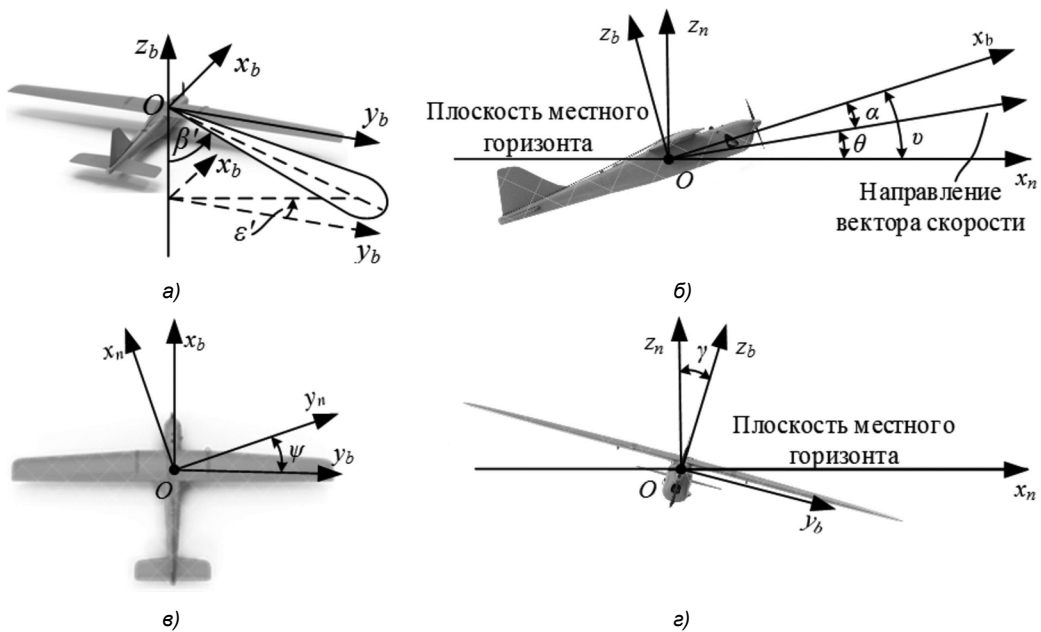


Рисунок 3 – Углы ориентации антенны в связанной системе координат (а), углы тангажа (б), сноса (в) и крена (г) БПЛА в нормальной системе координат

Для рассмотрения порядка определения вектора скорости и углов пространственной ориентации примем, что связанная система координат представляет собой подвижную систему координат, осями которой являются продольная ось Ox_b , поперечная ось Oy_b и нормальная ось Oz_b , фиксированные относительно летательного аппарата [5, 6]. Продольная ось проходит через строительную ось БПЛА. Угол ε' будем отсчитывать в плоскости x_bOy_b относительно оси Oy_b , а угол β' – относительно направления вниз оси Oz_b (рис. 3, а).

Примем, что нормальная система координат, является подвижной системой, в которой ось Oz_n направлена вверх по местной вертикали (противоположно направлению силы тяжести в точке O), а направление оси Ox_n совпадает с вектором скорости летательного аппарата. Плоскость x_nOy_n параллельна плоскости местного горизонта (рис. 3, б, в, г).

Положение связанной системы координат относительно нормальной определяется тремя углами Эйлера: углами сноса ψ , тангажа ν и крена γ . Угол тангажа связан с углом наклона траектории Θ и углом атаки α выражением $\nu = \Theta + \alpha$. Большинство автопилотов современных беспилотных летательных аппаратов предоставляют значения углов крена и тангажа, измеряемые бортовыми бесплатформенными ИНС. Однако измерение угла атаки требует наличия дополнительных датчиков аэродинамических углов, которые как правило, на малоразмерных летательных аппаратах не устанавливаются, поэтому угол α зачастую не учитывают в расчетах и принимают его равным нулю или некоторому константному значению.

Восстановление ориентации летательного аппарата по имеющимся значениям углов сноса, крена и тангажа осуществляется последовательным поворотом объекта на величину сноса, тангажа и затем крена [7]. При этом следует придерживаться указанной последовательно-

сти выполнения операций, так как изменение порядка поворота приведет к неверному результату.

Если известны углы установки антенны в связанной системе координат летательного аппарата β' и ε' , то их пересчет в нормальную систему координат может быть осуществлен последовательным применением операций вращения вектора луча ДНА в связанной системе координат по соответствующим осям. Вектор луча ДНА в связанной системе координат при этом задается как

$$\mathbf{v}_b(\varepsilon'_i, \beta'_i) = \begin{bmatrix} \sin(\varepsilon'_i) \sin(\beta'_i) \\ \cos(\varepsilon'_i) \sin(\beta'_i) \\ -\cos(\beta'_i) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где значение $\beta'_i = 0^\circ$ соответствует направлению строго вниз по оси Oz_b , а значение $\beta'_i = 90^\circ$ – нахождению луча ДНА в плоскости x_bOy_b (рис. 3).

Матрица поворота, осуществляющая преобразование из связанной системы координат в нормальную, будет иметь вид

$$\mathbf{R}_{b \rightarrow n}(\psi, \nu, \gamma) = \mathbf{R}_z(\psi) \cdot \mathbf{R}_y(\nu) \cdot \mathbf{R}_x(\gamma), \quad (5)$$

где

$$\mathbf{R}_x(\alpha) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ 0 & -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}_y(\alpha) = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & 0 & \sin(\alpha) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}_z(\alpha) = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) & 0 \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

С учетом этого ориентация i -го луча ДНА в нормальной системе координат может быть определена с использованием векторных выражений

$$\mathbf{v}_n(\varepsilon'_i, \beta'_i, \psi, \nu, \gamma) = \mathbf{R}_{b \rightarrow n}(\psi, \nu, \gamma) \cdot \mathbf{v}_b(\varepsilon'_i, \beta'_i), \quad (6)$$

а значения углов ε_i и β_i могут быть получены как

$$\varepsilon_i = \arctg\left(\mathbf{v}_n^{(2)} / \mathbf{v}_n^{(1)}\right), \quad (7)$$

$$\beta_i = \arccos\left(-\mathbf{v}_n^{(3)}\right), \quad (8)$$

где $\mathbf{v}_n^{(i)}$ – i -й элемент вектора \mathbf{v}_n .

Рассмотрим порядок определения модуля вектора скорости и угла сноса в системах, с различным количеством лучей.

Однолучевой измеритель (рис. 1, а). Как показано в [1], однолучевые измерители характеризуются сильной зависимостью ошибок измерения скорости от ориентации летательного аппарата в пространстве и способны получать лишь абсолютное значение вектора скорости. Это обусловлено тем, что изменения ориентации летательного аппарата по сносу, крену и тангажу приводят к соответствующим изменениям углов ε и β , и, как следствие, к ошибкам в оценке истинной скорости летательного аппарата. Для компенсации таких ошибок требуется учет этих углов при вычислениях. Значения углов ориентации летательного аппарата могут быть получены, например, от бортовой ИНС. Однако, точность значений этих углов, определяемая характеристиками бортовой ИНС в большинстве случаев, составляет единицы градусов. При известных значениях углов ε'_1 , β'_1 и ψ , γ , ν (три последних с некоторой точностью могут быть получены от ИНС или приняты равными нулю при выдерживании горизонтального полета), оценка абсолютного значения скорости может быть определена по выражению

$$V = \frac{\lambda f_{\delta 1}}{2 \sin(\beta_1) \cos(\varepsilon_1)}, \quad (9)$$

в котором углы ε'_1 , β'_1 вычисляются в соответствии с (7) и (8).

Двухлучевой измеритель (рис. 1, б). В такой системе лучи диаграммы направленности расположены в плоскости $x_b O y_b$, т.е. $\varepsilon'_1 = 90^\circ$ и $\varepsilon'_2 = -90^\circ$. В этом случае система уравнений (3) будет содержать два уравнения. Примем углы установки антенн $\beta'_1 = \beta'_2 = \beta'$ и учтем, что двухлучевая система не может осуществлять измерение углов γ и ψ , т.е. зададим их равными нулю. Тогда решения системы уравнений относительно ν и V будут иметь вид

$$\nu = \arctan\left(\frac{|f_{\delta 1}| - |f_{\delta 2}|}{|f_{\delta 1}| + |f_{\delta 2}|} \tan(\beta')\right), \text{ при } \nu < \beta' \quad (10)$$

$$V = \frac{\lambda |f_{\delta 1}|}{2 \sin(\beta' + \nu)} = \frac{\lambda (|f_{\delta 1}| + |f_{\delta 2}|)}{4 \sin(\beta')} \sqrt{1 + \left(\tan(\beta') \frac{|f_{\delta 1}| - |f_{\delta 2}|}{|f_{\delta 1}| + |f_{\delta 2}|}\right)^2}, \quad (11)$$

где $|x|$ – абсолютное значение x .

Для небольших углов ν , когда $f_{\delta 1} \approx f_{\delta 2}$, подкоренное выражение близко к единице. В этом случае можно записать

$$V \approx k_\lambda (|f_{\delta 1}| + |f_{\delta 2}|) / 2, \quad (12)$$

где $k_\lambda = \lambda / (2 \sin(\beta'))$.

То есть скорость носителя при малых углах тангажа может быть определена на основе усредненного значения доплеровских частот сигналов в каждом из каналов.

Выражения (10) и (11) показывают, что при расположении лучей в плоскости $x_b O y_b$, двухлучевая система позволяет осуществлять совместные измерения модуля скорости и угла тангажа. При расположении лучей, направленных вперед, и выдерживании горизонтального полета ($\nu = 0$, $\gamma = 0$) двухлучевая система позволяет измерять угол ψ . Так при $\varepsilon'_1 = 45^\circ$, $\varepsilon'_2 = 135^\circ$ уравнения для определения скорости и угла сноса будут иметь вид

$$\psi = \arctan\left(\frac{|f_{\delta 2}| - |f_{\delta 1}|}{|f_{\delta 1}| + |f_{\delta 2}|}\right), \quad (13)$$

$$V = 2k_\lambda \sqrt{f_{\delta 1}^2 + f_{\delta 2}^2}. \quad (14)$$

Двухлучевые измерители способны осуществлять измерение абсолютного значения вектора скорости, угла тангажа или сноса при соответствующей ориентации антенн. Такие измерители исключают зависимость оценки скорости от одного из этих углов ориентации, что позволяет уменьшить ошибки измерений при эволюциях летательного аппарата. Если при установке антенн в плоскости $x_b O z_b$ эволюции летательного аппарата по крену и тангажу слабо влияют на оценки скорости и угла тангажа, то при измерении угла сноса (когда антенны ориентированы в передней полусфере) требуется более тщательное выдерживание горизонтального полета с минимальными эволюциями по углу тангажа.

Трехлучевой измеритель (рис. 1, в). Трехлучевой измеритель позволяет получать оценки компонентов вектора скорости (абсолютного значения и угла сноса) не зависимо от изменений углов ориентации летательного аппарата. Кроме того, имеется возможность определения угла тангажа по совместному анализу значений доплеровских частот в каждом канале. Для определения компонентов вектора скорости и угла тангажа выразим проекции скорости летательного аппарата на оси нормальной системы координат V_x , V_y и V_z через доплеровские частоты каждого луча. В векторной форме это может быть осуществлено решением уравнения

$$\mathbf{F}_\theta = \frac{2}{\lambda} \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{V}, \text{ где} \quad (15)$$

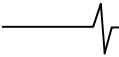
$\mathbf{A} = [\mathbf{v}_n(\varepsilon'_1, \beta'_1, \psi, \nu, \gamma), \mathbf{v}_n(\varepsilon'_2, \beta'_2, \psi, \nu, \gamma), \mathbf{v}_n(\varepsilon'_3, \beta'_3, \psi, \nu, \gamma)]^T$ – матрица единичных векторов ориентации лучей в пространстве, размерностью 3×3 , строки которой рассчитываются по выражению (6); $\mathbf{F}_\theta = [f_{\delta 1}, f_{\delta 2}, f_{\delta 3}]^T$;

$\mathbf{V} = [V_x, V_y, V_z]^T$; $[\]^T$ – оператор транспонирования.

Решение системы уравнений (15) будет иметь вид

$$\mathbf{V} = \frac{\lambda}{2} \cdot \mathbf{A}^{-1} \cdot \mathbf{F}_\theta. \quad (16)$$

Получение решения в аналитическом виде является затруднительным в виду большой громоздкости и нелинейности относительно углов пространственной ориентации летательного аппарата. Компактные решения мо-



гут быть записаны для небольших отклонений углов от нулевых значений. Для этого примем $\gamma = 0^\circ$, $\psi = 0^\circ$, $\nu = 0^\circ$. Тогда, например, для углов установки антенн равных $\varepsilon'_1 = 0^\circ$, $\varepsilon'_2 = 90^\circ$, $\varepsilon'_3 = 270^\circ$, $\beta'_1 = \beta'_2 = \beta'_3 = \beta'$ выражения для компонентов вектора скорости будут иметь вид

$$V_x = k_\lambda (f_{\delta 2} - f_{\delta 3})/2, \quad V_y = k_\lambda (2f_{\delta 1} - f_{\delta 2} - f_{\delta 3})/2, \\ V_z = -\frac{\lambda(f_{\delta 2} + f_{\delta 3})}{4 \cos(\beta')}. \quad (17)$$

Абсолютное значение вектора скорости, угол сноса и тангажа могут быть найдены по выражениям

$$V = \sqrt{V_x^2 + V_y^2 + V_z^2}, \quad (18)$$

$$\psi = \arctg(V_y/V_x), \quad (19)$$

$$\nu = \arcsin(-V_z/\sqrt{V_x^2 + V_y^2}). \quad (20)$$

Следует отметить, что угол крена не может быть напрямую вычислен из проекций скорости в нормальной системе координат, так как он связан с вращением объекта вокруг его продольной оси. Для определения крена требуется дополнительная информация от гироскопов и акселерометров. Как правило угол крена вычисляется на основе совместной обработки показаний этих датчиков в бортовой ИНС.

Четырехлучевой измеритель (рис. 1, а). Несмотря на то, что использование четырехлучевой системы на практике является избыточной для измерения всех компонентов вектора скорости, использование четвертого луча позволяет, во-первых, повысить точность измерений за счет комплексной статистической обработки данных, во-вторых, повысить надежность системы за счет резервирования, при котором в случае отказа одного из каналов система сохраняет работоспособность и, в-третьих, снизить влияние изменения характера отражений от подстилающей поверхности.

Для получения оценок компонентов вектора скорости воспользуемся уравнением (15), в котором матрица A будет иметь размерность 4×3 по количеству лучей измерителя. Учитывая, что матрица A не является квадратной и ее обратной матрицы не существует, то решение системы (16) в матричном виде не представляется

возможным. Для получения решений представим (15) в виде системы линейных уравнений. При этом примем следующую ориентацию лучей: $\varepsilon'_1 = 45^\circ$, $\varepsilon'_2 = 135^\circ$, $\varepsilon'_3 = 225^\circ$, $\varepsilon'_4 = 315^\circ$, $\beta'_1 = \beta'_2 = \beta'_3 = \beta'_4 = \beta'$. Кроме того, примем $\gamma = 0^\circ$, $\psi = 0^\circ$ и $\nu = 0^\circ$. Тогда систему уравнений можно записать в виде

$$\begin{cases} f_{\delta 1} = \sqrt{2}(V_x \sin(\beta') + V_y \sin(\beta') - 2V_z \cos(\beta'))/\lambda, \\ f_{\delta 2} = \sqrt{2}(V_x \sin(\beta') - V_y \sin(\beta') - 2V_z \cos(\beta'))/\lambda, \\ f_{\delta 3} = -\sqrt{2}(V_x \sin(\beta') + V_y \sin(\beta') + 2V_z \cos(\beta'))/\lambda, \\ f_{\delta 4} = -\sqrt{2}(V_x \sin(\beta') - V_y \sin(\beta') + 2V_z \cos(\beta'))/\lambda. \end{cases} \quad (21)$$

Вычитая попарно (первое уравнение с третьим и второе уравнение с четвертым), исключим V_z

$$\begin{cases} f_{\delta 1} - f_{\delta 3} = 4\sqrt{2}(V_x + V_y)/k_\lambda, \\ f_{\delta 2} - f_{\delta 4} = 4\sqrt{2}(V_x - V_y)/k_\lambda, \end{cases} \quad (22)$$

откуда

$$V_x = k_\lambda (f_{\delta 1} + f_{\delta 2} - f_{\delta 3} - f_{\delta 4})/\sqrt{8}, \\ V_y = k_\lambda (f_{\delta 1} - f_{\delta 2} - f_{\delta 3} + f_{\delta 4})/\sqrt{8}. \quad (23)$$

Выражения для определения V_z могут быть получены подстановкой V_x и V_y в любое из уравнений (21). Тогда для каждого уравнения системы соответствующие выражения для вертикальной компоненты скорости запишутся как:

$$V_{z1} = -\frac{\lambda(f_{\delta 1} + f_{\delta 3})}{4 \cos(\beta')}, \quad V_{z2} = -\frac{\lambda(f_{\delta 2} + f_{\delta 4})}{4 \cos(\beta')}. \quad (24)$$

Нахождение окончательной оценки компоненты V_z осуществляется путем усреднения найденных значений

$$V_z = \frac{V_{z1} + V_{z2}}{2} = -\frac{\lambda(f_{\delta 1} + f_{\delta 2} + f_{\delta 3} + f_{\delta 4})}{8 \cos(\beta')}. \quad (25)$$

Оценки абсолютного значения скорости, углов сноса и тангажа находятся по выражениям (18)-(20) как и для трехлучевого измерителя.

Использование четвертого луча позволяет снизить влияние изменений подстилающей поверхности, например, при переходе от полета над сушей к полету над морем. Такие изменения приводят к деформации спектра доплеровских частот в отдельных лучах – максимум спектра смещается в сторону низких частот. При этом величина смещения зависит как от угла падения, так и свойств отражающих поверхностей [8]. Поэтому совместная обработка сигналов во всех четырех лучах позволяет уменьшить величину смещения средней доплеровской частоты и скорректировать показания ДИСС. Такой подход применяется, например, в измерителе ДИСС-7, нашедшего широкое применение в пилотируемой авиации.

Методика оценки ошибок ДИСС

Для оценки применимости рассмотренных способов обработки сигналов в малогабаритных ДИСС сформулируем методику оценки ошибок измерения компонентов вектора скорости полета носителя от ориентации летательного аппарата в пространстве. Методика представляет собой последовательность следующих этапов.

Этап 1. Формируется вектор отсчетов для каждого из углов ориентации $\gamma = -\gamma_{\min}, -\gamma_{\min} + \delta\gamma, \dots, \gamma_{\max}$, $\nu = -\nu_{\min}, -\nu_{\min} + \delta\nu, \dots, \nu_{\max}$, $\psi = -\psi_{\min}, -\psi_{\min} + \delta\psi, \dots, \psi_{\max}$ с некоторыми заданными приращениями $\delta\gamma$, $\delta\nu$ и $\delta\psi$,

где γ_{\min} , γ_{\max} , ν_{\min} , ν_{\max} , ψ_{\min} , ψ_{\max} – максимальные и минимальные значения соответствующих углов ориентации, определяемые требуемыми границами исследований ошибок измерений. Задается в качестве исходных значений скорость полета V , длина волны λ , а также углы установки антенн β'_i и ε'_i в связанной системе координат.

Этап 2. Для каждого луча ДНА на основе сформированных на предыдущем этапе отсчетов углов простран-

ственной ориентации БПЛА γ , ν , ψ и заданных углов установки антенны осуществляется вычисление вектора $\mathbf{v}_b(\varepsilon'_i, \beta')$ и матрицы $\mathbf{R}_{b \rightarrow n}(\psi, \nu, \gamma)$ по выражениям (4) и (5) соответственно.

Этап 3. Для каждого луча ДНА в соответствии с выражениями (7) и (8) вычисляются углы ориентации ε_i и β_i в нормальной системе координат.

Этап 4. Вычисляются значения доплеровских частот в каждом луче ДНА по выражению (2).

Этап 5. На основе вычисленных значений доплеровских частот осуществляется расчет компонентов вектора скорости и угла тангажа для заданных на первом этапе значений β'_i , ε'_i , γ , ν , ψ . При этом для однолучевого измерителя используется выражение (9), для двухлучевого – выражения (10)-(12), для трехлучевого – выражения (17)-(20), для четырехлучевого измерителя – выражения (23)-(25) и (18)-(20). Рассчитанные значения обозначаются как \hat{V} , $\hat{\psi}$ и $\hat{\nu}$.

Этап 6. Вычисляется ошибка измерения скорости в виде относительной погрешности в процентном соотношении

$$\Delta V = \frac{|\hat{V} - V|}{V} \cdot 100\%. \quad (26)$$

Вычисляется ошибка измерения угловых величин в виде абсолютной погрешности

$$\Delta\gamma = \hat{\gamma} - \gamma, \quad \Delta\nu = \hat{\nu} - \nu, \quad \Delta\psi = \hat{\psi} - \psi. \quad (27)$$

Этап 7. Осуществляется построение полученных

зависимостей и производится их анализ.

Анализ ошибок ДИСС

Рассмотрим влияние углов пространственной ориентации БПЛА и угла установки антенны β' на точность измерения скорости, углов сноса и тангажа для измерителей с различным количеством лучей, рассчитанную в соответствии с приведенной выше методикой.

Так на рис. 4 представлены зависимости ошибок для *однолучевого измерителя*. Предполагается, что получение оценок скорости осуществляется в горизонтальном прямолинейном полете. Также предполагается, что при расчете зависимостей по выражению (9) значения углов пространственной ориентации (тангажа, сноса и крена) измеряются бортовой ИНС с некоторыми ошибками $\delta\gamma$, $\delta\nu$ и $\delta\psi$.

Анализ зависимостей ошибок по скорости ΔV от ошибок измерения углов пространственной ориентации $\delta\gamma$, $\delta\nu$ и $\delta\psi$ показывает следующее. В однолучевом измерителе даже незначительные ошибки измерения угла тангажа (рис. 4, а) приводят к существенным ошибкам измерения скорости. При этом ошибка измерения скорости уменьшается с увеличением угла установки антенны β' . Так при угле установки антенны $\beta' = 20^\circ$ и ошибке измерения угла тангажа в 2° ошибка измерения скорости будет составлять величину около 10%. Увеличение угла установки антенны β' до $40...50^\circ$ обеспечивает снижение ошибки измерения скорости в 2...3 раза до 3...4%.

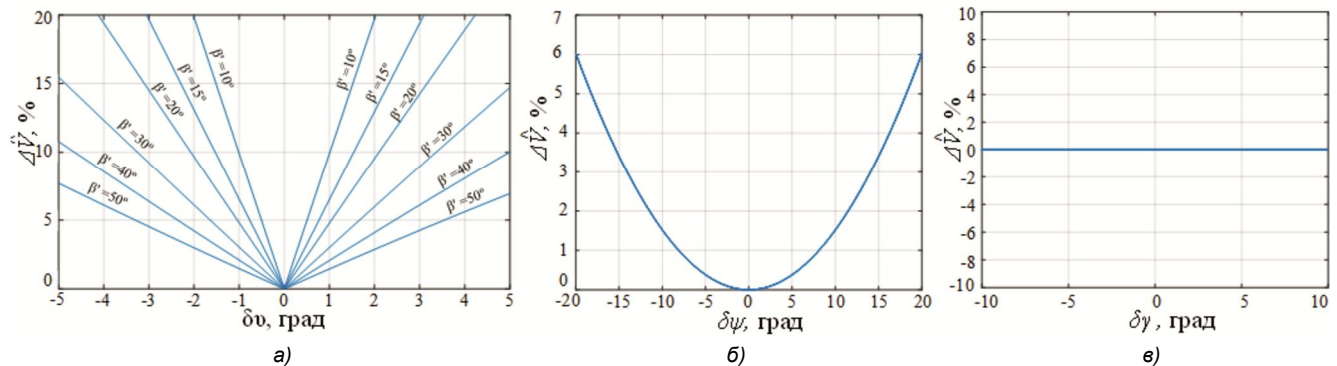


Рисунок 4 – Зависимости ошибки измерения скорости от величины ошибки по тангажу (а), сносу (б) и крену (в) при $\varepsilon'_i = 90^\circ$ для однолучевого измерителя

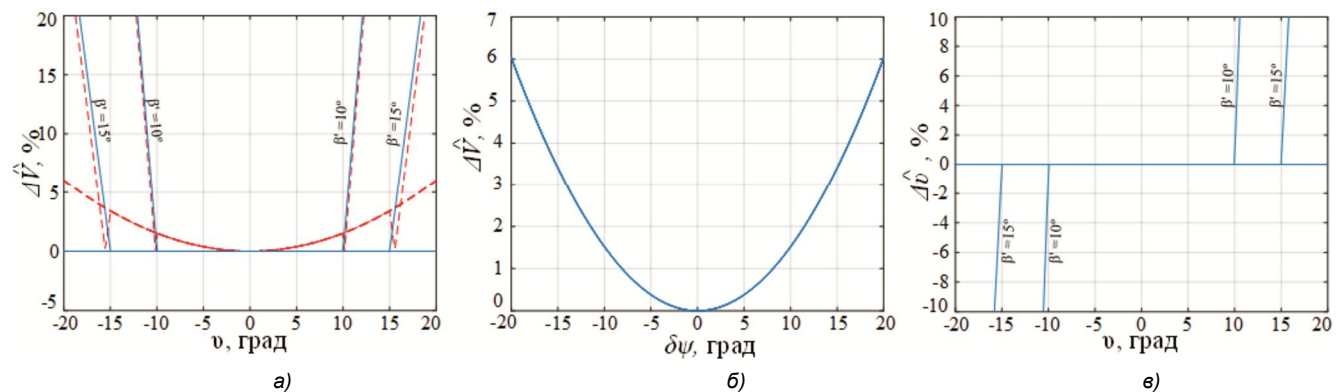


Рисунок 5 – Зависимости ошибки измерения скорости и тангажа от величины ошибки по тангажу (а), сносу (б) и крену (в) для двухлучевого измерителя от при $\varepsilon'_1 = 90^\circ$ и $\varepsilon'_2 = -90^\circ$ («--» – вычисленное по (10), «—» – вычисленное по (11))

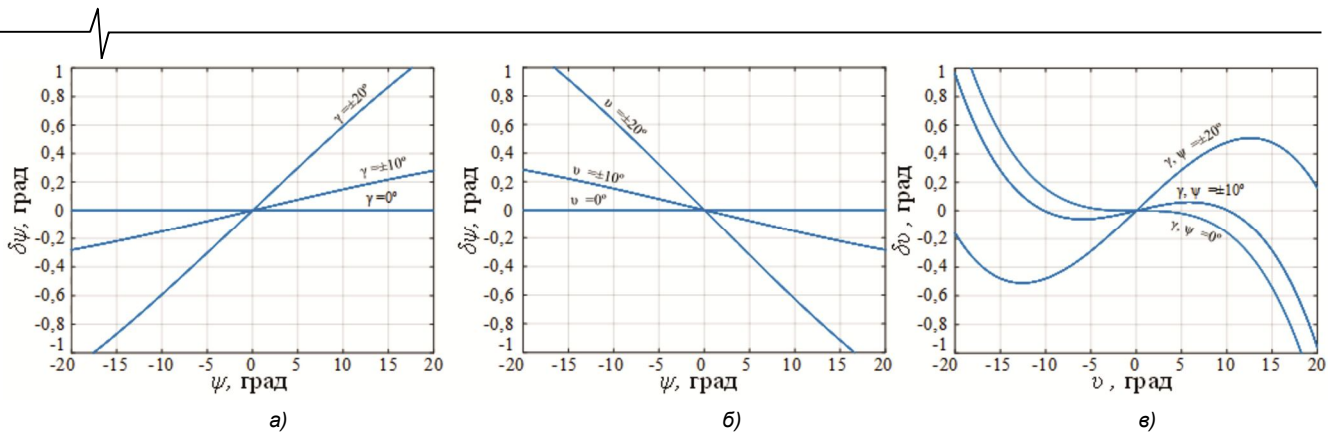


Рисунок 6 – Зависимости ошибок измерения углов сноса (а, б) и тангажа (в) для трех- (при $\varepsilon'_1 = 0^\circ$, $\varepsilon'_2 = 90^\circ$, $\varepsilon'_3 = 270^\circ$) и четырехлучевого (при $\varepsilon'_1 = 45^\circ$, $\varepsilon'_2 = 135^\circ$, $\varepsilon'_3 = 225^\circ$, $\varepsilon'_4 = 315^\circ$) измерителя

Ошибка по углу сноса (рис. 4, б) оказывает существенно меньшее влияние на точность измерения скорости по сравнению с ошибкой по углу тангажа и не зависит от угла установки антенны β' . При значениях углов сноса, не превышающих величину $10...15^\circ$, ошибка измерения скорости составляет единицы процентов. Анализ зависимости, представленной на рис. 4, в показывает, что ошибка измерения угла крена летательного аппарата не влияет на ошибку измерения скорости.

Учитывая, что бортовые ИНС БПЛА обладают невысокой точностью измерения углов пространственной ориентации, которые могут достигать при маневрировании величин нескольких десятков градусов, применение однолучевых измерителей может быть оправдано лишь для весьма приблизительной оценки скорости при поддержании стабильного горизонтального полета.

Анализ зависимостей, представленных на рис. 5, а показывает, что двухлучевые измерители характеризуются независимостью ошибок измерения скорости полета от угла тангажа. Это обусловлено тем, что при его изменении происходит пропорциональное изменение угла β в первом канале и противоположное изменение этого угла во втором канале, что, в конечном счете, компенсирует суммарную ошибку по скорости. При этом наличие угол сноса влияет на ошибку измерения скорости. Величина этой ошибки (рис. 5, б) аналогична ошибке, характерной для однолучевого измерителя.

В отличие от однолучевого измерителя двухлучевой измеритель позволяет дополнительно получать оценки угла тангажа летательного аппарата. Эта ошибка не зависит от истинного угла тангажа при его изменениях в пределах угла установки антенны β' . Проведение расчетов также показало, что ошибка $\delta\gamma$ не влияет на точность измерения скорости.

Проведенные исследования показали, что характер зависимостей ошибок для трех- и четырехлучевых измерителей идентичен. Такие измерители характеризуются практически нулевыми значениями ошибок по скорости, углам тангажа и сноса (рис. 6). Кроме того, в отличие от двухлучевого измерителя трех- и четырехлучевые измерители позволяют получать значение угла тангажа даже вне пределов углов установки антенн. Применение четырехлучевого измерителя является в большинстве случаев избыточным, однако совместная обработка сигналов во всех четырех лучах поз-

воляет снизить зависимость ошибок от изменения характера подстилающей поверхности.

Полученные результаты анализа ДИСС с различным количеством лучей сведены в табл. 1.

Предложения по структуре построения малогабаритных ДИСС

Целевая нагрузка для БПЛА должна характеризоваться небольшими массогабаритными характеристиками и невысокой стоимостью, обеспечивая при этом высокую точность автономного измерения параметров собственного движения. Поэтому в качестве целесообразного варианта построения малогабаритных ДИСС следует рассматривать структуру построения характерную для радиолокаторов с непрерывным частотно-модулированным излучением. Такая структура позволит реализовать применение сигналов с шириной спектра в несколько сот мегагерц, что обеспечит улучшенную разрешающую способность за счет большой базы сигнала, а также высокую помехоустойчивость измерителей к воздействию помех при невысоких требованиях к приемной аппаратуре и устройствам цифровой обработки сигналов.

Одним из направлений по уменьшению количества приемных каналов и, как следствие упрощение аппаратуры, следует рассматривать использование многолучевых антенн. Например, применение двухлучевой антенны, с симметрично ориентированными лучами ДНА позволит с использованием методов спектрального анализа осуществить разделение каналов по знаку доплеровских частот. При использовании микрополосковых технологий реализация двухлучевых антенн может быть легко осуществлена за счет противофазной запитки отдельных элементов антенной решетки.

Заключение

В статье рассмотрены различные ДИСС, имеющие однолучевую, двухлучевую, трехлучевую и четырехлучевую структуру. Определены их достоинства и недостатки. Описан порядок вывода аналитических выражений, устанавливающих связь между измеряемыми доплеровскими частотами в каждом луче и компонентами вектора скорости при произвольных углах установки диаграммы направленности в связанной с летательным аппаратом системе координат, а также углов его ориен-

Таблица 1 – Характеристика зависимости ошибок измерения навигационных параметров от ошибок измерения углов пространственного положения для ДИСС с различным количеством лучей

Ошибка	Углы ориентации		
	тангаж	снос	крен
<i>однолучевой измеритель</i>			
Ошибка измерения скорости	сильная (десятки процентов)	слабая (единицы процентов)	нет
Ошибка измерения угла тангажа	не измеряет	не измеряет	не измеряет
Ошибка измерения угла сноса	не измеряет	не измеряет	не измеряет
<i>двухлучевой измеритель</i>			
Ошибка измерения скорости	нет (в пределах углов установки антенн β')	слабая (единицы процентов)	нет
Ошибка измерения угла тангажа	нет (в пределах углов установки антенн β')	нет	нет
Ошибка измерения угла сноса	не измеряет	не измеряет	не измеряет
<i>трех- и четырехлучевой измеритель</i>			
Ошибка измерения скорости	нет	нет	нет
Ошибка измерения угла тангажа	нет	слабая (доли градуса)	слабая (доли градуса)
Ошибка измерения угла сноса	слабая (доли градуса)	нет	слабая (доли градуса)

тации в пространстве. Приведены аналитические выражения для расчета компонентов вектора скорости и углов пространственной ориентации летательного аппарата на основе измеренных доплеровских частот для типовых углов установки антенн ДИСС. Сформулирована методика оценки точности измерения скорости и угла сноса, на основе которой рассчитаны ошибки для различных структур построения измерителей с разным числом лучей. На основе анализа погрешностей показано, что однолучевые измерители, как правило, недостаточно точны из-за сильной зависимости от необходимости строгого выдерживания горизонтального полета. Двухлучевые измерители обеспечивают приемлемую оценку модуля вектора скорости, но не позволяют измерять угол сноса. Предпочтительным вариантом являются трех- и четырехлучевые измерители, обладающие высокой точностью и независимостью от пространственной ориентации летательного аппарата. Четырехлучевые системы, несмотря на их избыточность, обеспечивают лучшие результаты при работе над неоднородной подстилающей поверхностью с различными отражающими характеристиками. Применение двухлучевых антенн позволяет сократить число приемных и передающих каналов вдвое благодаря цифровым методам частотного разделения сигналов, основанным на спектральном анализе доплеровских частот, без ухудшения точностных характеристик ДИСС. Дальнейшие исследования будут посвящены разработке способов обработки сигналов в многолучевых ДИСС, а также оценке степени влияния отличий в отражательной спо-

собности подстилающей поверхности в отдельных лучах диаграммы направленности ДИСС на точность измеряемых параметров.

Литература

1. Колчинский В.Е., Мандуровский И.А., Константиновский М.И. Автономные доплеровские устройства и системы навигации летательных аппаратов. М.: Советское радио, 1975. 430 с.
2. 24 GHz Altimeter Radar NRA24. <http://en.nanoradar.cn> (дата обращения 31.05.2025 г.).
3. Купряшкин И.Ф., Лихачев В.П., Рязанцев Л.Б. Малогабаритные многофункциональные РЛС с непрерывным частотно-модулированным излучением. М.: Радиотехника, 2020, 278 с.
4. Рязанцев Л.Б., Бабич О.А., Маклаков Д.Ю. Моделирование дальностно-доплеровских отражений от земной поверхности при радиолокационном зондировании с борта летательного аппарата. Цифровая обработка информации, № 1, 2025. С. 28-34.
5. Асланян А.Э. Системы автоматического управления полетом летательных аппаратов. Киев: КВВАИУ, 1984. 436 с.
6. Красовский А.А., Вавилов Ю.А., Сучков А.И. Системы автоматического управления летательных аппаратов. М: ВВИА им. проф. Н.Е. Жуковского, 1986. 478 с.
7. Августов Л.И., Бабиченко А.В., Орехов М.И., Сухорук С.Я., Шкред В.К. Под ред. Джанджавы Г.И. Навигация летательных аппаратов в околосреднем пространстве. М.: Научтехлитиздат, 2015. 592 с.
8. Метелев Б.К. Доплеровские измерители: методические указания к лабораторной работе по разделу «Доплеровские навигационные системы». УГАТУ. Уфимская типография №2, 1997. 35 с.

МЕТОДИКА ТЕСТИРОВАНИЯ УСЛУГИ УПРАВЛЕНИЯ БПЛА ОТ ПЕРВОГО ЛИЦА В КАНАЛАХ ИНФОРМАЦИОННОГО ОБМЕНА ГИБРИДНЫХ ОРБИТАЛЬНО-НАЗЕМНЫХ СЕТЕЙ СВЯЗИ. ЧАСТЬ 2: ЭТАПЫ МЕТОДИКИ

Березкин А.А., к.т.н., доцент Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича (СПбГУТ), e-mail: berezkin.aa@sut.ru

Ченский А.А., инженер СПбГУТ, e-mail: chenskiy.aa@sut.ru

Киричек Р.В., д.т.н., профессор, ректор СПбГУТ, e-mail: irichek@sut.ru

COMPLEX METHODIC FOR UAVS FPV CONTROL QUALITY EVALUATION IN HSTNS. PART II. STAGES OF THE METHODOLOGY

Berezkin A.A., Chenskiy A.A., Kirichek R.V.

Unmanned aerial vehicle first-person control requires the transmission of flight video and control commands between the UAV and the external pilot's station. When controlling the UAV, there are delays and losses in the transmission of video and control commands, as well as a decrease in the frame recovery quality of the video stream. In addition, control commands are formed by the external pilot (operator) based on FPV video stream frames generated at the application layer. These characteristics depend on the system used for unmanned aircraft control and the parameters of the information exchange channel. Accordingly, when evaluating first-person control and comparing different systems used for control, it is necessary to evaluate these parameters at the application level of the information exchange channel. In the research, a methodology for evaluating the quality of first-person control service is presented. The methodology can be used to evaluate and compare different first-person control systems for unmanned aircrafts when operating in different information exchange channels. The present article is the second part of the research. In this part, the methodics phases are presented.

Key words: methodics, FPV control, first person view control, unmanned aerial system, unmanned aerial vehicle, video stream, video stream latency, video stream quality, control commands, control commands latency.

Ключевые слова: методика, FPV-управление, управление от первого лица, беспилотная авиационная система, беспилотное воздушное судно, видеопоток, задержка, команды управления.

Введение

В предыдущей части исследования «Методика тестирования услуги управления БПЛА от первого лица в каналах информационного обмена гибридных орбитально-наземных сетей связи. Часть I: Обзор существующих подходов» (Цифровая обработка сигналов. № 3. 2025) рассмотрены существующие методики и представлены общие положения предлагаемой методики.

Этап 1. Измерение односторонних задержек кадров видеопотока в КИО

Измерение задержки передачи видеоизображения – это интегральная характеристика суммарной задержки передачи от источника (исходной видеокамеры) до потребителя (монитор конечного пользователя). Задержка передачи видео (рис. 1) состоит из ряда компонентов и может быть определена, как сумма ряда составляющих:

$$\Delta T_{\Sigma} = \Delta T_{MC} + \Delta T_{ENC} + \Delta T_{CH} + \Delta T_{DEC} + \Delta T_{MM},$$

где ΔT_{Σ} – суммарная задержка передачи видео от источника до приемника, ΔT_{MC} – задержка матрицы видео-

При управлении беспилотными летательными аппаратами (воздушными судами) от первого лица необходима передача видео полетной обстановки и команд управления между беспилотным воздушным судном и станцией внешнего пилота. При управлении БПЛА возникают задержки и потери передачи видео и команд управления, а также снижение качества восстановления кадров видеопотока. Кроме того, команды управления формируются внешним пилотом (оператором) на основе кадров FPV-видеопотока, сформированных на прикладном уровне. Данные характеристики зависят от системы, применяемой для управления беспилотными воздушными судами, и параметров канала информационного обмена. Соответственно, при оценке управления от первого лица, а также сравнения различных систем, применяемых для управления, возникает задача оценки данных параметров на прикладном уровне канала информационного обмена. В настоящем исследовании представлена методика тестирования услуги управления от первого лица в каналах информационного обмена. Данная методика может применяться для оценки и сравнения различных систем управления беспилотными воздушными судами от первого лица при функционировании через каналы информационного обмена различного качества. Данная статья представляет собой вторую часть исследования. В ней представлены этапы предлагаемой методики.

камеры, ΔT_{ENC} – задержка кодирования видео, ΔT_{CH} – задержка передачи видео в канале связи, ΔT_{DEC} – задержка декодирования видео, ΔT_{MM} – задержка матрицы монитора.

На рис. 1, суммарная задержка передачи видео состоит из нескольких составляющих. Задержки преобразо-

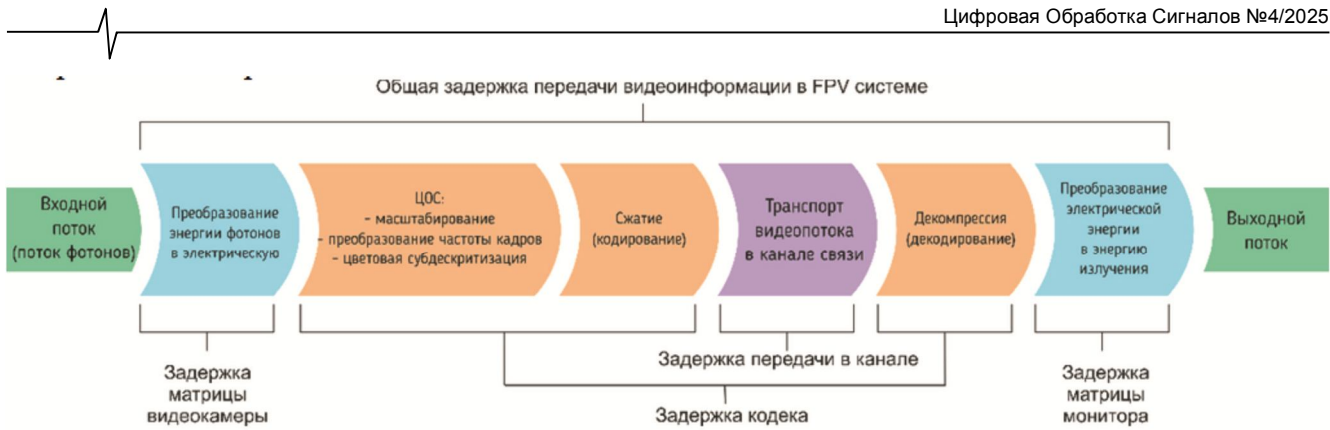


Рисунок 1 – Общая задержка передачи видеоинформации

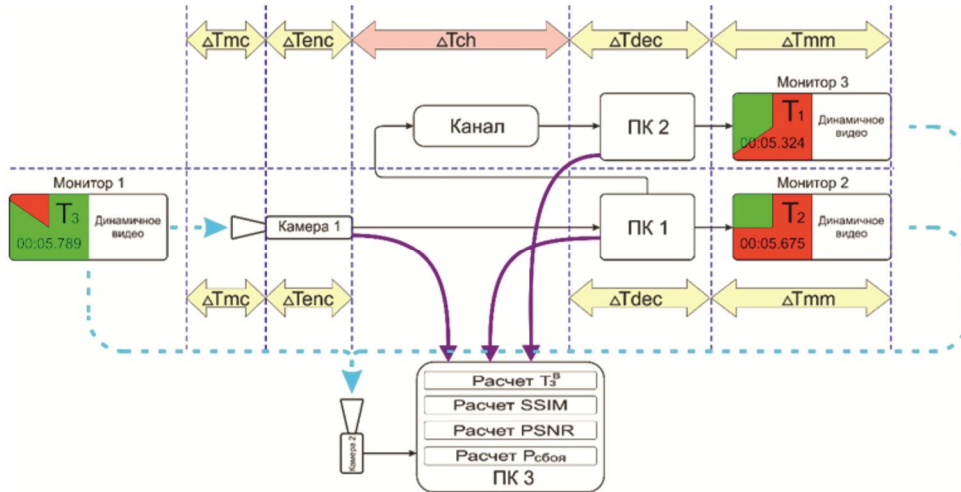


Рисунок 2 – Обобщённая функциональная схема

вания световой энергии в электрическую и обратно на матрице видеокамеры и монитора соответственно, а также задержки ЦОС, кодирования и декодирования суммируются вместе с задержкой передачи видео в канале связи.

Для измерения задержек может использоваться специализированный стенд, обобщенная функциональная схема которого представлена на рис. 2. На мониторе 1 отображается исходный видеопоток, который снимается FPV-камерой 1, подключённой к БПЛА (ПК 1). Исходные кадры видеопотока отображаются на мониторе 2 (опционально). Кадры видеопотока кодируются и передаются через модель КИО (канал) на СВП (ПК 2), где восстанавливаются и отображаются на мониторе 3.

Архитектура предлагаемого стенда для определения задержек передачи видеопотока построена так, что возможно выделить задержку передачи в канале связи путем применения простейших арифметических операций. Разность показаний счётчика времени между мониторами 1 и 3 является суммарной задержкой передачи видео, включая в себя и задержку в канале передачи данных:

$$\Delta T_{\Sigma} = T1 - T3.$$

На первом этапе проводится серия экспериментов по передаче видеопотоков с цифровой камеры FPV-дрона на ПК внешнего пилота через некоторую модель КИО сегмента ГОНСС. Данная методика может применяться к системам FPV-управления, использующим со-

временные цифровые потоковые кодеки стандартов AVC/H264 [1], HEVC/H265 [2], VVC/H266 [3], VP9 [4] и AV1 [5], а также нейросетевые кодеки сжатия видеопотока [6, 7]. Структурная схема стенда представлена на рис. 3.

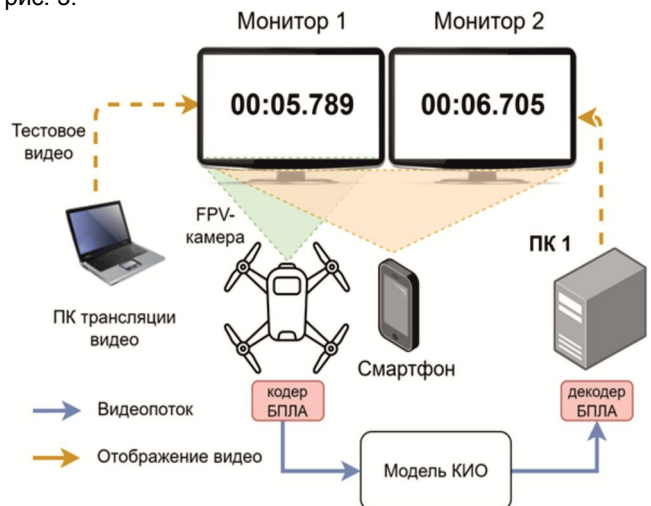


Рисунок 3 – Структурная схема стенда измерения задержек FPV-видео

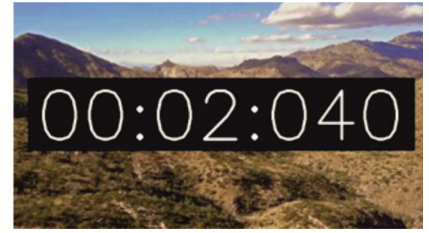
На двух мониторах параллельно выводятся видео. На мониторе 1 отображаются кадры исходного видеофайла, имитирующего полет БПЛА с различной динамикой (рис. 4), на мониторе 2 отображается видеопоток после декодирования на приемной стороне.



