ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 2/2025

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.dspa.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 26.06.25 г.
Формат 60x90/8.
Гарнитура «Arial». Печать офсетная.
Бумага офсетная. Печ.л. 6,5. Тираж 200 экз.

Заказ № 2424. 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:

Якимов В.Н.
Коррелограммная оценка спектральной плотности мощности на основе имитации бинарно-знакового аналого-стохастического квантования при обработке последовательности отсчетов равномерно дискретизированного сигнала 3

Белокуров В.А., Нгуен Ч.К.
Адаптивный алгоритм стабилизации уровня ложной тревоги на основе проверки стационарности шума в пределах «скользящего» окна 9

Петров С.А., Глухов А.Ю., Стародубов Д.А.
Сложно-функциональный блок для вычисления матрицы корреляции в частотной области 15

Егоров В.В., Маслаков М.Л.
Алгоритм вероятностно-оптимального сложения некогерентных сигналов в условиях замираний 21

Джиган В.И.
Выбор адаптивного алгоритма для цифровой антенной решетки наземной аппаратуры систем глобальной спутниковой навигации 27

Безумнов Д.Н., Чиров Д.С.
Метод распознавания объектов на основе комплексной обработки данных системы технического зрения наземного беспилотного транспортного средства 36

Егоров В.В., Клионский Д.М.
Декомпозиция на эмпирические моды: тематический обзор (часть 2) 40

Соломкин А.А., Шатилов С.В., Ляшев В.А.
Метод двумерного дифференциально-ортогонального поиска в задаче оценки MIMO канала 50

Хоанг Ван Туан, Дворкович А.В.
Итеративный метод уменьшения ПИК-фактора OFDM-сигнала на основе обработки шума клиппирования 57

Валуйский Д.В.
Обнаружение дефектов вращающегося вала с использованием бесконтактного датчика и применением алгоритма классификации на основе линейного дискриминантного анализа 63

Топников А.И., Смирнова Т.А.
Дообучение кодировщика нейронной сети whisper с помощью промт-векторов и блоков адаптации для задачи обнаружения шумов сердца 69

Демушкина К.М., Кузьмин А.В.
Модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса с адаптивным определением границ QRS-комплекса 75

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 – Russion Science Citation Index (RSCI)

Digital Signal Processing

Science & Technical Magazine
Issue 2, 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.dspa.ru

Publisher:

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

Computer makeup:

I.A. Blagodarova

FOUNDERS:
InSys
Radio Research and Development Institute

CONTENTS:

Yakimov V.N.
Correlogram estimation of power spectral density based on simulation of one-bit analog-stochastic quantization in processing a uniformly sampled signal sequence 3

Belokurov V.A., Nguyen Q.T.
An adaptive constant false alarm rate algorithm based on checking the stationarity of noise within «sliding» window 9

Petrov S.A., Gluhov A.U., Starodubov D.A.
IP-core for matrix correlation calculation in frequency domain 15

Egorov V.V., Maslakov M.L.
The algorithm for probabilistic-optimal addition of incoherent signals under fading conditions 21

Djigan V.I.
Selection of adaptive algorithm for digital antenna array of land-based equipment for global satellite navigation systems 27

Bezumnov D.N., Chirov D.S.
An object classification algorithm based on complex data processing of the ground-based robotic complex vision system 36

Egorov V.V., Klionskiy D.M.
Empirical mode decomposition: thematic review (part 2) 40

Solomkin A.A., Shatilov S.V., Lyashev V.A.
A Method of Dual Domain Differential Orthogonal Matching Pursuit for MIMO Channel Estimation 50

Hoag Van Tiyan, Dvorkovich A.V.
Iterative Method for Reducing the Peak-to-Average Power Ratio of OFDM Signal Based on Clipping Noise Processing 57

Valuyskiy D.V.
Vibration detection of a rotating shaft using a non-contact sensor and linear discriminant analysis 63