а) высокая



б) средняя



в) низкая

Рисунок 4 – Пример кадров видеопотока различной динамики для измерения прикладной задержки в КИО

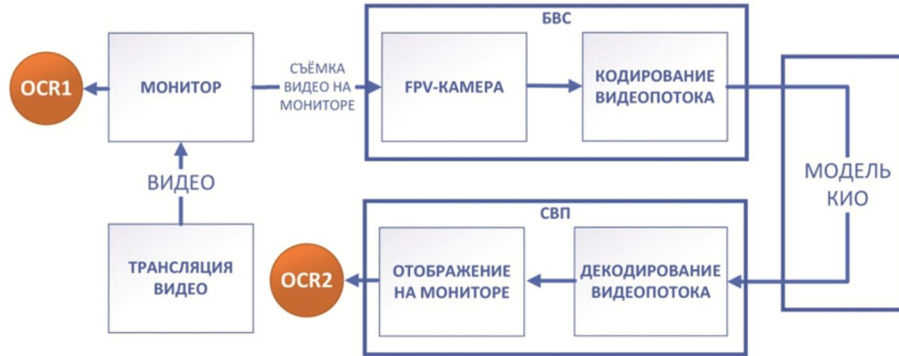


Рисунок 5 – Моменты времени измерения задержки передачи видеопотока

Далее выполняется оптическое распознавание меток времени OCR1 и OCR2 (рис. 5). Съёмка видео проводится с помощью камеры (в качестве которой может применяться как камера, подключённая к компьютеру обработки, так и смартфон). Камера снимает монитор 1 и монитор 2 одновременно. Таким образом, каждый кадр видео содержит две метки времени: исходную (до кодирования и передачи по каналу) и результирующую (после передачи по каналу и декодирования), в связи с чем не требуется выполнять синхронизацию времени.

Видео передаётся на компьютер обработки, где кадровой анализируется видео с помощью модели easyocr [8] для распознавания текста на каждом из кадров, где OCR-модель пытается найти две строки формата MM:SS:mmm, где MM – минута (две цифры), SS – секунды (две цифры), mmm – миллисекунды (три цифры). После точной идентификации двух меток времени вычисляется задержка в миллисекундах как разница во времени между двумя временными метками. Если вычисленные метки времени идентичны с аналогичными на других кадрах видео, то такая задержка не учитывается (принимается, что кадры на мониторах не менялись).

Для устранения выбросов в значениях задержки применяется квартильный критерий (1) [9]. Устранение выбросов по квартильному критерию основывается на удалении тех значений, которые достаточно далеки от первого и третьего квартилей. Удалённость величин от квартилей вычисляется как 1,5 межквартильных расстояний IQR. Сохраняются только такие задержки, которые удовлетворяют условию:

$$\begin{cases} L > Q1 - 1,5 \times IQR; \\ L < Q3 + 1,5 \times IQR, \end{cases} \quad (1)$$

где L – величина задержки из множества задержек LAT, $Q1$ – первый квартиль задержек, $Q3$ – второй квартиль задержек, $IQR = Q3 - Q1$ – межквартильное расстояние.

Значения задержек, которые не были идентифицированы и удалены как выбросы, после применения квартильного критерия, составляют множество «просеянных» задержек LAT' .

Результирующая задержка рассчитывается как среднее арифметическое задержек из LAT' :

$$L_{cp} = \frac{\sum_{L \in LAT'} L}{N},$$

где N – мощность множества LAT' .

Этап 2. Вычисление объективных метрик качества восстановленных кадров видеопотока

Для измерения качества видеопотока производится расчет следующих объективных метрик качества кадров: индекс структурного сходства $SSIM$ и пиковое отношение сигнала к шуму $PSNR$. Для вычисления $PSNR$ также вычисляется метрика MSE .

При равнозначности компонентов освещения, контраста и структуры метрика $SSIM$ вычисляется по формуле:

$$SSIM(x, \hat{x}) = \frac{(2\mu_x \mu_{\hat{x}} + C_1)(2\sigma_x \sigma_{\hat{x}} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + C_2)},$$

где x – исходное изображение, \hat{x} – восстановленное изображение, μ – среднее значение пикселей изображения, σ – среднеквадратическое отклонение значений пикселей изображения, $C_1 \ll 1$ и $C_2 \ll 1$ – коэффициенты, которые вводятся во избежание деления на ноль и имеют близкое к нулю положительное значение.

Метрика $PSNR$ вычисляется по формуле

$$PSNR = 20 * \lg \left(\frac{peakval}{\sqrt{MSE}} \right) = 20 * \lg \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) \approx$$

$$\approx 48,1308 - 10 \lg(\sqrt{MSE}) (\text{дБ}),$$

где $peakval$ является максимальным значением данных

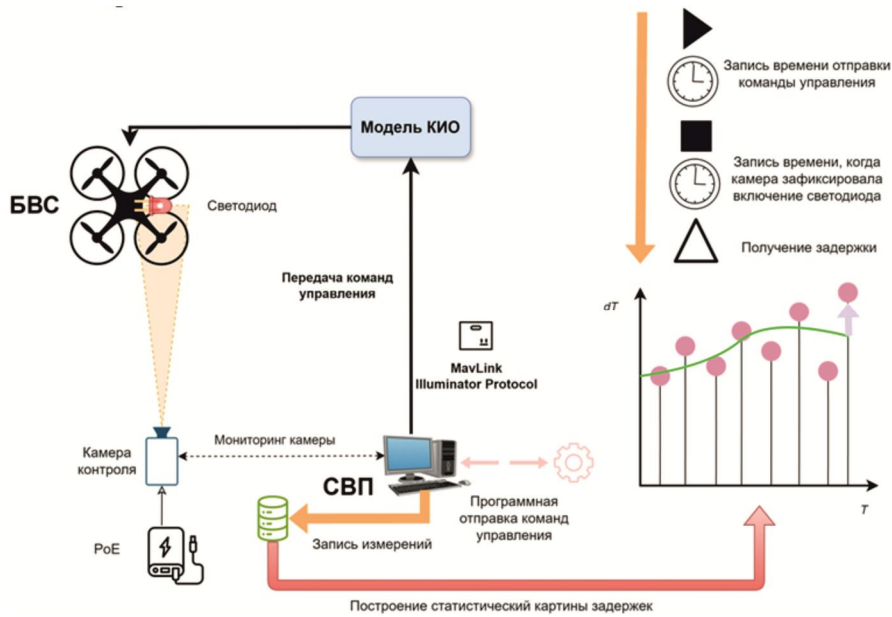


Рисунок 6 – Стенд измерения задержек команд управления

о пикселях изображения, измеряется в децибелах (дБ) (для изображений $peakval = 255$). Значение MSE вычисляется в соответствии с выражением:

$$MSE = \frac{1}{M * N} \sum_{n=1}^M \sum_{m=1}^N (\hat{g}(n, m) - g(n, m))^2,$$

где $\hat{g}(n, m)$ – значение n -го по высоте и m -го по ширине пикселя восстановленного изображения, а $g(n, m)$ – значение n -го по высоте и m -го по ширине пикселя исходного изображения, N и M – высота и ширина изображений, соответственно.

Этап 3. Измерение задержек и потерь команд управления

Измерение задержки и потерь команд управления проводится на прикладном уровне на специальном стенде (рис. 6). В качестве эталона задержки команд управления используется задержка включения светодиода.

Задержка и потери команд управления рассчитываются поэтапно.

1. С СВП на БВС поступает команда, реализация которой может зависеть от тестируемой системы FPV-управления (например, MavLink с Illuminator Protocol), указывающая включить светодиод с фиксацией времени отправки $T1$.

2. Видео с камеры записывается на постоянное записывающее устройство (ПЗУ), подключённое к БВС, и впоследствии анализируется на предмет включения светодиода. Момент обнаружения включения светодиода на камере обозначается как $T2$.

3. Задержка команд управления рассчитывается как разница $dT = T1 - T2$.

4. Если в течение 5 секунд светодиод не включился, команда считается потерянной.

5. Через 2 секунды передача команды на выключение светодиода.

6. Через 2 секунды переход на пункт 1.

В рамках тестирования проводится 1000 отправок команд включения светодиода. Финальная задержка

рассчитывается с учётом устранения выбросов по квартильному критерию (1). Также определяется вероятность потерь команд управления $P_{потерь}^y$.

В составе некоторых систем FPV-управления сигнальные светодиоды отсутствуют. В этом случае необходимо измерять задержки между поступлением команды и обнаружением на камере начала движения пропеллера. Тем не менее, данные задержки могут превышать задержки светодиода. По этой причине при сравнении двух систем FPV-управления в некотором КИО необходимо тестировать задержки и потери команд управления на обеих системах одинаковым способом: либо как задержку включения светодиода, либо как задержку начала работы пропеллера.

На данном этапе также опционально рассчитывается время рассинхронизации видеопотока как сумма средней задержки видеопотока T_3^B и средней задержки команд управления T_3^y .

Этап 4. Сравнение систем FPV-управления при функционировании в КИО

Сравнение систем FPV-управление в некотором КИО проводится при помощи так называемых BD -метрик [10] (Bjontegaard Delta – дельта Бьёнтегора [11]). Применяется метрика $BD-PSNR$.

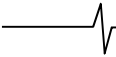
Пусть сравнивается две системы FPV-управления – A и B . Тогда для их сравнения необходимо:

1) варьируя настройками полосы пропускания $bitrate$, измерить среднее качество восстановленных кадров с помощью метрики $PSNR$ для A и B .

2) найти промежуточный параметр A_D как интеграл разности полос пропускания (рис. 7) [10]:

$$A_D = \int_{R_{min}}^{R_{max}} \Delta D(R) dR = \int_{R_{min}}^{R_{max}} D_A(R) - D_B(R) dR, \tag{2}$$

где R_{min} – минимальный битрейт (Кбит/с), R_{max} – максимальный битрейт (Кбит/с), $\Delta D(R)$ – функция $PSNR$ в зависимости от битрейта (дБ), $D_A(R)$ – функция $PSNR$



для системы A в зависимости от битрейта (дБ), $D_B(R)$ – функция PSNR для системы B в зависимости от битрейта (дБ), R – битрейт (bitrate) (Кбит/с).

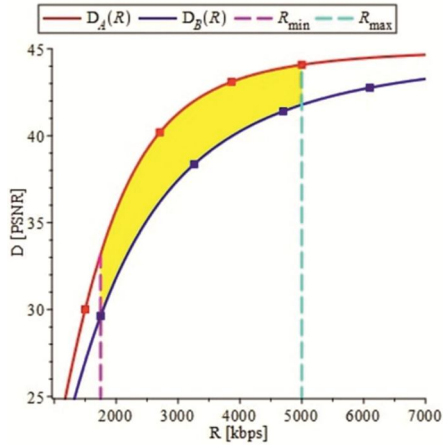


Рисунок 7 – Нахождение промежуточного параметра A_D [10]

Вычисление параметра A_D (2) выполняется при помощи методов численного программирования, таких как: формула трапеций, формула Симпсона, правило 3/8, формула Милна (Буде), формула Вэддла (Уэддла) [12].

Пусть есть первичные множества требуемых полос пропускания для системы A

$$R'_A \in \{R'_{A0}, R'_{A1}, R'_{A2}, \dots, R'_{An}\} \left(\frac{\text{Кбит}}{\text{с}} \right) \text{ и системы } B$$

$$R'_B \in \{R'_{B0}, R'_{B1}, R'_{B2}, \dots, R'_{Bm}\} \left(\frac{\text{Кбит}}{\text{с}} \right) \text{ такие, что выполняются условия:}$$

1. Если выполняется условие $R'_{A(i-1)} < R'_{Ai} < R'_{A(i+1)}$,

$$R'_{A(i-1)} < R'_{Ai} < R'_{A(i+1)},$$

$$R'_{B(i-1)} < R'_{Bi} < R'_{B(i+1)}.$$

Из первичных множеств выводятся вторичные множества требуемых полос пропускания для системы A

$$R_A \in \{R_{A0}, R_{A1}, R_{A2}, \dots, R_{Ap}\} \left(\frac{\text{Кбит}}{\text{с}} \right) \text{ и системы } B$$

$$R_B \in \{R_{B0}, R_{B1}, R_{B2}, \dots, R_{Bs}\} \left(\frac{\text{Кбит}}{\text{с}} \right) \text{ пересчётом элементов в следующем порядке:}$$

1. Если выполняется условие $R'_{A0} = R'_{B0}$, то пересчёт начальных элементов не выполняется.

2. Если $R'_{A0} < R'_{B0}$, то необходимо выполнить пересчёт начальных элементов множества R'_A . Из множества R'_A удаляются все элементы, которые удовлетворяют условию $\forall i: R'_{Ai} < R'_{B0}$, и, если $R'_{B0} \notin R'_A$, в множество R'_A добавляется элемент R'_{B0} .

3. Если $R'_{B0} < R'_{A0}$, то необходимо выполнить пересчёт начальных элементов множества R'_B . Из множества R'_B удаляются все элементы, которые удовлетворяют условию $\forall i: R'_{Bi} < R'_{A0}$, и, если $R'_{A0} \notin R'_B$, в множество R'_B добавляется элемент R'_{A0} .

4. Если выполняется условие $R'_{Ap} = R'_{Bs}$, то пересчёт конечных элементов не выполняется.

5. Если $R'_{Ap} > R'_{Bs}$, то необходимо выполнить пересчёт конечных элементов множества R'_A . Из множества R'_A удаляются все элементы, которые удовлетворяют условию $\forall i: R'_{Ai} > R'_{Bs}$, и, если $R'_{Bs} \notin R'_A$, в множество R'_A добавляется элемент R'_{Bs} .

6. Если $R'_{Bs} > R'_{Ap}$, то необходимо выполнить пересчёт конечных элементов множества R'_B . Из множества R'_B удаляются все элементы, которые удовлетворяют условию $\forall i: R'_{Bi} > R'_{Ap}$, и, если $R'_{Ap} \notin R'_B$, в множество R'_B добавляется элемент R'_{Ap} .

Определим также множества соответствующих им средних значений PSNR восстановленных кадров для системы A

$$D_A \in \{D_A(R_{A0}), D_A(R_{A1}), D_A(R_{A2}), \dots, D_A(R_{Ap})\} \text{ и для системы } B$$

$$D_B \in \{D_B(R_{B0}), D_B(R_{B1}), D_B(R_{B2}), \dots, D_B(R_{Bs})\}. \text{ Если по причине добавления элементов при составлении множеств } R'_A \text{ и } R'_B \text{ в результатах измерений нет соответствующих пропускным способностям средних PSNR } D_A(R_{Ak}) \text{ и } D_B(R_{Bk}), \text{ то эти значения необходимо интерполировать, например, полиномом Лагранжа.}$$

Пусть при составлении вторичного множества требуемых полос пропускания R_A из первичного множества требуемых полос пропускания R'_A добавлен элемент R_{Ak} . Составим полином Лагранжа как [12]

$$L_n(R) = \sum_{i=0}^n D_A(R'_{Ai}) \times I_{ni}(R'_{Ai}), \quad (3)$$

где

$$I_{ni}(R'_{Ai}) = \prod_{\substack{s=0 \\ s \neq i}}^n \frac{R - R'_{As}}{R'_{Ai} - R'_{As}} = \frac{(R - R'_{A0}) \dots (R - R'_{A(i-1)}) (R - R'_{A(i+1)}) \dots (R - R'_{An})}{(R'_{Ai} - R'_{A0}) \dots (R'_{Ai} - R'_{A(i-1)}) (R'_{Ai} - R'_{A(i+1)}) \dots (R'_{Ai} - R'_{An})}.$$

Тогда добавленное значение находится по формуле (3):

$$D_A(R_{Ak}) = L_n(R_{Ak}).$$

Определим также множества шагов

$$H_A = \{h_{A1}, h_{A2}, \dots, h_{Ap}\} = \{R_{A1} - R_{A0}, R_{A2} - R_{A1}, \dots, R_{An} - R_{A(p-1)}\},$$

$$H_B = \{h_{B1}, h_{B2}, \dots, h_{Bs}\} = \{R_{B1} - R_{B0}, R_{B2} - R_{B1}, \dots, R_{Bm} - R_{B(s-1)}\}.$$

Вычислим A_D с помощью формулы Симпсона с переменным шагом [12]:

$$A_A \approx \sum_{i=1}^n \frac{h_{Ai}}{6} \times \left(D_A(R_{A(i-1)}) + 4D_A(R_{A(i-1/2)}) + D_A(R_{Ai}) \right),$$

где

$$D_A(R_{A(i-1/2)}) = \frac{D_A(R_{A(i-1)}) + D_A(R_{A_i})}{2}.$$

$$A_B \approx \sum_{i=1}^n \frac{h_i}{6} \times (D_B(R_{B(i-1)}) + 4D_B(R_{B(i-1/2)}) + D_B(R_{B_i})),$$

$$A_D = A_A - A_B,$$

Тогда BD -PSNR вычисляется как [10]:

$$BD - PSNR = \frac{A_D}{(R_{max} - R_{min})} \text{ (дБ)}.$$

Определить абсолютную погрешность измерений. Погрешность величин A_A и A_B равна погрешности формулы Симпсона и оценивается как [12]:

$$\Delta(A_A) \leq \left| \frac{M_{A4} \times (R_{max} - R_{min})}{2880} \times h_{max}^4 \right|,$$

$$\Delta(A_B) \leq \left| \frac{M_{B4} \times (R_{max} - R_{min})}{2880} \times h_{max}^4 \right|,$$

где M_{A4} – максимальное значение модуля четвёртой производной функции $D_A^{(4)}(R)$, а M_{B4} – $D_B^{(4)}(R)$.

Погрешность разницы равна сумме погрешностей. Следовательно,

$$\Delta(A_D) = \Delta(A_A) + \Delta(A_B) \leq$$

$$\leq \left| \frac{(M_{A4} + M_{B4}) \times (R_{max} - R_{min})}{2880} \times h_{max}^4 \right|.$$

Тогда,

$$\Delta(BD - PSNR) = \left| \frac{\Delta(A_D)}{(R_{max} - R_{min})} \right|,$$

$$\Delta(A_D) \geq 0 \Rightarrow \left| \frac{\Delta(A_D)}{(R_{max} - R_{min})} \right| = \frac{\Delta(A_D)}{|R_{max} - R_{min}|},$$

$$\Delta(BD - PSNR) \leq \left| \frac{(M_{A4} + M_{B4})}{2880} \times h_{max}^4 \right|.$$

Если полученное в результате вычислений значение $BD - PSNR \in [-\Delta(BD - PSNR); \Delta(BD - PSNR)]$, то системы FPV-управления A и B принимаются приблизительно равными по соотношению качества и требуемой полосы пропускания.

Если $BD - PSNR > \Delta(BD - PSNR)$, то соотношение качества и необходимой полосы пропускания системы A больше, чем системы B . Соответственно, система A лучше системы B по соотношению качества и требуемой полосы пропускания.

Если $BD - PSNR < -\Delta(BD - PSNR)$, то соотношение качества и необходимой полосы пропускания системы A меньше, чем системы B . Соответственно, система B лучше системы A по соотношению качества и требуемой полосы пропускания.

В случае, если необходимо сравнить две приблизительно равные по соотношению качества и необходимой полосы пропускания системы, причём максималь-

ный шаг h_{max} достаточно мал, требуется использовать формулу Вэддла с переменным шагом [12]:

$$A_A \approx \sum_{i=1}^n \frac{h_i}{840} \times \left(41D_A(R_{A(i-1)}) + 216D_A\left(R_{A(i-1)} + \frac{h_i}{6}\right) + \right.$$

$$\left. + 27D_A\left(R_{A(i-1)} + \frac{h_i}{3}\right) + 272D_A(R_{A(i-1/2)}) + \right.$$

$$\left. + 27D_A\left(R_{A_i} - \frac{h_i}{3}\right) + 216D_A\left(R_{A_i} - \frac{h_i}{6}\right) + 41D_A(R_{A_i}) \right),$$

$$A_B \approx \sum_{i=1}^n \frac{h_i}{840} \times \left(41D_B(R_{B(i-1)}) + 216D_B\left(R_{B(i-1)} + \frac{h_i}{6}\right) + \right.$$

$$\left. + 27D_B\left(R_{B(i-1)} + \frac{h_i}{3}\right) + 272D_B(R_{B(i-1/2)}) + \right.$$

$$\left. + 27D_B\left(R_{B_i} - \frac{h_i}{3}\right) + 216D_B\left(R_{B_i} - \frac{h_i}{6}\right) + 41D_B(R_{B_i}) \right),$$

погрешность которой значительно ниже формулы Симпсона при достаточно малых максимальных шагах h_{max} [12]:

$$\Delta(BD - PSNR) \leq \left| \frac{(M_{A8} + M_{B8})}{1567641600} \times h_{max}^8 \right| \ll$$

$$\ll \left| \frac{(M_{A4} + M_{B4})}{2880} \times h_{max}^4 \right|.$$

Для оценки максимального значения k -производной функции зависимости PSNR от bitrate M_k для некоторой системы X можно применять формулы численного дифференцирования. Следует найти на графике (рис. 7) такое R_m , что $DX(R)$ в этой точке максимален при монотонном возрастании $R_m = R_{max}$.

Далее необходимо итеративно применять формулы некоторого порядка точности (в частности, при использовании в п. 3 формулы Симпсона – второго порядка, формулы Вэббла – седьмого порядка). Для второго порядка [12]:

$$D_X^{(k)} = \frac{-3D_X^{(k-1)}(R_m) + 4D_X^{(k-1)}(R_m + h) - D_X^{(k-1)}(R_m + 2h)}{2h},$$

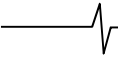
$$D_X^{(0)} = D.$$

При переменном шаге $h \notin Const$, когда не удаётся получить требуемые значения, эти формулы неприменимы, допускается применение интерполяционной формулы численного дифференцирования первого порядка [12]:

$$D_X^{(k)} = \frac{D_X^{(k-1)}(R_m) - D_X^{(k-1)}(R_m - h)}{h}.$$

Этап 5. Определение вероятности удовлетворения требований к услуге FPV-управления

Под вероятностью удовлетворения требований к характеристикам услуги FPV-управления от первого лица понимается вероятность того, что параметры модели (задержка видеопотока T_3^B , вероятность потери кадров видеопотока $P_{потерь}^B$, качество видеопотока (SSIM и PSNR), задержка управления T_3^y , вероятность потери команд управления $P_{потерь}^y$ и требуемая полоса пропускания



bitrate) входят в некоторые области пригодных значений $\{T_{3p}^B, P_{потерь_p}^B, SSIM_{гр}, PSNR_{гр}, T_{3p}^y, P_{потерь_p}^y, bitrate_{гр}\}$. Если ограничения на параметр нет, то областью пригодных значений является вся область значений параметра.

Параметры из множества $P_1 = \{P_{потерь_p}^B, P_{потерь_p}^y\}$ представлены одиночными значениями. Параметры из множества $P_2 = \{T_3^B, SSIM, PSNR, T_3^y\}$ представлены выборками значений.

Для оценки качества восстановления кадров допускается использовать только параметр $SSIM$ или только параметр $PSNR$, так как данные параметры имеют сильную корреляцию. Тем не менее, если требуется рассматривать отдельно и разницу значений как таковую, и структурное сходство, допускается использовать оба параметра ($SSIM$ и $PSNR$). Это особенно полезно в случае, когда искажение отдельных значений не приводит к изменению структуры кадров, но иногда при восстановлении кадров возникают артефакты, уже приводящие к искажению структуры кадров.

В качестве альтернативы параметрам может рассматриваться задержка рассинхронизации FPV-управления T_p и область её граничных значений $T_{p,гр}$.

Определение вероятности удовлетворения требований к характеристикам услуги FPV-управления БВС определяется поэтапно и представляет собой развитие метода, представленного в [13].

1. Проверка вхождения значений из множества P_1 в области пригодных значений.

Если выполняется условие

$$\forall p_1 \in P_1 : p_1 \in p_{1,гр},$$

то значения этих параметров считаются пригодными. Определение вероятности продолжается на пункте 2.

Если

$$\exists p_1 \in P_1 : p_1 \notin p_{1,гр},$$

то вероятность удовлетворения требований к характеристикам услуги FPV-управления БВС принимается равной 0 %.

2. Восстановление плотности распределения значений из множества P_2 методом Розенблатта-Парзена [13]:

$$f(T_3^B, T_3^y, PSNR, SSIM) = \frac{1}{Kh_{T_3^B} h_{T_3^y} h_{SSIM} h_{PSNR}} \times \sum_{k=1}^K \left(Y \left(\frac{T_3^B - T_{3k}^B}{h_{T_3^B}} \right) Y \left(\frac{T_3^y - T_{3k}^y}{h_{T_3^y}} \right) \right) Y \left(\frac{PSNR - PSNR_k}{h_{PSNR}} \right) Y \left(\frac{SSIM - SSIM_k}{h_{SSIM}} \right).$$

где hx – пропускная способность некоторой величины x , вычисляемая по правилу Сильвермана [14],

$$h_x = \left(\frac{4\sigma_x^5}{3n_x} \right)^{1/5},$$

где n_x – размер выборки x , а σ_x – среднеквадратическое отклонение выборки x , а Y – Гауссова ядро [15]:

$$Y(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}.$$

При избыточной изменчивости полученной функции плотности вероятности $f(T_3^B, T_3^y, PSNR, SSIM)$ допускается применение правила Стёрджеса для поиска пропускной способности [16]:

$$h_x = \frac{R_x}{1 + \log_2 n_x} = \frac{x_{max} - x_{min}}{1 + \log_2 n_x}.$$

2. Вычисление вероятности удовлетворения требований к характеристикам услуги FPV-управления [13]:

$$P = \int_{T_{3p}^B} \int_{T_{3p}^y} \int_{PSNR_{гр}} \int_{SSIM_{гр}} \left(f(T_3^B, T_3^y, PSNR, SSIM) \times \int_{T_3^B} \int_{T_3^y} dPSNR dSSIM \right).$$

Заключение

В настоящей работе представлена методика тестирования услуги управления БПЛА от первого лица в каналах информационного обмена гибридных орбитально-наземных сетей связи, отличающаяся от известных тем, что поддерживает как стандартные, так и нейросетевые кодеки, а также рассматривает FPV-управление как услугу реального времени на прикладном уровне. Особенностями представленной методики являются:

- применимость к совокупности КИО и системам FPV-управления БВС;
- комплексность – рассмотрение FPV-управления как в контексте передачи видеопотока, так и в контексте управления;
- получение комплексных оценок характеристик услуги FPV-управления, а не только требований к качеству;
- возможности сравнения различных систем FPV-управления при функционировании в КИО различного качества;
- рассмотрение услуги FPV-управления полностью на прикладном уровне;
- возможность имитационного моделирования различных каналов информационного обмена в сегментах гибридных сетей связи.

Данная методика может применяться для оценки и сравнения различных систем FPV-управления беспилотными системами от первого лица при функционировании через каналы информационного обмена различного качества.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства цифрового развития, связи и массовых коммуникаций Российской Федерации, соглашение № 071-03-2025-005, «Прикладные научные исследования в области создания и развития систем телеметрии, управления и связи для беспилотных авиационных систем на период до 2030 года с учетом импортозамещения» (регистрационный номер ПТНИ: 1024032900105-1).

Литература

1. ITU-T H.264. Advanced Video Coding for Generic Audio-Visual Services. 2003.
2. ITU-T 23008-2. High Efficiency Video Coding. 2013.
3. ITU-T H.266. Versatile Video Coding. 2020.
4. Grange A., De Rivaz P., Hunt J. VP9 bitstream & de-

coding process specification. WebM Project. 2016.

5. De Rivaz P., Haughton J. AV1 bitstream & decoding process specification. The Alliance for Open Media. 2018.

6. Березкин А.А., Ченский А.А., Киричек Р.В., Захаров А.А. Исследование конфигураций нейросетевых кодеков для адаптивной системы сжатия кадров FPV-видеопотока при управлении беспилотными системами. Часть I. Методика. Электросвязь. 2024. № 9. С. 42-51.

7. Березкин А.А., Ченский А.А., Киричек Р.В., Захаров А.А. Исследование конфигураций нейросетевых кодеков для адаптивной системы сжатия кадров FPV-видеопотока при управлении беспилотными системами. Часть II. Эксперимент. Электросвязь. 2024. № 10. С. 59-69.

8. EasyOcr. GitHub. URL: <https://github.com/JaidedAI/EasyOCR> (дата обращения: 30.03.2025).

9. Seo S. A review and comparison of methods for detecting outliers in univariate data sets: дис. – University of Pittsburgh, 2006.

10. Barman N., Martini M.G., Reznik Y. Bjøntegaard delta (BD): A tutorial overview of the metric, evolution, chal-

lenges, and recommendations. arXiv preprint arXiv:2401.04039. 2024.

11. Ермолович Д.И. Имена собственные на стыке языков и культур. М.: Р. Валент. 2001. 199 с.

12. Амосов А.А., Дубинский Ю.А., Копченова Н.В. Вычислительные методы: учебное пособие для вузов. 5-е изд., стер. Санкт-Петербург: Лань, 2023. 672 с.

13. Березкин А.А., Вивчарь Р.М., Киричек Р.В. Многокритериальная оценка эффективности управления беспилотными системами в гибридных сетях связи. Труды учебных заведений связи. 2024. Т. 10. №. 1. С. 18-25.

14. Silverman B.W. Density Estimation for Statistics and Data Analysis. London: Chapman & Hall/CRC. 1986.

15. Бардасов С.А. Эконометрика: учебное пособие. 2-е издание, переработанное и дополненное. Тюмень: Издательство Тюменского государственного университета, 2010, 264 с.

16. Sturges H.A. The choice of a class interval. Journal of the American Statistical Association. 1926. Т. 21. №. 153. С. 65-66.

ООО «Лаборатория Сфера»



SPHERA LAB

Наша компания успешно занимается научными исследованиями и разработками в области связи, цифровой обработки сигналов и помехоустойчивого кодирования. Мы реализуем проекты в области радиосвязи, мобильной связи, радиодоступа, цифрового вещания и оборудования для электромобилей.

Основные направления деятельности нашей компании:

- **Разработка ПО.** Разрабатываем специализированное компьютерное программное обеспечение.
- **Разработка для ПЛИС.** Разрабатываем сложные функциональные блоки цифровой обработки сигналов.
- **Научные исследования.** Проводим исследования в области интересующих Вас задач.
- **Разработка решений в области связи.** Решаем поставленные Вами задачи в области связи, радиодоступа и телерадиовещания.
- **Действия с интеллектуальной собственностью.** Осуществляем проведение патентных исследований, составление заявок на патенты на изобретения и полезные модели, а также на свидетельства на программы для ЭВМ и баз данных.
- **Обучение пользователей.** Проводим обучающие семинары и тренинги. При необходимости возможно проведение углубленного повышения квалификации.
- **Консультации.** Осуществляем консультативную деятельность в области компьютерных технологий и систем связи.

Наши клиенты: ООО «Т8», АвтоВАЗ, LADA Sport, ООО «3В-Сервис», ООО «Цифровые решения», ООО «НПФ «Сад-Ком», ООО НПП «ТЕПЛОВОДОХРАН», ООО «Силовая электроника», МТУСИ, МФТИ и др.

Контакты:

Адрес: 390000, г. Рязань, ул. Каширина, д.1т,

второй этаж, офис 1

Тел.: +7(995)540-75-03

E-mail: info@labsphera.ru

Сайт: <https://labsphera.ru/>



МЕТОДЫ РАЗДЕЛЕНИЯ БОКОВЫХ ПОЛОС СИГНАЛА В ЦИФРОВОМ ВИДЕОКОНВЕРТОРЕ

*Гренков С.А., к.т.н., с.н.с., Институт прикладной астрономии Российской академии наук,
e-mail: grenkov@iaaras.ru*

*Федотов Л.В., д.т.н., в.н.с., Институт прикладной астрономии Российской академии наук,
e-mail: fedotov@iaaras.ru*

SIGNAL SIDEBAND SEPARATION METHODS IN DIGITAL DOWN CONVERTER

Grenkov S.A., Fedotov L.V.

Two digital methods for sideband separation are considered for extracting narrow-band signals from a broadband radio astronomical signal. The disadvantages of the traditional phase method have been noted. To overcome these problems, a method based on quadrature processing of complex signals with transition to the real domain after sideband separation is proposed. It has been shown that the implementation of this method in an FPGA allows for up to 80 dB suppression of the opposite sideband with minimal computational resources.

Key words: radio astronomy signals, digital down converter, quadrature signal processing, Field Programmable Gate Array.

Ключевые слова: радиоастрономические сигналы, цифровой видеоконвертор, разделение боковых полос, квадратурная обработка сигналов, программируемые логические интегральные схемы.

Введение

Радиоастрономические сигналы, как правило, имеют шумовой характер и отличаются широкой полосой частот, ограниченной только свойствами приемной системы радиотелескопа. Поэтому обычно используется перенос спектра принимаемого сигнала в область видеочастот с помощью видеоконверторов как важный этап преобразования радиоастрономических сигналов на радиотелескопе. Он необходим для сокращения информационного потока и производится, как правило, путем цифровой обработки сигналов. При этом всегда осуществляется разделение боковых полос сигнала – верхней (ВБП) и нижней (НБП), что необходимо для точного анализа и интерпретации данных, передаваемых при радиоастрономических наблюдениях в центр обработки сигналов. Цифровым методам формирования однополосных сигналов посвящена довольно обширная литература, однако методы выделения узкополосных сигналов из широкополосного сигнала совместно с разделением боковых полос еще не нашли достаточного отражения в публикациях. Это призвана восполнить данная статья. Традиционно для разделения боковых полос, в частности в радиоприемной технике, использовался фазовый метод [1, 2], который хотя и не требует сложных фильтров с крутым спадом амплитудно-частотной характеристики, но имеет ряд ограничений. Например, достижение точного сдвига фаз на 90° в широком диапазоне частот является технически сложной задачей, а неточность этого сдвига ведет к искажениям и недостаточному подавлению противопо-

Рассмотрены два цифровых метода разделения боковых полос при выделении узкополосных сигналов из широкополосного радиоастрономического сигнала. Отмечены недостатки традиционно использовавшегося фазового метода. Для их преодоления предложен метод, основанный на квадратурной обработке комплексных сигналов с переходом в действительную область после разделения боковых полос. Показано, что реализация этого метода в ПЛИС позволяет достичь подавления противоположной боковой полосы до 80 дБ при минимальном расходе вычислительных ресурсов.

ложной боковой полосы. Эти ограничения особенно критичны в радиоастрономической аппаратуре, где требования к точности обработки сигналов крайне высоки.

В последние годы развитие цифровых технологий, таких как программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС), открыло новые возможности для реализации более эффективных методов разделения боковых полос сигнала. Одним из таких методов является использование квадратурной обработки комплексных сигналов, что позволяет избежать многих недостатков фазового метода и значительно сократить вычислительные ресурсы. Этот метод был успешно реализован в многофункциональной цифровой системе преобразования сигналов (МСПС) для радиотелескопов комплекса «Квазар-КВО», что подтвердило его практическую применимость и преимущества [6].

Цель статьи – подробно рассмотреть цифровые методы разделения боковых полос сигнала, используемые в радиоастрономической аппаратуре: фазовый метод и его альтернативу на основе квадратурной обработки цифровых сигналов. Описывается реализация этих методов в прошивках ПЛИС и их применение в реальных радиоастрономических наблюдениях. Особое внимание уделено алгоритму разделения боковых полос в прошивке для выделения сигналов с полосой 16 МГц, который наглядно показывает высокую эффективность метода квадратурной обработки и минимальные затраты ресурсов.

Фазовый метод разделения боковых полос

Цифровой видеоконвертор (ЦВК) с фазовым разделением боковых полос (рис. 1), реализованный в ПЛИС, состоит из пары умножителей, на которые поступает входной цифровой сигнал после фильтров преселектора, цифрового гетеродина, фазового селектора и пары фильтров нижних частот (ФНЧ) с децимацией на выходе [3].

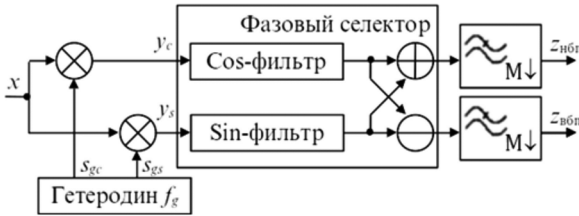


Рисунок 1 – Цифровой видеоконвертор с фазовым разделением боковых полос

Для выделения боковых полос шумового сигнала, непрерывный спектр которого занимает полосу частот от $f_0 - \Delta F$ до $f_0 + \Delta F$ цифровой гетеродин формирует сдвинутые по фазе на 90° гармонические сигналы $s_{gc} = \cos(2\pi f_g t_i)$ и $s_{gs} = \sin(2\pi f_g t_i)$, где $f_g = f_0$ – рабочая частота гетеродина, $t_i = i / f_{T1} = iT_1$ – дискретное текущее время, $f_{T1} = 1/T_1$ – тактовая частота входного цифрового сигнала. В результате преобразования частот с перемножителей на фазовый селектор поступает пара сигналов, сдвинутых по фазе один относительно другого на 90° , причем каждый из этих сигналов содержит составляющие нижней и верхней (относительно нулевой частоты) боковых полос. Фазовый селектор в простейшем случае состоит из пары фазосдвигающих фильтров нижних частот, сумматора и вычитателя выходных сигналов фильтров. Фазосдвигающие фильтры формируются путем перемножения весовой функции, определяющей амплитудно-частотную характеристику фильтров с полосой пропускания $2\Delta F$, на функцию косинуса (в одном фильтре) или синуса (в другом фильтре). В результате работы фазового селектора на одном его выходе выделяется сигнал нижней боковой полосы, а на другом – сигнал верхней боковой полосы. Полосы пропускания ΔF выходных сигналов цифрового видеоконвертора формируются ФНЧ, которые работают с понижением тактовой частоты до значения $f_{T2} = 2\Delta F$.

Получить с помощью реальных фазосдвигающих

фильтров сдвиг фаз в точности на 90° в широком диапазоне частот практически не возможно. Из-за возникающих искажений простейший фазовый селектор, к сожалению, не обеспечивает требуемого в радиоастрономических системах подавления противоположной боковой полосы не менее 40 дБ в достаточно широком диапазоне видеочастот (обычно 0,01 – 32 МГц). Фазосдвигающие фильтры в этом случае должны иметь порядок импульсной характеристики более 6000, и для их реализации в ПЛИС потребовалось бы более 800 блоков умножения. Фазосдвигающие фильтры, в отличие от ФНЧ, являются полосовыми и их порядок связан с крутизной спада амплитудно-частотной характеристики не только в области верхних частот, но и в низкочастотной области. Необходимое для реализации фильтра число блоков умножения зависит от рабочей полосы частот фильтра, тактовой частоты и порядка импульсной характеристики p , который должен соответствовать условию $p \geq f_T / f_{min}$, где f_T – тактовая частота, с которой работает фильтр, а f_{min} – нижняя граничная частота его полосы пропускания. Поэтому приходится увеличивать f_{min} и строить фазовый селектор по многозвенной схеме [4]. Например, диапазон видеочастот 0,15 – 32 МГц с помощью двух пар ФНЧ с четырехкратным понижением тактовой частоты разбивается на три поддиапазона: 32...8, 8...2 и 2...0,15 МГц (рис. 2).

В каждом поддиапазоне сигналы сдвигаются на 90° с помощью пары полосовых фазосдвигающих фильтров (cos-фильтр и sin-фильтр), которые обладают разной (четной и нечетной) симметрией импульсных характеристик. Суммированием и вычитанием выходных сигналов фильтров получают сигналы верхней и нижней боковых полос соответственно в каждом поддиапазоне. Сложением сигналов трех поддиапазонов формируются сигналы верхней и нижней боковых полос в диапазоне 0,15...32 МГц. Линии задержки компенсируют запаздывание сигналов второго и третьего поддиапазонов. Перед операцией суммирования сигналы с меньшей тактовой частотой дискретизации проходят интерполяцию для согласования этой частоты с частотой других суммируемых сигналов. Во втором и третьем поддиапазонах, где сигналы формируются с пониженными тактовыми частотами (16 и 4 МГц соответственно), блоки умножения используются многократно в течение одного периода тактовой частоты. Такое построение фазового селектора позволяет сократить порядок импульсной характеристики фильтров, отвечающих за высокочастотную часть

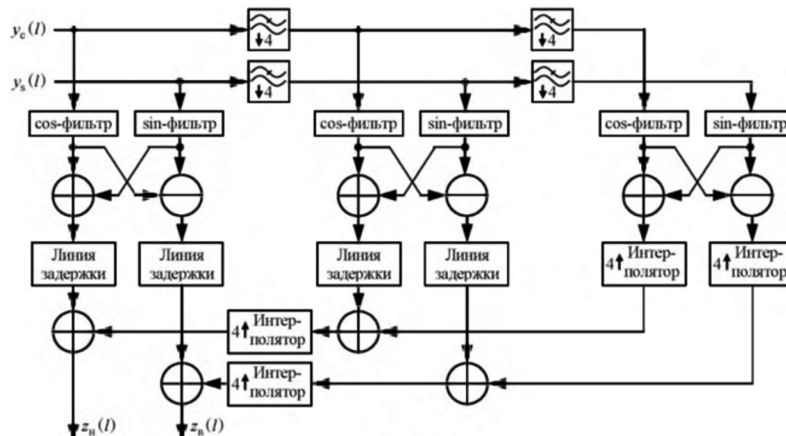
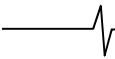


Рисунок 2 – Трехзвенный фазовый селектор



сигнала, до 27, а число задействованных в ПЛИС блоков умножения для их реализации до 24. Сокращение используемых ресурсов ПЛИС имеет особенно важное значение при создании радиоастрономических устройств с большим числом функциональных узлов: 16 видеоконверторов, наборов полифазных фильтров, дешифраторов, форматов и других.

Не смотря на существенное сокращение используемых ресурсов ПЛИС в многозвенном фазовом селекторе имеют место искажения сигналов на частотах вблизи границ поддиапазонов из-за перекрытия спектров сигналов соседних поддиапазонов. Кроме того, во втором и, особенно, в третьем (самом низкочастотном) поддиапазоне требуется более высокий порядок импульсной характеристики фильтров и наибольший расход логических ячеек ПЛИС, необходимый для сокращения числа блоков умножения и их многократного использования (один и тот же блок умножения может использоваться до 256 раз в фильтре, отвечающем за обработку НЧ части сигнала).

Метод разделения боковых полос с помощью только квадратурных цифровых преобразований

Следует отметить, что в описанном выше способе все преобразования осуществляются над сигналами x , y , z в действительной форме. Однако многих недостатков этого способа можно избежать, если использовать комплексную форму представления сигнала, только квадратурные преобразования и ФНЧ, а преобразование сигнала в действительную форму проводить в конце – уже после того, как сигнал смежной видеополосы окажется отфильтрованным. Это позволяет не только упростить схему ЦВК (рис. 3), но и сократить требуемые для ее реализации ресурсы. В отличие от фазосдвигающих фильтров, ФНЧ проще в реализации. Для него требуется меньший порядок фильтра, определяемый в данному случае только крутизной спада амплитудно-частотной характеристики в области верхних частот. Используемый в таком способе разделения боковых полос принцип в целом аналогичен тому, который применяется при формировании цифрового сигнала с одной боковой полосой [5]. Входная часть ЦВК (рис. 3), основанного на указанном принципе, не отличается от рассмотренной выше. Однако, для выделения, например, верхней боковой полосы от f_0 до $f_0 + \Delta F$ цифровой гетеродин настраивается на частоту $f_g = f_0 + \Delta F / 2$.

При этом входной действительный сигнал $x(t_i)$ преобразуется в комплексный $y_c(t_i) - jy_s(t_i)$ со спектром

$$Y[\exp(j2\pi fT_1)] = X\{\exp[j2\pi(f - f_0 - \Delta F/2)]\},$$

сдвинутым по оси частот влево на величину $f_0 + \Delta F/2$.

Здесь j – мнимая единица, а $X(j2\pi fT_1)$ – спектр входного сигнала. После комплексного фильтра в виде двух одинаковых ФНЧ с частотной характеристикой $H[\exp(j2\pi fT_1)]$ имеем спектр комплексного сигнала $\Delta F z_c(t_i) + jz_s(t_i)$:

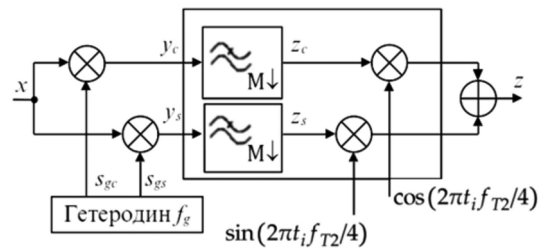
$$Z[\exp(j2\pi fT_1)] = X\{\exp[j2\pi(f - f_0 - \Delta F/2)]\} \cdot H[\exp(j2\pi fT_1)].$$


Рисунок 3 – Цифровой видеоконвертор с квадратурной обработкой сигналов

После децимации в $M = f_{T1} / \Delta F$ раз надо T_1 заменить в последнем выражении на $T_2 = 1 / \Delta F$. При этом, в отличие от способа фазового разделения боковых полос, тактовая частота f_{T2} становится равной не $2\Delta F$, а ΔF . Если надо выделить не верхнюю, а нижнюю боковую полосу, то гетеродин настраивается на частоту $f_g = f_0 - \Delta F / 2$, а в остальном алгоритм преобразований не меняется. Для перехода в действительную область выходной комплексный сигнал $z_c(t_i) + jz_s(t_i)$ домножается на комплексную экспоненту $\exp(j2\pi t_i f_{T2} / 4)$, что дает сдвиг вправо на половину выходной полосы частот ΔF .

Алгоритм цифровой обработки сигнала при реализации данного способа разделения боковых полос заключается в преобразовании входного действительного сигнала в комплексный с последующей многостадийной фильтрацией и сдвигом спектра сигнала. Обработка сигнала происходит в три этапа: предварительная фильтрация, квадратурные преобразования с фильтрацией и переход в действительную область на завершающем этапе. На таком алгоритме основана работа широкополосных каналов МСПС при выделении сигналов с одной боковой полосой 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 МГц и подавлением зеркального канала [6]. Предварительная фильтрация позволяет не только подавить комбинационные помехи, неизбежно возникающие при преобразовании частот сигнала, но и путем децимации понизить тактовую частоту. На всех ступенях предварительной фильтрации реализуется тот же алгоритм, что и в самом ЦВК: спектр сигнала переносится в заданную область частот с помощью гетеродина, квадратурного смесителя и комплексного полуполосного ФНЧ с децимацией. При этом на первой ступени предварительной фильтрации диапазон входных частот сигнала 0...2048 МГц разделяется на 5 одинаковых взаимно перекрывающихся на 32 МГц поддиапазонов. При этом за счет децимации тактовая частота понижается до 256 МГц. В зависимости от частоты настройки каждый из 16 ЦВК подключается к тому или иному поддиапазону. На входе ЦВК сигнал еще раз фильтруется с помощью двух последовательно соединенных квадратурных преобразователей частоты, каждый из которых включает в себя пару умножителей, с квадратурным гетеродином и комплексный полуполосный фильтр с децимацией. В результате тактовая частота понижается до 64 МГц, что позволяет выделять в ЦВК сигналы ВБП или НБП с полосой до 32 МГц. Это не связано с большими затратами ресурсов при реализации на ПЛИС, так как квадратурный сигнал гетеродина с частотой $f_T / 4$ определяется всего 4 точками и при фазе, равной нулю, имеет значения: (1; 0), (0; j), (-1; 0), (0; -j). Комплексный сигнал после переноса спектра в область видеочастот в цифро-

Таблица 1 – Расход ресурсов на их реализацию в ПЛИС 16-канальных систем выделения узкополосных сигналов

Диапазон входных рабочих частот сигнала, МГц	Система, основанная на фазовом методе разделения боковых полос			МСПС, основанная на методе квадратурных преобразований		
	0 – 1024			0 - 2048		
	Предварительная фильтрация	16 ЦВК	Всего	Предварительная фильтрация	16 ЦВК	Всего
Триггеров	50622	90160	140782	40760	91808	132568
Таблиц истинности	41244	46448	87692	45490	58968	104458
Ячеек переноса	8082	6272	14354	4720	5024	9744
Блоков умножения	48	608	656	0	192	192
Ячеек распределенной памяти	4212	19280	23492	2880	9472	12352
Блоков памяти по 36 кбит	0	48	48	80	16	96

вом видеоконвертере сдвигается на половину полосы пропускания для перехода из комплексной области в действительную. Такая операция очень просто выполняется с помощью инверторов знаков и коммутатора, управляемого двухразрядным счётчиком.

Сравнительный анализ затрат ресурсов ПЛИС в МСПС и в более ранних разработках подобных систем, использующих фазовый метод разделения боковых полос сигнала, проведенный в среде Vivado Web Pack, показал, что использование только квадратурных цифровых преобразований позволяет существенно сократить затраты ресурсов (табл. 1).

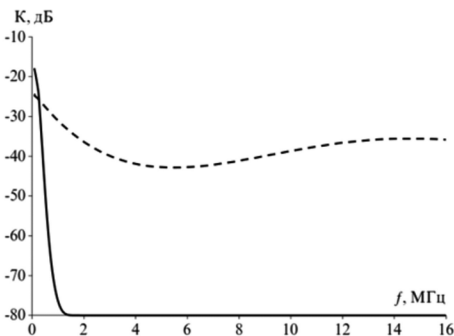


Рисунок 4 – Графики зависимости коэффициента подавления противоположной боковой полосы K от частоты сигнала: фазовым методом (пунктир) и методом квадратурных преобразований (сплошная линия)

При этом весьма эффективно сокращается расход аппаратных умножителей, делая реализацию сложной многоканальной системы даже при увеличении входного диапазона частот более простой и энергоэффективной. Причем разделение на поддиапазоны в области видеочастот при использовании этого метода уже не требуется. Метод квадратурных преобразований позволяет достичь требуемых в радиоастрономических системах параметров разделения боковых полос сигнала с минимальными затратами ресурсов ПЛИС даже при использовании довольно высоких порядков полуполосных ФНЧ: в каналах МСПС применяются 14-звенные, 18-звенные и 126-звенные КИХ-фильтры. Для сравнения эффективности разделения боковых полос двумя описанными выше методами на рис. 4 приведена обобщенная* характеристика подавления противоположной боковой полосы для систем, использующих фазовый метод и метод квадратурных преобразований для разделения боковых полос на примере выделения боковой полосы шириной 16 МГц. *Примечание: обобщенная характеристика получена экспериментальным путем. Измерения проводились при последовательной перестройке частоты генератора входного сигнала для нескольких вариантов настройки частоты гетеродина. Аналогичные точки по частоте отстройки генератора входного сигнала от частоты гетеродина были усреднены между собой для построения графиков, представленных на рис. 4.

Как видно из графиков, метод выделения боковых полос с помощью квадратурных преобразований позволяет достичь в

основной части рабочей полосы частот подавления «зеркальной помехи» на 80 дБ, в то время как подавление фазовым методом в той же полосе составляет 35 – 40 дБ. Метод квадратурных преобразований обеспечивает более эффективное разделение боковых полос, так как использует подавление в полосе заграждения нескольких ФНЧ высокого порядка при сохранении минимальных затрат ресурсов ПЛИС.

Заключение

Разработан цифровой метод эффективного разделения боковых полос узкополосного сигнала, выделяемого из широкополосного. Метод основан на квадратурной обработке комплексных сигналов без перехода в действительную форму и отличается минимальными затратами вычислительных ресурсов. Используемый ранее фазовый метод, несмотря на свою распространённость, уступает по эффективности методу квадратурной обработки, который обеспечивает более высокую точность при минимальном использовании вычислительных ресурсов ПЛИС. Это особенно важно для современных систем радиоастрономической аппаратуры, таких как МСПС, где необходимо обрабатывать множество узкополосных каналов в реальное время. Практические результаты, полученные на радиотелескопах комплекса «Квазар-КВО», подтвердили преимущества метода, основанного на квадратурной обработке сигналов. Достигнутое подавление противоположной боковой полосы на 80 дБ позволяет существенно улучшить качество данных при радиоинтерферометрических наблюдениях. Внедрение этого метода в МСПС открывает новые возможности для замены устаревших аналоговых систем и повышения эффективности наблюдений. Кроме того, универсальность метода делает его применимым не только в радиоастрономии, но и в других областях, где требуется точное разделение частотных полос.

Литература

1. Поляков В.Т. Трансиверы прямого преобразования. М.: ДОСААФ СССР. 1984. 144 с.
2. Побережский Е.С. Цифровые радиоприемные устройства. М.: Радио и связь. 1987. 184 с.
3. Гренков С.А., Кольцов Н.Е., Федотов Л.В. Система преобразования и форматирования сигналов для радиоинтерферометра. Патент РФ на полезную модель № 175721. МПК H03D 7/00. 2017. Бюл. № 35.
4. Носов Е.В. Видеоконвертер с цифровой обработкой сигналов на видеочастотах для системы преобразования сигналов РСДБ-радиотелескопа. Труды ИПА РАН. 2010. Вып. 21. С. 99-105.
5. Солонина А.И. и др. Основы цифровой обработки сигналов. Изд. 2-е, испр. и перераб. СПб.: БХВ-Петербург. 2005. 768 с.
6. Гренков С.А., Мельников А.Е., Федотов Л.В. Узкополосный режим работы многофункциональной цифровой системы преобразования сигналов. Труды ИПА РАН. 2025. Вып. 72. С. 16-28. <https://doi.org/10.32876/ApplAstron.72.16-28>

КОНТРОЛЬ КАЧЕСТВА ВРАЩЕНИЯ ВАЛА С ПОМОЩЬЮ УСТРОЙСТВА ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

*Валу́йский Д.В., аспирант Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина,
e-mail: valuyskiy.d.v@mail.ru*

QUALITY CONTROL OF SHAFT ROTATION USING A REMOTE SENSING DEVICE USING A WAVELET TRANSFORM

Valuyskiy D.V.

The problem of shaft rotation control during continuous monitoring of the state of industrial equipment using a radar sensor is considered. An algorithm for evaluating the quality of shaft rotation based on real-time radar sensor signal processing is considered. An FMCW radar with a frequency of 77 GHz is used to irradiate the rotating shaft and obtain information about the degree of uniformity of its rotation. A test bench has been developed on which the signals reflected from the shaft are recorded. Then the real signals are analyzed and an approach to signal processing and a decision rule is proposed. The approach is based on the wavelet transform and the application of classification algorithms using deep learning neural networks to evaluate the quality of shaft rotation.

Key words: industrial shaft, vibrations, wavelet transform, Morlet wavelet, neural networks, deep learning, digital signal processing, classification, evaluation of rotation quality.

Ключевые слова: промышленный вал, вибрации, вейвлет-преобразование, вейвлет Морле, нейронные сети, глубокое обучение, цифровая обработка сигналов, классификация, оценка качества вращения.

Введение

Вращающиеся валы в настоящее время являются ключевыми элементами многих промышленных машин и аппаратов. Стабильность и равномерность вращения являются чрезвычайно важными требованиями к промышленным валовым механизмам, поскольку именно качество вращения определяет качество продукции, процент брака и в целом стабильность и безопасность производства. Кроме того, неравномерное вращение валов из-за износа вращающихся механизмов может привести к повреждению и разрушению промышленных машин, что, в свою очередь, приводит к дополнительным затратам на ремонт и замену оборудования и может представлять угрозу для жизни и здоровья обслуживающего персонала промышленных машин. Таким образом, непрерывный и точный мониторинг состояния вращающихся валов промышленных машин является актуальной практической задачей.

Мониторинг состояния вращения промышленного вала может быть осуществлен различными способами: с помощью датчиков вибрации, непосредственно подключенных к промышленному оборудованию, с помощью инструментов оптического анализа (камер, лидаров) или с помощью радарных датчиков. Использование радиолокационных датчиков и систем представляет интерес, поскольку позволяет проводить диагностику без непосредственного контакта с промышленным оборудованием. Кроме того, радиолокационные датчики, в отличие от оптических, сохраняют свою работоспособность в усло-

Рассматривается проблема контроля вращения вала при непрерывном отслеживании состояния промышленного оборудования с использованием датчика дистанционного зондирования. Предлагается алгоритм оценки качества вращения вала на базе обработки сигнала датчика дистанционного зондирования в режиме реального времени. Для облучения вращающегося вала и получения информации о степени равномерности его вращения используется радиолокатор FMCW с частотой 77 ГГц. Разработан испытательный стенд, на котором регистрируются отраженные от вала сигналы. Затем анализируются реальные сигналы и предлагается подход к обработке сигналов и правилу принятия решений. Подход основан на вейвлет-преобразовании и применении алгоритмов классификации с использованием нейронных сетей глубокого обучения для оценки качества вращения вала.

виях недостаточной освещенности, запыленности или загрязнения, что является важным преимуществом в промышленном производстве [1-2].

Традиционный подход к обнаружению неисправностей вала основан на анализе вибрационного сигнала. Обычно используется быстрое преобразование Фурье (БПФ) и анализируются компоненты спектра отраженного сигнала. Неисправности вала приводят к увеличению количества дополнительных компонентов в спектре Фурье. Анализ Фурье-компонент для различных ситуаций посвящен ряд работ [3-5, 18]. В [3] предложен метод мониторинга состояния вала, основанный на автокорреляции и анализе функции спектральной плотности мощности. Все подходы, описанные в [3], не имеют отношения к радиолокационным датчикам. [6] – одна из первых работ, посвященных радиолокационным системам мониторинга состояния для обнаружения неисправностей вала. В ней используется радиолокационная установка с частотой 24 ГГц для исследования возможности мониторинга вертолетных винтов. Получены и проанализированы спектры сигналов. Однако эффективный показатель оценки состояния винтов не предлагается.

В [7] описывается экспериментальный стенд на базе отладочной платы радара с частотой 77 ГГц [8] для оценки уровня вибраций цели в лабораторных условиях и сравнение полученных результатов с показаниями лазерного виброметра. Достижимые характеристики радарной системы оцениваются с точки зрения точности определения частоты вибраций. Вращение не рассматривается. Также не дается оценка целевого состояния.

Использование вейвлет-преобразования для обработки радиолокационных сигналов, отраженных от вращающегося вала, является одним из перспективных направлений в разработке радарных детекторов повреждений вращающихся валов [9, 16]. Более того, комбинируя вейвлет-обработку сигналов с методами глубокого обучения, можно создать промышленный классификатор качества вращения вала на основе радиолокационного датчика [10-11, 17].

В данной статье рассматривается задача контроля вращения вала с помощью радара. Регистрируются и анализируются экспериментальные данные для неповрежденных и поврежденных промышленных валов. Предлагается подход к обработке радиолокационного сигнала с использованием вейвлет-преобразования и нейронных сетей глубокого обучения для автоматической оценки равномерности вращения.

Теоретические положения

Согласно [12-14], типовая задача, решаемая системой дистанционного зондирования, включает в себя три основных этапа: определение дальности до цели, оценку скорости и определение направления на цель. Дальность до цели определяется временной задержкой передаваемого сигнала. Оценка скорости цели основана на эффекте Доплера, а для определения направления на цель радар должен собирать отраженные сигналы с нескольких приемных антенн.

Использование сигналов FMCW (ЛЧМ, линейная частотная модуляция) позволяет одновременно достичь высокого разрешения по дальности и доплеровской частоте, что особенно важно для задач анализа качества вращения вала, поскольку оценка параметров движения основана на эффекте Доплера. Радар передает периодические широкополосные частотно-модулированные импульсы, частота которых линейно увеличивается в течение импульса. Отраженный сигнал можно рассматривать как двумерный сигнал с «медленными» временными индексами p , соответствующими номеру импульса, и «быстрыми» временными индексами n , соответствующими количеству отсчетов за один период повторения.

Чтобы определить направление на обнаруженный объект, радар должен обработать сигналы от нескольких приемных антенн. Сигнал на выходе демодулятора и АЦП обрабатывается путем умножения на опорный ЛЧМ-сигнал. Результирующий сигнал на промежуточной частоте (ПЧ) может быть описан в трех измерениях следующим образом:

$$ns(l, n, p) = \alpha \cdot \exp(j2\pi \times \left(\left(\frac{2KR}{c} + f_d \right) \cdot \frac{n}{f_s} + \frac{f_c l d \sin \theta}{c} + f_d p T_0 + \frac{2f_c R}{c} \right) + \omega(n, p), \quad (1)$$

где α представляет собой коэффициент затухания, K – константа модуляции, f_c – несущая частота, f_d – доплеровская частота, f_s – частота дискретизации, T_0 – длительность импульса, c – скорость света, d – расстояние между приемными антеннами и θ – азимутальный угол.

Из уравнения (1) можно сделать вывод, что информация о дальности, скорости и азимуте цели может быть извлечена из сигнала с помощью трех БПФ. Первый БПФ выполняется по «быстрому» времени и дает разрешение по дальности. Второй БПФ выполняется по «медленному» времени и обеспечивает разрешение по частоте или скорости. Наконец, третий БПФ выполняется по массиву приемных антенн и обеспечивает разрешение по азимуту. Эта типовая обработка сигнала используется в качестве основы во время экспериментов, проведенных в нашем исследовании.

Целью проводимого исследования является анализ спектра доплеровского сигнала, полученного после применения второго (межпериодного) БПФ. Информация, полученная в результате анализа спектра доплеровского сигнала, может быть использована для оценки качества вращения вала. Таким образом, задача заключается в выявлении закономерностей и зависимостей между качеством вращения вала и закономерностями изменений спектра доплеровского сигнала.

При решении поставленной задачи вместо использования второго БПФ можно использовать вейвлет-преобразование и получить частотно-временную карту для доплеровского сигнала, отраженного от вращающегося вала. Вейвлет Морле можно описать следующим образом:

$$\psi_{\sigma}(t) = c_{\sigma} \pi^{-\frac{1}{4}} e^{-\frac{1}{2}t^2} (e^{i\sigma t} - k_{\sigma}), \quad (2)$$

где k_{σ} – константа, определяемая критерием допустимости, а c_{σ} – константа нормализации [15].

Экспериментальные исследования

В проводимых экспериментах используется радиолокационный модуль с непрерывной частотной модуляцией (FMCW), работающий на частоте 77 ГГц. Данный радар обеспечивает характеристики, подходящие для анализа вращения промышленных валов. Наилучшее разрешение по диапазону составляет 4 сантиметра, разрешение по скорости – до 0,01 метра в секунду. Разрешение по азимуту достигает 15 градусов благодаря двум передающим и четырем приемным антеннам с технологией множественного ввода и множественного вывода (MIMO) [8]. В проводимой исследовательской работе данная отладочная плата используется для мониторинга вращающегося вала промышленного станка и проведения доплеровского частотного анализа.

Схема радиолокационного устройства контроля вращения валов представлена на рис. 1.

Эксперименты, проводимые в ходе данной исследовательской работы, заключаются в регистрации и анализе сигналов, отраженных от вращающихся металлических валов. Экспериментальный стенд реализован на базе токарного станка.

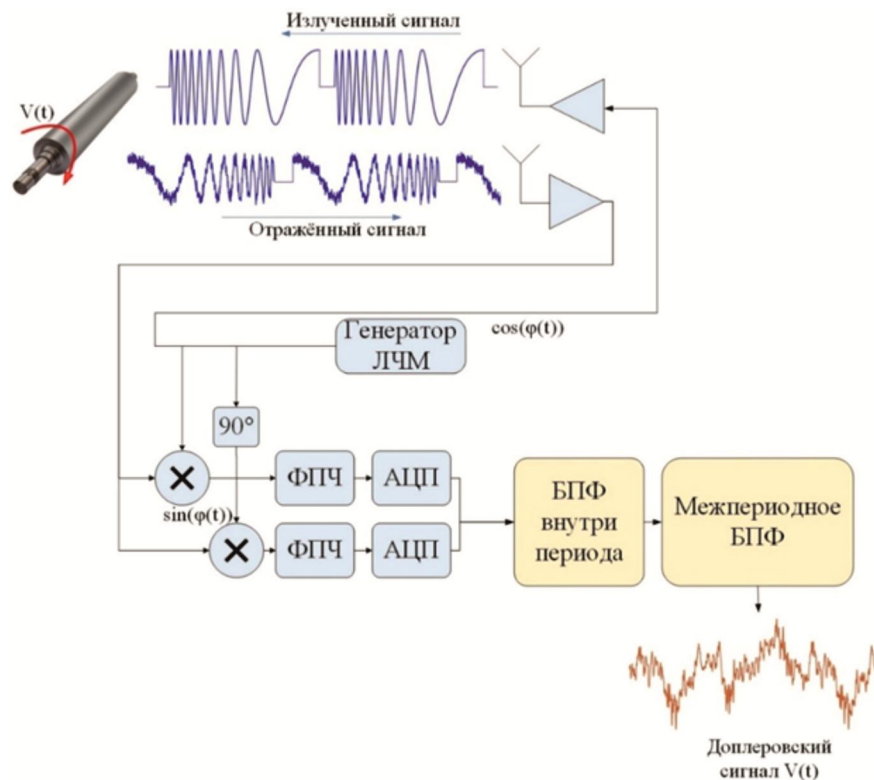


Рисунок 1 – Устройство контроля вращения промышленных валов

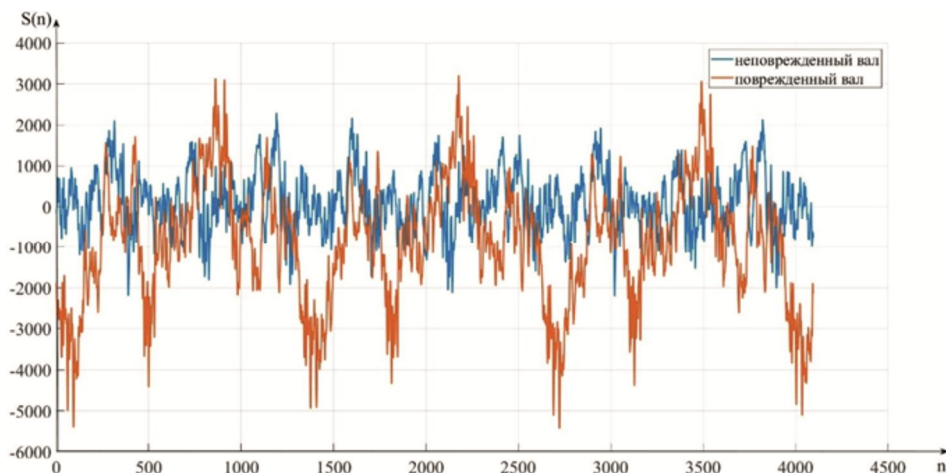


Рисунок 2 – Экспериментальные сигналы во временной области

Следует отметить, что в рамках проводимой исследовательской работы рассматриваются различные подходы к применению алгоритмов машинного обучения для оценки качества вращения промышленных валов. В рамках предшествующей работы [19], посвященной алгоритмам машинного обучения на основе линейного дискриминантного анализа: был описан экспериментальный стенд (см. [19], рис. 3). В рамках настоящей работы для экспериментальных исследований используется тот же демонстрационно-исследовательский стенд, состоящий из следующих компонентов: отдельная отладочная плата используется для регистрации радиолокационных сигналов, отраженных от вращающегося вала и предварительно обработанных радиолокатором. Зарегистрированные сигналы записываются на персональный компьютер и затем обрабатываются с помощью программного обеспечения, разработанного в ходе исследований.

В ходе экспериментов сигналы регистрировались для

различных скоростей вращения вала. Металлический стержень, моделирующий вал, вращается без биений, но биения могут быть смоделированы путем смещения оси точек крепления вала в станке. Таким образом, можно не только имитировать биения вала, но и управлять частотой и амплитудой этих биений.

Форма отраженных сигналов во временной области, соответствующая математическому описанию, приведенному в выражении (1), показана на рис. 2. Из рис. 2 видно, что сигнал, записанный для поврежденного вала, имеет ярко выраженные низкочастотные всплески. Эти всплески могут быть использованы для классификации поврежденного вала с использованием вейвлетов и нейронных сетей глубокого обучения.

Частотно-временная карта может быть получена путем применения вейвлет-преобразования к отраженному сигналу. В данной работе к отраженному сигналу применяется непрерывное вейвлет-преобразование. Базовой

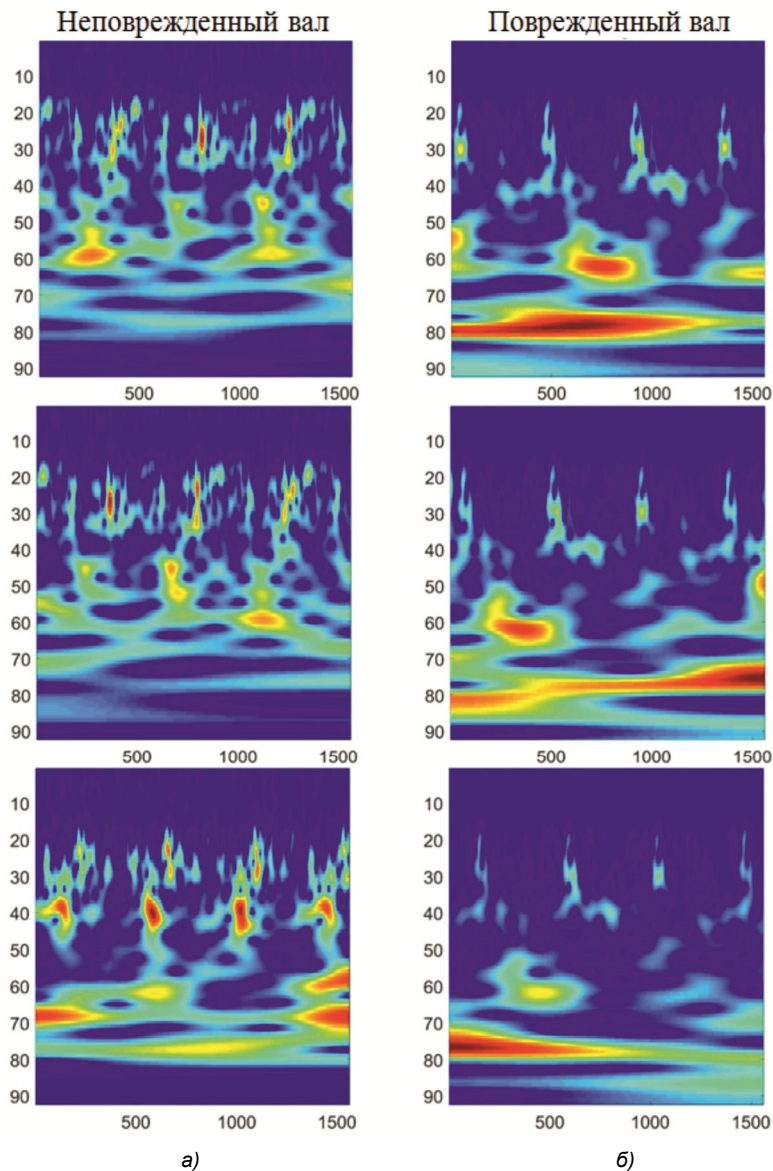


Рисунок 3 – Вейвлет-обработка сигнала за один оборот для неповрежденного (а) и поврежденного (б) вала

функцией является вейвлет Морле, описанный в (2). Изучение вейвлет-преобразования сигнала при одном обороте вала позволяет избежать влияния частот $2x$, $3x$ и т.д. на результирующее изображение. Сравнение частотно-временных карт для различных сигналов, отраженных от поврежденного и неповрежденного валов при одном обороте вала, показано на рис. 3. Можно видеть, что частотно-временная карта сигнала, отраженного от поврежденного вала, имеет ярко выраженные низкочастотные составляющие.

На полученном изображении можно выделить три области – высоких, средних и низких частот. Высокочастотные области примерно одинаковы для сигналов, отраженных от поврежденных и неповрежденных валов. Предположительно, они соответствуют отражениям от элементов крепления вала. Важная информация для определения качества вращения вала содержится в области средних и низких частот. Эти области характеризуются одиночными яркими всплесками, соответствующими моментам биений вала.

Предлагаемый алгоритм

По результатам эксперимента видно, что сигнал, отраженный от поврежденного вала, имеет ярко выраженную постоянную низкочастотную составляющую. Интерес представляет также анализ результатов вейвлет-преобразования при одном обороте вала (около 1500 временных отсчетов сигнала). Можно видеть, что сигнал, отраженный от поврежденного вала, имеет повторяющиеся низкочастотные всплески, в то время как сигнал, отраженный от неповрежденного вала, имеет только высокочастотные колебания, повторяющиеся более одного раза в течение одного оборота вала.

Предлагаемый подход заключается в оценке динамики изменений частотно-временной карты сигнала, отраженного от вала, в течение одного оборота вала, а также динамики изменений частотно-временной карты от одного оборота вала к другому.

На рис. 4 показано сравнение обработки сигнала с использованием вейвлет-преобразования и с использованием спектрограммы. Как видно из сравнения полученных

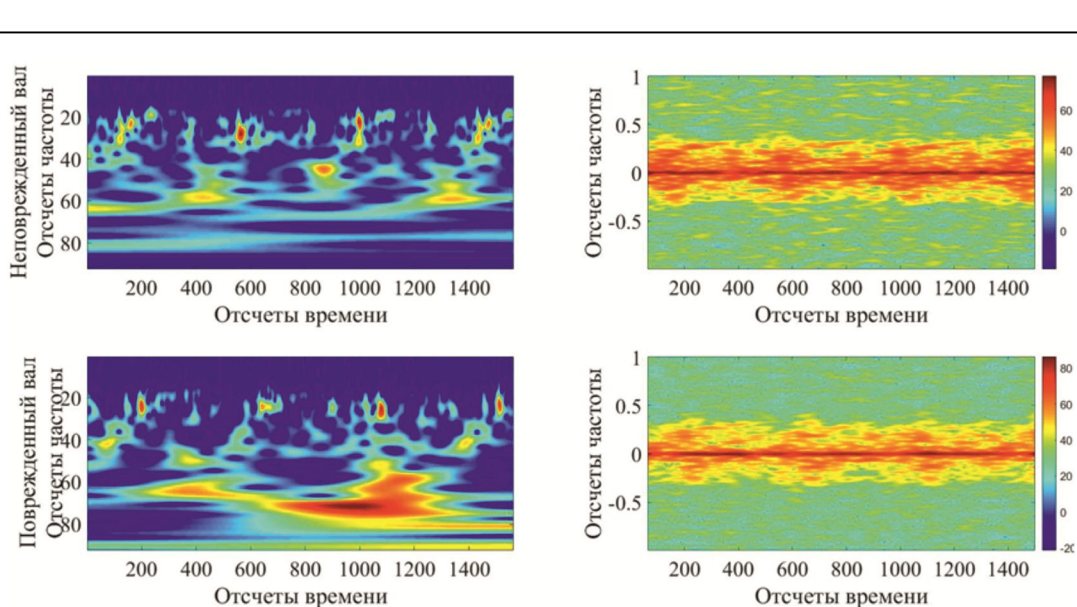


Рисунок 4 – Сравнение результатов вейвлет-обработки и спектрограммы сигнала, отраженного от неповрежденных и поврежденных валов

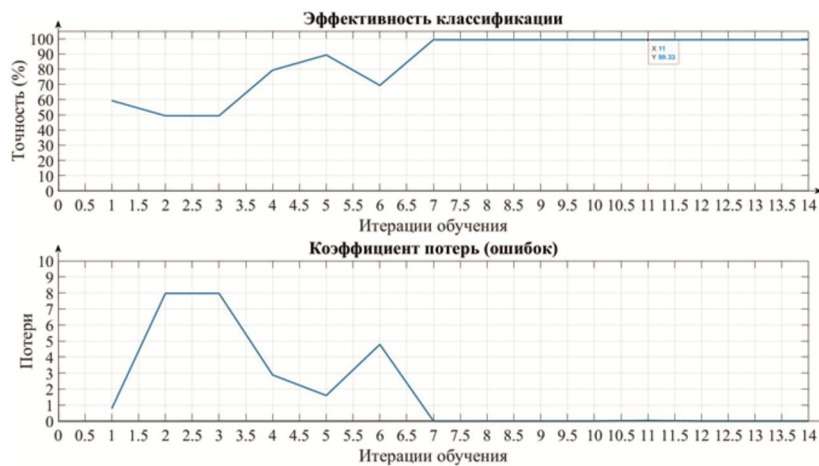


Рисунок 5 – Обучение нейронной сети

изображений, использование вейвлет-преобразования позволяет оценить изменения спектра сигнала с течением времени с достаточно высокой точностью. В то же время спектрограмма, построенная с использованием БПФ, не позволяет провести детальный анализ динамики спектра во времени из-за усреднения результатов по всему интервалу наблюдений.

На основе проведенного анализа могут быть разработаны численные модели для оценки динамики спектра сигнала, отраженного от вала, с течением времени.

Полученные изображения показывают, что использование вейвлет-преобразования с базовым вейвлетом Морле позволяет четко идентифицировать разницу между сигналами, отраженными от вращающегося вала без биений и с биениями. На основе данных вейвлет-преобразования можно создавать различные решатели. В этой статье мы рассмотрим классификацию с использованием нейронных сетей глубокого обучения.

Рассмотрим классификацию биений с помощью вейвлет-преобразования отраженного радиосигнала – это анализ с использованием нейронных сетей глубокого обучения для идентификации биений, описанных выше, на низких и средних частотах на изображениях, получен-

ных в результате вейвлет-преобразования. В наших экспериментах мы используем нейронную сеть глубокого обучения с тремя сверточными слоями, тремя слоями ReLU и одним полностью подключенным слоем. Мы будем обучать эту сеть на наборе данных, состоящем из сигналов, записанных в ходе экспериментов. Результат обучения нейронной сети показан на рис 5.

Как видно из рис. 5, даже на относительно небольшом наборе данных (порядка 1500 вариаций сигналов) точность классификации вала (поврежденный/неповрежденный) составляет более 99 %.

Сравнительный анализ некоторых классических алгоритмов обработки сигнала с использованием БПФ и предложенного алгоритма анализа с использованием нейронной сети глубокого обучения для анализа вейвлет-образов отраженных сигналов и последующего выявления дефектов вала для различных значений отклонения оси вращения представлен на рис 6. Для более детального сравнения на рис. 6 также представлены результаты для алгоритма линейного дискриминантного анализа, полученные в рамках работы [19].

Как видно из рис. 6, предлагаемый в рамках проведенного исследования алгоритм позволяет добиться по-

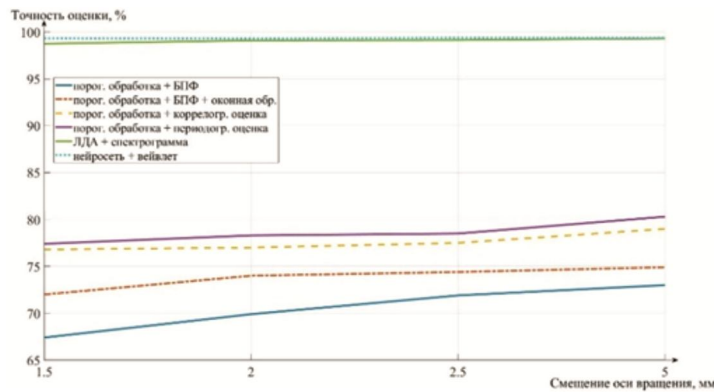


Рисунок 6 – Сравнение точности оценка качества вращения вала.

Оценка вейвлет-образа сигнала с помощью нейросети и классические алгоритмы

вышения точности оценки качества вращения вала на величину порядка 15 % при отклонениях вала от оси вращения в пределах 5 мм.

Заключение

В рамках проведенного исследования рассмотрены различные подходы к мониторингу вращения вала. Приведены преимущества использования радиолокационных сигналов для обнаружения повреждений вала. На основе описанных теоретических положений был построен испытательный стенд для оценки качества вращения вала с помощью датчика дистанционного зондирования. Были зарегистрированы и проанализированы отражения от поврежденных и неповрежденных валов. Отмечено, что поврежденный вал имеет яркие всплески во временной области. Предложено использовать этот факт в качестве основы для алгоритма обработки вейвлет-сигналов в устройстве контроля качества вращения вала. Яркость низкочастотных составляющих в рамках одного оборота вала и повторяющиеся яркие низкочастотные составляющие в течение всех интервалов наблюдения в частотно-временном представлении отраженного сигнала могут быть использованы в качестве показателя неравномерности вращения вала.

Предложен подход к классификации промышленных валов по частотно-временным картам с использованием нейронной сети глубокого обучения. Эффективность этой классификации была продемонстрирована с помощью тестовой нейронной сети, обученной на базе набора записанных экспериментальных сигналов.

Экспериментально подтверждено, что анализ динамики изменения спектра отраженного сигнала может быть использован для получения выводов о неравномерном вращении вала. Неравномерность вращения вала может быть оценена с помощью спектрального анализа и методов статистической оценки. В частности, применение нейронных сетей и алгоритмов глубокого обучения для классификации сигналов по признаку «поврежденный» / «неповрежденный» вал демонстрирует точность обнаружения дефектов вращения вала на уровне более 99 %.

Литература

1. Radar Systems for Modern Civilian Applications: Part 1. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 36, no. 4, (2019).
2. Radar Systems for Modern Civilian Applications: Part 2. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 36, no. 5, (2019).
3. Gradzki R., Kulesza Z., Bartoszewiczoster B.: Method of shaft crack detection based on squared gain of vibration amplitude. Nonlinear Dyn 98, 671-690 (2019).
4. Ma, H., Zhao, Q., Han, Q., Wen, B.: Dynamic characteristics analysis of a rotor–stator system under different rubbing forms. Appl. Math. Model. 39, 2392-2408 (2015).
5. Patel, T.H., Darpe, A.K.: Vibration response of misaligned

rotors. J. Sound Vib. 325, 609-628 (2009).

6. Bharadwaj R., et al.: Condition Monitoring Using Standoff Vibration Sensing Radar. AHS Airworthiness, CBM, and HUMS Specialists' Meeting, Huntsville, AL. (2013).

7. Ciattaglia G., et al.: Performance Evaluation of Vibrational Measurements through mmWave Automotive Radars. Remote Sensing 13.1, (2021).

8. AWR1642 Evaluation Module (AWR1642BOOST) Single-Chip mmWave Sensing Solution User's Guide, Texas Instruments, (2020).

9. Vityazev S., Valuyskiy D. Experimental Study Of The Industrial Shaft Uneven Rotation Influence On The Characteristics Of Probing Radar Signals. 2023 25th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA).

10. P.K. Sahu, R.N. Rai. Effect of Time-Frequency Representations for Fault Classification of Rolling Bearing in Noisy Conditions Using Deep Learning. 2023 25th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA).

11. Brian Russell and Jiajun Han. Jean Morlet and the Continuous Wavelet Transform. CREWES Research Report. Vol. 28 (2016).

12. Zeintl C., Eibensteiner F., Langer J.: Evaluation of FMCW radar for vibration sensing in industrial environments. In 29th International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA). IEEE, (2019).

13. Khablov, D.: Signal Processing of Doppler Microwave Vibration Sensors with Quadrature Transformation. In 23rd International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA). IEEE, (2021).

14. S.M. Patole, M. Torlak, D. Wang, M. Ali, "Automotive radars: A review of signal processing techniques," Signal Processing Magazine, vol. 34, issue 2, 2017, pp. 22-35.

15. Merrill Skolnik, Radar Handbook, 3rd ed. McGraw Hill Companies, 2008.

16. M. Orkisz and A. Szewczuk, "Spectrum Shape Based Roller Bearing Fault Detection and Identification," in IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 59, no. 2, pp. 1547-1556, March-April 2023.

17. E. Landi et al., "A MobileNet Neural Network Model for Fault Diagnosis in Roller Bearings," 2023 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), Kuala Lumpur, Malaysia, 2023.

18. L. Tang, X. Wu, D. Wang and X. Liu, "A Comparative Experimental Study of Vibration and Acoustic Emission on Fault Diagnosis of Low-Speed Bearing," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 72, pp. 1-11, 2023.

19. Валуцкий Д.В. Обнаружение дефектов вращающегося вала с использованием бесконтактного датчика и применением алгоритма классификации на основе линейного дискриминантного анализа. Цифровая обработка сигналов. 2025. № 2. С. 63-68.

ОЦЕНКА МИНИМАЛЬНОГО КОДОВОГО РАССТОЯНИЯ МПП-КОДОВ МОДИФИЦИРОВАННЫМ МЕТОДОМ КОУЛА

Нектов А.Р., разработчик ООО «Лаборатория Сфера» г. Рязань, e-mail: nektov.a.r@labsphera.ru

Виноградов Н.С., разработчик ООО «Лаборатория Сфера», г. Рязань, e-mail: vinogradov.n.s@labsphera.ru

Овинников А.А., к.т.н., доцент кафедры Телекоммуникаций и основ радиотехники Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: ovinnikov.a.a@tor.rsreu.ru

ESTIMATION OF THE MINIMUM CODE DISTANCE OF LDPC CODES BY THE MODIFIED COLE METHOD

Nektov A.R., Vinogradov N.S., Ovinnikov A.A.

In the proposed work, the problem of estimating the minimum code distance of channel codes based on sparse graphs is considered. In general, the search for codewords of the smallest, but non-zero Hamming weight, for a random code is an NP-hard task. However, structural constraints, such as, for example, quasi-cyclicity, make it possible to significantly simplify the indicated problem. Under these conditions, it is proposed to apply elements of the modified Cole significance sampling method, which differs from the original by the algorithm for generating pulse noise vectors. A comparison of this method with analogues revealed its advantages and disadvantages, as well as highlighted the ways of further improvements.

Key words: minimum distance, LDPC, trapping sets, Cole's method.

Ключевые слова: минимальное кодовое расстояние, МПП-коды, множества ловушек, метод Коула.

Введение

Современные системы связи и хранения данных предъявляют все более высокие требования к надёжности передачи информации. Коды с малой плотностью проверок на чётность (МПП), благодаря своей способности приближаться к пропускной способности канала при использовании итеративного декодирования, стали одним из фундаментальных классов помехоустойчивых кодов и широко применяются в стандартах, как Wi-Fi, 5G, DVB-S2 и многих других. Критически важным параметром, определяющим корректирующую способность любого линейного блочного кода, в том числе и МПП, является его минимальное кодовое расстояние, d_{min} . В совокупности с его мультипликативностью $n(d_{min}) = n_{min}$ этот параметр напрямую влияет на вероятность необнаруживаемой ошибки и асимптотическое поведение кода при низкой вероятности ошибки на бит, так называемую «полку», что особенно актуально для приложений с жёсткими требованиями к надёжности.

Однако, точное определение минимального расстояния для произвольного МПП кода представляет собой вычислительно сложную задачу, относящуюся к классу NP-трудных. Прямой перебор всех кодовых слов для длинных кодов с большой размерностью оказывается практически невозможным из-за экспоненциального роста вычислительных затрат. В этой связи разработка эффективных методов оценки, способных с приемлемой точностью и разумными вычислительными ресурсами определить значения d_{min} и n_{min} является важной научно-технической задачей.

Среди существующих подходов к оценке кодового

Рассматривается проблема оценки минимального кодового расстояния помехоустойчивых кодов, базирующихся на разреженных графах. В общем случае поиск кодовых слов наименьшего, но ненулевого веса Хэмминга, для случайного кода является NP-трудной задачей. Однако, структурные ограничения, такие как, например, квазицикличность, позволяют в значительной степени упростить обозначенную проблему. В указанных условиях предлагается применить элементы модифицированного метода выборки по значимости Коула, отличающегося от оригинала алгоритмом формирования векторов импульсного шума. Сравнение этого способа с аналогами выявило его достоинства и недостатки, а также подсветило пути дальнейших усовершенствований.

расстояния наряду с классическими переборными алгебраическими методами Брауэра-Циммермана [1] и генетическими алгоритмами выделяют ряд импульсных методов [2-7], одним из которых частично является выборка по значимости Коула [6, 7]. Его основная идея в рамках первого этапа работы заключается в целенаправленном «размножении» редких событий (кодовых слов малого веса) путём смещения распределения вероятностей генерации ошибок, влияющего на сходимость процесса итеративного декодирования. Это позволяет существенно повысить вероятность появления слов малого веса и получить статистически обоснованные оценки минимального кодового расстояния.

Несмотря на свою эффективность классический метод Коула имеет ряд ограничений, особенно заметных при работе с длинными кодами: трудности с выбором оптимальных параметров шумового воздействия, существенная вычислительная сложность на одну итерацию декодирования, высокая чувствительность к псевдокодовым словам и потенциально медленная сходимость оценки для кодов с относительно большим d_{min} .

Целью работы является частичное преодоление указанных ограничений путём разработки и исследования модифицированного варианта метода выборки по зна-

чимости Коула для оценки минимального кодового расстояния МПП кодов. Предлагаемые изменения включают в себя модернизацию алгоритма формирования векторов импульсного шума, а также правил его наложения на закодированные сообщения. Ожидается, что данный подход позволит существенно снизить вычислительную сложность оценки по сравнению с базовым методом Коула при сохранении высокой точности, а также повысит его устойчивость и применимость к более широкому классу МПП кодов.

В статье представлены теоретические основы квазициклических МПП кодов, наиболее распространённых алгоритмов декодирования и детали предлагаемой модификации. В рамках экспериментальной части приводятся сравнительные результаты по оценке параметров d_{min} и n_{min} для 4-х различных декодеров в сопоставлении с известными достижениями для практически значимых МПП кодов.

Квазициклические МПП коды. Весовой спектр и минимальное кодовое расстояние

Коды с малой плотностью проверок на четность – линейные блочные коды, кодирование которых чаще всего осуществляется по проверочной матрице. Особый класс квазициклических (КЦ) МПП кодов получил широкое распространение в современных стандартах связи [8-11], в том числе благодаря своей структуре, обеспечивающей эффективное кодирование и декодирование. Матрица проверки на чётность H КЦ МПП кода размерности $[m_b, n_b]$ блоков строится как массив квадратных циркулянтных матриц (или нулевых матриц) размера q .

$$H = \begin{bmatrix} I\{p_{11}\} & I\{p_{12}\} & \dots & I\{p_{1n_b}\} \\ I\{p_{21}\} & I\{p_{22}\} & \dots & I\{p_{2n_b}\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I\{p_{m_b1}\} & I\{p_{m_b2}\} & \dots & I\{p_{m_bn_b}\} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где $I\{p_{ij}\}$ – это либо нулевая матрица размер q , либо циклическая сдвиговая матрица (циркулянт), полученная циклическим сдвигом единичной матрицы I на p_{ij} позиций вправо, возможны и другие направления смещения в зависимости от конкретного стандарта. Кодовая длина в таком случае определяется выражением $n = q \cdot n_b$, а длина информационного блока $k = q \cdot (n_b - m_b)$, при условии, что проверочная матрица не содержит линейно зависимых строк. Для упрощения алгоритмов кодирования важно, чтобы ранг матрицы H был полным, а также крайне желательно чтобы существовала обратимая подматрица H_0 внутри H размера m_b .

Минимальное кодовое расстояние d_{min} линейного блочного кода определяется как минимальное расстояние Хэмминга между всеми парами различных кодовых слов. Эквивалентно, d_{min} – это минимальный вес ненулевого кодового слова: $d_{min} = \min\{w_H(c) | c \in C, c \neq 0\}$, где $w_H(c)$ – вес Хэмминга вектора c (количество ненулевых элементов). Значение d_{min} – является фундаментальным параметром, определяющим корректирующую

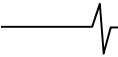
способность кода в условиях применения декодирования по методу максимального правдоподобия. На высоких отношениях сигнал-шум вероятность ошибки на бит (BER) и блок (FER) перестаёт экспоненциально убывать с ростом E_b/N_0 выходит на асимптотический уровень, называемый «полкой» (Error Floor). Слова малого веса становятся доминирующей причиной ошибок декодирования в этом режиме, что повышает значимость методов оценки самой величины d_{min} и её мультипликативности в таких системах как оптическая связь и хранение данных.

Весовой спектр кода C – это распределение количества кодовых слов по их весам $A_w = |\{c \in C | w_H(c) = w\}|$ для $w = 0, 1, \dots, n$ (где $A_0 = 1$ для нулевого слова). Весовой спектр полностью характеризует дистанционные свойства кода, причём минимальное расстояние – это наименьший $w > 0$, для которого $A_w > 0$. Для КЦ МПП кодов слова одного веса образуют группы под действием циклического сдвига, поэтому они могут быть прорежены на величину q до получения ансамбля неизоморфных кодовых слов. Возможность существования кодовых слов очень малого веса Хэмминга сильно зависит от конкретных параметров проверочной матрицы, таких как размерности n_b и m_b , максимальный вес циркулянта, конкретных значений циклических сдвигов p_{ij} , а также регулярности самого кода. Точное вычисление весового спектра и минимального кодового расстояния произвольного КЦ МПП кода является NP-трудной задачей, что делает эффективные методы оценки этих параметров крайне востребованными для анализа и выбора таких кодов на практике.

Алгоритмы декодирования МПП кодов, используемые при поиске кодовых слов малого веса

Значимые на практике методы и алгоритмы декодирования МПП кодов основаны на прохождении сообщений по двудольному графу Таннера, которой состоит из переменных (VN) и проверочных узлов (CN), которые соотносятся с битами кодового слова и проверочными уравнениями соответственно. Ребро в графе соединяет j -ю кодовую вершину с i -й проверочной при наличии в проверочной матрице H единицы в позиции (i, j) . На каждой итерации декодирования сообщения, часто в форме логарифмических отношений правдоподобия (ЛОП, LLR), передаются вдоль рёбер графа от VN к CN и обратно с целью уточнения оценок ЛОП для каждого принятого из канала бита на основе ограничений, накладываемых проверочными уравнениями. В экспериментальной части работы использовалось два различных алгоритма декодирования с различными планировщиками и дополнительными модификациями. Рассмотрим далее каждый из них в сокращённом формате достаточном для понимания ключевых особенностей.

Алгоритм распространения доверия (АРД) выполняет итеративное обновление ЛОП для каждого из принятых кодовых слов в соответствии со следующей процедурой [12]:



1. Инициализировать ЛОП от проверочных вершин, как $L_{ji}^{(c)} = 0$.

2. Вычислить ЛОП от кодовых вершин к проверочным согласно формуле $L_i^{(v)} = L_i + \sum_{j \in C_i} L_{ji}^{(c)}$, где значения

$L_i = \ln \left(\frac{p(c_i = 0 | y_i)}{p(c_i = 1 | y_i)} \right)$ получены с выхода демодулятора.

3. Построить вектор оценок элементов кодового слова $\vec{c}_i = (c_1, c_2, \dots, c_n)$, где $c_i = 1 \Leftrightarrow L_i^{(v)} < 0$. Если $H \cdot \vec{c}^T$ или достигнуто максимальное число итераций декодирования, завершить декодирование и вернуть кодовое слово, иначе продолжить выполнение процедуры далее.

4. Вычислить ЛОП от кодовых вершин к проверочным по формуле $L_{ij}^{(v)} = L_i + \sum_{j' \in C_i \setminus \{j\}} L_{j'i}^{(c)}$.

5. Вычислить ЛОП от проверочных вершин к кодовым в соответствии с выражением $L_{ji}^{(c)} = \left(\prod_{i' \in I_j \setminus \{i\}} a_{i'j} \right) \times$

$\times \phi \left(\sum_{i' \in I_j \setminus \{i\}} \phi(b_{i'j}) \right)$, где $\phi(x) = -\ln \left(\tanh \left(\frac{x}{2} \right) \right)$,

$a_{i'j} = \text{sgn} \left(L_{i'j}^{(v)} \right)$, $b_{i'j} = \left| L_{i'j}^{(v)} \right|$.

6. Перейти к шагу 2.

Одним из возможных упрощений АРД в части снижения вычислительной сложности и устранением проблем с округлением ошибок является аппроксимация выражения для $L_{ji}^{(c)}$ наибольшим из слагаемых. В силу того, что $\phi(x)$ монотонно убывает с ростом аргумента, зафиксируем следующее выражение для ЛОП от проверочных вершин [13]:

$$L_{ji}^{(c)} = \left(\prod_{i' \in I_j \setminus \{i\}} a_{i'j} \right) \left(\alpha \cdot \min_{i' \in I_j \setminus \{i\}} b_{i'j} + \beta \right).$$

Название алгоритма напрямую следует из применённого математического преобразования – минимум-сумма (АМС). Коэффициенты $0 < \alpha \leq 1$ и $\beta \geq 0$ являются нормализующим и сдвигающим соответственно. Они подбираются для каждого МПП кода и канала связи для достижения наилучших результатов декодирования.

При рассмотрении различных итеративных алгоритмов исправления ошибок следует отметить, что помимо модификаций выражения для ЛОП возможно изменять порядок обработки вершин в рамках одной итерации. Такой подход в общем случае приводит к изменению работы так называемого планировщика. В настоящей работе рассматривается его послойная (Layered) и заполняющая (Flooding) реализации [12]. Причём для АРД применяются оба варианта, а для АМС только послойный планировщик в ходе проведения эксперимента.

Модифицированный метод оценки минимального кодового расстояния выборкой по значимости Коула

Традиционное Монте-Карло моделирование для

оценки вероятности события A , например, появления кодового слова веса Хэмминга w использует оценку ви-

да $\hat{P}_{MC}(A) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{1}_A(\omega_i)$, где ω_i – независимые реализации шума из истинного распределения, а $\mathbb{1}_A(\omega_i)$ – индикаторная функция события A . Для событий с очень малой вероятностью $P(A)$, как появление кодовых слов веса d_{min} при высоком отношении сигнал-шум (ОСШ) число симуляций N , необходимое для получения статистически значимой оценки, $N \gg 1/P(A)$, становится астрономически большим и непрактичным.

Метод выборки по значимости преодолевает проблему редкости событий путём смещения распределения генерации шума в область, где интересующее событие A происходит чаще. При этом вводится новое распределение плотности вероятности $p(\omega_i^*)$. Оценка вероятности вычисляется следующим образом: $\hat{P}_{IS}(A) =$

$= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{1}_A(\omega_i^*) W(\omega_i^*)$, где $W(\omega_i^*) = \rho(\omega_i) / \rho(\omega_i^*)$ –

весовая функция, которая корректирует смещение распределения шума, обеспечивая несмещённость оценки $\hat{P}_{IS}(A)$. Одним из вариантов реализации этого метода

для МПП кодов является подход, предложенный Коулом [5,6], который в свою очередь состоит из трёх этапов. На первом из них выполняется поиск кодовых и псевдокодовых слов малого веса, что, собственно, и представляет основной интерес в настоящей работе. На последующих этапах метода Коула выполняется оценка пагубности каждого из обнаруженных объектов и путём моделирования оценивается величина $\hat{P}_{IS}(A)$.

В классической реализации автор предлагал использовать следующую процедуру для обнаружения кодовых и псевдокодовых слов:

1. Генерация нулевого кодового слова.

2. Для каждого переменного узла построить по графу Таннера дерево на глубину два или четыре уровня, в зависимости от длины кода, цикла минимальной длины и ряда прочих параметров.

3. Формирование вектора индексов ошибок, определяющих позиции кодового слова, на которые будет воздействовать импульсный шум с равномерным законом распределения. Количество различных независимых уровней такого шума варьируется от одного до двух в зависимости от глубины построения дерева на предыдущем шаге.

4. Искажение нулевого кодового слова.

5. Определением веса Хэмминга синдрома и запуск декодера АРД.

6. Проверка результата декодирования после максимального количества заранее установленных итераций и классификаций результатов на три группы – успешное декодирование без ошибок, обнаружение ненулевого кодового слова, обнаружение псевдокодового слова.

В рамках разработанной модификации изменяются п. 2, 3 и 5 описанной ранее процедуры. Во-первых, алгоритм формирования индексов ошибок теперь работа-

ет по циклам, т.е. предварительно фиксируется максимальная длина цикла и по графу Таннера выполняется нумерация всех циклов от обхвата до указанной длины с сортировкой на группы по общему количеству узлов. Для наложения импульсного шума на нулевой кодовый вектор из базы последовательно выбираются циклы указанной длины и индексы переменных узлов служат номерами вершин, которые подвергнутся воздействию импульсного шума. Во-вторых, число уровней шумового воздействия фиксируется равным единице, то есть для всех индексов переменных узлов уровень импульсного шума является константой. Заключительная часть модификации состоит в том, что на пятом шаге процедуры могут применяться два различных метода декодирования, каждый из которых имеет по две возможных реализации. Первым из них является АРД с двумя различными планировщиками, рассмотренными ранее, второй способ – АМС базируется на послойном планировании с нормализующим либо сдвигающим коэффициентом масштабирования ЛОП от проверочных вершин.

Исходные данные и порядок проведения эксперимента

Цель эксперимента состоит в определении возможностей первого этапа модифицированного метода выборки по значимости Коула по оценке минимального кодового расстояния известных МПП кодов из различных IEEE стандартов [8-11] передачи данных и связи в сравнении с результатами, описанными в работе [14]. Большинство выбранных проверочных матриц характеризуются нерегулярным распределением ненулевых элементов по столбцам, за исключением одного кода из стандарта [11] с длиной $n = 1440$ и скоростью $R = 14/15$. Для описания МПП кода в процессе эксперимента предлагается использовать 3 параметра – условное обозначение стандарта 'wifl'[8], 'uwb'[10], 'wigig'[9], 'wpan'[11]; длина закодированного блока данных, (n); скорость кодирования, R ; размер циркулянта, q .

Скорость моделирования очень сильно зависит от выбранной вычислительной платформы. В силу того, что требуется производить большое количество экспериментов, каждый из которых может выполняться в течение суток, было принято решение использовать имеющийся в оперативном доступе сервер со следующими характеристиками. Процессор Intel(R) Xeon(R) Gold 5218R CPU @ 2.10GHz, объём оперативной памяти 512 Гбайт.

До проведения самого эксперимента необходимо было подготовить для каждого кода файлы с циклами длиной от обхвата до некоторого верхнего значения, которое зависело в первую очередь от степени разреженности проверочной матрицы и скорости кодирования. Причём с увеличением последнего показателя максимальная длина цикла неуклонно снижалась. Важно отметить, что большинство анализируемых МПП кодов являются квазициклическими, проверочные матрицы которых содержат циркулянты не более чем с одной смещённой диагональю. Для них выполнялись процедуры прореживания циклов и кодовых слов для получения неизоморфных множеств соответствующих объектов.

Исключение составляет один код из стандарта 'wpan' со скоростью кодирования $R = 14/15$, который имеет по три диагонали на один циркулянт проверочной матрицы. Для него разработанный алгоритм прореживания изоморфных подграфов не гарантирует получения требуемого результата, поэтому он не применялся ни для сокращения множества циклов, ни для уменьшения количества итоговых кодовых слов малого веса Хэмминга.

Основными параметрами исследования являются:

1. Уровень импульсного шума e_1 , воздействующего на переменные узлы кодового слова, полученные как индексы соответствующих вершин циклов.

2. Мультипликативный коэффициент ослабления γ , принадлежащий интервалу значений $(0,1)$, воздействующих на все элементы кодового слова за исключением тех, которые подвержены искажению уровня на величину e_1 .

3. Цифровое отношение сигнал-шум E_b/N_0 .

4. Максимальное количество итераций декодирования I_{max} .

5. Алгоритм итеративного декодирования МПП кода с учётом типа планировщика:

– АРД с послойной 'lbp' или заполняющей реализацией 'bp'.

– АМС с коэффициентом нормировки $\alpha = 0.75$ 'nms'.

– АМС с коэффициентом сдвига $\beta = 0.5$ 'oms'.

В алгоритмах 'nms' и 'oms' применяется послойный планировщик.

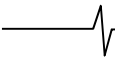
6. Длина обрабатываемого цикла g_i .

7. Время проведения финальной стадии эксперимента t_0 .

8. Величина и количество найденных кодовых слов минимального веса Хэмминга d_{min}, n_{min} .

Исследование состояло из двух основных стадий, на первой из которых необходимо было зафиксировать часть параметров в рамках группы констант, чтобы уменьшить пространство поиска. На второй стадии решалась основная цель, обозначенная ранее по тексту.

Первоначально был выбран МПП код из стандарта 'wifl' с длиной 648 и скоростью кодирования $1/2$, для которого параметры e_1, γ, I_{max} варьировались в широком диапазоне значений. Уровень импульсного шума изменялся в пределах отрезка: [5, 6, 7, 10, 100]. Мультипликативный коэффициент ослабления принимал значения от 0.1 с шагом 0.1 до 0.7 включительно, дополнительно рассматривались величины γ равные 0.15 и 0.25. Число итераций декодирования принимало величины 20 либо 50. Кроме того, использовались все доступные алгоритмы декодирования с обозначенными выше коэффициентами нормировки и сдвига, незначительно изменялся параметр E_b/N_0 в пределах одного дБ от первоначального значения в 6 дБ. Суть эксперимента состояла в том, чтобы определять наилучшие значения одного переменного коэффициента при фиксированных показателях остальных, а также дать первоначальную оценку возможностям использования первого этапа метода выборки по значимости Коула для определения значения d_{min} и количества кодовых слов этого веса. Для выполнения полного перебора всех исходных параметров эксперимента потребовалось бы провести 1080 запусков моде-



ли для каждого из сгенерированных наборов циклов длиной от 6 с шагом 2 до 14 включительно, что практически не реалистично с учётом установленных ограничений на время одного опыта, а также имеющихся вычислительных возможностей. В ходе исследования были обнаружены следующие особенности:

1. Увеличение параметра e_1 до 6 и более не оказывает существенного влияния на количество обнаруживаемых кодовых слов малого веса, в тоже время его снижение снижает либо даже сводит к нулю число найденных кодовых слов.

2. Диапазон значений γ , в котором эффективность предлагаемой модификации максимальна оказался в пределах [0.2, 0.3] для АРД и [0.3, 0.6] для АМС.

3. При использовании алгоритма декодирования с аппроксимацией минимум-сумма и нормализующим коэффициентом для всех проведённых экспериментов не удалось обнаружить ни одного кодового слова, поэтому он был исключён из дальнейших экспериментов.

4. Количество итерацией декодирования не оказывало существенного влияния на конечный результат, поэтому для второго этапа эксперимента было принято решение использовать минимальное из двух исходных значений.

5. Отношение сигнал-шум выбиралось на удалении не более 3 дБ от положения водопадной части энергетической характеристики для выбранного кода.

Для каждого МПП кода был сформирован набор циклов различной длины, прореженных по величине циркулянта, за исключением одной матрицы из стандарта 'wpan' со скоростью кодирования $R = 14/15$. Верхняя граница по длине цикла определялась размером соответствующего текстового файла, который не должен был превосходить 100 Гбайт. Для всех проводимых экспериментов фиксировались параметры $e_1 = 5$, максимальное количество итераций декодирования $I_{max} = 20$. Переменными величинами выступали γ , E_b/N_0 , алгоритм декодирования и количество элементов в шумовом векторе, определяемым длиной текущего цикла в обработке – g_i . По мере увеличения скорости кодирования возрастала величина E_b/N_0 . В процессе оценки величины d_{min} переменные параметры эксперимента изменяются следующим образом:

1. При фиксированных e_1 , $\gamma = 0.3$, I_{max} , E_b/N_0 , $Alg = 'bp'$, находится такая минимальная длина цикла g_i , для которой удаётся обнаружить хотя бы одно ненулевое кодовое слово. Возможно два исхода такого опыта:

– Обнаружено кодовое слово ожидаемого в соответствии с публикацией [14] минимального веса Хэмминга. При таком исходе фиксируется время поиска и осуществляется переход к следующему МПП коду.

– Найдено кодовое слово, вес Хэмминга которого больше ожидаемого. Переходим ко второму этапу эксперимента.

2. Изменяется тип декодера с 'bp' на 'lbp', а после на 'oms', если не удаётся обнаружить кодовые слова интересующего веса Хэмминга. Для алгоритма 'oms' переменная γ принимает два возможных значения 0.3 или 0.6. Результаты второго этапа полностью аналогичны предыдущему. Если в ходе проверки всеми декодерами

из списка кодовое слово ожидаемого веса Хэмминга обнаружить не удаётся, то длина анализируемого цикла увеличивается на 2 единицы и эксперимент повторяется с первого шага.

Если время обработки группы циклов одной длины увеличивается на заданной аппаратной платформе до суток и более на любом из обозначенных алгоритмов декодирования, то ряд опытов завершается без положительного исхода.

Экспериментальные результаты. Выводы по работе

В процессе проведения эксперимента было исследовано 24 различных проверочных матрицы и соответствующих им двудольных графов Таннера, отличающихся друг от друга длиной, скоростью кодирования, степенью разреженности и в редких случаях внутренней структурой. В табл. 1 представлены основные результаты, которые включают такие параметры как оценку минимального кодового расстояния d_{min} , число неизоморфных кодовых слов n_{min} , за исключением последней строки таблицы, где указано общее количество обнаруженных кодовых слов веса d_{min} , а также время их поиска t_0 . Прочие данные являются настройками первого этапа модифицированного метода Коула, при которых на описанной ранее вычислительной платформе удалось получить такие показатели.

Исходя из численных результатов эксперимента согласно табл. 1, а также порядка его проведения можно сделать следующие выводы:

1. Применение алгоритма декодирования 'nms' обладает наилучшими возможностями в обнаружении кодовых слов малого веса, т.к. с его помощью не удалось найти ни одного кодового слова веса Хэмминга d_{min} , в том числе на первом этапе, когда параметры e_1 , γ , I_{max} изменялись в относительно широких пределах.

2. В ходе эксперимента удалось для кода 'wifi' длиной $n = 1944$ и скоростью $R = 5/6$ обнаружить 2 неизоморфных кодовых слова веса $d_{min} = 9$, что превосходит результат опорной публикации [14], где эта же величина равна 10. Этот факт говорит о высоких потенциальных возможностях представленной модификации первого этапа метода выборки по значимости Коула для решения обозначенной задачи.

3. Обнаружение кодовых слов малого веса через циклы минимальной длины либо g_0+2 чаще всего оказывалось невозможным в независимости от прочих параметров эксперимента, в особенности для скоростей близких с 1/2.

4. Предлагаемая модификация первого этапа метода выборки по значимости Коула не позволяет производить полную нумерацию кодовых слов малого веса Хэмминга.

5. При увеличении скорости кодирования для обнаружения интересующих кодовых слов можно использовать циклы с длиной вплоть до обхвата графа Таннера, что отражено в предпоследней строке табл. 1.

6. Время поиска интересующих объектов даже в пределах одного стандарта и кодовой длины может варьироваться в 100 и более раз, например для кода 'wifi' с параметрами $n = 648$, $R = 1/2$, $t_0 = 360$ и $R = 2/3$, $t_0 = 75168$ с. Такая высокая дисперсия результатов указывает на потенциальную возможность более эффективного использования циклов для решения поставленной задачи.

Заключение

В работе предложена модификация первого этапа метода выборки по значимости Коула, которая отличается от оригинального подхода алгоритмом формирования индексов шумового импульсного воздействия, а также большим количеством применяемых алгоритмов декодирования. Помимо этого, раз-

Таблица 1 – Результаты экспериментального исследования по обнаружению кодовых слов малого веса Хэмминга

Стандарт	n	R	q	$d_{min}(n_{min})$	e_1	γ	E_b/N_0 , дБ	I_{max}	Alg	g_i	t_0 , сек
'wifi'	1944	1/2	81	27(2)	5	0.3	3	20	'lbp'	14	1169
		2/3		17(1)			5			12	7422
		3/4		12(1)			6			10	11156
		5/6		9(2)			7		'oms'	10	29351
	1296	1/2	54	23(1)			3		'lbp'	14	1454
		2/3		14(2)			4			12	13974
		3/4		10(1)			6			10	25222
		5/6		9(2)			7		8	1785	
	648	1/2	27	15(2)			5		12	360	
		2/3		12(1)			6		'oms'	12	75168
		3/4		8(1)			6		'bp'	10	37446
		5/6		8(3)			8		'lbp'	8	4235
'uwb'	1200	1/2	30	26(1)	4	'bp'	16	45451			
		5/8		17(1)	5		12	8548			
		3/4		9(1)	6		10	1208			
		4/5		7(1)	6	'lbp'	8	116			
'wigig'	672	1/2	42	17(1)	0.6	6	'oms'	12	874		
		5/8		12(1)	5	12	6204				
		3/4		9(3)	6	'bp'	8	191			
		13/16		6(18)	7	8	48				
'wpan'	672	1/2	21	18(1)	0.3	5	'oms'	12	3597		
		3/4		10(1)		6	'bp'	8	610		
		7/8		6(6)		7	8	24245			
	1440	14/15	96	6(55)	7	'lbp'	6	25450			

работан порядок проведения эксперимента на основе выдвигаемого улучшения и выбраны константные значения для группы параметров, которые в совокупности позволили не только добиться численных результатов, аналогичных публикации [14], но и превзойти их для кода из стандарта 'wifi' с длиной $n = 1944$, скоростью кодирования $R = 5/6$. К недостаткам описанного подхода следует отнести отсутствие реализованной возможности по прореживанию циклов и кодовых слов до неизоморфных групп для проверочных матриц с мульти диагональными циркулянтами. Кроме того, предлагаемая модификация не позволяет решать задачу полной нумерации кодовых слов малого веса Хэмминга и крайне не детерминирована по времени получения гарантированного результата.

С точки зрения дальнейшего развития описанного подхода целесообразно провести сравнение не только с оригинальным методом по времени и возможности обнаружения интересных кодовых слов малого веса, но и другими способами [2-5], направленными на решение поставленной задачи. Высокая дисперсия оценки времени поиска величины d_{min} говорит в том числе о том, что имеются большие возможности для дальнейших модификаций первого этапа метода выборки по значимости Коула, направленные на поиск значительно более эффективных шумовых паттернов, способных приводить к ошибкам декодирования с повышенной вероятностью.

Исследование выполнено за счет средств гранта Российского научного фонда № 23-21-10100.

Литература

1. Andries E. Brouwer, Bounds on linear codes, in: Vera S. Pless and W. Cary Huffman (Eds.), Handbook of Coding Theory, pp. 295-461, Elsevier, 1998.
2. C. Berrou and S. Vaton, "Computing the Minimum Distance of Linear Codes by Error Impulse Method," Proc. IEEE Intl. Symp. Inform. Theory, Lausanne, Switzerland, Jul. 2002.
3. C. Berrou, S. Vaton, M. Jezequel and C. Douillard, "Computing the Minimum Distance of Linear Codes by the Error Impulse Method," Proc. IEEE Global Telecommun. Conf., Taiwan, Nov. 2002.

4. X.Y. Hu and M. Fossorier, "On the Computation of the Minimum Distance of Low-Density Parity-Check Codes," Proc. IEEE Intl. Conf. Commun., Paris, France, June 2004.

5. X.Y. Hu, M. Fossorier and E. Eleftheriou, "Approximate Algorithms for Computing the Minimum Distance of Low-Density Parity-Check Codes," Proc. IEEE Intl. Symp. Inform. Theory, Chicago, USA, June 2004.

6. Cole C. A., Wilson E. H., Giallorenzi T. A general method for finding low error rates of LDPC codes. Available at: arxiv.org/abs/cs/0605051. (accessed: 03.11.2024)

7. Cole C. A., et al. Analysis and Design of Moderate Length Regular LDPC Codes with Low Error Floors. 40th CISS, 2006. 2006. pp. 823-828.

8. IEEE Standard for Information Technology. Local and metropolitan area networks– Specific requirements. Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications Amendment 5: Enhancements for Higher Throughput, IEEE Std. 802.11n. 2009, Oct 29, 2009.

9. IEEE Standard for Information Technology. Local and metropolitan area networks. Specific requirements. Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications Amendment 3: Enhancements for Very High Throughput in the 60 GHz Band, IEEE Std. 802.11ad-2012, Dec 28, 2012.

10. MultiBand OFDM Physical Layer Specification, WiMedia Alliance, Inc. Std. Final Deliverable 1.5, Aug 11 2009.

11. IEEE Standard for Information Technology. Local and metropolitan area networks– Specific requirements. Part 15.3: Amendment 2: Millimeter-wave-based Alternative Physical Layer Extension, IEEE Std. 802.15.3c 2009, Oct 12 2009.

12. T.J. Richardson, R.L. Urbanke, The capacity of low-density parity-check codes under message-passing decoding, IEEE Trans. Inf. Theory 47 (2) (2001) 599-618.

13. J. Chen, A. Dholakia, E. Eleftheriou, M.P.C. Fossorier, X.Y. Hu, Reduced-complexity decoding of LDPC codes, IEEE Trans. Commun. 53 (8) (2005) 1288-1299.

14. B.K. Butler, Minimum Distances of the QC-LDPC Codes in IEEE 802 Communication Standards, IEEE ISIT 2016, 5 p.

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА НЕЛИНЕЙНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО СИНТЕЗА СИГНАЛОВ В ВИДЕ МНОГОСОЛИТОННЫХ РЕШЕНИЙ УРАВНЕНИЯ КОРТЕВЕГА-ДЕ ФРИЗА

Григоров И.В., д.т.н., профессор кафедры ТОРС, Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, e-mail: i.grigorov@psuti.ru

Албатырев В.Д., аспирант кафедры ТОРС, Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, e-mail: albatyrev@icloud.com

Шерухаев О.В., аспирант кафедры ТОРС, Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, e-mail: o.sheruhaev@psuti.ru

PROGRAM REALIZATION OF THE NON-LINEAR SPECTRAL SYNTHESIS ALGORITHM OF SIGNALS IN THE FORM OF MULTISOLITON SOLUTIONS OF THE KORTEWEG-DE VRIES EQUATION

Grigorov I.V., Albatyrev V.D., Sheruhaev O.V.

This paper presents a software implementation of the algorithm of nonlinear spectral synthesis of signals, designed to form signals that are multisolid solutions of the Korteweg-de Vries equation. The paper discusses a brief description of the inverse scattering problem method for this equation, the basic principles of the modified algorithm of nonlinear spectral synthesis of multisolid signals, designed to test the algorithm of the corresponding algorithm of nonlinear spectral analysis, the mathematical calculations underlying it. Some of the results of numerical experiments coincide with known theoretical results, which proves the validity of the proposed version of the algorithm of nonlinear spectral synthesis.

Key words: nonlinear spectral analysis, nonlinear spectral synthesis, Korteweg-de Vries equation, nonlinear Schrödinger equation, sine-Gordon equation, Kadomtsev-Petviashvili equation.

Ключевые слова: нелинейный спектральный анализ, нелинейный спектральный синтез, уравнение Кортевега-де Фриза, нелинейное уравнение Шрёдингера, уравнение синус-Гордона, уравнение Кадомцева-Петвиашвили, интегральное уравнение Гельфанда-Левитана-Марченко, нелинейное преобразование Фурье, солитон, многосолитонные сигналы.

Введение

Алгоритмы нелинейной обработки сигналов, в частности, нелинейной фильтрации, обобщающие классические линейные алгоритмы с применением быстрого преобразования Фурье (БПФ) [1], представляются перспективными с точки зрения практических приложений в различных областях цифровой обработки сигналов. В частности, некоторые из них построены на основе известного в теории солитонов метода обратной задачи рассеяния (МОЗР), применяемого для решения нелинейных эволюционных уравнений Кортевега-де Фриза (КдФ) [2], нелинейного уравнения Шрёдингера (НУШ) [3], синус-Гордона (СГ) [4], Кадомцева-Петвиашвили (КП) [5] и многих других.

Из-за сходства алгоритмов с применением МОЗР с алгоритмом быстрой свёртки на основе прямого и обратного БПФ [1], их в последнее время часто называют алгоритмами с применением нелинейного преобразования Фурье (НПФ), или «Nonlinear Fourier Transform» (NFT) [6-10]. Такие алгоритмы состоят из трёх этапов:

1. Прямая спектральная задача: преобразование временных отсчетов исходного сигнала в данные так называемые рассеяния [2, 3, 4], которые можно интер-

В работе представлена программная реализация алгоритма нелинейного спектрального синтеза сигналов, предназначенная для формирования сигналов, представляющих собой многосолитонные решения уравнения Кортевега-де Фриза. В работе рассматриваются краткое описание метода обратной задачи рассеяния для этого уравнения, основные принципы работы модифицированного алгоритма нелинейного спектрального синтеза многосолитонных сигналов, предназначенных для тестирования алгоритма соответствующего алгоритма нелинейного спектрального анализа, приведены математические расчёты, лежащие в его основе. Некоторые результаты численных экспериментов совпадают с известными теоретическими результатами, что доказывает справедливость предложенного варианта алгоритма нелинейного спектрального синтеза.

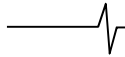
претировать как отсчеты нелинейного спектра сигнала; при этом спектр имеет две составляющие – непрерывную и дискретную, каждой дискретной составляющей соответствует солитон определенного порядка в искомом решении.

2. Умножение их на весовую функцию, являющуюся аналогом передаточной функции нелинейного фильтра с сосредоточенными или распределенными параметрами.

3. Обратная спектральная задача: обратное преобразование спектральных отсчетов во временную область путем решения некоторого интегрального уравнения или их системы: её можно трактовать как задачу нелинейного спектрального синтеза.

Непосредственная реализация описанных этапов алгоритма НПФ различается в зависимости от вида исходного нелинейного эволюционного уравнения.

В настоящее время наибольшее практическое приме-



нение находит алгоритм НПФ для НУШ в волоконной оптике, поскольку оно описывает процесс пространственной эволюции комплексной огибающей оптического импульса, распространяющегося вдоль продольной координаты оптического волокна (ОВ). Наибольший интерес в этой области, в настоящее время, представляет способ передачи информации по ОВ, основанный на нелинейном мультиплексировании спектральных каналов с частотным разделением («Nonlinear Frequency Division Multiplexing» – NFDM), позволяющий преодолеть ограничения в скорости передачи сигналов за счёт нелинейности ОВ [10].

С теоретической точки зрения также представляет интерес задача изучения нелинейных спектров различных сигналов. Для НУШ прямая спектральная задача называется задачей Захарова-Шабата [3]. Различные способы её реализации известны [6-8] и в этой статье не рассматриваются, хотя задача такого анализа сигналов представляет большой теоретический и практический интерес. Ниже приводится описание более простой задачи для уравнения КдФ, для которого впервые и был предложен МОЗР [2]. Целью данной статьи является описание алгоритма нелинейного спектрального синтеза для уравнения КдФ.

Краткое описание метода обратной задачи рассеяния для уравнения КдФ

В [11] приводится описание анализатора спектра, предназначенного для обобщенного спектрального анализа сигналов, в том числе и нелинейного. В нем были реализованы классические алгоритмы линейного анализа в различных базисах – Фурье, Уолша, Хаара, Wavelet-базисе и др. Кроме того, был реализован алгоритм нелинейного спектрального анализа сигналов $u(x, t)$, являющихся решениями нелинейного уравнения Кортевега-де Фриза (КдФ), каноническая форма которого имеет вид [12]:

$$u_t - 6uu_x + u_{xx} = 0, \quad (1)$$

Этот алгоритм и его программная реализация описаны в [13, 14] и являются частью алгоритма нелинейной цифровой обработки сигналов с применением так называемых нелинейных фазовых фильтров [15].

Для тестирования анализатора спектра необходимо программно генерировать сигналы, являющимися решениями уравнения (1). Эта задача является задачей нелинейного спектрального синтеза и, в общем случае, требует численного решения интегрального уравнения Гельфанда-Левитана-Марченко (ГЛМ) [12]:

$$K(x, y) + B(x+y) + \int_x^\infty K(x, z)B(z+y)dz = 0, \quad (y > x), \quad (2)$$

где ядро уравнения имеет вид

$$B(x+y) = \sum_{n=1}^N C_n^2 \exp\{-\varkappa_n(x+y)\} + \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^\infty R(k) \exp\{ik(x+y)\} dk, \quad (3)$$

и определяется данными рассеяния

$$S = \{\varkappa_n, C_n, R(k)\}, \quad (4)$$

которые и представляют собой нелинейный спектр сигнала, описанный выше. В общем случае спектр является смешанным, т.е. содержит дискретную и непрерывную составляющие. Дискретный спектр представляет собой совокупность собственных значений спектральной задачи для линейного (квантовомеханического) уравнения Шрёдингера \varkappa_n и так называемых нормировочных констант C_n [16]. Последние являются аналогом комплексных амплитуд составляющих дискретного спектра периодического сигнала (в смысле Фурье); при этом N – число дискретных собственных значений спектральной задачи. Непрерывный спектр – это коэффициент отражения $R(k)$, который, в свою очередь, является аналогом спектральной плотности непрерывного спектра непериодического сигнала.

Решение (1) $K(x, y)$ определяет синтезируемый сигнал следующим образом:

$$u(x) = -2 \frac{d}{dx} K(x, x), \quad (5)$$

Для случая смешанного спектра сигнала задача нелинейного спектрального синтеза является сложной и требует больших вычислительных ресурсов. Представляет практический интерес частный случай, когда спектр содержит только дискретную составляющую, а непрерывная $R(k) = 0$. В этом случае решение уравнения КдФ $u(x, t)$, при фиксированном t называется безотражательным потенциалом [12] и представляет собой многосолитонное решение, или многосолитонный сигнал. При этом число N равно числу солитонов в синтезируемом сигнале. Решение этой задачи известно [12, 16]. Рассмотрим другой способ её реализации.

Модифицированный алгоритм нелинейного спектрального синтеза многосолитонных сигналов

Если непрерывный спектр сигнала $R(k) = 0$, ядро (3) уравнения (2) становится вырожденным, и его можно представить конечной суммой произведений функций от x и от y :

$$B(x+y) = \sum_{n=1}^N C_n^2 \exp\{-\varkappa_n x\} \exp\{-\varkappa_n y\} = \sum_{n=1}^N X_n(x) Y_n(y), \quad (6)$$

$$\sum_{n=1}^N X_n(x) Y_n(y),$$

где

$$X_n(x) = C_n^2 \exp\{-\varkappa_n x\}, \quad (7)$$

$$Y_n(y) = \exp\{-\varkappa_n y\}. \quad (8)$$

Подставляя (6) в (2) получим:

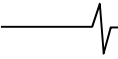
$$K(x, y) + \sum_{n=1}^N X_n(x) Y_n(y) + \int_x^\infty K(x, z) \sum_{n=1}^N X_n(z) Y_n(y) dz = 0,$$

или

$$K(x, y) = -\sum_{n=1}^N X_n(x) Y_n(y) - \sum_{n=1}^N A_n(x) Y_n(y), \quad (10)$$

где

$$A_n(x) = \int_x^\infty K(x, z) X_n(z) dz, \quad (11)$$



Зная $A_n(x)$ из (10) легко найти $K(x, y)$, т.к. $X_n(x)$ и $Y_n(y)$ известны и определяются дискретным спектром, т.е. значениями κ_n и c_n .

Определим функции $A_n(x)$. Для этого умножим слагаемые уравнения (10) скалярно на $X_m(x)$ ($m = 1, 2, \dots, N$) на интервале $(x, +\infty)$:

$$\int_x^{\infty} K(x, y) X_m(y) dy + \sum_{n=1}^N X_n(x) \int_x^{\infty} X_m(y) Y_n(y) dy + \sum_{n=1}^N A_n(x) \int_x^{\infty} X_m(y) Y_n(y) dy = 0, \quad (12)$$

или

$$A_m(x) + \sum_{n=1}^N g_{mn}(x) X_n(x) + \sum_{n=1}^N g_{mn}(x) A_n(x) = 0. \quad (m = 1, 2, \dots, N), \quad (13)$$

где соответственно

$$g_{mn}(x) = \int_x^{\infty} X_m(y) Y_n(y) dy. \quad (14)$$

Выражение (13) можно записать в виде системы линейных уравнений и найти $A_n(x)$ любым из известных методов (Крамера, Гаусса и т.д. [17]). Подставляя $A_n(x)$ в (10) можно найти $K(x, y)$, а затем и сигнал по формуле (5).

Рассмотрим сначала простейший частный случай $N = 1$. При этом в сумме (6) будет только одно слагаемое: $B(x+y) = C_1^2 \exp\{-\varkappa_1 x\} \exp\{-\varkappa_1 y\} = X_1(x) Y_1(y)$, (15)

где

$$X_1(x) = C_1^2 \exp\{-\varkappa_1 x\}, \quad (16)$$

$$Y_1(y) = \exp\{-\varkappa_1 y\}. \quad (17)$$

При этом суммы в (10) и (13) будут содержать по одному слагаемому:

$$A_1(x) + g_{11}(x) X_1(x) + g_{11}(x) A_1(x) = 0, \quad (18)$$

$$A_1(x) = -\frac{g_{11}(x) X_1(x)}{1 + g_{11}(x)}. \quad (19)$$

Из (10) находим

$$K(x, y) = -X_1(x) Y_1(y) - A_1(x) Y_1(y) = -X_1(x) Y_1(y) + \frac{g_{11}(x)}{1 + g_{11}(x)} X_1(x) Y_1(y) = X_1(x) Y_1(y) \left[\frac{g_{11}(x)}{1 + g_{11}(x)} - 1 \right] = X_1(x) Y_1(y) \frac{g_{11}(x) - 1 - g_{11}(x)}{1 + g_{11}(x)} = -\frac{X_1(x) Y_1(y)}{1 + g_{11}(x)}. \quad (20)$$

Скалярное произведение, входящее в (19):

$$g_{11}(x) = \int_x^{\infty} X_1(y) Y_1(y) dy = C_1^2 \int_x^{\infty} \exp\{-\varkappa_1 y\} \times \exp\{-\varkappa_1 y\} dy = C_1^2 \int_x^{\infty} \exp\{-2\varkappa_1 y\} dy = -\frac{1}{2\varkappa_1} C_1^2 \exp\{-2\varkappa_1 y\} \Big|_x^{\infty} = \frac{C_1^2}{2\varkappa_1} \exp\{-2\varkappa_1 x\}. \quad (21)$$

$$K(x, y) = -\frac{C_1^2 \exp\{-2\varkappa_1(x+y)\}}{1 + \frac{C_1^2}{2\varkappa_1} \exp\{-2\varkappa_1 x\}}. \quad (22)$$

Выбирая $\varkappa_1 = 1$, и $C_1 = \sqrt{2}$ (см. [16]) и приравнявая, $y = x$ получим

$$K(x, x) = -\frac{2 \exp\{-2x\}}{1 + \exp\{-2x\}} = -(1 - \text{th}x) = \text{th}x - 1. \quad (23)$$

Дифференцируя функцию (23) получим известный результат, представляющий собой односолитонный сигнал [16]:

$$u(x) = -2 \frac{d}{dx} K(x, x) = -2 \frac{d}{dx} (\text{th}(x)) = -2 \text{sech}^2 x. \quad (24)$$

Теперь запишем (13) для произвольного N в виде системы:

$$\begin{cases} A_1(x) + \sum_{n=1}^N g_{1n}(x) A_n(x) = -\sum_{n=1}^N g_{1n}(x) X_n(x), \\ A_2(x) + \sum_{n=1}^N g_{2n}(x) A_n(x) = -\sum_{n=1}^N g_{2n}(x) X_n(x), \\ A_3(x) + \sum_{n=1}^N g_{3n}(x) A_n(x) = -\sum_{n=1}^N g_{3n}(x) X_n(x), \\ \dots \\ A_N(x) + \sum_{n=1}^N g_{Nn}(x) A_n(x) = -\sum_{n=1}^N g_{Nn}(x) X_n(x), \end{cases} \quad (25)$$

или, опуская для простоты аргумент x , в виде:

$$\begin{cases} A_1 + g_{11}A_1 + g_{12}A_2 + g_{13}A_3 + g_{1N}A_N = -\sum_{n=1}^N g_{1n}X_n, \\ A_2 + g_{21}A_1 + g_{22}A_2 + g_{23}A_3 + g_{2N}A_N = -\sum_{n=1}^N g_{2n}X_n, \\ A_3 + g_{31}A_1 + g_{32}A_2 + g_{33}A_3 + g_{3N}A_N = -\sum_{n=1}^N g_{3n}X_n, \\ \dots \\ A_N + g_{N1}A_1 + g_{N2}A_2 + g_{N3}A_3 + g_{NN}A_N = -\sum_{n=1}^N g_{Nn}X_n. \end{cases} \quad (26)$$

Запишем (26) в матричной форме:

$$\mathbf{FA} = (\mathbf{E} + \mathbf{G})\mathbf{A} = \mathbf{Z}, \quad (27)$$

где \mathbf{E} – единичная матрица размером $N \times N$, а остальные матрицы имеют вид:

$$\mathbf{G}(x) = \begin{bmatrix} g_{11}(x) & g_{12}(x) & \dots & g_{1N}(x) \\ g_{21}(x) & g_{22}(x) & \dots & g_{2N}(x) \\ - & - & - & - \\ g_{N1}(x) & g_{N2}(x) & \dots & g_{NN}(x) \end{bmatrix}, \quad (28)$$

$$\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} A_1(x) \\ A_2(x) \\ \dots \\ A_N(x) \end{bmatrix}, \quad (29)$$

$$\underline{\mathbf{Z}}(x) = \begin{bmatrix} -\sum_{n=1}^N g_{1n}(x)X_n(x) \\ -\sum_{n=1}^N g_{2n}(x)X_n(x) \\ \dots \\ -\sum_{n=1}^N g_{Nn}(x)X_n(x) \end{bmatrix}. \quad (30)$$

Функции $A_n(x)$ можно найти, например, методом Крамера [17]:

$$A_n(x) = \frac{\det \underline{\mathbf{F}}_n(x)}{\det \underline{\mathbf{F}}(x)}, \quad \text{где} \quad (31)$$

$$\underline{\mathbf{F}} = \underline{\mathbf{E}} + \underline{\mathbf{G}} = \begin{bmatrix} 1 + g_{11}(x) & g_{12}(x) & \dots & g_{1N}(x) \\ g_{21}(x) & 1 + g_{22}(x) & \dots & g_{2N}(x) \\ - & - & - & - \\ g_{N1}(x) & g_{N2}(x) & \dots & 1 + g_{NN}(x) \end{bmatrix}, \quad (32)$$

а $\underline{\mathbf{F}}_n$ – матрица, полученная из $\underline{\mathbf{F}}$ заменой n -го столбца элементами матрицы-столбца (30).

Подставляя (31) в (10) найдем $K(x, y)$:

$$K(x, y) = -\sum_{n=1}^N X_n(x)Y_n(y) - \sum_{n=1}^N A_n(x)Y_n(y), \quad (33)$$

а затем и $K(x, x)$:

$$\underline{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} \left(1 + \frac{C_1^2}{2\kappa_1} \exp\{-2\kappa_1 x\}\right) & \frac{C_1^2}{\kappa_1 + \kappa_2} \exp\{-(\kappa_1 + \kappa_2)x\} & \dots & \frac{C_1^2}{\kappa_1 + \kappa_N} \exp\{-(\kappa_1 + \kappa_N)x\} \\ \frac{C_2^2}{\kappa_2 + \kappa_1} \exp\{-(\kappa_2 + \kappa_1)x\} & \left(1 + \frac{C_2^2}{2\kappa_2} \exp\{-2\kappa_2 x\}\right) & \dots & \frac{C_2^2}{\kappa_2 + \kappa_N} \exp\{-(\kappa_2 + \kappa_N)x\} \\ - & - & - & - \\ \frac{C_N^2}{\kappa_N + \kappa_1} \exp\{-(\kappa_N + \kappa_1)x\} & \frac{C_N^2}{\kappa_N + \kappa_2} \exp\{-(\kappa_N + \kappa_2)x\} & \dots & \left(1 + \frac{C_N^2}{2\kappa_N} \exp\{-2\kappa_N x\}\right) \end{bmatrix}, \quad (37)$$

Найдем определитель матрицы (36) для простого случая для $N = 2$:

$$\begin{aligned} \det \underline{\mathbf{F}} &= \left(1 + \frac{C_1^2}{2\kappa_1} \exp\{-2\kappa_1 x\}\right) \left(1 + \frac{C_2^2}{2\kappa_2} \exp\{-2\kappa_2 x\}\right) - \frac{C_1^2 C_2^2}{(\kappa_1 + \kappa_2)^2} \exp\{-2(\kappa_1 + \kappa_2)x\} = \\ &= 1 + \frac{C_1^2}{2\kappa_1} \exp\{-2\kappa_1 x\} + \frac{C_2^2}{2\kappa_2} \exp\{-2\kappa_2 x\} + \frac{C_1^2 C_2^2}{4\kappa_1 \kappa_2} \exp\{-2(\kappa_1 + \kappa_2)x\} - \frac{C_1^2 C_2^2}{(\kappa_1 + \kappa_2)^2} \exp\{-2(\kappa_1 + \kappa_2)x\} = \\ &= 1 + \frac{C_1^2}{2\kappa_1} \exp\{-2\kappa_1 x\} + \frac{C_2^2}{2\kappa_2} \exp\{-2\kappa_2 x\} + \left(\frac{C_1^2 C_2^2}{4\kappa_1 \kappa_2} - \frac{C_1^2 C_2^2}{(\kappa_1 + \kappa_2)^2}\right) \exp\{-2(\kappa_1 + \kappa_2)x\} = \\ &= 1 + \frac{C_1^2}{2\kappa_1} \exp\{-2\kappa_1 x\} + \frac{C_2^2}{2\kappa_2} \exp\{-2\kappa_2 x\} + \frac{(\kappa_1 + \kappa_2)^2 C_1^2 C_2^2}{4\kappa_1 \kappa_2 (\kappa_1 + \kappa_2)^2} \exp\{-2(\kappa_1 + \kappa_2)x\}. \end{aligned} \quad (38)$$

Собственные числа прямой спектральной задачи различны $\kappa_1 \neq \kappa_2 \neq 0$ а квадраты нормировочных констант положительны $C_1^2 > 0, C_2^2 > 0$. Кроме того, ни при каких конечных x значения экспонент в (37) не обращаются в нуль. Следовательно $\det \underline{\mathbf{F}}(x) \neq 0$.

Из (37) видно, что даже при $x \rightarrow \infty \det \underline{\mathbf{F}}(x) = 1$, следовательно, неравенство (38) также справедливо.

Таким образом, для $N = 2$ решения (31) и (34) не являются плохо обусловленными. Очевидно, что это справедливо и для $N > 2$, что не затрудняет цифровую реали-

$$K(x, x) = -\sum_{n=1}^N \exp\{-\kappa_n x\} \left[C_n \exp\{-\kappa_n x\} - \frac{\det \underline{\mathbf{F}}_n}{\det \underline{\mathbf{F}}} \right], \quad (34)$$

Решение (31), а следовательно, и (34), будет плохо обусловлено, если $\det \underline{\mathbf{F}}(x)$ будет близок к нулю, и реализация алгоритма усложняется. Рассмотрим этот вопрос подробнее.

Функции $g_{mn}(x)$, входящие в матрицу (32), представляют собой скалярные произведения (14):

$$\begin{aligned} g_{mn}(x) &= \int_x^\infty X_m(y) Y_n(y) dy = \\ &= C_m^2 \int_x^\infty \exp\{-\kappa_m y\} \exp\{-\kappa_n y\} dy = \\ &= C_m^2 \int_x^\infty \exp\{-(\kappa_m + \kappa_n)y\} dy = \\ &= -\frac{C_m^2}{\kappa_m + \kappa_n} \exp\{-(\kappa_m + \kappa_n)y\} \Big|_x^\infty = \\ &= \frac{C_m^2}{\kappa_m + \kappa_n} \exp\{-(\kappa_m + \kappa_n)x\}. \end{aligned} \quad (35)$$

Следовательно, матрицу (32) можно представить в виде:

зацию описанного алгоритма нелинейного спектрального синтеза сигналов.

Описанный алгоритм нелинейного спектрального синтеза многосолитонных сигналов был реализован на основе математического пакета «Matlab». Синтезированные сигналы генерировались звуковой платой компьютера и, с целью проверки алгоритма нелинейного спектрального анализа, реализованного в описанном выше программно-аппаратном комплексе, подавались на двухканальный низкочастотный вход анализатора. На приведенных ниже рисунках показаны примеры некоторых простейших N -солитонных сигналов и их спектров.

На рис. 1, 2 и 3 показаны соответственно графики дискретного спектра односолитонного сигнала вида (24), функции $K(x, x)$ вида (34) и модуля синтезированного сигнала.

На рис. 4, 5 и 6 представлены аналогичные диаграммы для двухсолитонного сигнала, а на рис. 7, 8, 9 – для трехсолитонного сигнала.

Следует отметить, что графики для случая двухсолитонного сигнала совпадают с результатом (3.102), приведенным в известной монографии [16], следующего вида:

$$u(x, t) = -12 \frac{[3 + 4 \cosh(8t - 2x) + \cosh(64t - 4x)]}{[\cosh(36t - 3x) + 3 \cosh(28t - x)]^2}. \quad (39)$$

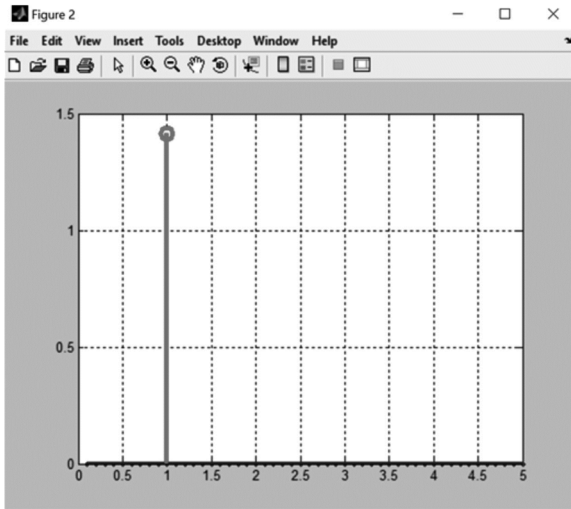


Рисунок 1 – График дискретного спектра односолитонного сигнала

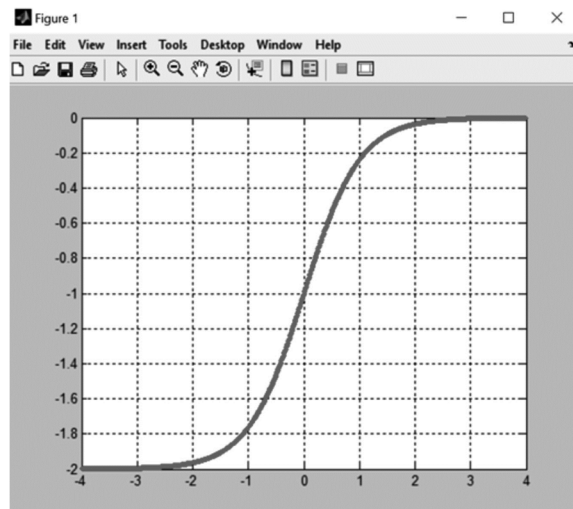


Рисунок 2 – График функции $K(x, x)$ для односолитонного сигнала

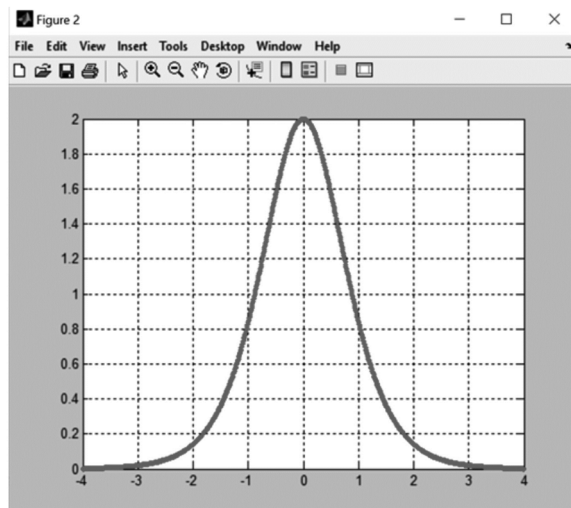


Рисунок 3 – График модуля синтезированного односолитонного сигнала

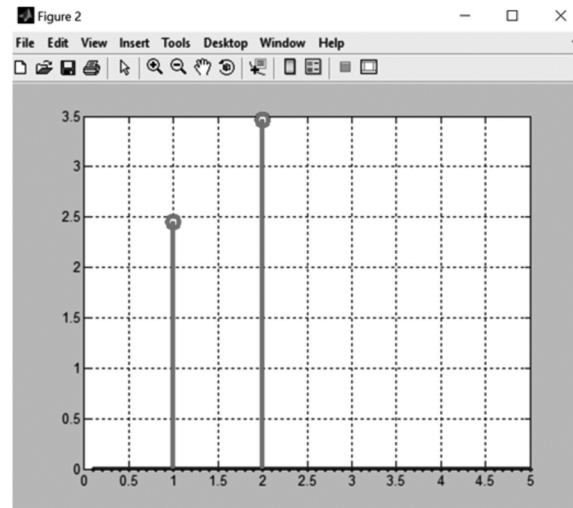


Рисунок 4 – График дискретного спектра двухсолитонного сигнала

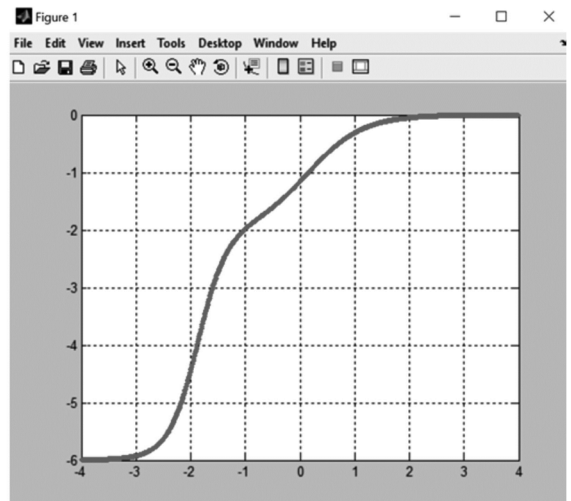


Рисунок 5 – График функции $K(x, x)$ для двухсолитонного сигнала

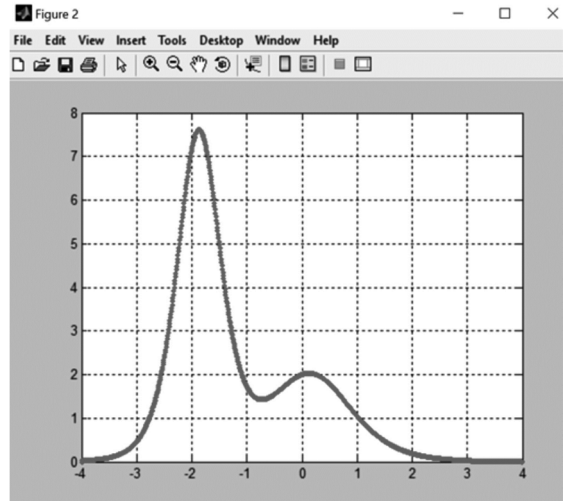


Рисунок 6 – График модуля двухсолитонного сигнала

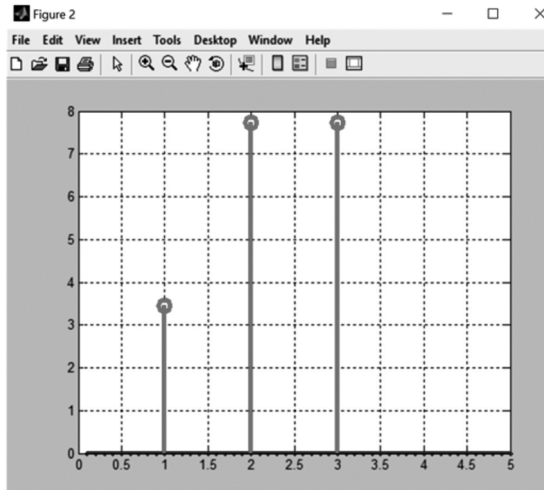


Рисунок 7 – График дискретного спектра трехсолитонного сигнала

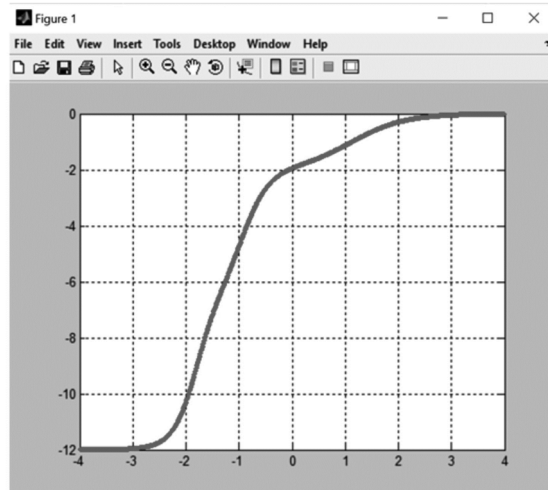


Рисунок 8 – График функции $K(x, x)$ для трехсолитонного сигнала

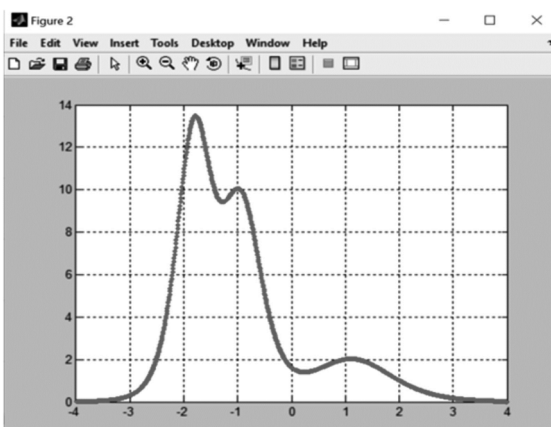


Рисунок 9 – График модуля трехсолитонного сигнала

Заключение

Анализатор линейных и нелинейных спектров сигналов, описанный в [11], позволяет реализовать практически любой известный алгоритм анализа. В дальнейшем планируется, в первую очередь, программная реализация других алгоритмов нелинейного спектрального анализа для уравнений, разрешимых методом обратной задачи рассеяния (нелинейного преобразования Фурье) – нелинейного уравнения Шрёдингера, уравнения синус-Гордона и др. Для их тестирования потребуются решение аналогичных задач спектрального синтеза, что требует отдельного исследования.

Литература

1. Рабинер Л., Гоулд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов. М.: Мир, 1978. 848 с.
2. J.M. Gardner, J.M. Green, M.D. Kruskal, R.M. Miura. Method for solving the Korteweg-de Vries equation. Phys. Rev. Letters, 19, pp. 1095-1097, 1967.
3. Захаров В.Е., Шабат А.Б. Точная теория двумерной фокусировки и одномерной автомодуляции волн в нелинейных средах. ЖЭТФ, т.61, 1971.
4. Тахтаджян Л.А., Фаддеев Л.Д. Гамильтонов подход в теории солитонов. М.: Наука, 1986. - 529 с.
5. Кадомцев Б.Б., Петвиашвили В.И. Об устойчивости уединённых волн в слабо диспергирующих средах. Докл. АН СССР. 15: с. 539-541.
6. Sergei K. Turitsyn, Jaroslaw E. Prilepsky, Son Thai Le, Sander Wahls, Leonid L. Frumin, Morteza Kamalian, Stanislav A. Derevyanko.

Nonlinear Fourier transform for optical data processing and transmission: advances and perspectives. Optica, 307, vol. 4, № 3 (2017).

7. Oleksandr Kotlyar, Morteza Kamalian-Kopae, Maryna Pankratova, Anastasiia Vasylychenkova, Jaroslaw E. Prilepsky, and Sergei K. Turitsyn. Convolutional long short-term memory neural network equalizer for nonlinear Fourier transform-based optical transmission systems, Optics Express, 29(7) 11254-(2021).

8. Egor V Sedov, Pedro J Freire, Vladimir V Seredin, Vladyslav A Kolbasin, Morteza Kamalian-Kopae, Igor S Chekhovskoy, Sergei K Turitsyn, Jaroslaw E Prilepsky. Neural networks for computing and denoising the continuous nonlinear Fourier spectrum in focusing nonlinear Schrödinger equation, Scientific Reports, 11(1) 1, (2021).

9. M. Balogun and S. Derevyanko, «Hermite-Gaussian nonlinear spectral carriers for optical communication systems employing the nonlinear Fourier transform» IEEE Commun. Lett., vol. 26, no. 1, pp. 109-112, Jan. 2022.

10. R. Zhang, L. Xi, J. Wei, J. Deng, S. Du, W. Zhang, X. Zhang, X. Xiao. Optimal Design of Eigenvalues for the Full-Spectrum Modulated Nonlinear Frequency Division Multiplexing Transmission System. IEEE photonics journal, vol. 15, № 3, June 2023, 7200908.

11. Григоров И.В., Мишин Д.В., Борисенков А.В., Долгополов В.Н., Кузнецов Д.Е., Спиркин И.В. Универсальный программно-аппаратный комплекс для анализа спектров электрических и оптических сигналов. Инфокоммуникационные технологии, Т.20, №1, 2022, с.90-102.

12. Калоджеро Ф., Дегасперис А. Спектральные преобразования и солитоны. Методы решения и исследования нелинейных эволюционных уравнений. М.: Мир, 1985. 472 с.

13. Григоров И.В. Применение метода обратной задачи рассеяния для построения нелинейных фазовых фильтров. Электросвязь, 2010, № 1. С.51-54.

14. Программная реализация алгоритма нелинейного спектрального анализа Кортвега-де Фриза / И.В. Григоров [и др.] Актуальные проблемы информатики, радиотехники и связи: материалы XXX Российской научно-технической конференции. Самара: Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, 2023. С. 8-9.

15. Григоров И.В., Широков С.М. Применение теории нелинейных волновых процессов в радиотехнике и телекоммуникациях. М.: Радио и связь, 2006, 351с.

16. Бхатнагар П. Нелинейные волны в одномерных дисперсионных системах. М.: Мир, 1983. 136 с.

17. Турчак Л.И., Плотников П.В. Основы численных методов. М.: Физматлит, 2005. 301 с.

ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКИЙ МОДУЛЬ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ОПАСНЫХ МЕТЕОЯВЛЕНИЙ КУЧЕВО-ДОЖДЕВОЙ ОБЛАЧНОСТИ В МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКОМ РАДИОЛОКАЦИОННОМ КОМПЛЕКСЕ «МОНОКЛЬ»

Савельев А.Н., д.т.н., доцент, профессор кафедры радиоэлектронных устройств и систем МГТУ им. Н.Э. Баумана, e-mail: savelyev.an@bmstu.ru.

Васильев О.В., д.т.н., профессор, профессор кафедры Технической эксплуатации радиоэлектронного оборудования воздушного транспорта МГТУ ГА, e-mail: vas_ov@mail.ru

Бояренко Э.С., аспирант кафедры Технической эксплуатации радиоэлектронного оборудования воздушного транспорта МГТУ ГА, boyarenko. , e-mail: elvira@mail.ru

Галаева К.И., к.т.н., доцент кафедры Технической эксплуатации радиоэлектронного оборудования воздушного транспорта МГТУ ГА, e-mail: ks.galaeva@mail.ru

SOFTWARE AND ALGORITHMIC MODULE FOR AUTOMATED ESTIMATION OF STATISTICAL CHARACTERISTICS OF DANGEROUS METEOROLOGICAL PHENOMENA ASSOCIATED WITH CUMULONIMBUS CLOUDS IN WEATHER RADAR COMPLEX «MONOCLE»

Saveliev A.N., Vasiliev O.V., Boyarenko E.S., Galaeva K.I.

Cumulonimbus clouds and accompanying meteorological phenomena such as rainfalls, thunderstorms, and hail are dangerous weather phenomena for aviation. To solve the problem of classifying cumulonimbus clouds and accompanying dangerous meteorological phenomena, a Bayesian approach was substantiated under conditions of complete a priori uncertainty. Statistical analysis of the field experiment data showed that the distribution densities of maximum reflectivity and turbulence by values and heights have a unique parametric character described by the generalized Rice law. The paper presents a methodology for statistical analysis of experimental data from a near-field meteorological radar complex for studying the recognition of dangerous meteorological phenomena «rainfall-thunderstorm-hail», on the basis of which a software and algorithmic module was created that expanded the stage of secondary information processing in the near-field meteorological radar complex to direct calculation of dangerous meteorological phenomenon maps. The software and algorithmic module includes automatic calculations of the probabilities of a complete group of events for a rainfall, thunderstorm, hail; the implementation of a graph of two-dimensional areas of recognition of dangerous meteorological phenomena by maximum radar reflectivity is also given. The work shows that the optimization of criteria in terms of applying the combination of features for a rainfall, thunderstorm, hail on the basis of the created software and algorithmic module is successful.

Key words: weather radar, dangerous weather phenomena, classification of weather phenomena, pattern recognition, feature separation function, software and algorithmic module, decision threshold.

Ключевые слова: метеорологический радиолокатор, опасные метеорологические явления, классификация метеорологических явлений, распознавание образов, разделяющая функция признаков, программно-алгоритмический модуль, пороги принятия решений.

Введение

Безопасность полетов воздушных судов напрямую зависит от метеорологической обстановки вблизи аэродромной зоны и на маршруте полета. Точная и своевременная информация о метеорологической обстановке позволяет предупредить большинство авиационных происшествий, связанных с неблагоприятными погодными условиями. Современные требования к авиационной безопасности предъявляют все более высокие требования к системам сбора и обработки данных о метеорологической обстановке. Среди опасных метеоявлений (ОМЯ), наибольшую угрозу для воздушного транспорта представляют явления, связанные с кучево-дож-

Кучево-дождевая облачность и сопутствующие ей метеоявления, такие как ливень, гроза, град являются опасными погодными явлениями для авиации. Для решения задачи классификации кучево-дождевой облачности и сопутствующих ей опасных метеоявлений был обоснован байесовский подход в условиях полной априорной неопределенности. Статистический анализ данных натурного эксперимента показал, что плотности распределения максимальной отражаемости и турбулентности по значениям и высоте имеют уникальный параметрический характер, описываемый обобщенным законом Райса. В работе представлена методика статистического анализа экспериментальных данных метеорологического радиолокационного комплекса ближней зоны для исследования распознавания опасных метеорологических явлений «ливень-гроза-град», на основании которой был создан программно-алгоритмический модуль, который расширил этап вторичной обработки информации в метеорологическом радиолокационном комплексе ближней зоны до непосредственного расчета карт опасных метеоявлений. Программно-алгоритмический модуль включает в себя автоматические расчёты вероятностей полной группы событий для ливня, грозы, града; также приведена реализация графика двумерных областей распознавания опасных метеоявлений по максимальной радиолокационной отражаемости. В работе показано, что оптимизация критериев в части применения объединения признаков для ливня, грозы, града на базе созданного программно-алгоритмического модуля является успешной.

девой облачностью (КДО). Для обеспечения непрерывного мониторинга метеорологической обстановки необходимы высокоэффективные радиолокационные метеорологические системы, способные оперативно выявлять и классифицировать опасные метеорологические явления, такие как ливни, грозы и град, представляющие угрозу для безопасного выполнения полетов.

В работе [1] предложен метод классификации ОМЯ КДО для метеорологического радиолокационного комплекса ближней зоны (МРЛК БЗ) «Монокль», основанный на совместном учёте отражательных и турбулентных характеристик атмосферы в соответствии с единым байесовским критерием. Для преодоления априорной неопределенности относительно вида и параметров плотности распределения вероятностей признаков классификации были проведены масштабные экспериментальные исследования [2], которые позволили сформировать оптимальные пороги принятия решений для классификации ОМЯ КДО в Верхне – Волжском регионе России [3].

Продолжение аналогичных экспериментальных исследований в Воронежской и Калининградской областях [4] продемонстрировало наличие географической вариативности статистических характеристик отражаемости и турбулентности атмосферы в кучево-дождевой облачности. Это требует изменения критериев классификации ОМЯ КДО для каждой климатической зоны. Кроме того, не исключается и необходимость корректировки порогов принятия решений при изменении климата с течением времени.

По сути, возникает задача разработки алгоритмов непрерывного обучения, а в дальнейшем и самообучения МРЛК БЗ (как и других метеорологических РЛС) с учетом мест их функционирования для обеспечения адекватной оценки метеобстановки.

Таким образом, целью работы является разработка автоматизированного программно-алгоритмического модуля обработки данных радиолокационных наблюдений для формирования порогов принятия решений при классификации ОМЯ КДО в МРЛК БЗ «Монокль».

Структура модуля автоматизированной обработки данных радиолокационных наблюдений на выходе МРЛК БЗ

Разработанный метод классификации опасных метеорологических явлений (ОМЯ), связанных с кучево-дождевой облачностью (КДО) на основании радиолокационных наблюдений, предполагает решение следующих взаимосвязанных задач [1]:

- формирование алфавита классов, в рассматриваемом случае это: «ливень – гроза – град»;
- выбор априорного признакового пространства в виде максимальных значений отражаемости Z_{\max} и турбулентности EDR_{\max} , а также их распределения по высотам $H(Z_{\max})$, $H(EDR_{\max})$;
- формирование вероятностного описания признаков в виде плотностей распределения вероятностей информационных параметров $p(Z_{\max}/\omega_i)$, $p(EDR_{\max}/\omega_i)$, $p(H(Z_{\max})/\omega_i)$, $p(H(EDR_{\max})/\omega_i)$, где $i \in \{\text{л, гр, гд}\}$;
- выбор статистического критерия классификации

ОМЯ КДО, определяющего значения порогов принятия решений, исходя из качества априорной информации и требуемой достоверности классификации.

С учетом полученных ранее результатов [1-4] определим последовательность обработки информации для решения задачи классификации ОМЯ КДО в МРЛК БЗ, а в дальнейшем оценим достижимую степень автоматизации этих процессов.

В рассматриваемом случае в общем виде искомая последовательность выглядит следующим образом:

- обработка радиолокационных сигналов, отраженных от метеообъектов в зоне обзора, формирование метеопродуктов;
- обработка метеорологической информации, формирование массива данных по измеренным значениям признаков классификации;
- статистическая обработка данных, формирование порогов принятия решений при классификации ОМЯ КДО.

Последовательность предполагает поэтапное обобщение информации с выдачей в конце достоверных решений. При этом рассмотрим случай накопления данных в целом за некоторый продолжительный период, в последующем распространив его на вариант пошагового обучения.

Этап обработки радиолокационных сигналов

На данном этапе в МРЛК БЗ последовательно выполняется первичная и вторичная обработка сигналов. Первичная построена по импульсно – доплеровскому принципу [5] и предполагает следующие шаги (рис.1):

- накопление отраженного сигнала, формирование пачек, получение спектра сигнала в каждом канале дальности для каждого углового положения антенны (в так называемых «конических сечениях»);
- фильтрация импульсных помех, формирование порога, оценка значений мощности и обнаружение сигнала в каждом канале дальности;
- оценка значений амплитуды, радиальной скорости и ширины спектра метеообъектов для всех каналов дальности, в которых обнаружен сигнал;
- расчет турбулентности в результате обработки скоростных параметров в «сигнальных» ячейках;
- формирование выходных векторов отражаемости, радиальных скоростей и турбулентности для заданного углового положения антенны.

Особенностью данного этапа является обработка нескольких подряд идущих пачек сигналов для устранения неоднозначности по радиальной скорости. Кроме того, турбулентность оценивается для серий, обнаруженных в каналах дальности сигналов методом корреляционного анализа.

Вторичная обработка сигналов предполагает следующие шаги (рис. 2):

- формирование декартова пространства в координатах X , Y , Z относительно РЛС с размером ячеек $1 \times 1 \times 1$ км;
- значение метеопараметра для центра ячейки формируется в результате усреднения всех измерений, попавших в ячейку;
- расчет промежуточных значений метеопараметров производится через градиент между соседними точками

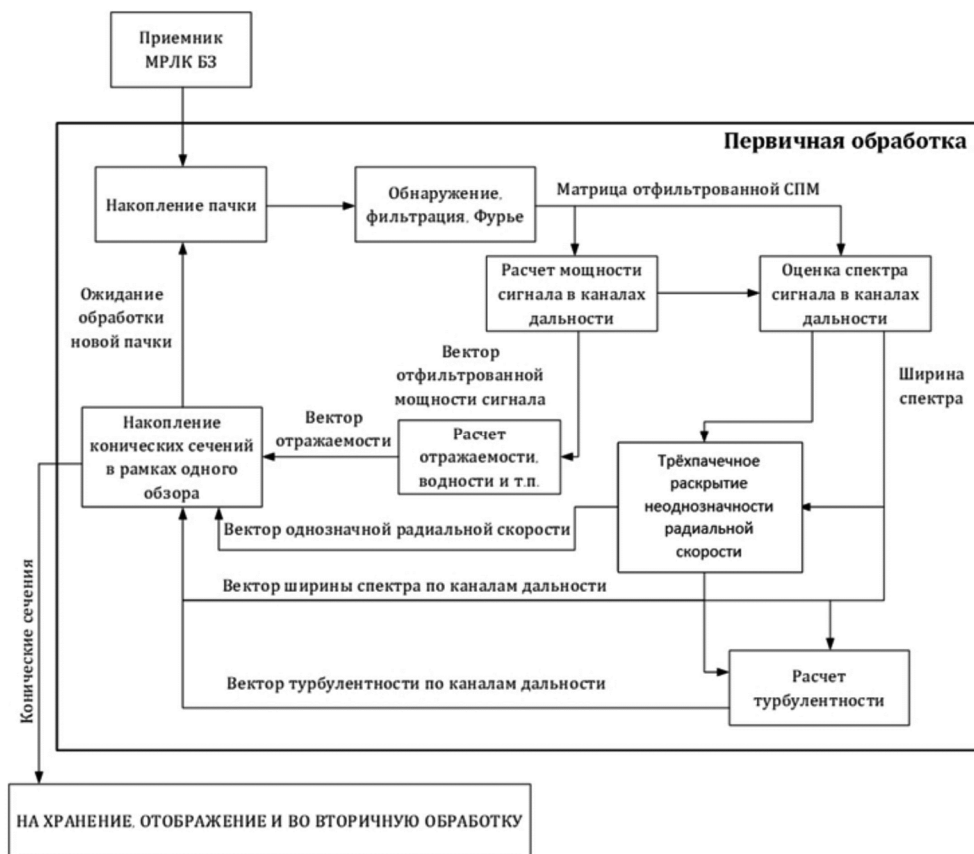


Рисунок 1 – Блок-схема первичной обработки сигналов в МРЛК БЗ

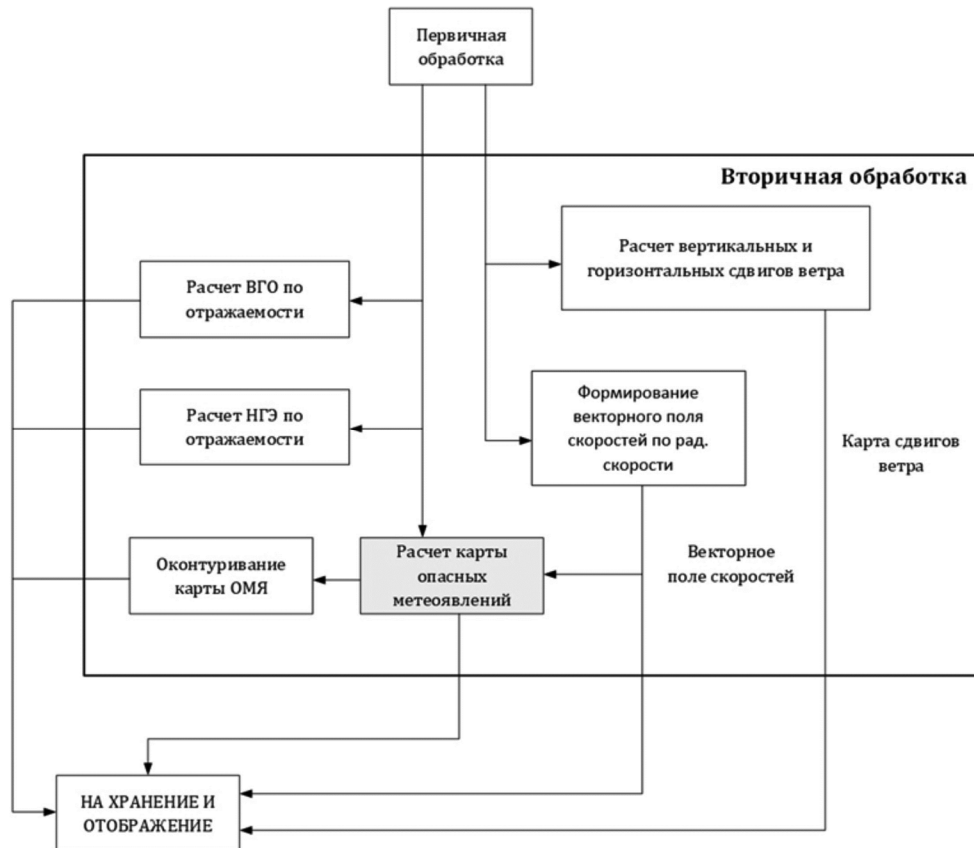


Рисунок 2 – Блок-схема вторичной обработки сигналов в МРЛК БЗ

(центрами ячеек), как по вертикали; так и по горизонтали;
 – формирование карты метеоявлений с оконтуриванием, градацией опасности и их любых сечений.

Основные операции вторичной обработки реализу-

ются в настоящее время в блоке «Расчет карты опасных метеоявлений». По сути, этот блок являлся выходным по предоставлению метеопродукта за исключением верхней границы облачности (ВГО), нижней границы

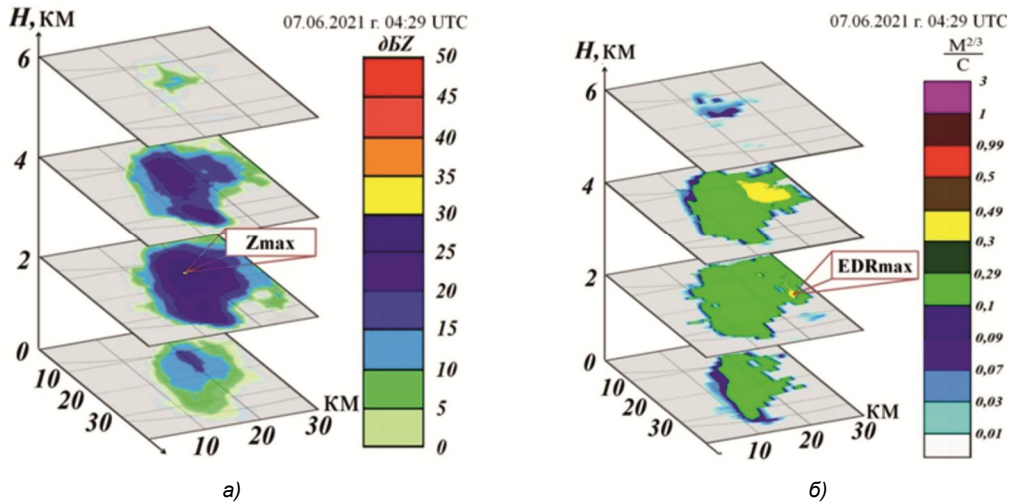


Рисунок 3 – Пространственное распределение радиолокационной отражаемости и удельной скорости диссипации турбулентной энергии на различных высотных уровнях

радиоэха (НГЭ), векторного поля скоростей и сдвигов ветра.

Разработанный метод требует существенного расширения функционала данного блока до непосредственного расчета карт опасных метеоявлений. Что будет описано ниже.

Этап обработки радиолокационной информации

При наблюдении ОМЯ в области ядра КДО рассматриваются сечения в координатах X, Y, Z относительно РЛС с размером ячеек 1x1x1 км (рис. 3). Определяются значения максимальной отражаемости в облаке (Zmax), значения максимальной турбулентности (EDRmax), а также их высоты H(Zmax), H(EDRmax). По данным измерений формируются массивы данных, поступающих на этап статистической обработки.

Этап статистической обработки данных

Структура статистической обработки данных выглядит следующим образом: 1) нормирование исследуемых параметров; 2) построение гистограмм эмпирического распределения параметров; 3) выбор теоретического распределения; 4) определение выборочных характеристик (M(x), σx); 5) проверка гипотезы о виде распределения по критерию χ².

В случае распознавания метеоявлений КДО в соответствии с проверкой различных гипотез о виде распределений по критерию согласия χ² Пирсона для уровня значимости 0.01 было установлено, что плотности распределения вероятностей признаков p(Zmax/ωi), p(EDRmax/ωi), p(H(Zmax)/ωi), p(H(EDRmax)/ωi), где i ∈ {л, гр, гд}; имеют соответствие экспериментальных относительных частот обобщенному распределению Рэлея – Райса [6]. Полученные, по результатам вычислений параметры μ и σ распределения Райса в строгом смысле не являются математическим ожиданием (МО) и среднеквадратическим отклонением (СКО) [7-12], однако соответствующим образом отражают форму распределения (табл. 1) и служат параметрическим описанием признаков, используемых для классификации ОМЯ КДО явлений «ливень-гроза-град».

Таким образом, статистический анализ данных

натурного эксперимента показал, что плотности распределения максимальной отражаемости и турбулентности по значениям и высоте имеют уникальный параметрический характер, описываемый обобщенным законом Райса [13-17].

Таблица 1 – Параметры распределения Райса для ливня, грозы и града

Параметр	Ливень	Гроза	Град
	H(Zmax)		
МО	μ = 2	μ = 3,5	μ = 4
СКО	σx = 2,5	σx = 3	σx = 4
H(EDRmax)			
МО	μ = 2	μ = 3	μ = 4
СКО	σx = 2,5	σx = 4	σx = 4,5
Zmax			
МО	μ = 22	μ = 29	μ = 42
СКО	σx = 7	σx = 8	σx = 10
EDRmax			
МО	μ = 0,2	μ = 0,5	μ = 0,61
СКО	σx = 0,2	σx = 0,12	σx = 0,08

Разработка программно-алгоритмического модуля автоматизированной оценки статистических характеристик ОМЯ КДО

На основании данных (табл. 1), полученных в результате статистического анализа данных натурного эксперимента, для исследования распознавания ОМЯ был разработан программно-алгоритмический модуль (ПАМ), предназначенный для расчета и визуализации графиков одномерных и двумерных плотностей и функций распределения вероятностей значений физических величин ОМЯ.

ПАМ разработан на языке программирования Python 3 с использованием пакета прикладных программ для технических вычислений.

Структуру графического ПАМ можно разделить на 4 части: параметры анализа; сохранение параметров; выбор типа построения; анализ результатов.

Структура программной части ПАМ представляет собой объектно-ориентированный код на языке Python и



Рисунок 4 – Структурно-логическая схема программной части ПАМ

её можно условно поделить на взаимосвязанные части, указанные на схеме рис. 4.

Блок «Одномерная ПРВ» (здесь и далее ПРВ – плотность распределения вероятностей) включает в себя автоматический расчёт пороговых значений между ПРВ различных явлений как точку пересечения ПРВ. Данная возможность реализована с помощью метода половинного деления.

Блок «ФРВ» (здесь и далее ФРВ – функция распределения вероятностей) реализован как расчёт функции распределения вероятностей через односторонний интеграл от функции плотности распределения вероятностей в соответствии с выбором в блоке «Выбор типа построения».

Блок «Двумерная ПРВ» реализован как расчёт двумерной плотности распределения вероятностей как произведение одномерных в соответствии с выбором в блоке «Выбор типа построения».

Блок «Карта границ областей правильного обнаружения ОМЯ» реализован как расчёт линии пересечения между двумерными плотностями распределения вероятностей в соответствии с выбором в блоке «Выбор типа построения». Расчёт реализован итерационными сечениями трёхмерных массивов по одному из измерений и дальнейшим расчётом точки пересечения одномерных плотностей в сечении посредством применения метода половинного деления.

Алгоритм формирования порогов для одномерного случая

В соответствии с принятым критерием классификации ОМЯ для альтернативы $i, k; i \neq k, i \in \{л, гр, гд\}$ осуществляется в соответствии со значением порога, определяемого решением уравнения

$$h_{пор}(i, k) = \frac{x}{\sigma_i^2} e^{-\frac{x^2 + \mu_k^2}{2 \cdot \sigma_i^2}} I_0 \left(\frac{x \cdot \mu_i}{\sigma_i^2} \right) - \frac{x}{\sigma_k^2} e^{-\frac{x^2 + \mu_k^2}{2 \cdot \sigma_k^2}} I_0 \left(\frac{x \cdot \mu_k}{\sigma_k^2} \right) = 0,$$

где I_0 – модифицированная функция Бесселя первого рода нулевого порядка; x – значение случайной величины.

В результате, для любого признака из априорного словаря может быть сформирована полная матрица вероятностей классификации

$$P(x) = \begin{pmatrix} P_{лл}(x) & P_{лгр}(x) & P_{лгд}(x) \\ P_{грл}(x) & P_{гргр}(x) & P_{гргд}(x) \\ P_{гдл}(x) & P_{гдгр}(x) & P_{гдгд}(x) \end{pmatrix}.$$

На рис. 5 показаны область правильного обнаружения и области перепутывания для ПРВ ливня по параметру Z_{max} .

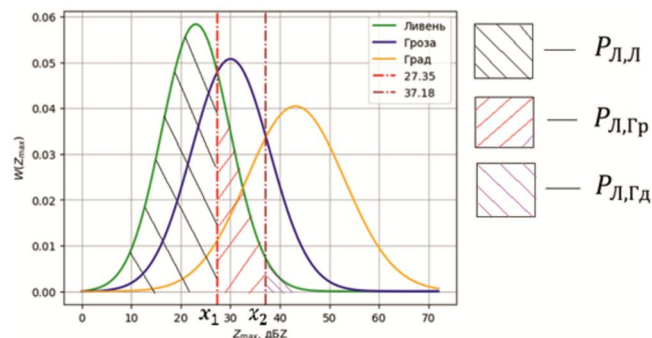


Рисунок 5 – Область правильного обнаружения и области перепутывания для ПРВ ливня по параметру Z_{max} для $P_{л,л}; P_{л,гр}; P_{л,гд}$

Было проведено моделирование блока «Одномерная ПРВ» для вывода графиков одномерной плотности распределения вероятности Райса для различных физических величин ОМЯ.

Матрица вероятностей для одномерных ПРВ по $H(Z_{max})$ для ливня, грозы, града:

$$H(Z_{max}) = \begin{pmatrix} P_{лл} & P_{лгр} & P_{лгд} \\ P_{грл} & P_{гргр} & P_{гргд} \\ P_{гдл} & P_{гдгр} & P_{гдгд} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,724 & 0,202 & 0,072 \\ 0,382 & 0,367 & 0,249 \\ 0,342 & 0,332 & 0,325 \end{pmatrix}.$$

По диагонали матрицы $H(Z_{max})$ фактически находятся вероятности правильного обнаружения для различных явлений ливня, грозы и града. Остальные элементы являются вероятностями перепутывания.

Первая строка матрицы $H(Z_{max})$ относится к расчёту вероятностей полной группы событий для ливня, вторая строка – для грозы, третья – для града. При этом в соответствии с условием нормировки ПРВ сумма вероятностей в каждой строке должна равняться единице. Данная проверка также осуществляется автоматически.

Алгоритм формирования порогов для многомерного случая

Также было проведено моделирование блока «Двумерная ПРВ» для вывода графиков двумерной функции плотности распределения вероятности Райса для различных физических величин ОМЯ.

На рис. 6 приведена реализация графика двумерной функции плотности распределения вероятности максимальной радиолокационной отражаемости Z_{max} и её высоты $H(Z_{max})$. Также была получена плотность распределения вероятности максимальной турбулентности EDR_{max} и её высоты $H(EDR_{max})$ для указанных ОМЯ (рис. 7).

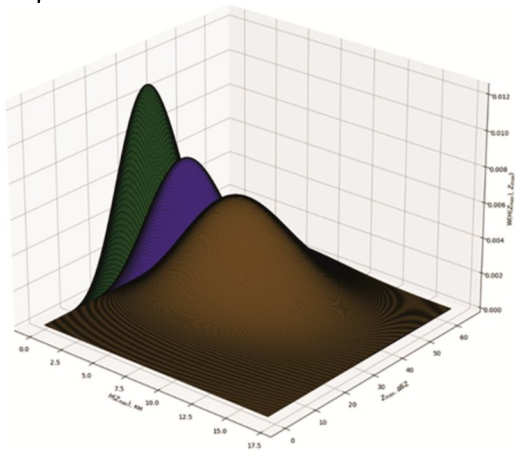


Рисунок 6 – Поверхность двумерной плотности вероятности радиолокационной отражаемости

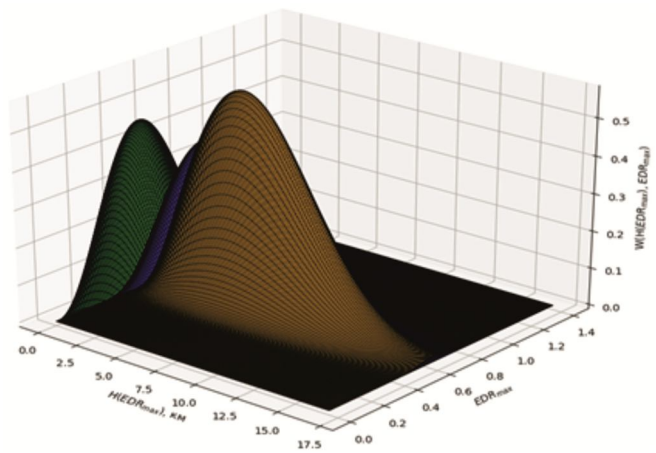


Рисунок 7 – Поверхность двумерной плотности вероятности EDR

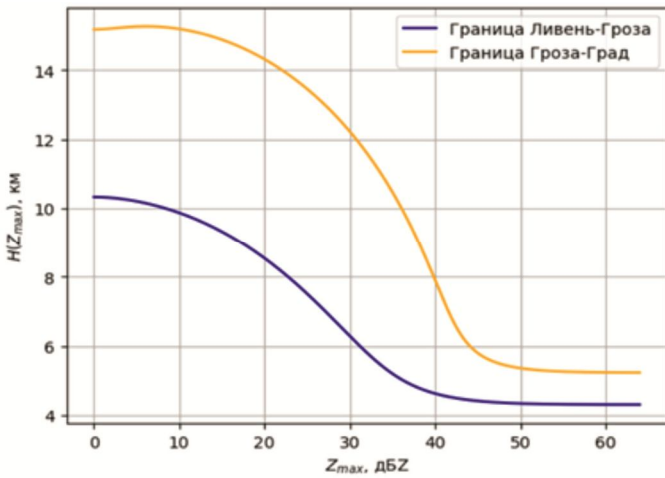


Рисунок 8 – График двумерных областей распознавания ОМЯ по максимальной радиолокационной отражаемости Z_{max} и её высоте $H(Z_{max})$

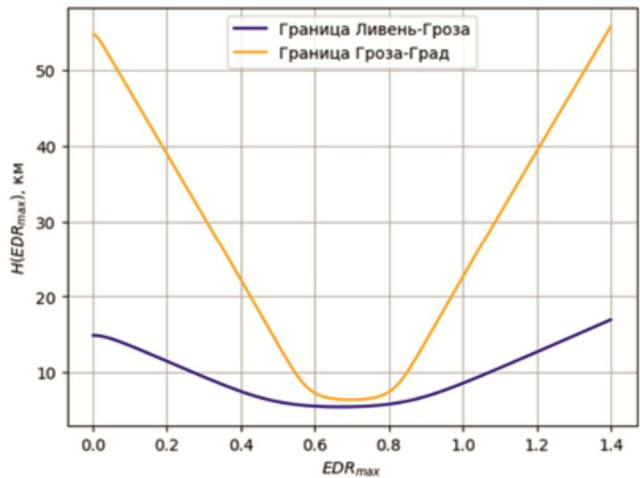


Рисунок 9 – График двумерных областей распознавания ОМЯ по максимальной турбулентности EDR_{max} и её высоте $H(EDR_{max})$

Далее было проведено моделирование шаблонной функции для вывода графиков двумерных областей распознавания ОМЯ для различных физических величин.

На рис. 8 приведена реализация графика двумерных областей распознавания ОМЯ по максимальной радиолокационной отражаемости Z_{max} и её высоте $H(Z_{max})$. На рис. 9 приведена реализация графика двумерных областей распознавания ОМЯ по максимальной турбулентности EDR_{max} и её высоте $H(EDR_{max})$.

Для расчёта вероятностных характеристик распознавания ОМЯ для двумерных функций плотности распределения вероятности для различных физических величин рассмотрим реализацию работы блока «Карта границ правильного обнаружения ОМЯ».

В результате моделирования блока был получен следующий расчёт вероятностных характеристик распознавания ливня, грозы и града для двумерных функций плотности распределения вероятности по максимальной радиолокационной отражаемости Z_{max} и её высоте $H(Z_{max})$, представленный на рис. 10.

На основании вышесказанного, можно отметить, что разработанная автоматизированная технология для исследования распознавания ОМЯ значительно облегчит вычисление пороговых значений и сформирует полные матрицы вероятностей для определения информа-

тивности признакового пространства при классификации ОМЯ КДО.

Матрица вероятностей		
0.955	0.043	0.000
0.708	0.253	0.038
0.367	0.262	0.351
Условие нормировки по строкам :		
0.999	0.999	0.982
Ошибки интегрирования матрицы вероятностей:		
5.268e-09	1.098e-09	1.402e-08
9.793e-09	6.167e-09	1.331e-08
2.118e-09	1.005e-07	1.379e-07

Рисунок 10 – Расчёт вероятностных характеристик и ошибок интегрирования распознавания ливня для двумерных функций плотности распределения вероятности по максимальной радиолокационной отражаемости Z_{max}

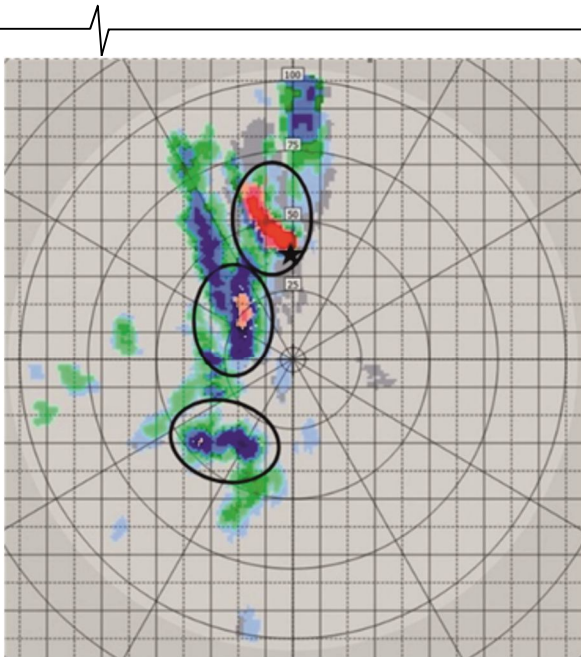


Рисунок 11 – Карта метеоявлений МРЛК БЗ с предыдущими критериями [18] для ливня, грозы, града. Пункт размещения – аэродром Орловка, Тверская область

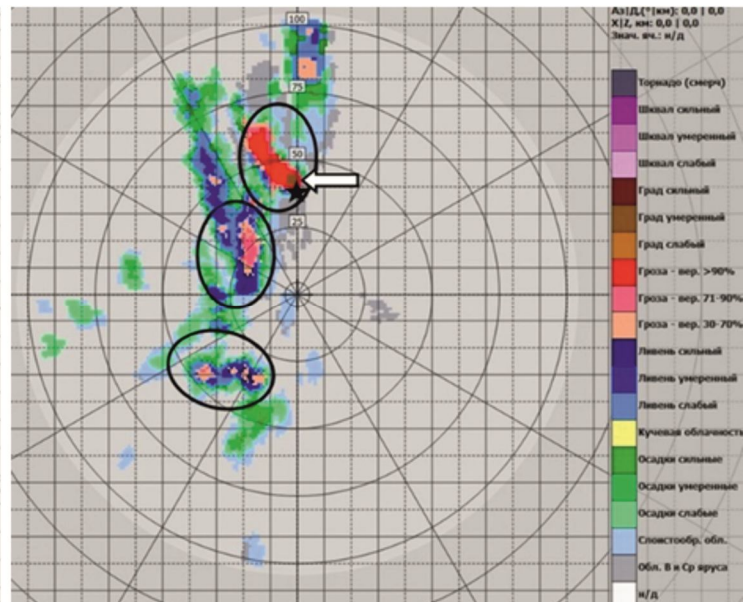


Рисунок 12 – Карта метеоявлений МРЛК БЗ с критериями при объединении признаков для ливня, грозы, града. Пункт размещения – аэродром Орловка, Тверская область

Валидация метеорологических радиолокационных данных с вычисленными пороговыми значениями в программно-алгоритмическом модуле

На рис. 11 продемонстрирована карта метеорологических явлений МРЛК БЗ, где ливень, гроза и град классифицированы по предыдущим критериям [18]; на рис. 12 – где явления ливня, грозы и града классифицированы по критериям при объединении признаков. Чёрным окрестностями показаны места различий очагов ливня, грозы, града. Причём на рис. 12 явления ливня, грозы и града имеют большую оправдываемость при сопоставлении данных МРЛК БЗ с наземными метеостанциями. Так, например, наземная метеостанция Старица, показанная на рис. 11-12 черной звездой, зафиксировала град, который был подтверждён данными МРЛК только на рис. 12 (коричневый очаг града выделен белой стрелкой). В то же время классификация града по предыдущим критериям [18], показанная на рис. 11, была некорректной. Таким образом, оптимизация критериев в части применения объединения признаков для очагов ливня, грозы, града, предложенная авторами в работе, является успешной.

Заключение

Одним из решающих факторов, влияющих на безопасность и регулярность полетов государственной и гражданской авиации, является метеорологическая обстановка. На основании разработанной методики статистического анализа экспериментальных данных для исследования распознавания опасных метеорологических явлений «ливень-гроза-град» был создан программно-алгоритмический модуль, который является первым шагом на пути от частичной автоматизации процесса адаптации критериев классификации ОМЯ КДО к месту установки МРЛК БЗ до полностью автоматическо-

го режима самообучения комплекса. В настоящий момент программно-алгоритмический модуль включает в себя автоматические расчёты плотностей вероятностей признаков классификации, а также порогов принятия решений, правильность установки которых подтверждается соответствующими полными матрицами вероятностей.

На конкретном примере радиолокационных метеорологических данных МРЛК, размещённого на аэродроме Орловка (Тверская область), продемонстрировано, что оптимизация критериев в части применения объединения признаков для очагов ливня, грозы, града, предложенная авторами в работе, является успешной.

В дальнейшем авторами будут проведены исследования, посвящённые реализации выбора информативных признаков и определения их пороговых значений за счёт использования алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта. Оптимизация критериев классификации опасных метеоявлений будет происходить с учётом задач обеспечения безопасности и регулярности полётов воздушных судов гражданской авиации.

Литература

1. Васильев О.В., Болелов Э.А., Галаева К.И., Бояренко Э.С. Байесовский метод радиолокационной классификации опасных метеорологических явлений кучево-дождевой облачности. Электромагнитные волны и электронные системы. 2025. Т. 30, № 1, С.55-67.
2. Бояренко Э.С., Болелов Э.А., Васильев О.В., Коротков С.С. Экспериментальный статистический анализ радиолокационных сигналов, отраженных от опасных метеорологических явлений. Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. 2023. Т. 26. № 5. С.19-29.
3. Васильев О.В., Бояренко Э.С., Савельев А.Н., Горбачев Н.В. Анализ информативности признаков

классификации опасных метеоявлений по результатам радиолокационных наблюдений. Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. 2024. Т. 27. № 3. С. 8-22.

4. Бояренко Э.С. Анализ географической вариативности статистических характеристик опасных метеоявлений кучево-дождевой облачности. Гагаринские чтения 2024. Сборник тезисов докладов 50-й Международной молодежной научной конференции. Москва, 2024. С. 345-346.

5. Васильев О.В., Галаева К.И., Шепеть И.П., Николенко А.В. Особенности обработки сигналов при радиолокационной классификации опасных метеорологических явлений кучево-дождевой облачности. Цифровая обработка сигналов. 2024. № 3. С. 11-18.

6. Vasiliev, O.V., Boyarenko, E.S., Galaeva, K.I. (2023) Substantiation of source data on the parametric algorithms for the classification of weather hazards. Civil Aviation High Technologies, 26(6): pp. 8-21.

7. Довиак, Р., Зрнич Д. Доплеровские радиолокаторы и метеорологические наблюдения. Монография/Под ред. А.А. Черникова. Л.: Гидрометеиздат, 1988. 512 с.

8. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. Москва: Мир, 1976.

9. Дегтярев А.С., Драбенко В.А., Драбенко В.А. Статистические методы обработки метеорологической информации. Учебник. СПб: ООО «Андреевский издательский дом», 2015. 225 с.

10. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознава-

ния. М: Высшая школа. 1989.

11. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. М.: 1977.

12. Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов. Москва: Радио и связь, 1986. 263 с.

13. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных. Справочное издание. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с.

14. Бекряев В.И. Основы теории эксперимента. Учебное пособие. СПб.: Изд. РГГМУ, 2001 266 с.

15. Аппроксимация на основе типовых распределений [Электронный ресурс] / Аппроксимация закона распределения экспериментальных данных URL: <https://poznayka.org/s97706t1.html> (Дата обращения: 12.02.2024).

16. Кремер Н.Ш. Теория вероятностей и математическая статистика. 2-е изд. 2004.

17. Тихонов В.И., Бакаев Ю.Н. Статистическая теория радиотехнических устройств. М.: Изд. ВВИА им. проф. Н.Е. Жуковского. 1978.

18. Васильев О.В., Коротков С.С., Галаева К.И., Бояренко Э.С. Критерии принятия решений для классификации метеоявлений в метеорологическом радиолокационном комплексе ближней аэродромной зоны. Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. 2023. Т. 26. № 2.

Уважаемые коллеги!

Приглашаем Вас принять участие в формировании тематических выпусков журнала «Цифровая обработка сигналов» и размещению рекламы продукции (услуг) Вашей организации на его страницах. В случае положительного решения просим представить в редакцию журнала Ваши предложения по плановому размещению информационных материалов и макет рекламы продукции (услуг) с указанием желаемого её месторасположения: обложка (2-я, 3-я или 4-я стр.), цветная внутренняя полоса (объем полосы).

Журнал «Цифровая обработка сигналов» издается с 1999 года. Выходит ежеквартально, тиражом 200 экз.

Научно-технический журнал «Цифровая обработка сигналов» включен в Перечень изданий, рекомендуемый ВАК РФ для публикации результатов научных исследований соискателями ученой степени доктора и кандидата технических наук в области радиотехники, связи, вычислительной техники, электроники, приборостроения, информационных технологий, информационно-измерительных и управляющих систем. Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен в базу данных Web of Science – Russian Science Citation Index.

Планируемые сроки издания отдельных номеров журнала:

- № 1 март 2026 г. Тематический выпуск: «ЦОС в инфокоммуникационных системах».
- № 2 июнь 2026 г. Тематический выпуск по материалам 28-й Международной научно-технической конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение-DSPA».
- № 3 сентябрь 2026 г. Тематический выпуск: «Цифровая обработка изображений».
- № 4 декабрь 2026 г. Тематический выпуск: «ЦОС в радиотехнике и системах телекоммуникаций».

Ориентировочная стоимость рекламных услуг:

- 4-я (внешняя) страница цветной обложки – 25 тысяч рублей.
- 2-я и 3-я (внутренние) страницы цветной обложки – 15 тысяч рублей.
- 1/2 цветной внутренней полосы – 8 тысяч рублей.

Ждем Ваших предложений.

С наилучшими пожеланиями, зам. главного редактора

д.т.н., профессор Витязев Владимир Викторович, телефон 8-903-834-81-81.

Предложения прошу направлять по адресу: e-mail: vityazev.v.v@rsreu.ru или info@dspa.ru

ОБНАРУЖЕНИЕ ИСТОЧНИКОВ OFDM СИГНАЛОВ ГИГАГЕРЦОВОГО ДИАПАЗОНА ПРИ ПОМОЩИ РОБАСТНОГО ДЕТЕКТОРА ГРОМОВА-ХАУСДОРФА

*Тимофеев А.В., д.т.н., научный директор ТОО «Эквалайзрум», Астана, Казахстан,
e-mail: timofeev.andrey@gmail.com*

DETECTION OF OFDM SIGNALS IN THE GIGAHERTZ RANGE USING A ROBUST GROMOV-HAUSDORFF DETECTOR

Timofeev A.V.

Robust methods for detecting OFDM emission sources were studied, and a new practically effective detection method for signals in the gigahertz range, called the Gromov-Hausdorff detector, was proposed. The proposed detection method is based on processing observation spectra using a median version of the Gromov-Hausdorff metric. This method provides superior metrics such as AUC (Area Under the Curve), probability of detection, and probability of Type I errors compared to alternative detection methods.

Theoretical and engineering analyses of the accuracy of signal detectors, including those robust to noise distributed according to Huber's ϵ -contamination model, were conducted. A working physical prototype of an OFDM signal detector based on the Gromov-Hausdorff detector was created. The prototype's description is presented in the article. Numerical and experimental field comparisons were performed between the Gromov-Hausdorff detector, the median power detector, and the Hodge-Lehman detector. Field studies showed that the Gromov-Hausdorff detector has advantages over alternative detectors in terms of «probability of correct detection» and «probability of false alarm» metrics.

Key words: Gromov-Hausdorff detector, OFDM signal, robust detection, frequency range scanning.

Ключевые слова: обнаружитель Громова-Хаусдорфа, OFDM-сигнал, робастная детекция, сканирование частотного диапазона.

Введение

Тема разработки недорогих детекторов высокочастотного электромагнитного излучения (в том числе в гигагерцовом и терагерцовом диапазоне) с использованием платформ SDR (Software-Defined Radio) в настоящее время активно развивается, в том числе и для обнаружения OFDM (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing)-сигналов, о чем свидетельствует множество публикаций в академической прессе, например, [1-6] и других. В [1] описывается создание SDR (Software Defined Radio) платформы для реализации метода обнаружения OFDM сигналов в беспроводных системах связи. Публикация охватывает методы обработки и анализа сигнала в реальном времени, используя возможности SDR. В [2] описывается экспериментальная реализация системы OFDM на базе SDR, использующей GNU Radio и USRP (Universal Software Radio Peripheral), и оценивается производительность различных методов оценки канала при передаче OFDM сигналов в реальных условиях. Работа иллюстрирует преимущества SDR для практического тестирования и анализа OFDM систем. Работа [3] посвящена портативным терагерцовым спектрометрам на базе SDR с низкой стоимостью и высокой адаптивностью к задачам сенсинга. В [4] представлен алгоритм обнаружения OFDM сигналов с использованием характеристик ковариационной матрицы сигнала, принимаемого SDR-системой, а также показана устойчивость

Исследованы робастные методы обнаружения источников OFDM-сигналов, предложен новый, практически эффективный метод обнаружения сигналов гигагерцового диапазона, названный детектором Громова-Хаусдорфа. Предложенный метод детекции основан на обработке спектров наблюдений с использованием медианной версии метрики Громова-Хаусдорфа. Предложенный метод обеспечивает лучшие показатели метрик AUC, вероятности обнаружения и вероятности ошибок первого рода по сравнению с альтернативными методами детекции.

Произведен теоретический анализ точности детекторов сигналов, в том числе робастных к помехам, распределенным согласно модели ϵ -загрязнения Хубера. Создан действующий, физический макет обнаружителя OFDM-сигналов на основе детектора Громова-Хаусдорфа. Описание макета представлено в тексте статьи. Проведено численное и экспериментальное (в полевых условиях) сравнение качества работы детектора Громова-Хаусдорфа с детектором медианной мощности и с детектором Ходжа-Лемана. Полевые исследования показали, что детектор Громова-Хаусдорфа имеет преимущество и перед альтернативными детекторами по метрикам «вероятность правильного обнаружения» и «вероятность ложной тревоги».

предложенного метода к частотному смещению В [5] реализована и экспериментально подтверждена система обнаружения и слепого распознавания OFDM-сигналов на платформе SDR (USRP). Авторы показывают, что метод, основанный на статистических свойствах сигнала, обеспечивает высокую вероятность обнаружения даже при низких значениях SNR, а результаты, полученные на реальной SDR-платформе, хорошо согласуются с моделированием. В [6] представлен компактный и недорогой терагерцовый спектрометр в режиме временной доменной спектроскопии с широким диапазоном частот. Известны следующие методы математической обработ-

ки данных [7], используемые в процессе решения задачи детекции источника OFDM-сигнала в ГГц диапазоне: 1) так называемый MUSIC (Multiple Signal Classification), который сводится к выделению сигнального и шумового спектральных подпространств, которые формируются из данных, представленных в виде пространственных корреляционных матриц (эти корреляционные матрицы рассчитываются на основе временных выборок, обработанных преобразованием Фурье); 2) всевозможные методы совместного обнаружения и оценки параметров сигналов, основанные на объединении процессов обнаружения и пеленгования сигналов в одном алгоритме для повышения скорости и точности обработки; 3) точечные и интервальные алгоритмы обнаружения, основанные на последовательном анализе спектров сигналов, работающие в реальном времени (RTSA); 4) комбинированные алгоритмы на основе знакорангового критерия Вилкоксона (и иных ранговых критериев); 5) мониторинг узкополосных и широкополосных радиосигналов с адаптивным пороговым детектированием, который позволяет адаптировать пороги обнаружения для более надежной работы в шумных условиях. В целом, все эти методы, так или иначе, основаны на спектральной обработке входных данных. Метод обнаружения источника гигагерцового сигнала, представленный в настоящей статье, также основан на спектральной обработке, но отличается от известных методов повышенной робастностью к импульсным помехам, а также обладает более высокими показателями эффективности по критериям ROC, вероятности обнаружения и величине ошибок первого рода. Предложенный метод исследован экспериментально, будучи встроен в состав программно-аппаратного комплекса, представляющего собой макет универсального обнаружителя сигналов в диапазоне от нуля до 6 ГГц. Структура макета и результаты его тестирования детально описаны в тексте статьи.

Постановка задачи

Необходимо обнаружить сигнал s с частотным спектром $spectr(s)$, нижняя граница которого есть $f_{\min}(spectr(s))$, а верхняя граница: $f_{\max}(spectr(s))$. Сигнал S с высокой вероятностью может появиться в одном из нескольких, априорно определенных частотных гигагерцовых диапазонах $\mu = \{\mu_j = [b_{\text{beg}}^{(j)}, b_{\text{end}}^{(j)}]\}$. Известно, что $\forall j: |\mu_j| = |b_{\text{end}}^{(j)} - b_{\text{beg}}^{(j)}| \sim 40 \text{ МГц}$, $|\mu| = k$. Причем, для каждого диапазона μ_j задана априорная вероятность появления сигнала p_j в этом диапазоне, $\sum_{j=1}^k p_j = 1$. При этом сигнал s реализуется с помощью OFDM-модуляции внутри соответствующего диапазона μ_j так, что $b_{\text{beg}}^{(j)} \geq f_{\min}(spectr(s))$ и $b_{\text{end}}^{(j)} \leq f_{\max}(spectr(s))$, $|f_{\max}(spectr(s)) - f_{\min}(spectr(s))| \sim 10\text{-}20 \text{ МГц}$. Таким образом, байесовские априорные вероятности p_j относятся к появлению искомого сигнала s в частотном диапазоне

μ_j , но при этом не имеют непосредственного отношения к отдельным поднесущим частотам собственно OFDM.

Необходимо:

- Разработать робастный к воздействию импульсных помех алгоритм детекции источников излучения, появляющихся в соответствующих диапазонах μ_j , в полосе 1-6 ГГц. Исследовать теоретические характеристики этого алгоритма и эффективность работы в реальных условиях на базе макета детектора, который должен обеспечить минимальную вероятность ошибок первого рода, максимальную вероятность обнаружения и обладающей преимуществом перед альтернативными алгоритмами по ROC-критерию, то есть, этот алгоритм должен иметь более высокий показатель AUC.

- Решить задачу выбора стратегии сканирования частотных диапазонов μ_j , которая включает в себя определение параметров тайминга, шага сканирования и выбор прочих параметров, с целью максимизации вероятности обнаружения сигнала с учётом априорных байесовских вероятностей появления искомого сигнала в соответствующем диапазоне μ_j .

Теоретическая формула для вероятности обнаружения

Обозначим:

- k – число диапазонов сканирования μ_j ; в дальнейшем тексте, если это не порождает смысловую неоднозначность, вместо μ_j будем писать «диапазон j ».

Этот набор диапазонов задан априорно.

- $N(\mathbf{n}, \mathbf{p}) = \{(n_j, p_j, \mu_j) | j = 1, \dots, k\}$ где p_j – априорная вероятность появления сигнала в диапазоне μ_j ; n_j – шаг сканирования в диапазоне j ; $\mathbf{n} = (n_1, n_2, \dots, n_k)$, $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_k)$. Параметры \mathbf{n} подлежат определению в процессе моделирования.

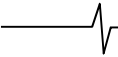
- $P_{D,j}$ – вероятность обнаружения сигнала в диапазоне μ_j . Подлежит оценке в процессе экспериментов и анализа.

- $P_{FA,j}$ – вероятность ложной тревоги в диапазоне μ_j . Подлежит оценке в процессе экспериментов и анализа.

- $q_p(\{x_i | i = 1, \dots, Z\}) = \inf \left\{ x : \sum_{i=1}^Z 1_{x_i \leq x} \geq p \right\}$ эмпирический p -квантиль, построенный по выборке $\{x_i | i = 1, \dots, Z\} \subseteq R^1$. Эта формула используется для определения параметров детектора.

- M_j – число независимых отсчётов (или длительность накопления) в диапазоне μ_j . Этот параметр определяется в процессе настройки детектора.

- $\mathcal{CN}(m, \sigma^2)$ – нормальное распределение со средним m и дисперсией σ^2 . Этот типа распределения ис-



пользуется только в процессе теоретического анализа.

– $s_j(t)$ – искомый сигнал в момент t в диапазоне j ; $s_j(t)$ имеет распределение $\mathcal{CN}(m_s, \sigma_s^2)$. Данный тип распределения используется только в процессе теоретического анализа.

– $\xi_j(t)$ – стохастический шум в момент t в диапазоне j ; $\xi_j(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$. Данный тип распределения используется только в процессе теоретического анализа.

– Индикаторная функция: $v_j(t) = \begin{cases} 1, & s_j(t) \neq 0 \\ 0, & s_j(t) = 0 \end{cases}$. Ис-

пользуется для компактности записи.

В дальнейшем, с целью уменьшения громоздкости формул и выводов, все случайные величины (наблюдения) считаются действительными (реальными). В процессе работы обнаружителя, по каждому диапазону j накапливается M_j независимых спектральных отсчётов, которые получается как результат применения БПФ к сырым данным. С учетом введенных обозначений, наблюдения в j -м диапазоне будут описываться следующим простым уравнением:

$$x_j(t) = s_j(t) + \xi_j(t).$$

В этом случае, энергия, накопленная средняя по отсчётам M_j , имеет следующий вид:

$$E_j = \sum_{t=1}^{M_j} |x_j(t)|^2 / M_j,$$

где

$$x_j(t) = \begin{cases} \xi_j(t), & \text{если } v_j(t) = 0; x_j(t) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2); \\ s_j(t) + \xi_j(t), & \text{если } v_j(t) = 1; x_j(t) \sim \mathcal{CN}(m_s, \sigma_n^2 + \sigma_s^2). \end{cases}$$

Очевидно то, что при отсутствии сигнала ($v_j(t) = 0$) случайная величина E_j имеет центральное масштабированное хи-квадрат распределение с M_j степенями свободы: $\sigma_n^2 \cdot \chi_{M_j}^2(0) \cdot M_j^{-1}$ (гамма-распределение). Здесь символ $\chi_{M_j}^2(0)$ обозначает, собственно, центральное хи-квадрат распределение с M_j степенями свободы. При наличии сигнала ($v_j(t) = 1$), величина E_j имеет нецентральное масштабированное хи-квадрат распределение (гамма-распределение): $(\sigma_s^2 + \sigma_n^2) \chi_{M_j}^2(\Lambda) \cdot M_j^{-1}$ с нецентральным параметром $\Lambda = M_j m_s^2 (\sigma_s^2 + \sigma_n^2)^{-1}$. Теоретическую вероятность обнаружения будем оценивать в предположении гауссовости и сигнального, и шумового процессов при использовании обычного порогового критерия с порогом η_j для принятия решения об обнаружении:

$$\text{detected}(E_j) = \begin{cases} 1, & E_j > \eta_j; \\ 0, & E_j \leq \eta_j. \end{cases} \quad (1)$$

Величина η_j выбирается или с учетом допустимости

знания параметров гауссовского распределения шумов, или с использованием неравенства Чебышева (в этом случае достаточно знания только верхней границы для дисперсии помехи). В этом случае, вероятность ложной тревоги:

$$P_{FA,j} = \int_{\eta_j}^{\infty} p_0(E_j | v_j(t) = 0) dE_j.$$

Как было указано ранее, $p_0(E_j | v_j(t) = 0) = \sigma_n^2 \cdot \chi_{M_j}^2(0) \cdot M_j^{-1}$ и $P_{FA,j} = 1 - F_{\chi_{M_j}^2(0)}(\eta_j M_j \cdot \sigma_n^{-2})$. Для больших значений M_j , согласно центральной предельной теореме, данное распределение приближается к гауссовскому и поэтому допустима простая гауссовская аппроксимация: $P_{FA,j} \approx 1 - \Phi((\eta_j M_j \sigma_n^{-2} - M_j)(2M_j)^{-0.5})$.

Здесь $\Phi(\cdot)$ – функция стандартного нормального распределения.

Теперь рассмотрим ситуацию наличия сигнала ($v_j(t) = 1$). В этом случае распределение наблюдений E_j имеют нецентральное распределение хи-квадрат распределение, с M_j степенями свободы и нецентральным параметром λ , а вероятность того, что эта величина превысит порог η_j выражается через элементарную функцию Маркума [8, 9]:

$$P_{D,j} = \Pr(E_j > \eta_j | v_j(t) = 1) = \Delta_{M_j/2} \left(\sqrt{\frac{M_j m_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_n^2}}, \sqrt{\frac{\eta_j M_j}{\sigma_s^2 + \sigma_n^2}} \right),$$

где

$$\Delta_{M_j/2}(a, b) = \int_b^{\infty} x \left(\frac{x}{a} \right)^{M_j/2-1} \exp\left(-\frac{x^2 + a^2}{2}\right) I_{M_j/2-1}(ax) dx.$$

Здесь $I_{M_j/2-1}$ – модифицированная функция Бесселя первого рода порядка $M_j/2 - 1$. Итоговая вероятность обнаружения искомого сигнала по всем диапазонам имеет следующий, интуитивно понятный, вид:

$$P_{\text{detect, total}} = \sum_{j=1}^k p_j \cdot P_{D,j}.$$

Детектор, основанный на правиле (1), условимся называть *детектором медианной мощности*.

Стратегия сканирования частотного диапазона

На практике требуется максимизировать не только вероятность обнаружения, но и оптимизировать время сканирования частотного диапазона. Фактически, необходимо найти компромисс между максимизацией вероятности обнаружения и минимизации продолжительности длительности скана диапазонов. В этом случае, мы должны определить $\mathbf{n} = (n_1, n_2, \dots, n_k)$, когда функция качества для диапазонов j , шириной $|\mu_j|$, представлена в следующем, простом виде:

$$\max_{\mathbf{n}} \left\{ Q_{\text{total}}(\mathbf{n}) = \sum_{j=0}^{k-1} p_j \cdot Q_j(n_j) \frac{|\mu_j| \cdot n_j^{-1}}{\sum_{p=0}^{k-1} |\mu_p| \cdot n_p^{-1}} - \beta \cdot \frac{|\mu_j| \cdot n_j^{-1}}{P_j} \right\}, \quad (2)$$

Таблица 1 – Результаты оптимизации длины шага сканирования диапазонов

Диапазон	Границы диапазона сканирования (ГГц)	Вероятность появления сигнала	Характерная ширина полосы сигнала (МГц)	Оптимальный шаг сканирования n_j (МГц)
0	1.00–2.3925	0.093	20	23.4
1	2.3925–2.4075	0.300	15	21.65
2	2.4075–5.7920	0.093	20	23.82
3	5.7920–5.8080	0.420	16	16.05
4	5.8080–6.00	0.093	20	23.24

при условии: $n_j \in [b_{beg}^{(j)}, b_{end}^{(j)}]$. Здесь допущена упрощенная, линейная модель связи времени сканирования диапазона j и длины шага сканирования n_j ; величина

$$Q_j(n_j) = n_j \cdot P_{\text{detect, avg, } j}(n_j), \text{ где}$$

$$P_{\text{detect, avg, } j}(n_j) = \begin{cases} P_{D, j}, & n_j \leq |\mu_j| \\ P_{D, j} \cdot \exp(-\alpha_j(n_j - |\mu_j|)), & n_j > |\mu_j| \end{cases}$$

инженерная аппроксимация экспоненциального типа для вероятности обнаружения при шаге n_j относительно ширины полосы $|\mu_j|$; α_j – коэффициент экспоненциального спада, который подбирается экспериментально; β – коэффициент штрафа: увеличение β усиливает «наказание» за использование коротких шагов сканирования в диапазонах с низкой априорной вероятностью появления сигнала. Возможны и другие варианты введения штрафной функции данного типа.

Оптимизационная задачи (2), (3) и (4) эффективно решаются практически любым методом квазивыпуклой оптимизации, в том числе SLSQP (Sequential Least Squares Quadratic Programming, реализация pyOptSparse, оптимизатор NLPQLP). Результаты решения задачи (2) при значениях штрафного коэффициента $\beta = 0.095$, $\alpha = 0.07$ (для всех диапазонов) сведены в табл. 1. Из результатов оптимизации следует: наименьший шаг сканирования соответствует априорно наиболее вероятному диапазону появления искомого сигнала, что полностью соответствует интуитивной модели выбора шага сканирования.

Стабилизация алгоритма обнаружения в условиях импульсных помех и априорной неопределенности относительно распределения наблюдений

На практике в промышленных зонах или в городской застройке помеховая обстановка в диапазоне 2 – 6 ГГц крайне неблагоприятна ввиду наличия большого числа бытовых и промышленных устройств, использующих этот диапазон для передачи данных. Например, это могут быть Wi-Fi-мосты или иные источники электромагнитных помех, которые зачастую имеют импульсный, аperiodический характер. В этом случае не выполняется допущение о гауссовости распределения помех, а

обнаружитель (1), основанный на предположении нормальности распределения помех/сигналов и ограниченности первых вероятностных моментов распределений и помех, и сигналов, становится неэффективным. Классический способ стабилизации алгоритма обнаружения сводится к использованию устойчивых (робастных) к воздействию выбросов статистик, которые генерируются без предположения о гауссовости.

Обозначим:

$$- med_j^n = median\{\xi_j^2(t) | t = 1, \dots, M_j\}$$

$$- med_j^x = median\{x_j^2(t) | t = 1, \dots, M_j\}$$

$$spread_j(90:10) =$$

$$= q_{0.9}(\{\xi_j^2(t) | t = 1, \dots, M_j\}) - q_{0.1}(\{\xi_j^2(t) | t = 1, \dots, M_j\})$$

$$- \eta_j^{robust}(\delta) = \min(med_j^n + \delta \cdot spread_j(90:10), 0), \text{ где } \delta - \text{параметр разброса.}$$

$- F_n(x) = (1 - \varepsilon)\Phi(x; 0, \sigma_n^2) + \varepsilon G(x)$ – модель шума с ε -загрязнением Хубера для малой величины $0 < \varepsilon < 1$. Здесь $G(x)$ – распределение Коши, Φ – нормальное распределение.

$$- F_s(x) = (1 - \varepsilon)\Phi(x; m_s, \sigma_n^2 + \sigma_s^2) + \varepsilon G(x).$$

Правило принятия решения для робастного обнаружителя:

$$\text{detected_r}(med_j^x) = \begin{cases} 1, med_j^x > \eta_j^{robust}(\delta); \\ 0, med_j^x \leq \eta_j^{robust}(\delta). \end{cases} \quad (3)$$

Детектор, построенный согласно (3), условимся называть детектором медианной мощности.

Ошибка первого рода (ложная тревога):

$$P_{FA} = P(\xi_j > \eta_j^{robust}(\delta) | v_j(t) = 0) = 1 - F_n(\eta_j^{robust}(\delta)) = (1 - \varepsilon)[1 - \Phi(\eta_j^{robust}(\delta); 0, \sigma_n^2)] + \varepsilon[1 - G(\eta_j^{robust}(\delta))].$$

Нетрудно видеть, что

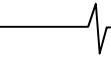
$$1 - G(\eta_j^{robust}(\delta)) = 1 - (\pi^{-1} \arctan(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \gamma^{-1}) + 0.5) = 0.5 - \pi^{-1} \arctan(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \gamma^{-1})$$

и

$$1 - \Phi(\eta_j^{robust}(\delta); 0, \sigma_n^2) = Q(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \sigma_n^{-1}), \text{ где}$$

$$Q(z) = 1 - \Phi(z) = 0.5 \operatorname{erfc}(z \cdot 2^{-0.5}),$$

здесь $\operatorname{erfc}()$ – функция ошибок. Поэтому:



$$P_{FA} = (1 - \varepsilon)Q(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \sigma_n^{-1}) + \varepsilon(0.5 - \pi^{-1} \arctan(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \gamma^{-1})).$$

При малых ε (отсутствие выбросов) имеем классическую ошибку первого рода, которая снижается экспоненциально с ростом порога: $P_{FA} \approx Q(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \sigma_n^{-1})$. При больших ε возрастает влияние хвостов распределения Коши, которое имеет тяжелые полные хвосты, а вероятность больших выбросов убывает значительно медленнее, чем у нормального. По определению, $\eta_j^{robust}(\delta) / \sigma_n < 0$, поэтому следует рассматривать поведение распределения при больших по модулю отрицательных порогах. Асимптотика для больших отрицательных порогов: $\arctan(x) \xrightarrow{x \rightarrow -\infty} -\pi/2$ и поэтому $0.5 - \pi^{-1} \arctan(\eta_j^{robust}(\delta) \cdot \gamma^{-1}) \xrightarrow{\eta_j^{robust}(\delta) \rightarrow -\infty} 1$, то есть вероятность ложного срабатывания из-за влияния распределения Коши стремится к 1, что отражает наличие тяжелых хвостов. При порогах ближе к 0, значение $\arctan(x)$ близко к нулю, и вклад Коши-компоненты становится ограниченным, около 1/2. Таким образом, можно сделать вывод о том, что несмотря на то, что использован робастный медианный порог, влияние тяжелых хвостов Коши, тем не менее, остается значительным. Для уменьшения ошибки первого рода следует уменьшать процент выбросов (цензурирование статистики) и увеличивать δ . В силу отрицательности порога, максимум вероятности достигается при $\delta = 0$, а оптимальные (минимальные) значения ошибки первого рода достигаются при минимальных δ и ε . Для нивелирования влияния выбросов, введем операцию цензурирования:

$$X_j^{cens}(t) = \begin{cases} L_j, & \text{если } n_j^2(t) < L_j; \\ x_j^2(t), & \text{если } L_j \leq n_j^2(t) \leq R_j; \\ R_j, & \text{если } n_j^2(t) > R_j, \end{cases} \quad (4)$$

где границы цензурирования определяются следующим образом:

$$R_j = med_j^n + k \cdot \delta \cdot spread_j(90:10),$$

$$L_j = med_j^n - k \cdot \delta \cdot spread_j(90:10).$$

Для некоторого $k \in (0, 1)$. В этом случае для принятия решения будем использовать следующие модифицированные статистики:

$$med_j^{n,cens} = \text{median}\{X_j^{cens}(t) \mid t = 1, \dots, M_j\},$$

$$spread_j^{cens}(q_{high} : q_{low}) = Q_{q_{high}}(X_j^{cens}) - Q_{q_{low}}(X_j^{cens})$$

и робастный порог с учётом цензурирования:

$$\eta_j^{robust}(\delta) = \min(med_j^{n,cens} + \delta \cdot spread_j^{cens}(90:10), 0).$$

В этом случае,

$$P_{FA,j} = P(med_j^{n,cens} > \eta_j^{robust}(\delta) \mid \nu_j(t) = 0) =$$

$$= 1 - F_n^{cens}(\eta_j^{robust}(\delta)),$$

где

$$F_n^{cens}(x) = \begin{cases} 0, & x < L; \\ F_n(x), & L \leq x \leq R; \\ 1, & x > R. \end{cases}$$

Распределение статистики $med_j^{n,cens}$ имеет сложное вероятностное распределение, которое не выражается через стандартные (элементарные) функции, по этой причине $P_{FA,j}$ не может быть записана компактно, в аналитической форме, и должна быть определена численно. Вероятность обнаружения $P_{D,j}$ для цензурированного варианта, как и вероятность ошибок первого рода $P_{FA,j}$, не может быть выражена через элементарные, аналитические функции: даже если попытаться выразить её через интегралы, итоговая формула включает сумму нормальной и Коши, а также нелинейное преобразование (цензурирование) – и всё это вместе не поддаётся элементарному сведению к известным аналитическим функциям. По этим причинам, $P_{D,j}$ также должна быть определена численно.

$$P_{D,j} = P(med_j^x > \eta_j^{robust}(\delta) \mid \nu_j(t) = 1) = 1 - F_s^{cens}(\eta_j^{robust}(\delta)),$$

где

$$F_s^{cens}(x) = \begin{cases} 0, & x < L; \\ F_s(x), & L \leq x \leq R; \\ 1, & x > R. \end{cases}$$

На рис. 1 представлено сравнение зависимости величины $P_{D,j}$ от значений параметров δ и ε цензурированного и нецензурированных вариантов робастного детектора медианного типа, рассчитанных численно на основе экспериментальных данных. Из этих зависимостей следует, что цензурирование согласно (4) существенным образом стабилизирует медианный детектор, повышая значение величины правильной детекции.

Детектор Ходжа-Лемана

Для выбора границ цензурирования и порога может быть использован метод Ходжа-Лемана. Оценка Ходжа-Лемана (Hodges-Lehmann estimator) [10] – это устойчивая к выбросам статистическая оценка «центра» распределения, обладающая большей робастностью, чем арифметическое среднее, и меньшей чувствительностью к экстремальным значениям по сравнению с классической медианой. Оценка Ходжа-Лемана более гладкая и информативная, чем просто медиана, особенно при наличии симметричных шумов и умеренного количества аномалий.

Оценка Ходжа-Лемана определяется так:

$$HL_j = \text{median}\{(\xi_j^2(t_i) + \xi_j^2(t_k)) \cdot 2^{-1} \mid 1 \leq i \leq k \leq M_j\}.$$

В этом случае робастная оценка разброса:

$$spread_j^{HL} = \text{median}\{|\xi_j^2(t) - HL_j|\}.$$

Симметричные границы цензурирования в этом случае:

$$L_j = HL_j - k \cdot spread_j^{HL}, R_j = HL_j + k \cdot spread_j^{HL}.$$

Робастный порог обнаружения по HL:

$$\eta_j^{robust}(\delta) = HL_j + \delta \cdot spread_j^{HL}.$$

В этом случае решающее правило имеет вид:

$$(med_j^x > \eta_j^{robust}(\delta)) \Rightarrow (\text{Обнаружение}). \quad (5)$$

где $med_j^x = \text{median}\{\xi_j^2(t)\}$. Детектор, основанный на (5), назовем детектором Ходжа-Лемана.

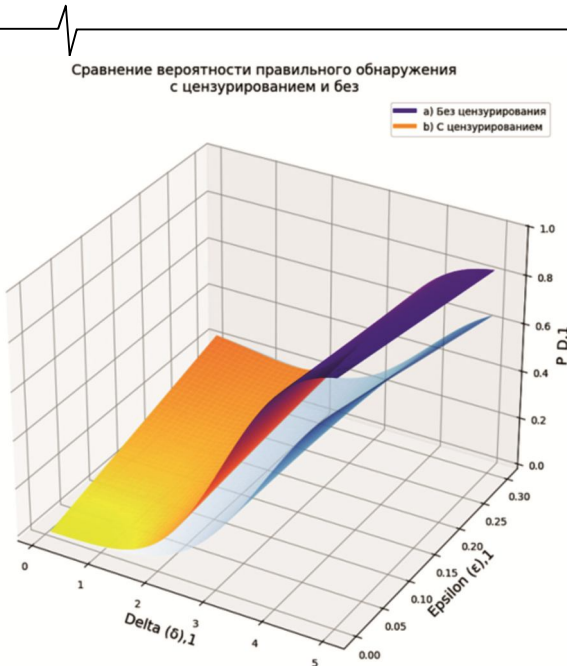


Рисунок 1 – Зависимость величины $P_{D,j}$ вероятности правильного обнаружения сигнала от значений параметров δ и ϵ для случаев нецензурированной и цензурированных статистик

Детектор Громова-Хаусдорфа

С целью повышения эффективности работы детектора, был разработан новый алгоритм обнаружения OFDM-сигнала на основе метрики Громова-Хаусдорфа (GH-метрика)[11]. Применение GH-метрики теоретически позволяет учитывать тонкие структурные различия спектров. Упрощённо: GH-метрика измеряет максимальное из минимальных расстояний между точками двух множеств, то есть максимальное расстояние от любой точки одного множества до ближайшей точки другого. Применительно к решаемой задаче, GH-метрика учитывает как глобальные, так и локальные отличия частотных спектров, включая смещения, форму, пики и впадины, а не просто усреднённые различия. При этом стоит отметить, что GH-метрика является чувствительной к доминантным отличиям – резким пикам или выбросам, что позволяет эффективно выявлять аномалии и изменения спектров, вызванные появлением сигнала в шуме. Считается, что метрика Хаусдорфа не является строго робастной к случайному шуму или единичным выбросам, поскольку даже один достаточно мощный выброс значительно увеличивает ее значение. Для повышения устойчивости к такого рода аномалиям, предлагается использовать медианную версию GH-метрики. По способу организации, GH-метрика адаптивна к различиям в длине спектров, так как сравнение производится по общей части данных – по минимальной длине спектров. Это позволяет корректно работать без необходимости жёсткого выравнивания или интерполяции данных. С целью снижения громоздкости нотаций, в дальнейшем условимся опускать индекс канала. Пусть $S = \{(i, P[i]) \mid i = 1, 2, \dots, m\}$ это обобщенный спектр мощности одного из каналов. Здесь m – число частотных бинов в спектре. Расстояние между бинами i, j двух спектров S_1, S_2 выражается элементарной формулой:

$$\forall (i, j = 1, \dots, m) : D_{i,j} = \sqrt{(i-j)^2 + (P_1[i] - P_2[j])^2}.$$

Минимальное расстояние от бина i спектра S_1 до всех бинов спектра $S_2 : \lambda_i = \min_j D_{i,j}, \forall i = 1, \dots, m$. Минимальные расстояния от бина j спектра S_2 до всех бинов спектра $S_1 : \gamma_j = \min_i D_{i,j}, \forall j = 1, \dots, m$. Вычисляем медианы по этим значениям: $d_1 = \text{median}(\lambda_i), d_2 = \text{median}(\gamma_j)$. Метрика Громова-Хаусдорфа (GH): $GH(S_1, S_2) = \max(d_1, d_2)$. В этом случае, калибровочное значение метрики GH, построенное на реализации фона:

$$\overline{GH}_{\text{noise}} = \sum_{k=1}^{L-1} GH(S_k, S_{k+1}) / (L-1).$$

В процессе калибровки, для каждого канала строится референсная модель фона (шума), которую условимся обозначать S_{ref} . Обозначим текущий спектр канала S_{curr} . В этом случае критерий обнаружения сигнала будет иметь следующий вид:

$$(GH(S_{\text{curr}}, S_{\text{ref}}) > \overline{GH}_{\text{noise}} + \lambda) \Rightarrow (\text{Обнаружение}). \quad (6)$$

Параметр λ подбирается в зависимости от специфики обрабатываемых данных. На основании этих выкладок был разработан детектор, реализующий (6), который мы условимся называть *детектором Громова-Хаусдорфа*. На рис. 2 представлены диаграммы AUC для трех детекторов, полученные на модельных данных, приближенных к реальным измерениям по статистическим характеристикам. Построение таких диаграмм на реальных данных затруднительно по причине практической невозможности сбора датасетов необходимой мощности. Следует отметить: используя модельные данные можно имитировать наличие выбросов и управлять распределением шумов, что позволяет сделать анализ алгоритмов более информативным. Материалы, представленные на рис. 2, показывают существенное более высокое качество работы детектора Громова-Хаусдорфа (GH-детектора) по сравнению с детектором на основании медианной мощности и детектором Ходжа-Лемана, которые демонстрируют примерно схожие характеристики.

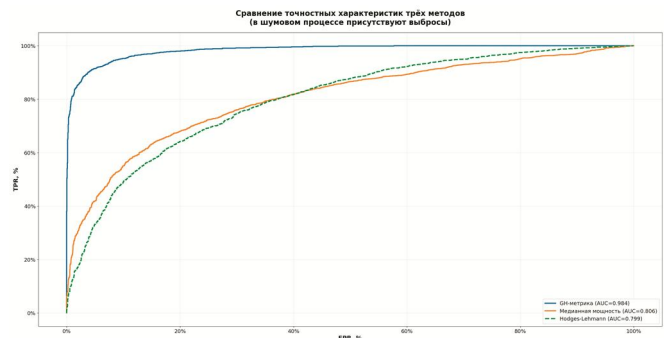


Рисунок 2 – Зависимость AUC для GH-детектора, детектора на основании медианной мощности и детектора Ходжа-Лемана

Результаты полевых экспериментов с макетом детектора

Макет детектора источников излучения в диапазоне 1-6 ГГц был реализован на базе hack-rf ONE и Raspberry Pi, при этом программное обеспечение выполнено с отображением графики в тонком клиенте. Для измерения амплитуды мощности сигнала использовалась шка-

ла dBFS, поэтому максимальное значение измеренной амплитуды сигнала равно 0. Согласно определению шкалы dBFS (decibels relative to Full Scale), максимальный уровень цифрового сигнала принимается за 0 dBFS, а все остальные уровни представляются как отрицательные значения относительно максимума. Для экспериментального исследования макета был выбран режим сканирования диапазона 2...3 ГГц, с шагом 20 МГц, при ширине полосы пропускания устройства hack-rf ONE величиной 20 МГц. Основные параметры макета: шаг сканирования: 20 МГц, LNA Gain: 32 дБ, VGA Gain: 56 дБ, FFT окно: 2048 (окно Ханна), управление через ctypes, Python, ядро: libhackrf.dll, предусмотрена калибровка на каждом диапазоне и адаптивный выбор порогов. Для оценивания практической эффективности разработанного детектора были проведены три натуральных эксперимента. Эксперимент 1: в качестве источника излучения использовался дрон «Autel» (OFDM), мощность излучения ~30 дБм, расстояние до детектора 100 м, количество повторений: 50. Эксперимент 2: источник излучения – джаммер TG-120G-Pro (не OFDM), мощность излучения видеосигнала ~25 дБм, расстояние до детектора 25 м, количество повторений: 50. Эксперимент 3: источник излучения – дрон «DJI Mavic Mini» (OFDM), мощность излучения видеосигнала ~19 дБм, расстояние до детектора 100 м, количество повторений: 50. Все эксперименты проводились в офисном здании, на фоне очень сильных, динамических помех гигагерцового диапазона (Wi-Fi мосты, Wi-Fi роутеры и проч.). Результаты экспериментов сведены в табл. 2. Из данной таблицы следует, что детектор Громова-Хаусдорфа имеет преимущество перед детектором медианной мощности и детектором Ходжа-Лемана как по метрике P_D так и по метрике P_{FA} для всех трех экспериментов. При этом детекторы медианной мощности и Ходжа-Лемана в этих экспериментах показали примерно одинаковый результат.

Таблица 2 – Результаты исследования макета детектора в реальных условиях

Эксперимент	Детектор медианной мощности		Детектор Ходжа-Лемана		Детектор Громова-Хаусдорфа	
	P_D	P_{FA}	P_D	P_{FA}	P_D	P_{FA}
1	0.91	0.08	0.93	0.07	0.94	0.01
2	0.93	0.1	0.94	0.08	0.94	0.01
3	0.9	0.09	0.91	0.08	0.92	0.02

Заключение

В процессе проведения серии натуральных экспериментов, метод обнаружения OFDM сигналов (детектор Громова-Хаусдорфа), вновь представленный в настоящей статье, продемонстрировал высокое качество детектирования гигагерцовых сигналов по метрикам P_D и P_{FA} , превосходя альтернативные детекторы по совокупности значений этих метрик. Экспериментальные исследования доказали практическую приемлемость представленных в статье методов сканирования целевого частотного диапазона. Представленные методики могут быть использо-

ваны для создания прикладных систем сканирования эфира в гигагерцовом диапазоне как на платформе hack-rf one, так и на альтернативных платформах, например, на платформе MicroPhase ANTSDR E310 AD9363 SDR.

Литература

1. S.B. Patil, S.R. Biradar, и V.H. Patil, «OFDM Signal Detection using SDR for Wireless Communication», International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering (IJECE), vol. 7, no. 3, pp. 134-138, 2016. DOI: 10.17148/IJECE.2016.7319.
2. L. Chung Tran, D. Toan Nguyen, F. Safaei & P. James Vial, «An experimental study of OFDM in software defined radio systems using GNU platform and USRP2 devices», в Advanced Technology for Communications (ACT), 2014, pp. 657-662.
3. Yuan S., Lee C., Kim J. «Software-Defined Radio for Low-Cost Portable THz Spectroscopy and Sensing Applications». Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves, 2023, vol. 44, pp. 978-990. DOI: 10.1007/s10762-023-00955-0.
4. Xu W., Xiang W., Elkaslan M., Mehrpouyan H. «Spectrum Sensing of OFDM Signals in the Presence of Carrier Frequency Offset», IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 64, no. 8, pp. 3533-3543, 2015. DOI: 10.1109/TVT.2015.2478517.
5. Mohamed Firdaoussi, Hicham Ghennioui, Mohamed El Kamili, Mohamed Lamrini. «Performance evaluation of new blind OFDM signal recognition based on properties of the second-order statistics using universal software radio peripheral platform», Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, vol. 23, no. 2, pp. 1227-1236, 2021. DOI: 10.11591/ijeecs.v23.i2.pp1227-1236.
6. Kumar A., Liao M., Chen P. Compact, Low-Cost, and Broadband Terahertz Time-Domain Spectrometer. Optics Letters, 2020, vol. 45, no. 20, pp. 5753-5756. DOI: 10.1364/OL.402345.
7. Шевченко М.Е., Задирако Д.О., Файзуллина Д.Н., Малышев В.Н., Стенюков Н.С., Шмырин М.С. Методы и алгоритмы панорамного радиомониторинга при малоэлементных антенных решетках. Известия вузов. Радиоэлектроника, 2016, № 2, с. 5-20. Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). URL: <https://re.eltech.ru/jour/article/viewFile/83/88>.
8. Kay S.M. Fundamentals of Statistical Signal Processing, vol. 2: Detection Theory. Prentice Hall, 1998. 607 p.
9. Poor H.V. An Introduction to Signal Detection and Estimation. Springer, 1994.
10. Hodges J.L. Jr., Lehmann E.L. «Estimates of Location Based on Rank Tests». Annals of Mathematical Statistics, 1963, vol. 34, no. 2, pp. 598-611. DOI:10.1214/aoms/1177704172.
11. Громов М.Л. Groups of polynomial growth and expanding maps. Publications Mathématiques de l'IHÉS. 1981, vol. 53, pp. 53-78. DOI: 10.1007/BF02684799

УДК 621.391

КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НОВООБРАЗОВАНИЙ ТОЛСТОЙ КИШКИ С ПОМОЩЬЮ ФУНДАМЕНТАЛЬНЫХ ВИЗУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ

Хрящев В.В., к.т.н., доцент кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: vhr@yandex.ru

Назаровский А.Е., к.т.н., научный сотрудник центра цифровых компетенций Ярославского государственного медицинского университета, e-mail: nazarovsky@mail.ru

Завьялов Д.В., д.м.н., доцент кафедры онкологии с гематологией Ярославского государственного медицинского университета, e-mail: zavialoff@mail.ru

Приоров А.Л., д.т.н., профессор кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: andcat@yandex.ru

CLASSIFICATION OF IMAGES OF COLON NEOPLASMS USING FUNDAMENTAL VISUAL MODELS

Khryashchev V.V., Nazarovsky A.E., Zavyalov D.V., Priorov A.L.

This study focuses on the development and validation of a methodology for classifying colorectal neoplasms based on endoscopic images using foundational vision models. The primary objective was to optimize video data preparation: selective video stream sub-sampling was performed using the pre-trained DINOv3 model to choose the most representative frames, which reduced the labor intensity of annotation by more than 20 times. Using this approach, an annotated video image dataset was created, comprising five pathology classes ranging from no pathology to deeply invasive cancer. A comparative analysis of various neural network architectures, including ResNet and ConvNeXt, was conducted in terms of classification accuracy and computational efficiency. The ResNet-50 model demonstrated the best balance between accuracy and performance and was integrated into a prototype clinical decision support system. The experimental results confirm the high clinical significance of the proposed solution, which enables real-time analysis of the endoscopic video stream with accuracy suitable for practical implementation.

Key words: pathology classification, deep machine learning, foundational vision models, endoscopic images, clinical decision support systems.

Ключевые слова: классификация патологий, глубокое машинное обучение, фундаментальные визуальные модели, эндоскопические изображения, системы поддержки принятия врачебных решений.


Введение

Значение эндоскопических методов в ранней диагностике злокачественных новообразований желудочно-кишечного тракта трудно переоценить, учитывая то, что последние входят в число ведущих причин смертности от рака во всем мире [1]. Однако ключевой вызов для врача-эндоскописта заключается не только в обнаружении патологических образований, но и в их точной дифференциальной диагностике. Критически важным аспектом является разграничение ранних инвазивных карцином и доброкачественных предраковых поражений (аденом и полипов) непосредственно в процессе исследования, поскольку это определяет дальнейшую лечебную тактику – от эндоскопической резекции до хирургического лечения [2].

В этой связи особую значимость приобретает процесс разработки и внедрения интеллектуальных систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР), основанных на современных алгоритмах и методах искусственного интеллекта (ИИ) [3-4]. Такие системы способны с вы-

Исследование посвящено разработке и валидации методики классификации новообразований толстой кишки на основе эндоскопических изображений с использованием фундаментальных визуальных моделей. Основной задачей являлась оптимизация подготовки видеоданных: с помощью предобученной модели DINOv3 осуществлялось селективное прореживание видеопотока для отбора наиболее репрезентативных кадров, что позволило более чем в 20 раз сократить трудозатраты на разметку. На основе этого подхода создан аннотированный набор видеоизображений, включающий пять классов патологий: от отсутствия патологий до рака с глубокой инвазией. Проведено сравнительное тестирование различных нейросетевых архитектур, включая ResNet и ConvNeXt, на предмет точности классификации и вычислительной эффективности. Наилучший баланс между точностью и производительностью продемонстрировала модель ResNet-50, которая интегрировалась в прототип системы поддержки принятия врачебных решений. Результаты экспериментов подтвердили высокую клиническую значимость предложенного решения, обеспечивающего анализ эндоскопического видеопотока в реальном времени, с точностью, приемлемой для практического внедрения.

сокой точностью автоматически детектировать и классифицировать патологические новообразования в реальном времени, уменьшить влияние человеческого фактора, снизить частоту диагностических ошибок и повысить воспроизводимость эндоскопической диагностики [5-6].



Формирование обширных и репрезентативных наборов видеоданных с высококачественной разметкой представляет собой одну из ключевых проблем в разработке эндоскопических СППВР, поскольку их создание сопряжено со значительными ресурсными затратами. Для решения данной задачи активно разрабатываются различные подходы к полуавтоматической разметке данных [7-9]. Такие методики дают возможность комбинировать высокую скорость машинной предварительной аннотации с последующей точной верификацией врачом-экспертом, что позволяет существенно сократить трудозатраты при сохранении требуемого качества разметки.

В современной парадигме развития систем ИИ, в особенности в области медицинской диагностики, наблюдается смещение акцента со стандартных моделей глубокого обучения в сторону фундаментальных визуальных моделей (Foundation Vision Models) [10]. Данный тренд во многом инициирован дефицитом в этой сфере крупных размеченных наборов данных, создание которых сопряжено с высокими временными и финансовыми издержками.

Фундаментальные модели предлагают путь к значительной оптимизации этого процесса [11-12]. Такая модель, прошедшая обучение на обширных и разнородных данных с применением методов самообучения, формирует универсальное репрезентативное пространство признаков. Это позволяет эффективно решать широкий спектр задач цифрового анализа видеоизображений, включая классификацию, сегментацию, детекцию и отбор информативных кадров, при минимальной потребности в дообучении на целевых данных. К числу ключевых характеристик такой модели относятся масштабируемость, обучение на гетерогенных данных, способность к самообучению и высокая адаптивность, что стало достижимым благодаря внедрению трансформерной архитектуры.

Примером таких моделей являются DINOv2 и DINOv3, которые обучаются без учителя на огромных наборах данных, выявляя и кодируя визуальные закономерности [13-14]. Их потенциальные преимущества для детекции патологий в эндоскопических видеопотоках заключаются в возможности эффективного использования неразмеченных медицинских данных, повышенной чувствительности к текстурным аномалиям слизистой оболочки и устойчивости к типичным артефактам изображений [15-16].

В рамках данного исследования для решения задачи селективного прореживания эндоскопических видеоданных применяется предобученная модель DINOv3, преобразующая исходные изображения в высокоразмерные векторные представления (дескрипторы). На следующем этапе между дескрипторами последовательных кадров вычисляется косинусная мера различия, после чего производится отбор изображений с максимальными межкадровыми различиями. Данная методика способствует значительному сокращению временных затрат на разметку и обеспечивает эффективную адаптацию моделей машинного обучения к специфике эндоскопических изображений.

Описание собранного набора колоноскопических изображений

На базе ГБУЗ ЯО «Областная клиническая онкологическая больница» собраны 150 видеозаписей колоноскопических обследований. Средняя длительность каждой из них составляла около 10 минут. Тот факт, что патологическое новообразование, как правило, наблюдалось в большом количестве последовательных видеок кадров, теоретически способствует его более надежному обнаружению и классификации. Однако практическая реализация этого преимущества сопряжена с необходимостью применения сложных алгоритмов, анализирующих пространственно-временные связи между соседними кадрами. Исходя из этого, на первом этапе работы не учитывались корреляционные связи в видеопотоке, что позволило отказаться от использования соответствующих алгоритмов трекинга.

В качестве исследуемых классов патологий использованы:

- Класс 0. Области без патологий (clear).
- Класс 1. Аденома (adenomatous).
- Класс 2. Гиперпластический полип и зубчатые новообразования (hyperplastic).
- Класс 3. Рак с поверхностной инвазией (cancer_t1).
- Класс 4. Рак с глубокой инвазией (cancer_t2).

Аденома кишечника представляет собой доброкачественную опухоль, которая формируется из железистого эпителия слизистой оболочки кишечника. Гиперпластический полип кишечника – доброкачественное новообразование, представляющее собой небольшое утолщение слизистой оболочки, вызванное увеличением числа ее клеток, а не опухолевым процессом. Рак с поверхностной инвазией (рак T1, ранний рак) – злокачественная опухоль, которая распространяется за пределы слизистой оболочки и инфильтрирует подслизистый слой стенки кишки, но не прорастает в мышечный слой. Рак с глубокой инвазией – злокачественная опухоль, которая прорастает в мышечный слой стенки кишки (стадия T2) или во все ее слои, включая серозную оболочку и окружающие ткани (стадии T3 и T4) [2, 6].

Примеры изображений патологических новообразований, соответствующих описанному выше классам, представлены на рис. 1.

Как обычно, исходные видеопоследовательности разделялись на уровне отдельных исследований на обучающую, тестовую и валидационную выборки. Из каждой видеозаписи отбирались кадры двух типов: с патологиями и без патологий. Отбор наиболее репрезентативных кадров выполнялся на основе фундаментальной визуальной модели DINOv3. В результате из 3,3 миллиона исходных изображений было отобрано порядка 160 тысяч видеок кадров (табл. 1).

Результаты компьютерного моделирования алгоритмов

В рамках разработки алгоритма классификации патологий на эндоскопических видеоданных проведено сравнительное исследование двух современных сверточных архитектур: ResNet [17] и ConvNeXt [18]. Для семейства ResNet выполнялась серия экспериментов с

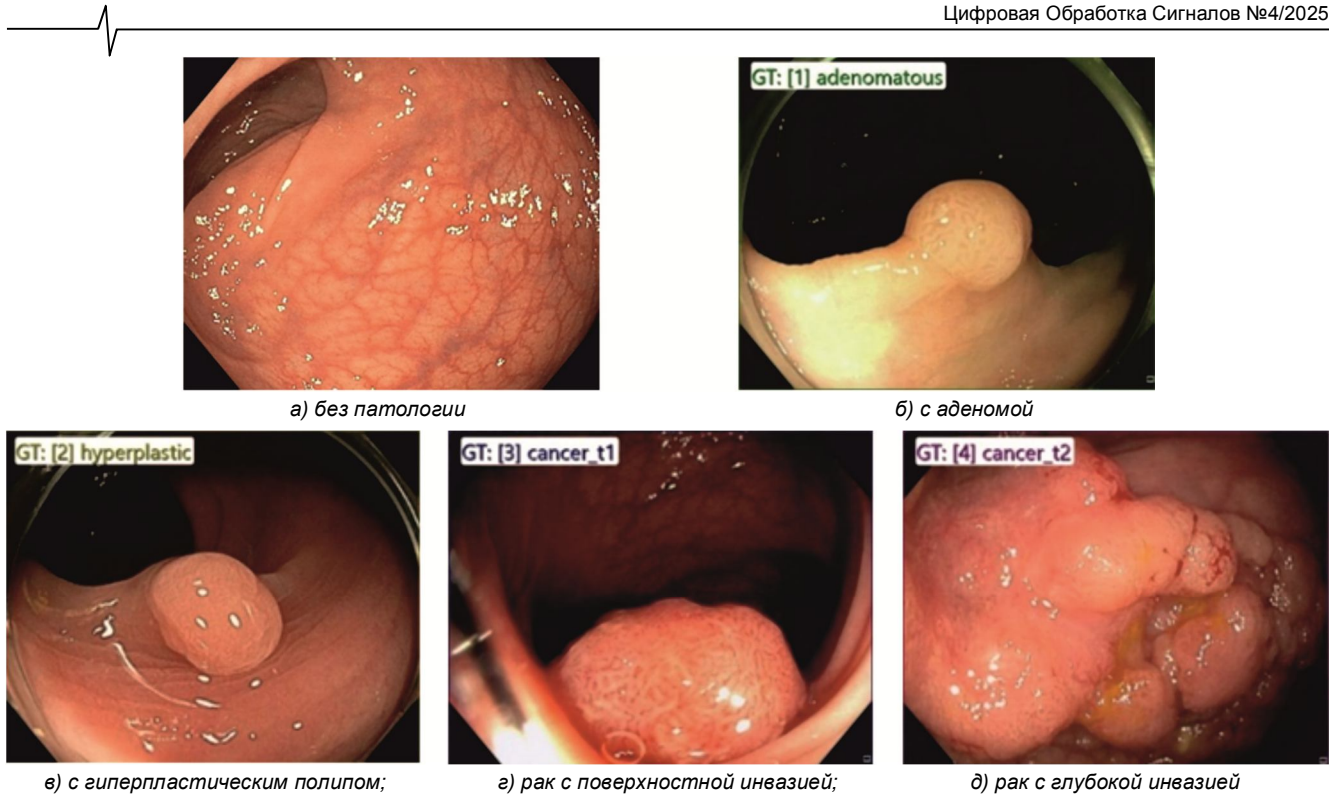


Рисунок 1 – Колоноскопические изображения

Таблица 1 – Статистика собранного набора изображений

Класс \ Выборка	Обучающая, шт.	Тестовая, шт.	Валидационная, шт.
Класс 0	64237	4982	3587
Класс 1	33325	4274	1845
Класс 2	20275	1778	1070
Класс 3	15724	1542	918
Класс 4	4371	606	243
Всего	137932	13182	7663

моделями различной глубины (18, 34, 50, 101 и 152 слоя) с целью анализа зависимости качества классификации от сложности модели. Модель ConvNeXt использовалась в своей компактной версии (Tiny).

Для решения задачи обучения нейросетей выбрана функция потерь вида категориальная кросс-энтропия. Оптимизация параметров модели проводилась с использованием алгоритма Adam с начальной скоростью обучения (learning rate) 0,001. Размер мини-батча (batch size) варьировался в диапазоне от 100 до 400 примеров и подбирался эмпирически в зависимости от вычислительной сложности и объема памяти, занимаемого конкретной архитектурой. Все эксперименты по обучению нейросетевых моделей выполнялись на графических ускорителях NVIDIA RTX A5000 с 24 ГБ памяти. Для снижения потребления видеопамати и ускорения процесса обучения задействовалась технология Automated Mixed Precision (AMP) с использованием формата данных bfloat16.

Исходное разрешение изображений в наборе данных составляло 640×512 пикселей. На этапе подготовки данных применялся конвейер алгоритмов аугментации, включающий три последовательных этапа:

- случайное аффинное преобразование с коэффициентом масштабирования в диапазоне [0,5; 2,0] по обеим осям;

- случайная обрезка (Random Crop) до целевого размера 384×384 пикселя, требуемого входом нейронной сети;

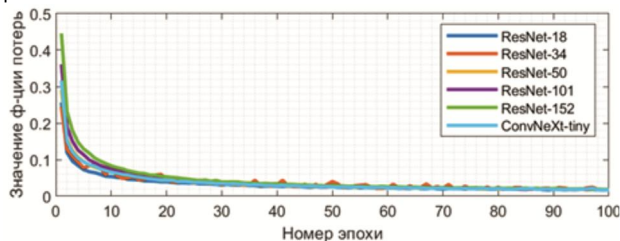
- применение метода TrivialAugment для автоматизированного и недетерминированного искажения изображений с целью повышения обобщающей способности нейросетевой модели.

Для пикселей входных изображений применялась нормировка с использованием статистики, общепринятой для моделей, предварительно обученных на стандартном наборе ImageNet: средние значения [0,485; 0,456; 0,406] и стандартные отклонения [0,229; 0,224; 0,225]. Для оценки качества работы алгоритмов классификации использовался ряд стандартных метрик: Precision, Recall, F1, а также точность классификации Top-1 Accuracy [19].

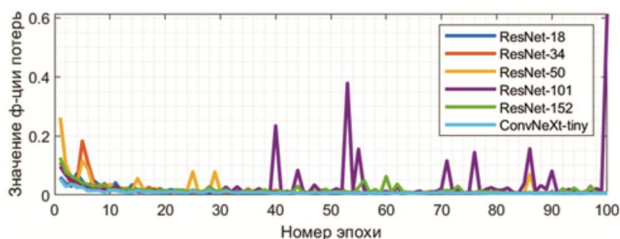
Для анализа динамики обучения и диагностики потенциального переобучения моделей в процессе тренировки нейросети проводилась визуализация ключевых метрик. На рис. 2 и рис. 3 представлены зависимости функции потерь (loss) и точности классификации (accuracy) на обучающей и валидационной выборках для наиболее производительных конфигураций моделей ResNet и ConvNeXt. Сравнительный анализ графиков позволяет оценить как сходимость алгоритмов, так и их

способность к обобщению на независимых данных.

Динамика зависимостей для функций потерь, представленная на рис. 1, демонстрирует устойчивую сходимость для обеих нейросетевых архитектур, что свидетельствует о корректности выбранной стратегии оптимизации. Плавное и монотонное уменьшение значений на валидационной выборке, синхронное с падением потерь на обучающем наборе данных, указывает на отсутствие выраженного эффекта переобучения. Валидационные кривые для моделей ResNet-101 и ResNet-152 стабилизируются на значениях $\sim 0,08$ и $\sim 0,05$ соответственно, в то время как аналогичные значения в процессе обучения соответственно равны $\sim 0,04$ и $\sim 0,02$. Небольшой разрыв в $\sim 0,03-0,04$ между кривыми подтверждает адекватность примененных методов оптимизации, включая аугментацию данных и использование предобученных представлений в фундаментальной модели DINOv3.



а) на обучающей выборке



б) на валидационной выборке

Рисунок 2 – Изменение функции потерь для различных нейросетевых моделей

Кривые на рис. 3 дополняют картину исследований, показывая быстрое достижение моделями высоких показателей на валидационной выборке уже на начальных эпохах, что является следствием применения трансферного обучения на основе фундаментальной модели. Плато, на которое выходят зависимости, отражает предельную эффективность, достижимую в рамках выбранных архитектур и объема данных. Так, валидационная точность (Accurasy) для ResNet-152 и ConvNeXt-Tiny асимптотически приближается к значениям 0,99 и

0,96, соответственно, вплотную приближаясь к точности в процессе обучения. Расхождение между финальными метриками на обучающих и валидационных данных не превышает 1-2 %, что является индикатором сбалансированности моделей и их способности к обобщению, критически важной для последующего клинического внедрения.

Результаты апробации нейросетевых моделей на тестовой выборке приведены в табл. 2 и 3.

Анализ данных, приведенных в табл. 2, выявляет нетривиальную зависимость между сложностью архитектуры и итоговой эффективностью. Нейросетевые модели для архитектуры ResNet демонстрируют предельный эффект масштабирования: увеличение глубины с 50 до 152 слоев (прирост на 34,6 млн параметров) не только не улучшает точность (метрика Top-1 Accurasy стабилизируется на уровне $\sim 0,905$), но и приводит к значительному росту вычислительной нагрузки. Время анализа для ResNet-152 (15,74 мс) более чем в два раза превышает показатель ResNet-50 (6,71 мс). В этом контексте архитектура ConvNeXt-Tiny, обеспечивающая максимальную точность 0,925, выглядит предпочтительнее с точки зрения качества, однако ее существенно большее время обработки (22,33 мс) может стать критическим ограничением для систем реального времени. С учетом этого по данным табл. 2 компромиссный выбор модели ResNet-50 (точность 0,917, время 6,71 мс) выглядит оптимальным для практического внедрения.

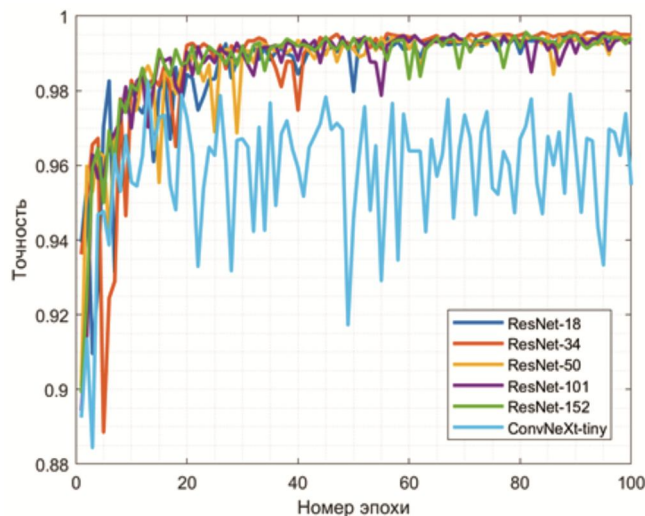


Рисунок 3 – Изменение точности классификации на валидационной выборке для различных нейросетевых моделей

Таблица 2 – Сравнение нейросетей на тестовой выборке

Архитектура	Число параметров (млн)	Кол-во операций GFLOPS	Размер модели (МБ)	Время анализа (мс)	Точность Top-1 Accurasy
ResNet-18	11,7	4,97	43	3,34	0,908
ResNet-34	21,8	10,04	81	4,38	0,913
ResNet-50	25,6	11,22	90	6,71	0,917
ResNet-101	44,5	21,39	162	11,50	0,905
ResNet-152	60,2	31,57	222	15,74	0,905
ConvNeXt-t	28,6	12,21	106	22,33	0,925

Таблица 3 – Результаты тестирования для разных классов

Архитектура	Класс	Precision	Recall	F1
ResNet-18	Класс 0	0,970	0,924	0,946
	Класс 1	0,861	0,971	0,913
	Класс 2	0,788	0,670	0,724
	Класс 3	0,945	0,922	0,934
	Класс 4	0,989	0,995	0,992
ResNet-34	Класс 0	0,968	0,920	0,943
	Класс 1	0,879	0,968	0,921
	Класс 2	0,773	0,709	0,739
	Класс 3	0,965	0,940	0,952
	Класс 4	0,997	0,998	0,998
ResNet-50	Класс 0	0,976	0,914	0,944
	Класс 1	0,876	0,969	0,920
	Класс 2	0,777	0,712	0,743
	Класс 3	0,983	0,989	0,986
	Класс 4	0,998	0,995	0,997
ResNet-101	Класс 0	0,980	0,902	0,939
	Класс 1	0,888	0,927	0,907
	Класс 2	0,698	0,771	0,732
	Класс 3	0,958	0,970	0,964
	Класс 4	0,998	1,000	0,999
ResNet-152	Класс 0	0,979	0,914	0,945
	Класс 1	0,868	0,936	0,901
	Класс 2	0,727	0,776	0,750
	Класс 3	0,982	0,907	0,943
	Класс 4	1,000	0,998	0,999
ConvNeXt-t	Класс 0	0,975	0,938	0,956
	Класс 1	0,874	0,990	0,929
	Класс 2	0,839	0,652	0,734
	Класс 3	0,975	0,988	0,982
	Класс 4	0,998	0,993	0,996

Детальный разбор метрик по классам в табл. 3 позволяет идентифицировать следующие ключевые закономерности. Наибольшие трудности у всех нейросетевых моделей вызывает классификация для класса 2 (гиперпластические полипы), что проявляется в систематически низких значениях F1-меры, например, 0,724 для ResNet-18 и 0,734 для ConvNeXt-Tiny, что обусловлено сочетанием умеренного Precision (~0,78-0,84) и низкого Recall (~0,65-0,77). Это свидетельствует о недостаточной репрезентативности выборки или сложной морфологии данного типа патологий. При этом все архитектуры демонстрируют близкую к эталонной эффективность ($F1 > 0,99$) в детекции инвазивного рака (класс 4), что подтверждает высокую клиническую значимость модели для критически важных сценариев диагностики.

Разработка прототипа программного комплекса для классификации изображений толстой кишки

По результатам проведенных экспериментов для решения задачи классификации дифференцировки глубины инвазии новообразований толстой кишки выбрана нейросетевая архитектура ResNet-50 с размером входа 384x384. Более «глубокие» модели показали чуть меньшую точность при больших вычислительных затратах.

На основе обученной нейросети ResNet-50 сделан прототип программного комплекса классификации эндоскопических видеоклипов для СППВР. Программа через

веб-интерфейс принимает на вход видеозапись с эндоскопа, производит анализ в близком к реальному времени, и выдает результаты классификации на размеченных видеоданных. Приложение для анализа эндоскопических видеопоследовательностей работает на аппаратном обеспечении следующей конфигурации: Intel Core i5-14600K, GeForce RTX 5080, 16 Гб GDDR7, ОЗУ 64 Гб DDR5, HDD + SSD 10 Тб. Этот же компьютер используется для видеозахвата и аппаратной разметки эндоскопического видеопотока в ГБУЗ ЯО «Областная клиническая онкологическая больница». Примеры классификации кадров представлены на рис. 4.

Заключение

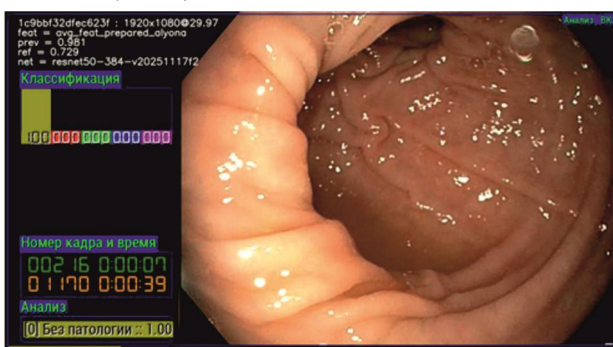
В результате проведенного исследования разработана и валидирована методика селекции эндоскопических изображений, основанная на использовании фундаментальной визуальной модели DINOv3. Ее ключевым достижением является значительная оптимизация ресурсов при формировании набора изображений: комбинация автоматизированного отбора репрезентативных кадров и их последующей экспертной верификации позволила более чем на порядок (в 20 раз) снизить трудоемкость создания аннотированной выборки.

На полученном наборе данных проведено сравнительное тестирование шести нейросетевых архитектур, по итогам которого в качестве базовой выбрана модель

ResNet-50. Данный выбор обусловлен оптимальным балансом между точностью классификации и производительностью.



а) интервал без выявленной патологии



б) интервал с выявленной патологией типа «аденома»

Рисунок 4 – Анализ видеозаписи колоноскопического обследования

Полученные количественные характеристики демонстрируют практическую применимость предложенного решения для интеграции в СППВР, обеспечивая возможность анализа эндоскопического видеопотока в реальном времени с клинически значимой точностью.

Статья подготовлена в рамках Государственного задания на осуществление научных исследований и разработок ФГБОУ ВО ЯГМУ Минздрава России на 2025 г. по теме «Система поддержки принятия врачебного решения при дифференцировке глубины инвазии новообразований толстой кишки на основе искусственного интеллекта» (№720000Ф.99.1.БН62АБ20000).

Литература

1. Злокачественные новообразования в России в 2023 году (заболеваемость и смертность) / под ред. А.Д. Каприна [и др.]. М.: МНИОИ им. П.А. Герцена, 2024.
2. Палевская С.А., Короткевич А.Г. Эндоскопия желудочно-кишечного тракта. М.: ГЭОТАР-Медиа, 2020.
3. Карпов О.Э., Храмов А.Е. Информационные технологии, вычислительные системы и искусственный интеллект в медицине. М.: ДПК Пресс, 2022.
4. Ali S. Where do we stand in AI for endoscopic image analysis? Deciphering gaps and future directions. *npj Digital Medicine*. 2022. № 5, 184 p.
5. Хрящев В.В. Концепция построения системы поддержки принятия врачебных решений в эндоскопии желудочно-кишечного тракта. Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2025. № 2. С. 137-144.
6. Завьялов Д.В., Кашин С.В., Гусейнова С.Р. Система

CAD EYE для детекции и дифференцировки новообразований толстой кишки в режиме реального времени. Доклад на Всероссийском съезде гастроэнтерологов. 2024. Т. 13 (2). С. 50-54.

7. Ахметвалеев Р.Р., Лакман И.А., Попов Д.В., Красноперов М.В. Методика сегментации изображения для поддержки автоматической разметки объектов на эндоскопических изображениях. *Информатизация и связь*. 2021. № 2. С. 146-152.

8. Васильев Ю.А., Савкина Е.Ф., Владимирский А.В., Омелянская О.В., Арзамасов К.М. Обзор современных средств разметки цифровых диагностических изображений. *Казанский медицинский журнал*. 2023. № 104(5). С. 750-760.

9. Хрящев В.В., Седов А.Г., Приоров А.Л. Незатолонная оценка качества изображений колоноскопических исследований. *Цифровая обработка сигналов*. 2024. № 3. С. 44-49.

10. Zhou T., Xia W., Zhang F., Chang B., Wang W., Yuan Y., Konukoglu E., Cremers D. Image segmentation in foundation model era: a survey [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/html/2408.12957v1> (дата обращения 10 октября 2025 г.).

11. Ma J., He Y., Li F., Han L., You C., Wang B. Segment anything in medical images. *Nature Communications*. 2024. vol. 15, no. 1, p. 654.

12. Oquab M., Darcet T., Moutakanni T., Vo H., Szafraniec M., Khalidov V., Fernandez P., Haziza D., Massa F., El-Nouby A. et al. DINOv2: Learning robust visual features without supervision. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/2304.07193> (дата обращения 10 октября 2025 г.).

13. Delaquentana-Aramendi U., Benito-del-Valle L., Alvarez-Gila A., Pascau J., Sanchez-Peralta L., Picon A., Pagador J., Saratxag C. AI-Assisted colonoscopy: polyp detection and segmentation using foundation models. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/html/2503.24138v1> (дата обращения 10 октября 2025 г.).

14. Simeoni O., Vo H., Seitzer M., Baldassarre F., Oquab M., Jose C., Khalidov V., Szafraniec M., Yi S., Ramamonjisoa M. et al. DINOv3. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/2508.10104> (дата обращения 10.10.25 г.).

15. Приоров А.Л., Хрящев В.В., Топников А.И. Обработка и передача мультимедийной информации: учебное пособие. Ярославль: ЯрГУ. 2022.

16. 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.

17. Kaiming H., Xiangyu Zh., Shaoqing R., Jian S. Deep residual learning for image recognition. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/1512.03385> (дата обращения 10 октября 2025 г.).

18. Liu Z., Mao H., Wu C., Feichtenhofer C., Darrell T., Xie S. A ConvNet for the 2020s. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/2201.03545> (дата обращения 10 октября 2025 г.).

19. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. ДМК-Пресс. 2017.

УДК 004.932

ФИЛЬТРАЦИЯ СПЕКЛ-ШУМА РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ ПРОСТРАНСТВЕННО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ ДЕРЕВЬЕВ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ С ПОМОЩЬЮ ТРАНСФОРМЕРА

Бехтин Ю.С., д.т.н., профессор кафедры АИТУ РГРТУ им. В.Ф. Уткина, e-mail: yuri.bekhtin@yandex.ru
Чинь В.Т., аспирант кафедры АИТУ РГРТУ им. В.Ф. Уткина, e-mail: vantoan.vkhk92@gmail.com

WAVELET-BASED DESPECKLING IN RADAR IMAGES USING SPATIALLY ORIENTED TREES AND NEURAL NETWORKS WITH THE TRANSFORMER ARCHITECTURE

Bekhtin Y.S., Trinh V.T.

This article proposes a method for filtering speckle noise in radar images based on processing spatially oriented trees (SOTs) of the wavelet transform using a neural network built on the transformer architecture. The suggested method combines multi-scale wavelet analysis, which effectively reveals the hierarchical structure of features across scales and orientations, with the transformer's attention mechanism, which is capable of modeling both local and global SOT dependencies. Each SOT is represented as a sequence of tokens and processed by the modified transformer architecture. Experiments have shown that the suggested method outperforms other methods visual and in terms of mean squared error (MSE), peak signal-to-noise ratio (PSNR), structural similarity index measure (SSIM).

Key words: speckle noise, multi-scale wavelet-transform, spatially oriented trees, neural network, transformer.

Ключевые слова: спекл-шум, кратномасштабный вейвлет-анализ, пространственно-ориентированные деревья, нейронная сеть, трансформер.

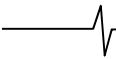
Введение

Спекл-шум обусловлен применением когерентного микроволнового излучения радаром для формирования радиолокационных изображений (РЛИ) [1]. Вследствие интерференции отраженных сигналов от множества элементарных рассеивателей в пределах одного разрешающего элемента формируется зернистая структура, которая маскирует истинные текстурные и геометрические характеристики сцены [2]. Это приводит к снижению контрастности, искажению мелко-масштабных деталей и, как следствие, к ухудшению качества визуальной интерпретации, результатов автоматического анализа РЛИ, включая сегментацию, классификацию, детектирование и распознавание объектов [1]. В связи с этим разработка эффективных методов подавления спекл-шума остаётся актуальной задачей с существенной научной и прикладной значимостью в области цифровой обработки РЛИ.

Вследствие мультипликативного характера и высокой пространственной коррелированности спекла его фильтрация в РЛИ представляет собой относительно сложную задачу. Существующие методы подавления спекл-шума, такие как пространственные фильтры (например, медианный фильтр, фильтры Ли и Фроста) и частотные подходы, основанные на вейвлет-преобразовании, обладают рядом недостатков [3, 4]. Пространственные фильтры приводят к избыточному размытию границ и потере мелких деталей, и сегодня практически не используются. Для фильтрации шумов изображений с помощью вейвлет-преобразования широко применя-

Предложен метод фильтрации спекл-шума радиолокационных изображений (РЛИ) на основе обработки пространственно-ориентированных деревьев (ПОД) вейвлет-преобразования с применением нейронной сети, построенной на архитектуре трансформера. Предлагаемый метод сочетает кратномасштабный вейвлет-анализ, эффективно выявляющий иерархическую структуру признаков по масштабам и ориентациям, с механизмом внимания трансформера, способным моделировать как локальные, так и глобальные зависимости ПОД. Каждое ПОД представляется в виде последовательности токенов и обрабатывается предложенной модифицированной архитектурой трансформера. Эксперименты показывают, что предложенный метод превосходит другие методы по метрикам СКО, ПОСШ, SSIM и по визуальному качеству.

ются методы пороговой обработки вейвлет-коэффициентов [5, 6]. Несмотря на относительно высокую эффективность таких подходов, существующие алгоритмы – в частности, VisuShrink, использующий единый универсальный порог для всех коэффициентов высокочастотных субполос (деталей), а также SureShrink и BayesShrink, определяющие пороговые значения адаптивно для каждой субполосы – обладают общим существенным недостатком. Он заключается в игнорировании пространственных или межмасштабных корреляций, то есть статистических взаимосвязей между соответствующими коэффициентами на различных уровнях разложения. В результате вейвлет-коэффициенты на разных масштабах (уровнях вейвлет-деком-позиции), относящиеся к одним и тем же участкам сцены, обрабатываются независимо друг от друга. Такая независимая обработка вейвлет-коэффициентов снижает эффективность подавления шума, поскольку затрудняет надёжное различение коэффициентов, обусловленных шумом, и коэффициентов, отражающих значимые структурные особенности изображения, такие как края, текстуры и границы объектов. В результате пороговой обработки



вейвлет-коэффициентов получается либо сильное сглаживание изображения, сопровождающееся размыванием мелких деталей и текстур, либо недостаточное подавление спекла, оставляющее зернистую структуру РЛИ [3]. Таким образом, возникает необходимость в разработке методов фильтрации спекл-шума, способных учитывать межмасштабные корреляции вейвлет-коэффициентов.

В последние годы нейронные сети продемонстрировали значительный прогресс в задачах обработки изображений, особенно в области шумоподавления. Традиционные свёрточные нейронные сети долгое время оставались основным инструментом, однако с появлением архитектур на основе трансформеров произошёл качественный скачок благодаря их способности моделировать сложные взаимосвязи в последовательностях. Механизм внимания позволяет трансформеру «взвешивать» значимость различных элементов входных данных, что делает его исключительно гибким и мощным инструментом [7, 8]. В то же время, пространственно-ориентированные деревья (ПОД) вейвлет-преобразования позволяют эффективно кодировать иерархическую структуру изображения, сохраняя информацию о локальных особенностях и их масштабной согласованности [9, 10, 11]. В связи с этим появляется возможность использования трансформера для обработки ПОД изображений, искаженных спекл-шумом.

В статье предлагается метод фильтрации спекл-шума РЛИ, основанный на обработке ПОД с применением предложенной оригинальной архитектуры трансформера. Результаты экспериментов показывают, что предложенный метод обеспечивает относительно уверенное подавление спекл-шума при сохранении структурных особенностей изображения, а также обладает достаточно высокой скоростью вычислений, что важно в условиях ограниченности вычислительных ресурсов.

Постановка задачи

Будем считать, что в процессе формирования РЛИ происходит их искажение спекл-шумом, в результате чего интенсивность пикселя наблюдаемого изображения $J(x, y)$ описывается следующей мультипликативной моделью:

$$J(x, y) = I(x, y) * N(x, y),$$

где $I(x, y)$ – интенсивность пикселя истинного (неискаженного) изображения; $N(x, y)$ – случайная компонента, обусловленная действием спекл-шума [1].

Задача фильтрации спекл-шума формулируется как задача получения оценки оригинала I по наблюдаемому зашумленному изображению J . В данной работе предлагается использовать кратномасштабное представление изображения, основанное на вейвлет-преобразовании, в рамках которого вейвлет-коэффициенты организуются в ПОД. Формируемые деревья отражают иерархическую структуру изображения, показывая взаимосвязи между вейвлет-коэффициентами на различных масштабах (уровнях) и ориентациях (по горизонтали, вертикали и диагонали). В таком представлении задача фильтрации спекл-шума формулируется как адаптивное взвешивание и реконструкция ПОД с учётом их меж-

масштабной корреляции. Таким образом, формальная постановка задачи сводится к разработке модели на основе архитектуры трансформера, способной эффективно обрабатывать древовидные структуры вейвлет-коэффициентов для адаптивной оценки и подавления спекл-шума при одновременном сохранении геометрических особенностей и текстурных деталей исходного изображения.

Кратномасштабная вейвлет-декомпозиция изображения

Кратномасштабная (или мультимасштабная) вейвлет-декомпозиция основана на двумерном дискретном вейвлет-преобразовании (ДВП), которое представляет изображение в виде частотно-локализованных компонентов: на каждом уровне выделяются низкочастотная субполоса (аппроксимация) cA и три детализирующие высокочастотные субполосы – горизонтальная (cH), вертикальная (cV) и диагональная (cD). Субполоса аппроксимации подвергается децимации, обеспечивая кратномасштабность [5]. Ключевое преимущество этого представления для фильтрации спекл-шума заключается в том, что энергия полезного сигнала (контуров, текстур) концентрируется в небольшом количестве больших по величине вейвлет-коэффициентов, в то время как шум распределён равномерно и ослабляется с ростом масштаба [9]. Кроме того, между коэффициентами, соответствующими одной пространственной локации на разных уровнях, наблюдается сильная межмасштабная корреляция, которая лежит в основе построения ПОД и позволяет учитывать иерархический контекст при адаптивной фильтрации.

Пространственно-ориентированные деревья

Пространственно-ориентированные деревья вейвлет-преобразования представляют собой структурированную модель, отражающую иерархическую организацию вейвлет-коэффициентов в кратномасштабном пространстве [9, 10]. Такое представление позволяет явно моделировать пространственные и масштабные зависимости между вейвлет-коэффициентами. Вейвлет-коэффициенты на высоких масштабах пространственно соотносятся с блоками вейвлет-коэффициентов на мелких масштабах. Эта пространственная иерархия естественным образом формирует дерево, в котором каждый узел (коэффициент) на уровне l имеет четырёх потомков на уровне $l-1$.

Пусть $w_{j,o}(x, y)$ обозначает вейвлет-коэффициент на уровне l , ориентации $O \in \{H, V, D\}$ и пространственной позиции (x, y) . Тогда ПОД, корень которого расположен в (x_0, y_0) на самом верхнем уровне L , определяется рекурсивно как:

$$T_{L, x_0, y_0}^{(o)} = \{w_{l,o}(x, y) | l = L, L-1, L-2, \dots, 1; (x, y) \in W_l(x_0, y_0)\},$$

где $W_l(x_0, y_0)$ – множество позиций на уровне l , соответствующих пространственному «наследию» корня (x_0, y_0) .

Важным свойством ПОД является масштабная согласованность: значимые структурные элементы изображения (например, края или текстуры) проявляются в виде больших по модулю коэффициентов на верхних масштабах, чьи потомки на уровнях деталей также, как правило, остаются значимыми. Напротив, спекл-шум обычно генерирует изолированные, несогласованные по масштабам выбросы, не образующие иерархической структуры. Это различие позволяет использовать ПОД как базовую единицу анализа при фильтрации: вместо независимой обработки отдельных коэффициентов алгоритм оценивает «значимость» всего дерева на основе совместной статистики его узлов. Такой подход повышает надёжность выделения сигнала на фоне шума и способствует сохранению структурных особенностей изображения при подавлении спекл-шума.

Предлагаемая архитектура трансформера для обработки ПОД

Предлагаемая архитектура трансформера представляет собой модификацию нейросетевой модели, изначально разработанной для обработки последовательных данных. В отличие от рекуррентных и свёрточных сетей такая модель основана на механизме «самовнимания» (self-attention), обеспечивающем прямое моделирование зависимостей между всеми парами элементов последовательности. В результате появляется возможность одновременно учитывать как локальный, так и глобальный контекст без рекуррентных связей. Классическая архитектура трансформера состоит из: двух основных частей – кодировщика (coder) и декодировщика

(decoder), каждый из которых представляет собой стек из N идентичных слоёв [7, 8].

Для решения задачи обработки ПОД предлагается использовать модифицированную архитектуру трансформера, состоящую только из кодировщика. В отличие от классической модели трансформера данная архитектура адаптирована для последовательной регрессии. В этом случае входом является последовательность вейвлет-коэффициентов искаженного РЛИ, а выходом – их оценки, обеспечивающие шумоподавление.

Предлагаемая модель, обозначаемая как SOT_TRANS и схематически представленная на рис. 1, состоит из следующих ключевых компонентов.

1. Входное линейное проецирование: каждый скалярный вейвлет-коэффициент преобразуется в векторное представление.

2. Иерархическое позиционное кодирование: поскольку механизм самовнимания в архитектуре трансформера изначально инвариантен к порядку входных элементов, для корректного учёта иерархической структуры ПОД применяется иерархическое позиционное кодирование. Это кодирование объединяет две комплементарные компоненты: уровневый эмбединг и порядковое синусоидальное кодирование. Уровневый эмбединг представляет собой дискретное векторное отображение, явно кодирующее масштабный уровень (глубину декомпозиции) каждого коэффициента в дереве, что позволяет модели различать грубые и детальные масштабы вейвлет-декомпозиции. Порядковое синусоидальное кодирование, в свою очередь, сохраняет информацию о позиции коэффициента относительно других коэффи-

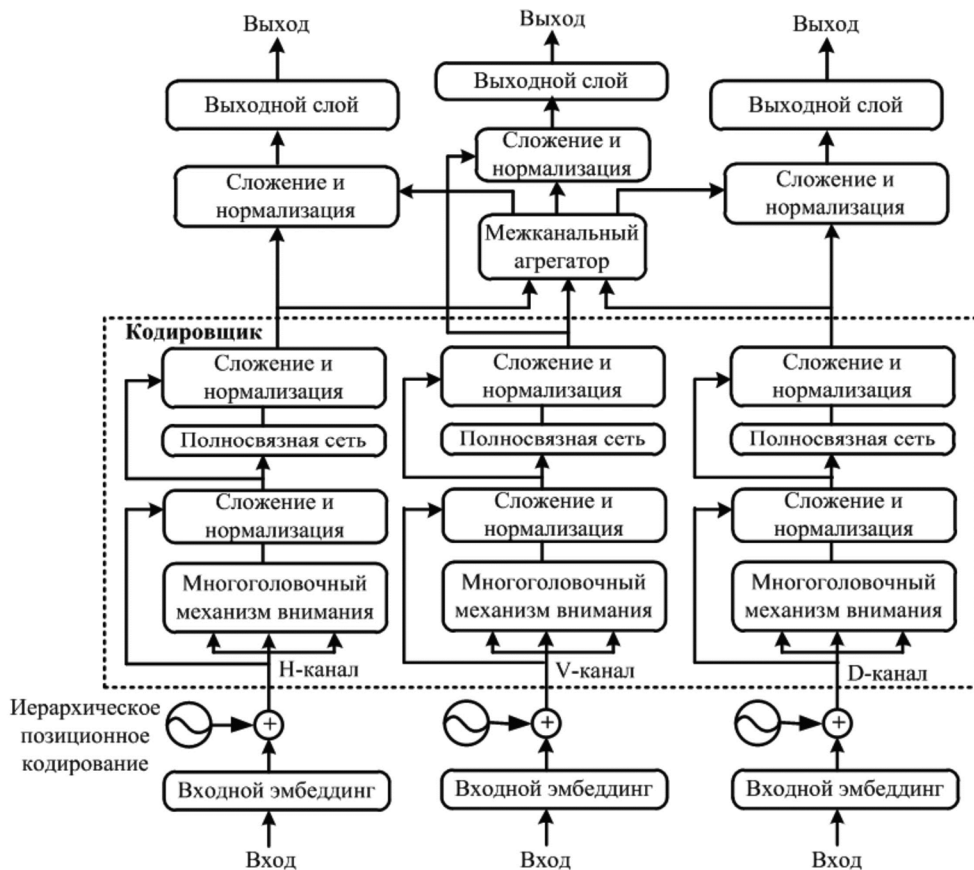
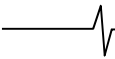


Рисунок 1 – Предлагаемая модель трансформера SOT_TRANS



циентов на том же уровне, отражая их локальный пространственный порядок с помощью непрерывных синусоидальных функций.

3. Кодировщик: для каждого из трёх каналов, соответствующих ориентации (H , V , D), в архитектуре используются три независимых, но структурно идентичных кодировщика. Каждый из них включает многоголовочный механизм внимания (Multi-Head Attention Mechanism) с 4 головами и скрытой размерностью 64. За блоком механизма внимания следует полносвязная сеть, выполняющая нелинейное преобразование полученных представлений. Остаточные связи (сложение) и нормализация применяются перед каждым подблоком, что способствует повышению стабильности обучения.

4. Межканальный агрегатор: после независимой обработки каждого ориентационного канала их признаковые представления объединяются в единый тензор, формируя обобщённое мультимодальное описание вейвлет-коэффициентов на данном масштабе. Далее применяется специализированный модуль – межканальный агрегатор, реализованный в виде единого многоголовочного механизма внимания, который оперирует по всем позициям объединённого тензора. Этот механизм позволяет коэффициентам из разных ориентационных каналов обмениваться контекстной информацией и устанавливать кросс-ориентационные зависимости. Результирующее агрегированное представление затем разделяется обратно на три канала, соответствующих исходным ориентациям, причём к каждому из них применяется остаточная связь и нормализация. Такая схема обеспечивает как специализированную обработку внутриканальных особенностей, так и эффективный межканальный синтез информации, что в совокупности повышает качество фильтрации.

5. Выходной регрессионный слой: каждый канал проходит через собственный выходной слой, реализованный в виде отдельного линейного преобразования. В результате для каждого канала формируется обновлённая последовательность.

Функция потерь и процесс обучения

Для обучения модели используется иерархическая функция потерь на основе L_1 -нормы, которая учитывает многоуровневую структуру ПОД. Поскольку каждый ПОД состоит из вейвлет-коэффициентов разных уровней декомпозиции, ошибка оценивания вейвлет-коэффициентов взвешивается с учётом значимости каждого уровня. Кратномасштабное вейвлет-разложение локализует спекл-шум преимущественно в высокочастотных (мелкомасштабных) субполосах. Вместе с тем, такие субполосы также содержат важные структурные элементы изображения, как контуры объектов, текстуры и другие мелкие детали. Восприятие визуального качества результирующего изображения в значительной степени определяется точностью оценивания именно вейвлет-коэффициентов данных субполос. Тогда при построении функции потерь применяется взвешенный подход: ошибке оценивания коэффициентов на нижнем уровне вейвлет-декомпозиции присваивается больший вес, чем ошибке оценивания коэффициентов на более

высоких уровнях декомпозиции, которые значительно менее подвержены влиянию шума.

Для упрощения задачи обучения применяется метод остаточного обучения [12, 13]: модель обучается предсказывать шумовую составляющую в зашумленных вейвлет-коэффициентах, а не «чистые» коэффициенты. Такой метод существенно упрощает задачу обучения, снижает сложность целевой функции и способствует более стабильной и быстрой сходимости процесса оптимизации. Обучение модели осуществляется с использованием оптимизатора Adam с начальной скоростью обучения 10^{-4} . Модель обучается в течение 25 эпох при размере батча, равном 256. По завершении обучения параметры модели сохраняются и в дальнейшем используются для обработки ПОД зашумлённых изображений.

Метод обработки ПОД с помощью трансформера

Предлагаемый метод обработки ПОД состоит из следующих этапов.

Этап 1. Вейвлет-декомпозиция: к изображению применяется L -уровневое ДВП с выбранным вейвлет-базисом. В результате получается одна низкочастотная субполоса A_L и высокочастотные субполосы (H_L , V_L , D_L , ..., H_L , V_L , D_L).

Этап 2. Формирование ПОД вейвлет-коэффициентов субполос деталей в каждой ориентации H , V , D .

Этап 3: Представление ПОД для трансформера: осуществляется путём упорядочивания всех вейвлет-коэффициентов, извлечённых из каждого ПОД в фиксированную последовательность.

Этап 4. Обработка ПОД с помощью трансформера: последовательности вейвлет-коэффициентов, полученные на этапе 3, подаются на вход трансформера в виде одномерного временного ряда скалярных значений. Сеть предсказывает оценку вейвлет-коэффициентов.

Этап 5. Реконструкция субполос деталей из предсказанных вейвлет-коэффициентов.

Этап 6. Формирование оценки оригинала изображения: полученные субполосы деталей объединяются с низкочастотной субполосой A_L , после чего применяется обратное вейвлет-преобразование. В результате формируется оценка оригинала изображения.

Экспериментальная часть

Для оценки эффективности предложенного метода были проведены эксперименты, в рамках которых использовались разнообразные тестовые изображения, метрики качества и проводилось сравнение с рядом существующих методов. В качестве исходного датасета использовалась база естественных изображений в оттенках серого размером 512×512 пикселей TAMPERE17 [14]. На эталонные изображения добавлялся спекл-шум с различными уровнями дисперсии (от 0.01 до 0.08), что позволило объективно оценить устойчивость метода к различной степени интенсивности шума. Качественная оценка проводилась с использованием комплекса количественных метрик, включающего среднеквадратическую ошибку (СКО), пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ) и индекс структурного сходства (SSIM). Данный комплекс метрик позволяет не только оценить эффек-

тивность подавления шума, но и степень сохранения структурных элементов изображения. Сравнение проводилось с методами, применяемыми для обработки РЛИ: пространственные фильтры (медианный фильтр, фильтр Ли), частотные методы (вейвлет-фильтрация на основе метода BayesShrink с адаптивным расчетом величины порога). Реализация предложенной архитектуры SOT_TRANS выполнена на языке Python с использованием фреймворка PyTorch версии 2.8, а также стандартных модулей, обеспечивающих поддержку многоголового внимания и обучаемых эмбеддингов. Вейвлет-декомпозиция и реконструкция осуществлялись с помощью модуля PyWavelets с биортогональным вейвлетом с симметричными фильтрами biog4.4, что обеспечивает линейную фазу и отсутствие артефактов при реконструкции. Каждое изображение 512×512 подвергалось разложению на три уровня, формируя ПОД для трёх ориентаций, которые затем кодировались в последовательности токенов длиной 21. На основе этих последовательностей был сформирован датасет, включающий пары: «зашумлённые (входные) и соответствующие им целевые последовательности» для каждой ориентации.

Набор данных для обучения модели сформирован на основе 10 изображений, отобранных из исходной базы данных, к которым был добавлен спекл-шум различной интенсивности. Для оценки и сравнительного анализа эффективности модели использовался независимый тестовый набор, включающий 10 других изобра-

жений из той же базы данных. Итоговый результат экспериментальных исследований определялся как среднее значение метрик, полученных при обработке всех 10 тестовых изображений.

Экспериментальные результаты представлены в табл. 1, а для наглядного визуального сравнения – на рис. 2 и 3 в виде графиков, отражающих изменения значений метрик качества в зависимости от уровня шума.

Данные табл. 1 и графики на рис. 2 и 3 демонстрируют, что предложенный метод превосходит все сравниваемые алгоритмы по всем применённым метрикам качества (СКО, ПОСШ, SSIM) при различных уровнях шума.

На рис. 4 представлены результаты обработки реального РЛИ, полученного спутником StriX-1, предоставленного японской космической компанией Synspecive [15]. На рис. 4, а представлено исходное изображение со спекл-шумом, а на рис. 4, б, рис. 4, в и рис. 4, г представлены изображения, обработанные фильтром Ли, с помощью метода BayesShrink и предложенным методом соответственно. Из рис. 4 видно, что пространственный метод (фильтр Ли) размывает мелкие структуры, тогда как метод вейвлет-фильтрации с пороговой обработкой вейвлет-коэффициентов BayesShrink оставляет остаточный шум в сегментах с гомогенной текстурой. Предложенный метод обеспечивает эффективное подавление шума при сохранении четкости контурных элементов и границ, а также демонстрирует высокую степень однородности фоновых областей.

Таблица 1 – Результаты экспериментов

Дисперсия шума	СКО ($\times 10^{-3}$)				
	Зашумлённое изображение	Восстановленное изображение			
		Медианный фильтр	Фильтр Ли	Вейвлет-фильтрация	SOT_TRANS
0,01	7,67	2,96	2,45	1,74	1,53
0,02	5,20	2,84	2,33	1,34	1,31
0,03	7,67	2,96	2,45	1,74	1,53
0,04	10,05	3,07	2,58	2,08	1,73
0,05	12,41	3,19	2,74	2,43	1,94
0,06	14,67	3,32	2,92	2,75	2,17
0,07	16,99	3,43	3,10	3,08	2,38
0,08	19,30	3,55	3,31	3,44	2,62
0,01	25,82	25,95	26,61	30,73	29,95
0,02	22,93	25,72	26,43	28,80	29,06
0,03	21,24	25,50	26,19	27,64	28,32
0,04	20,06	25,29	25,93	26,86	27,73
0,05	19,14	25,10	25,65	26,17	27,22
0,06	18,41	24,91	25,35	25,64	26,73
0,07	17,77	24,74	25,10	25,14	26,31
0,08	17,22	24,57	24,80	24,67	25,90
0,01	0,67	0,65	0,62	0,75	0,75
0,02	0,54	0,62	0,62	0,69	0,71
0,03	0,47	0,60	0,61	0,65	0,68
0,04	0,41	0,57	0,60	0,62	0,66
0,05	0,38	0,56	0,59	0,60	0,64
0,06	0,34	0,54	0,57	0,58	0,61
0,07	0,32	0,53	0,56	0,57	0,60
0,08	0,29	0,52	0,54	0,55	0,57

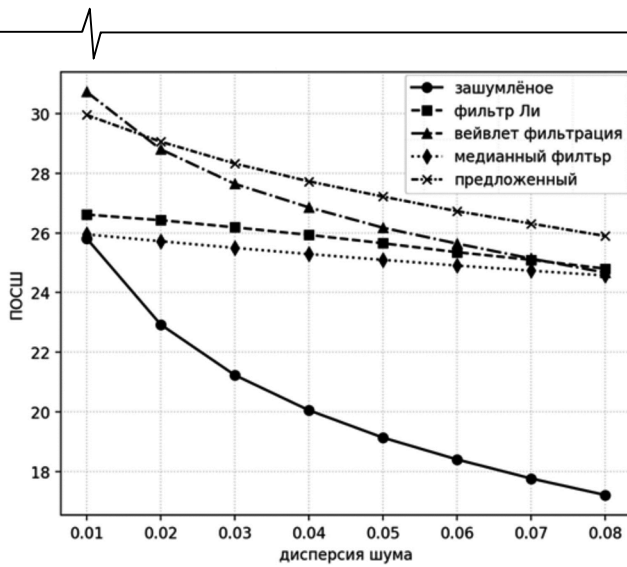


Рисунок 2 – Зависимость ПОСШ от дисперсии шума

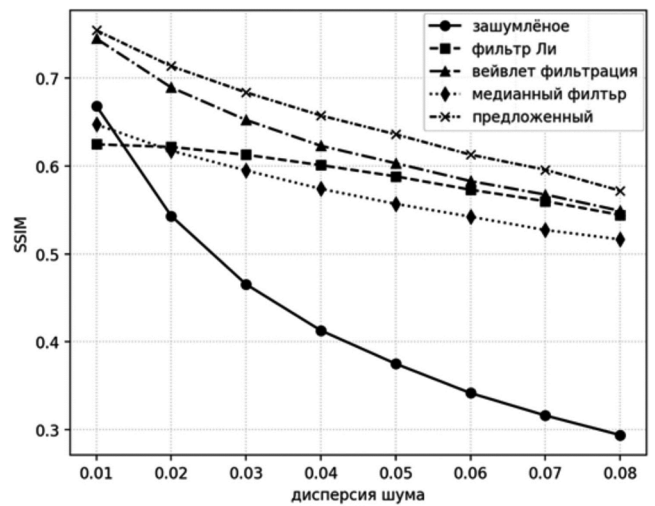


Рисунок 3 – Зависимость SSIM от дисперсии шума



а)



б)



в)



г)

Рисунок 4 – Результаты обработки РЛИ

Несмотря на относительно высокую эффективность предложенного метода, он имеет ряд ограничений, которые следует учитывать при практическом применении. Во-первых, хотя архитектура масштабируема, обработка изображений размером значительно больше 512×512 (например, 2048×2048) требует либо разби-

ения на тайлы, либо увеличения объёма памяти, что может привести к появлению стыковочных артефактов на границах фрагментов, особенно в текстурных областях. Во-вторых, обучение модели требует наличия пар «искажённое изображение – неискажённое изображение», что в реальных условиях получения радиолокационных

изображений недоступно. В-третьих, несмотря на то, что SOT_TRANS учитывает взаимосвязи между коэффициентами внутри ПОД и корреляцию между ориентациями, модель неявно полагается на эмбединг для восстановления геометрических отношений, а не использует строгую локальную окрестность, как это делают свёрточные нейронные сети.

Заключение

В работе предложен метод фильтрации спекл-шума РЛИ на основе обработки ПОД вейвлет-преобразования трансформером. Ключевой идеей стало представление изображения в виде множества ПОД вейвлет-коэффициентов, отражающих иерархическую структуру особенностей по масштабам и ориентациям. Разработанная архитектура SOT_TRANS обрабатывает каждое дерево как последовательность, моделируя зависимости вейвлет-коэффициентов внутри и также между ПОД. Эксперименты показали, что предложенный метод превосходит ряд известных методов по метрикам SKO, ПОСШ и SSIM, а также по визуальному качеству. Метод эффективно подавляет спекл-шум, сохраняя при этом мелкие структуры, текстуры и значимые детали. В будущем планируется расширить предложенный метод в нескольких направлениях. Во-первых, целесообразно интегрировать локальные свёрточные модули для явного моделирования пространственной согласованности между соседними деревьями. Во-вторых, перспективным представляется переход к самоконтролируемому обучению, что сделает метод применимым к реальным сценариям, где «чистые», неискаженные изображения (эталоны) недоступны.

Литература

1. Goodman J.W. Some fundamental properties of speckle. *Journal of the Optical Society of America*. 1976, vol. 66, no. 11, pp. 1145-1150.
2. Oliver C. and Quegan S. *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. Raleigh, NC, USA: SciTech Publishing. 2004. 479 p.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. *Цифровая обработка изображений*. Пер. с англ. Рубанова Л.И., Чочиа П.А. под ред.

П.А. Чочиа. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.

4. Бехтин Ю.С., Емельянов С.Г., Титов Д.В. Теоретические основы цифровой обработки изображений встраиваемых оптико-электронных систем. М.: АРГАМАК-МЕДИА, 2016. 296 с.
5. Дьяконов В.П. Вейвлеты. От теории к практике. М: СОЛОН-Пресс, 2021. 397 с.
6. Donoho D.L. and Johnstone I.M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*. 1994, vol. 81, no. 3, pp. 425-455.
7. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser L., Polosukhin I. Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017, vol. 30, pp. 5998-6008.
8. Wen Q., Zhou T., Zhang C., Chen W., Ma Z., Yan J., & Sun L. Transformers in Time Series: A Survey. *Proceedings of the Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2023, no. 759, pp. 6778-6786.
9. Said A. and Pearlman W.A. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol*. 1996, vol. 6, no. 3, pp. 243-250.
10. Бехтин Ю.С. Комплексирование зашумленных мультиспектральных изображений с использованием пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования. *Цифровая обработка сигналов*. 2012, № 1, с. 27-31.
11. Bekhtin Y., Bryantsev A. Wavelet-based fusion of noisy multispectral images using Spatial Oriented Trees. *Proceedings of 2nd Mediterranean Conference on Embedded Computing*. 2013, pp. 113-116.
12. He K., Zhang X., Ren S. and Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 770-778.
13. Veit A., Wilber M. J., Belongie S. Residual Networks Behave Like Ensembles of Relatively Shallow Networks. *Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2016, pp. 550-558.
14. TAMPERE17 noise-free image database [Электронный ресурс]. URL: <https://webpages.tuni.fi/imaging/tampere17/>.
15. SAR Data. URL: <https://synspective.com/gallery/hachiro-lagoon/>.

Уважаемые авторы!

Редакция научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов» просит Вас соблюдать следующие требования к материалам, направляемым на публикацию:

- 1) Требования к текстовым материалам и сопроводительным документам:
 - текст – текстовый редактор Microsoft Word, формулы – в редакции MathType;
 - таблицы и рисунки должны быть пронумерованы. На все рисунки, таблицы и библиографические данные указываются ссылки в тексте статьи;
 - объем статьи до 12 стр. (шрифт 12). Для заказных обзорных работ объем может быть увеличен до 20 стр.;
 - название статьи на русском и английском языках;
 - рукопись статьи сопровождается краткой аннотацией на русском и английском языках; номером УДК; сведениями об авторах (Ф.И.О., организация, должность, ученая степень, телефоны, электронная почта); ключевыми словами на русском и английском языках; актом экспертизы (при наличии в вашей организации экспертной комиссии).
- 2) Требования к иллюстрациям:
 - векторные (схемы, графики) – желательно использование графического редактора Corel DRAW;
 - растровые (фотографии, рисунки) – М 1:1, разрешение не менее 300dpi, формат tiff.

СИНТЕЗ И АНАЛИЗ ОБНАРУЖИТЕЛЕЙ-ИЗМЕРИТЕЛЕЙ НЕЭКВИДИСТАНТНЫХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СИГНАЛОВ

Попов Д.И., д.т.н., профессор кафедры радиотехнических систем Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина, e-mail: adop@mail.ru

SYNTHESIS AND ANALYSIS OF DETECTOR-METERS NON-EQUIDISTANT RADAR SIGNALS

Popov D.I.

Algorithms of joint detection-evaluation of non-equidistant sequence of radar signals are considered. For an additive mixture of a non-equidistant packet of signals and the receiver's own noise, a statistical description is given, on the basis of which, by calculating the likelihood ratio and then averaging it, a detection algorithm invariant to the Doppler phase is synthesized. By the maximum likelihood method, an algorithm for estimating the difference Doppler phase is synthesized, based on the evaluation of which, with a linear change in the repetition period, expressions for estimating the radial velocity of the target are obtained and conditions for its unambiguous measurement are formulated. The synthesized algorithms of joint detection-measurement of coherent pulse signals with a linear change in the repetition period allow unambiguously measuring the target's radial velocity in a given range while maintaining an unambiguous measurement of the range. A block diagram is presented that implements synthesized algorithms for joint detection-measurement of non-equidistant signals with a linear change in the repetition period. Taking into account the asymptotic efficiency and asymptotic normality of the maximum likelihood estimation of the Doppler phase difference, the Kramer-Rao expression was used, on the basis of which an expression for the variance of the Doppler phase difference estimation was obtained, characterizing the potential accuracy of the measurement. For practical purposes, statistical expressions for the root-mean-square error of measurement are given. The statistical computer simulation of the proposed algorithms carried out by them made it possible to obtain the most reliable results. It is established that the synthesized detection-measurement algorithms, in comparison with the known algorithms, have gains in the signal-to-noise threshold ratio and in the accuracy of measuring the radial velocity of the target.

Key words: detection-measurements algorithms, analysis, non-equidistant signals, likelihood ratio, synthesis, radial velocity, block diagram, phase.

Ключевые слова: алгоритмы обнаружения-измерения, анализ, неэквилистантные сигналы, отношение правдоподобия, синтез, радиальная скорость, структурная схема, фаза.

Введение

Обработка эхо-сигналов в многофункциональных радиолокационных системах осуществляется с целью выделения и измерения координат воздушно-космических целей. При выделении сигналов движущихся целей на фоне пассивных помех основной операцией является режектирование спектральных составляющих помехи [1-4]. Априорная неопределенность спектрально-корреляционных характеристик помехи, а также их неоднородность и нестационарность в зоне обзора дополнительно затрудняют реализацию эффективной защиты от пассивных помех. Преодоление априорной неопределенности параметров помехи основывается на методах адаптации к неизвестным корреляционным параметрам помехи, что приводит, в частности, к алгоритмам адаптивного режектирования помехи с комплексными весовыми коэффициентами и соответствующим адаптивным режекторным фильтрам (АРФ) [5]. Реализация данных АРФ в цифровом виде требует высокого быстродействия выполнения арифметических операций. Избе-

Рассмотрены алгоритмы совместного обнаружения-измерения неэквилистантной последовательности радиолокационных сигналов. Для аддитивной смеси неэквилистантной пачки сигналов и собственного шума приемника приведено статистическое описание, на основе которого путем вычисления отношения правдоподобия и последующего его усреднения синтезирован инвариантный к доплеровской фазе алгоритм обнаружения. Методом максимального правдоподобия синтезирован алгоритм оценивания разностной доплеровской фазы, на основе оценки которой при линейном изменении периода повторения получены выражения для оценки радиальной скорости цели и сформулированы условия ее однозначного измерения. Синтезированные алгоритмы совместного обнаружения-измерения когерентно-импульсных сигналов с линейным изменением периода повторения позволяют однозначно измерять радиальную скорость цели в заданном диапазоне при сохранении однозначного измерения дальности. Приведена структурная схема, реализующая синтезированные алгоритмы совместного обнаружения-измерения неэквилистантных сигналов с линейным изменением периода повторения. С учетом асимптотической эффективности и асимптотической нормальности оценки максимального правдоподобия разностной доплеровской фазы использовано выражение Крамера-Рао, на основе которого получено выражение для дисперсии оценки разностной доплеровской фазы, характеризующее потенциальную точность измерения. Для практических целей приведены эвристические выражения для среднеквадратичной ошибки измерения. Проведенное имитационное статистическое моделирование на ЭВМ предложенных алгоритмов позволило получить наиболее достоверные результаты. Установлено, что синтезированные алгоритмы обнаружения-измерения по сравнению с известными алгоритмами обладают выигрышами в пороговом отношении сигнал/шум и в точности измерения радиальной скорости цели.

жать указанных трудностей можно путем предварительной компенсации доплеровского сдвига фазы помехи. В работе [6] синтезированы алгоритмы оценивания и предложены принципы построения и структурные схемы автокомпенсаторов доплеровской фазы пассивных помех с прямой и обратной связью. Особенности адаптации к корреляционным свойствам помехи на выходе автокомпенсатора и последующего ее режектирования рассмотрены в работе [7]. Определенное упрощение процедуры адаптации достигается в АРФ каскадного типа [8]. Другим вариантом упрощения процедуры адаптации является переход от комплексных весовых коэффициентов к действительным, что ограничивает область целесообразного применения соответствующих АРФ при ограниченной и сравнительно малой в зависимости от порядка фильтра и ожидаемых параметров помехи величине ее доплеровской скорости [9]. Компромиссное решение достигается в фильтрах с частичной адаптацией к доплеровской фазе помехи и оптимизацией характеристик режекторных фильтров в априорном диапазоне изменения спектрально-корреляционных параметров помехи [10]. Повышение эффективности нерекурсивных режекторных фильтров высоких порядков достигается при оптимизации их параметров по вероятностному критерию [11].

При измерении координат движущихся целей актуальной задачей является измерение радиальной скорости (частоты), основанное на измерении доплеровского сдвига частоты сигнала [12-15]. Для исключения отсчетов по шумам измерение должно быть совместным с обнаружением. Совместное обнаружение-измерение пачки когерентных радиоимпульсов при неизвестной доплеровской частоте основано на многоканальной фильтрации, позволяющей измерять частоту по номеру канала с максимальной величиной выходного сигнала [12]. При совместном измерении времени запаздывания (дальности) и частоты (радиальной скорости) возникают известные противоречия между условиями однозначного измерения данных координат. Представляют интерес одноканальные обнаружители-измерители разомкнутого (неследящего) типа, удовлетворяющие требованиям однозначного измерения дальности-скорости в заданных диапазонах.

Одним из решений данной проблемы является использование неэквидистантных когерентно-импульсных сигналов и соответствующих алгоритмов и устройств их обработки. Для поступающих с чередующимися периодами повторения T_1 и $T_2 = T_1 - \Delta T$ отсчетов U_j ($j = \overline{1, N}$) в работе [16] при нечетном N предложены следующие алгоритмы совместного обнаружения-измерения

$$u = |X_1| + |X_2| = \left| \sum_{k=1}^{(N-1)/2} U_{2k-1}^* U_{2k} \right| + \left| \sum_{k=1}^{(N-1)/2} U_{2k}^* U_{2k+1} \right| \geq u_0, \quad (1)$$

$$\Delta \hat{\phi} = \arg X_1 X_2^* = \arctg(\text{Im } X_1 X_2^* / \text{Re } X_1 X_2^*), \quad (2)$$

где u_0 – пороговый уровень обнаружения; $\Delta \hat{\phi}$ – оценка доплеровского сдвига фазы сигнала за интервал ΔT , по которой при соответствующем выборе ΔT одно-

значно определяется радиальная скорость цели [16].

Чередующиеся периоды повторения T_1 и T_2 соответствуют простейшему случаю неэквидистантных сигналов. Представляют интерес когерентно-импульсные сигналы с более совершенной для решения данной задачи структурой, обнаружение-измерение которых рассматривается ниже.

Статистическое описание сигналов

Рассмотрим обработку когерентной последовательности N радиоимпульсов, периоды повторения которых при излучении линейно изменяются от импульса к импульсу на величину ΔT в виде $T_j = T + (j-1)\Delta T$,

$j = \overline{1, N}$. При отражении радиоимпульсов от движущейся цели их несущие частоты приобретают доплеровские сдвиги фазы $\phi_j = \phi + (j-1)\Delta\phi$, причем

$$\phi = 2\pi f_d T = 4\pi v_r f_0 T / c, \quad \Delta\phi = 2\pi f_d \Delta T = 4\pi v_r f_0 \Delta T / c,$$

где $f_d = 2v_r f_0 / c$ – доплеровская частота, v_r – радиальная скорость цели, c – скорость распространения радиоволн.

Отраженный от движущейся цели сигнал представляет собой узкополосный случайный процесс гауссовского типа, образующий с собственным шумом приемного устройства аддитивную смесь, комплексная огибающая которой в результате аналого-цифрового преобразования представляется в виде последовательности N цифровых отсчетов

$$U_j = x_j + iy_j = U_{c_j} + U_{ш_j} = |U_{c_j}| \exp[i(\theta_j + \phi_0)] + U_{ш_j}, \quad j = \overline{1, N},$$

где $\theta_j = \sum_{l=1}^j \phi_l = j\phi + \frac{j(j-1)}{2} \Delta\phi$ – суммарный сдвиг фазы j -го импульса, ϕ_0 – начальная фаза.

Отсчеты U_j образуют N -мерный вектор-столбец $\mathbf{U} = \{U_j\}^T$ с корреляционной матрицей

$$\mathbf{R}_{\text{ш}} = \overline{\mathbf{U}\mathbf{U}^{*T}} / 2\sigma_{\text{ш}}^2, \text{ элементы которой имеют вид}$$

$$R_{jk}^{\text{ш}} = \overline{U_j U_k^*} / 2\sigma_{\text{ш}}^2 = q\rho_{jk} \exp[i(\theta_j - \theta_k)] + \delta_{jk},$$

где $q = \sigma_c^2 / \sigma_{\text{ш}}^2$ – отношение сигнал/шум, σ_c^2 , $\sigma_{\text{ш}}^2$ – дисперсии сигнала и собственного шума, ρ_{jk} – коэффициенты межпериодной корреляции сигнала, δ_{jk} – символ Кронекера.

Совместная плотность вероятности вектора \mathbf{U} при условии наличия сигнала и шума имеет вид

$$P_{\text{ш}}(\mathbf{U}) = (2\pi)^{-N} \det \mathbf{W}_{\text{ш}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{U}^{*T} \mathbf{W}_{\text{ш}} \mathbf{U}\right),$$

где $\mathbf{W}_{\text{ш}}$ – матрица, обратная корреляционной матрице $\mathbf{R}_{\text{ш}}$.

При условии наличия одного шума совместная плотность вероятности $P_{\text{ш}}(\mathbf{U})$ описывается аналогичным выражением, в котором матрица $\mathbf{W}_{\text{ш}} = \mathbf{R}_{\text{ш}} = \mathbf{I}$, где \mathbf{I} – единичная матрица.

Синтез алгоритмов обнаружения-измерения

Вычисляя условное отношение правдоподобия

$$\Lambda(\phi, \Delta\phi) = P_{\text{сш}}(\mathbf{U}) / P_{\text{ш}}(\mathbf{U}),$$

получим алгоритм оптимального обнаружения

$$\Lambda(\phi, \Delta\phi) = C \exp \left[-\frac{1}{2} \mathbf{U}^* \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{W}_{\text{ш}} - \mathbf{W}_{\text{сш}}) \mathbf{U} \right] \geq \Lambda_0, \quad (3)$$

где $C = \det \mathbf{W}_{\text{сш}} / \det \mathbf{W}_{\text{ш}}$, Λ_0 – пороговый уровень обнаружения.

Найдем асимптотическое приближение искомого алгоритма при $q \gg 1$. Тогда

$$R_{jk}^{\text{сш}} = R_{jk} \approx q \rho_{jk} \exp[i(\theta_j - \theta_k)].$$

Кроме того, учитывая, что эхо-сигнал большинства радиолокационных целей типа летательных объектов имеет экспоненциальную функцию корреляции, зависящую от нормированной ширины спектра сигнала $\delta f_c T$. С учетом $\Delta f \ll f_0$ и $\delta f_c T \leq 0,01$ полагаем, что коэффициенты межпериодной корреляции сигнала $\rho_{jk} = \exp(-\pi \delta f_c T |j - k|) = \rho^{|j-k|}$. Обратная корреляционная матрица $\mathbf{W}_{\text{сш}} = \mathbf{W}_{\text{ш}}$ в этом случае имеет ленточно-диагональную структуру с элементами

$$W_{11} = W_{NN} = \frac{1}{q(1-\rho^2)}, \quad W_{jj} = \frac{1+\rho^2}{q(1-\rho^2)}, \quad j = \overline{2, N-1};$$

$$W_{j-1,j} = -\frac{\rho e^{-i\phi_j}}{q(1-\rho^2)}, \quad W_{j,j-1} = -\frac{\rho e^{i\phi_j}}{q(1-\rho^2)}, \quad j = \overline{2, N},$$

где $\phi_j = \phi + (j-1)\Delta\phi$.

Алгоритм (3) без учета краевых эффектов при $j = 1$ и N теперь принимает вид

$$\Lambda(\phi, \Delta\phi) = C \exp \left\{ \frac{1}{2} \left(1 - \frac{1+\rho^2}{q(1-\rho^2)} \right) \sum_{j=1}^N U_j^* U_j + \frac{\rho}{2q(1-\rho^2)} \left[\sum_{j=2}^N (e^{-i\phi_j} U_{j-1}^* U_j + e^{i\phi_j} U_{j-1} U_j^*) \right] \right\}. \quad (4)$$

Учитывая, что

$$U_{j-2} U_{j-1}^* = a e^{-i(\phi_j - \Delta\phi)}, \quad U_{j-2}^* U_{j-1} = a e^{-i(\phi_j - \Delta\phi)},$$

где $a = |U_{j-2} U_{j-1}^*| = |U_{j-2}^* U_{j-1}|$, и осуществляя в алгоритме (4) замены

$$e^{-i\phi_j} = e^{-i\Delta\phi} U_{j-2} U_{j-1}^* / a, \quad e^{-i\phi_j} = e^{-i\Delta\phi} U_{j-2}^* U_{j-1} / a,$$

после несложных преобразований получим

$$\Lambda(\Delta\phi) = CC_U \exp \left(\frac{\rho}{2aq(1-\rho^2)} (e^{-i\Delta\phi} Y + e^{i\Delta\phi} Y^*) \right), \quad (5)$$

где

$$C_U = \exp \left[\frac{1}{2} \left(1 - \frac{1+\rho^2}{q(1-\rho^2)} \right) \sum_{j=1}^N |U_j|^2 \right],$$

$$Y = \sum_{j=3}^N U_{j-2} U_{j-1}^* U_{j-1} U_j^*.$$

Инвариантный к неизвестной величине $\Delta\phi$ алгоритм находится в результате соответствующего интегрирования $\Lambda(\Delta\phi)$. Предполагая равномерное распределение величины $\Delta\phi$ на интервале $[-\pi, \pi]$, найдем

$$\begin{aligned} \Lambda &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \Lambda(\Delta\phi) d\Delta\phi = CC_U \frac{1}{2\pi} \times \\ &\times \int_{-\pi}^{\pi} \exp \left(\frac{\rho}{aq(1-\rho^2)} (\cos \Delta\phi \operatorname{Re} Y + \sin \Delta\phi \operatorname{Im} Y) \right) d\Delta\phi = \\ &= CC_U \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \exp \left(\frac{\rho}{aq(1-\rho^2)} |Y| \cos(\Delta\phi - \arg Y) \right) d\Delta\phi \geq \Lambda_0. \end{aligned}$$

Данный интеграл является табличным и соответствует модифицированной функции Бесселя нулевого порядка $I_0[|Y| \rho / aq(1-\rho^2)]$. При этом $I_0(z) \approx e^z$ для $z \gg 1$, что обычно имеет место при межпериодной обработке сигналов. Тогда после логарифмирования и алгебраических преобразований алгоритм обнаружения принимает вид

$$u = |Y| = \left| \sum_{j=3}^N U_{j-2} U_{j-1}^* U_{j-1} U_j^* \right| \geq u_0, \quad (6)$$

где $u_0 = aq(1-\rho^2)(\ln \Lambda_0 - \ln CC_U) / \rho$.

Исключение из алгоритма обработки соответствующей некогерентному накоплению величины C_U приводит к несущественным потерям в пороговом отношении сигнал/шум, не превосходящим долей децибела.

Алгоритм оценивания доплеровской фазы $\Delta\phi$ найдем методом максимального правдоподобия. Функцией правдоподобия является плотность вероятности $P_{\text{сш}}(\mathbf{U} / \Delta\phi)$, рассматриваемая как функция параметра $\Delta\phi$. Максимизация функции правдоподобия с целью отыскания оценки $\Delta\hat{\phi}$ эквивалентна максимизации условного отношения правдоподобия (5) или его логарифма.

При этом уравнению максимального правдоподобия эквивалентно уравнение

$$\partial \ln \Lambda(\Delta\phi) / \partial \Delta\phi \big|_{\Delta\phi = \Delta\hat{\phi}} = 0,$$

решение которого приводит к алгоритму оценивания

$$\begin{aligned} \Delta\hat{\phi} &= \arg Y = \arctg(\operatorname{Im} Y / \operatorname{Re} Y) = \\ &= \arg \left(\sum_{j=3}^N U_{j-2} U_{j-1}^* U_{j-1} U_j^* \right). \end{aligned} \quad (7)$$

Значения арктангенса находятся в интервале $[-\pi/2, \pi/2]$, расширение которого до интервала $[-\pi, \pi]$ основывается на логических операциях (4) работы [16].

При линейном изменении периода повторения оценка радиальной скорости цели

$$\hat{v}_r = \Delta\hat{\phi} c / 4\pi f_0 \Delta T = b \Delta\hat{\phi}, \quad (8)$$

где $b = c / 4\pi f_0 \Delta T$ – весовой коэффициент.

Если в соответствии с условием однозначности доплеровской частоты $f_D \leq 1/2\Delta T$ для максимально возможной радиальной скорости цели $v_{r \max}$ выбрать $\Delta T \leq c / 4v_{r \max} f_0$, то во всем диапазоне реальных скоростей цели будет осуществлено их однозначное измерение. При этом однозначность измерения дальности обеспечивается соответствующим выбором величины T .

Заметим, что применительно к когерентно-импульсным последовательностям с постоянным периодом повторения алгоритм (7) соответствует оцениванию радиального ускорения цели.

Структурная схема обнаружителя-измерителя

Структурная схема обнаружителя-измерителя когерентно-импульсных сигналов с линейным изменением периода повторения приведена на рис. 1 [17]. На основе каскадного включения совокупностей, состоящих из заподающих на периоды повторения T_k устройств $3Y_{T_k}$, блоков комплексного сопряжения (*) и комплексных перемножителей (x), вычисляются произведения

$$(U_{j-2}^* U_{j-1}^*)^* U_{j-1}^* U_j = U_{j-2} U_{j-1}^* U_{j-1}^* U_j, \quad j = \overline{3, N},$$

поступающие затем в синхронный накопитель СН, в котором происходит их синхронное суммирование, приводя к образованию величины Y . Вычислитель модуля ВМ и пороговое устройство ПУ завершают выполнение алгоритма обнаружения (6). Вычислитель фазы ВФ реализует алгоритм оценивания (7) и логические операции [16], расширяющие диапазон измерения $\Delta\phi$ до интервала $[-\pi, \pi]$. В весовом блоке (x) в соответствии с алгоритмом (8) определяется оценка радиальной скорости \hat{v}_r , которую ключ K пропускает на выход обнаружителя-измерителя при поступлении от порогового устройства ПУ сигнала обнаружения СО, используемого далее при автосъеме других координат цели.

Анализ точности измерения

Оценки максимального правдоподобия, определяемые в соответствии с алгоритмами (2) и (7), являются асимптотически эффективными и асимптотически нормальными. В связи с этим для характеристики точности измерения может быть использовано выражение Крамера-Рао [18]

$$\sigma_{\Delta\phi}^2 = - \left[\frac{\partial^2 \ln P_{\text{сш}}(\mathbf{U} / \Delta\phi)}{\partial \Delta\phi^2} \right]^{-1}, \quad (9)$$

где $P_{\text{сш}}(\mathbf{U} / \Delta\phi)$ – функция правдоподобия, являющаяся совместной плотностью вероятности вектора \mathbf{U} с корреляционной матрицей суммы сигнала и шума $\mathbf{R}_{\text{сш}} = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_ш = \mathbf{R}$, где $\mathbf{R}_ш = \mathbf{I}$.

После вычислений в (9) получим

$$\sigma_{\Delta\phi}^2 = \left[\text{sp} \left(\frac{\partial^2 \mathbf{W}}{\partial \Delta\phi^2} \mathbf{R} \right) \right]^{-1} = \frac{\det \mathbf{R}}{\text{sp}(\mathbf{B}\mathbf{R}^*)}, \quad (10)$$

где символ sp обозначает след матрицы; \mathbf{W} – матри-

ца, обратная матрице \mathbf{R} ; а элементы матрицы \mathbf{B} образованы из алгебраических дополнений A_{jk} элементов R_{jk} как $B_{jk} = -(j-k)^2 A_{jk}$.

Выражение (10) характеризует потенциальную точность измерения, указывая нижнюю границу дисперсии $\sigma_{\Delta\phi}^2$. В практических целях при отношении сигнал/шум больше порогового ($q > q_{\text{пор}}$) можно использовать эвристические выражения для среднеквадратичной ошибки измерения. Тогда в случае сигналов с чередующимися периодами повторения

$$\sigma_{\Delta\phi} = 2\pi / 1,8 \sqrt{q(N-1) / 2},$$

а в случае сигналов с линейным изменением периода повторения

$$\sigma_{\Delta\phi} = 2\pi / 1,8 \sqrt{q(N-2)}.$$

Однако наиболее достоверными получившими признание у разработчиков РЛС как адекватно отображающие характеристики реальных устройств являются результаты имитационного статистического моделирования на ЭВМ исследуемых алгоритмов и устройств обработки сигналов.

Моделирование алгоритмов обнаружения-измерения

Статистическое моделирование обнаружителей-измерителей радиолокационных сигналов включает построение модели исходной последовательности (пачки) импульсов и шумов, преобразование этой модели в соответствии с алгоритмами обработки (обнаружения и оценивания) и статистическое определение искомых показателей эффективности. Моделирование удобно проводить на ПЭВМ в универсальной математической системе MathCAD, которая имеет мощные встроенные средства для реализации численных методов расчета и статистического моделирования.

Аддитивную смесь отраженной от движущейся цели когерентной пачки радиоимпульсов и собственного шума приемного устройства на входе обнаружителя-измерителя представим в виде последовательности N цифровых отсчетов $U_j = x_j + iy_j$ квадратурных проекций комплексной огибающей. Моделирование данных отсчетов с нормальным (гауссовским) законом распределения и заданными корреляционными свойствами в пределах пачки сводится к заданию двух групп коррелированных чисел (η_j и $\xi_j, j = \overline{1, N}$) и двумерному повороту каждой пары на угол θ_j . Для квадратурных составляющих x_j и y_j имеем:

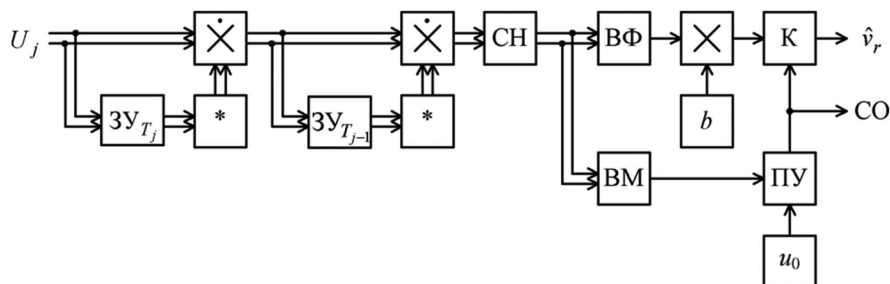


Рисунок 1 – Структурная схема обнаружителя-измерителя неэквидистантных сигналов

$$\left. \begin{aligned} x_j &= (\eta_j \cos \theta_j - \xi_j \sin \theta_j) + \text{norm}(1, 0, \sqrt{1/2}) \\ y_j &= (\eta_j \sin \theta_j + \xi_j \cos \theta_j) + \text{norm}(1, 0, \sqrt{1/2}) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

$$j = \overline{1, N},$$

где $\theta_j = j\phi - \frac{\Delta\phi}{2} \sum_{k=1}^j (-1)^k$ для сигналов с чередующимися периодами повторения $T_1 = T + \Delta T / 2$, $T_2 = T - \Delta T / 2$ и $\theta_j = j\phi + \frac{j(j-1)}{2} \Delta\phi$ для сигналов с линейным изменением периода повторения.

Сформированные отсчеты $U_j = x_j + iy_j$ далее подвергаются обработке в соответствии с известными и предложенными алгоритмами совместного обнаружения-измерения.

Вначале необходимо определить величину порогового уровня обнаружения u_0 , фиксирующего заданную вероятность ложной тревоги F при наличии на входе обнаружителя некоррелированных отсчетов шумов в виде последних слагаемых алгоритмов (11).

Для оценки вероятности ложной тревоги F используем аппроксимацию плотности вероятности $w(u)$ и числовые характеристики статистики u . Так как статистика $u = |Y| \geq 0$, то плотность вероятности $w(u)$ равна нулю при отрицательных значениях аргумента. При этом наиболее подходящей является аппроксимация плотности вероятности $w(u)$ рядом Лагерра. Достаточно хорошее приближение дает первый член ряда, совпадающий с гамма-распределением, параметрами которого являются два первых кумулянта распределения $\hat{\kappa}_1$ и $\hat{\kappa}_2$.

Смоделировав выборку $\{u_s\}$ входных величин порогового устройства, для вычисления оценок выборочных кумулянтов $\hat{\kappa}_1$ и $\hat{\kappa}_2$ в системе MathCAD используем следующие встроенные функции: $\hat{\kappa}_1 = \text{mean}(\{u_s\})$, $\hat{\kappa}_2 = \text{var}(\{u_s\})$, определяющие соответственно среднее значение и дисперсию элементов выборки $\{u_s\}$.

Вероятность ложной тревоги F на основе гамма-распределения и выборочных кумулянтов $\hat{\kappa}_1$ и $\hat{\kappa}_2$ определяется выражением

$$F = \int_{u_0}^{\infty} w(u) du = \frac{1}{\Gamma(\hat{\kappa}_1^2 / \hat{\kappa}_2)} \int_{u_0}^{\infty} e^{-u} u^{\hat{\kappa}_1^2 / \hat{\kappa}_2 - 1} du, \quad (12)$$

где $\Gamma(\hat{\kappa}_1^2 / \hat{\kappa}_2) = \int_0^{\infty} e^{-t} t^{\hat{\kappa}_1^2 / \hat{\kappa}_2 - 1} dt$ – гамма-функция.

Для вычисления выражения (12) используем встроенную функцию гамма-распределения $\text{pgamma}(u_0, \hat{\kappa}_1^2 / \hat{\kappa}_2)$, которая дает вероятность того, что случайная величина u будет иметь значение меньше или равное заданному значению u_0 . Тогда для вероятности превышения порога u_0 статистикой u имеем:

$$F = 1 - \text{pgamma}(u_0, \hat{\kappa}_1^2 / \hat{\kappa}_2).$$

Полученные описанным методом при $N = 21$ и

$S = 10^4$ зависимости вероятности ложной тревоги F от порогового уровня обнаружения u_0 позволили установить, что значения пороговых уровней обнаружения u_0 для алгоритмов (1) и (6) при $F = 10^{-6}$ соответственно равны 24,78 и 15,88.

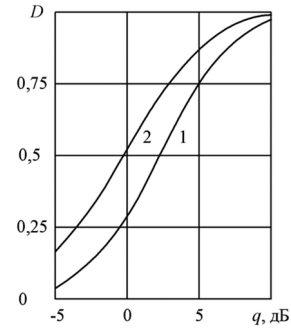


Рисунок 2 – Характеристики обнаружения неэквидистантных сигналов

Характеристики обнаружения определяются моделированием сигнальной пачки на фоне шумов в соответствии с алгоритмами (11) при варьировании отношения сигнал/шум q для каждой серии опытов. Вероятность правильного обнаружения D определяется классическим методом Монте-Карло в соответствии с ее статистическим определением как частота обнаружений: $D = \hat{p} = S_0 / S$. На рис. 2 представлены сглаженные характеристики обнаружения, полученные при $N = 21$, $\delta f_c T = 0,01$, $F = 10^{-6}$ и $S = 10^3$. Кривая 1 соответствует алгоритму обнаружения (1), а кривая 2 – алгоритму (6). Как видим, предложенный алгоритм обнаружения пачки сигналов с линейной перестройкой параметров при $D = 0,5 \dots 0,8$ выигрывает не менее 2 дБ по сравнению с алгоритмом обнаружения пачки с чередующимися периодами повторения.

При определении дисперсии оценки $\Delta\hat{\phi}$, характеризующей точность однозначного измерения радиальной скорости цели, вначале необходимо найти математическое ожидание оценки $\mu_{\Delta\hat{\phi}}$ путем усреднения циклических отсчетов фазовой выборки $\{\Delta\hat{\phi}_s\}$, $s = \overline{1, S_0}$. Однако непосредственное усреднение фазовых отсчетов приводит к существенным ошибкам, так как для циклической величины (фазовых отсчетов) разность порядка 2π так же мала, как и разность порядка нуля. Для исключения данных ошибок необходимо усреднять тригонометрические функции оценок, в частности величины

$\exp(i\Delta\hat{\phi}_s) = \cos \Delta\hat{\phi}_s + i \sin \Delta\hat{\phi}_s$. Искомое математическое ожидание теперь определяется следующим образом:

$$\mu_{\Delta\hat{\phi}} = \arg Z = \arctg(\text{Im} Z / \text{Re} Z),$$

$$\text{где } Z = \sum_{s=1}^{S_0} (\cos \Delta\hat{\phi}_s + i \sin \Delta\hat{\phi}_s).$$

Дисперсия оценки находится в соответствии с выражением

$$\sigma_{\Delta\hat{\phi}}^2 = \frac{1}{S_0 - 1} \sum_{s=1}^{S_0} (\Delta\hat{\phi}_s - \mu_{\Delta\hat{\phi}})^2 \cong \frac{1}{S_0} \sum_{s=1}^{S_0} \Delta\hat{\phi}_s^2 - \mu_{\Delta\hat{\phi}}^2.$$

Зависимости среднеквадратичной ошибки $\sigma_{\Delta\hat{\phi}}$ оценивания от величины отношения сигнал/шум q приведены на рис. 3. Линия 1 соответствует алгоритму (2), а линия 2 – алгоритму (7). При $q = 5 \dots 10$ дБ ошибка оценивания алгоритма (7) на 21...26 % меньше, чем алгоритма (2), что соответствует повышению точности оценивания. Из функциональной связи (8) между оценками радиальной скорости \hat{v}_r и доплеровского сдвига фазы $\Delta\hat{\phi}$ следует, что среднеквадратичная ошибка измерения радиальной скорости $\sigma_{\hat{v}_r} = b\sigma_{\Delta\hat{\phi}}$ и сохраняет данные выигрыши.

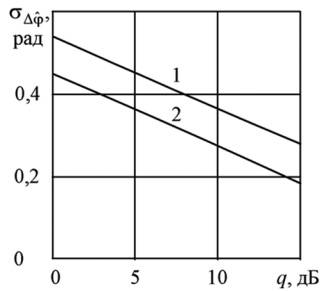


Рисунок 3 – Зависимости среднеквадратичной ошибки оценивания от величины отношения сигнал/шум

Заключение

Синтезированные алгоритмы совместного обнаружения-измерения последовательности когерентно-импульсных сигналов с линейным изменением периода повторения позволяют однозначно измерять радиальную скорость цели в заданном диапазоне при сохранении однозначного измерения дальности.

Предложенная структурная схема обнаружителя-измерителя осуществляет одноканальную когерентную обработку цифровых отсчетов комплексной огибающей поступающих сигналов на фоне собственного шума приемного устройства и может быть реализована аппаратно-программными средствами цифровой вычислительной техники.

В результате проведенного на ПЭВМ статистического моделирования установлено, что синтезированные алгоритмы обнаружения-измерения по сравнению с известными алгоритмами обладают выигрышами в пороговом отношении сигнал/шум и в точности измерения радиальной скорости цели.

Литература

1. Skolnik M.I. Introduction to Radar System, 3rd ed., New York: McGraw-Hill, 2001. 862 p.
2. Richards M.A., Scheer J.A., Holm W.A. (Eds.). Principles of Modern Radar: Basic Principles. New York:

SciTech Publishing, IET, Edison. 2010. 924 p.

3. Melvin W. L., Scheer J.A. (Eds.). Principles of Modern Radar: Advanced Techniques. New York: SciTech Publishing, IET, Edison, 2013. 846 p.

4. Справочник по радиолокации: в 2 кн. Кн. 1 / под ред. М.И. Скольника; пер. с англ. под ред. В.С. Вербы. М.: Техносфера, 2014. 672 с.

5. Попов Д.И. Адаптация нерекурсивных режекторных фильтров. Известия вузов. Радиоэлектроника. 2009. Т. 52. № 4. С. 46-55.

6. Попов Д.И. Автокомпенсация доплеровской фазы пассивных помех. Цифровая обработка сигналов. 2009. № 2. С. 30-33.

7. Попов Д.И. Адаптивное подавление пассивных помех. Цифровая обработка сигналов. 2014. № 4. С. 32-37.

8. Попов Д.И. Адаптивные режекторные фильтры каскадного типа. Цифровая обработка сигналов. 2016. № 2. С. 53-56.

9. Попов Д.И. Адаптивные режекторные фильтры с действительными весовыми коэффициентами. Цифровая обработка сигналов. 2017. № 1. С. 22-26.

10. Попов Д.И. Оптимизация нерекурсивных режекторных фильтров с частичной адаптацией. Цифровая обработка сигналов. 2018. № 1. С. 28-32.

11. Попов Д.И. Оптимизация режекторных фильтров по вероятностному критерию. Цифровая обработка сигналов. 2021. № 1. С. 55-58.

12. Кузьмин С.З. Цифровая радиолокация. Введение в теорию. Киев: КВЦ, 2000. 428 с.

13. Ключко В.К., Кузнецов В.П. Ву Ба Хунг. Оценивание параметров радиосигналов от подвижных маловысотных объектов. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2022. № 80. С. 12-23.

14. Драч В.Е., Самбуров Н.В., Чухраев И.В. Математическая модель для анализа эффективности селекции и обнаружения движущихся целей. Вестник РГРТУ. 2023. № 86. С. 22-31.

15. Паршин Ю.Н., Буй К.В. Адаптивные алгоритмы обработки сигналов с разделением на пространственный и временной компоненты на фоне комплекса широкополосной и узкополосной помех. Вестник РГРТУ. 2025. № 91. С. 3-12.

16. Попов Д.И. Синтез и анализ обнаружителей-измерителей доплеровских сигналов. Цифровая обработка сигналов. 2023. № 2. С. 32-37.

17. Патент РФ № 2507536, МПК G 01 S 13/58. Обнаружитель-измеритель когерентно-импульсных сигналов / Д.И. Попов; опубл. 20.02.2014, Бюл. № 5. 14 с.

18. Крамер Г. Математические методы статистики; пер. с англ. под ред. А. Н. Колмогорова. М.: Мир, 1975. 648 с.

dspa-conf.org

25–27 МАРТА 2026 ГОДА
даты проведения конференции

ИПУ РАН ИМ. ТРАПЕЗНИКОВА
ул. Профсоюзная 65, Москва, Россия

XXVIII МЕЖДУНАРОДНАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ»

DSPA 2026

Конференция проводится ежегодно с 1998 года и продолжает отвечать целям и задачам консолидации и поддержки отечественных ученых и специалистов, работающих в области передовых информационных технологий реального времени, расширения международных научных связей и содействия внедрению высоких наукоемких технологий XXI века

DSPA В 2026

- Пленарные доклады ведущих ученых и специалистов России и зарубежья
- Публикация в eLibrary и IEEE с индексацией в РИНЦ и Scopus
- Очный формат участия
- Площадка для общения, обмена идеями и опытом
- Выставка индивидуальных достижений

НАПРАВЛЕНИЯ РАБОТЫ КОНФЕРЕНЦИИ

- Теория сигналов и систем
- Теория и методы ЦОС
- Обработка сигналов в системах телекоммуникаций
- Обработка сигналов в радиотехнических системах
- Обработка и передача изображений
- Обработка сигналов в биотехнических системах
- Проектирование и техническая реализация систем ЦОС
- Машинное зрение, искусственный интеллект и робототехника
- ЦОС в измерительных системах

ОРГКОМИТЕТ

Председатель Международного Программного комитета конференции: академик РАН Гуляев Ю.В.

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 А.В.

Заместитель Председателя Программной группы Международного организационного комитета: проф. Витязев В.В.

КЛЮЧЕВЫЕ ДАТЫ

- **Срок подачи работ:** 31 января 2026 года (стандартный размер взноса)
- **Поздняя подача работы:** 15 февраля 2026 года (увеличенный размер взноса)
- **Решение по работам:** 01 марта 2026 года
- **Даты проведения конференции:** 25–27 марта 2026 года



AUTEX Ltd