Topnikov A.I., Smirnova T.A.
Further training of the whisper neural network encoder using promt vectors and adaptation blocks for the task of detecting heart murmurs 69

Demushkina K.M., Kuzmin A.V.
Modified Pan-Tompkins algorithm with adaptive 75



УДК 519.246.27

КОРРЕЛОГРАММНАЯ ОЦЕНКА СПЕКТРАЛЬНОЙ ПЛОТНОСТИ МОЩНОСТИ НА ОСНОВЕ ИМИТАЦИИ БИНАРНО-ЗНАКОВОГО АНАЛОГО-СТОХАСТИЧЕСКОГО КВАНТОВАНИЯ ПРИ ОБРАБОТКЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ОТСЧЕТОВ РАВНОМЕРНО ДИСКРЕТИЗИРОВАННОГО СИГНАЛА

Якимов В.Н., *д.т.н., профессор Самарского государственного технического университета,*
e-mail: yvnr@hotmail.com

CORRELOGRAM ESTIMATION OF POWER SPECTRAL DENSITY BASED ON SIMULATION OF ONE-BIT ANALOG-STOCHASTIC QUANTIZATION IN PROCESSING A UNIFORMLY SAMPLED SIGNAL SEQUENCE

Yakimov V.N.

The article considers the problem of increasing the digital spectral analysis efficiency of a uniformly sampled signal by the correlogram method. The basis for solving this problem was the preprocessing of a uniformly sampled signal, which imitates the procedure of primary one-bit analog-stochastic signal quantization. As a result, a transition was made from processing multi-bit signal samples to processing sequences of samples with values equal to plus one or minus one. This approach made it possible to develop mathematical software for calculating the correlogram estimate of the power spectral density (PSD), the practical implementation of which leads to the execution of recurrent computational procedures. The main operations of these calculations are summation and subtraction. This reduces the multiplicative complexity of calculating the PSD estimation by the correlogram method. The practical result was the development of algorithmic support for calculating the correlogram estimate of the PSD. It is implemented in the form of a metrologically significant software module. Testing of this module confirmed that the proposed approach to calculating the correlogram estimate of the PSD allows for high-resolution spectral analysis against the background of additive noise and without shifting the harmonic components in frequency. The use of this module does not require the direct execution of one-bit analog-stochastic quantization of the analyzed signal. Therefore, it can be used as part of metrologically significant software designed for complex processing of uniformly sampled signals.

Key words: power spectral density, correlogram, one-bit stochastic quantization, fast algorithms.

Ключевые слова спектральная плотность мощности, коррелограмма, бинарное стохастическое квантование, быстрые алгоритмы.

Рассмотрена проблема повышения оперативности цифрового спектрального анализа равномерно дискретизированного сигнала коррелограммным методом. Основу решения данной проблемы составила предварительная обработка равномерной последовательности отсчетов сигнала, имитирующая процедуру первичного бинарно-знакового аналого-стохастического квантования. В результате осуществлен переход от обработки многоразрядных отсчетов сигнала к обработке последовательностей отсчетов, имеющих значения равные только плюс или минус единица. Такой подход позволил разработать математическое обеспечение вычисления коррелограммной оценки спектральной плотности мощности (СПМ), практическая реализация которого приводит к выполнению рекуррентных вычислительных процедур. При этом основными операциями этих вычислений являются операции суммирования и вычитания. Это снижает мультипликативную сложность вычисления коррелограммных оценок СПМ. На основе математического обеспечения разработано алгоритмическое обеспечение для коррелограммной оценки СПМ. Оно реализовано в виде метрологически значимого программного модуля. Тестовые испытания данного модуля подтвердили, что предложенный подход к вычислению коррелограммной оценки СПМ позволяет проводить спектральный анализ с высоким разрешением на фоне аддитивного шума и без смещения гармонических составляющих по частоте. Использование данного модуля не требует непосредственного выполнения бинарно-знакового аналого-стохастического квантования анализируемого сигнала. Поэтому он может использоваться в составе метрологически значимого программного обеспечения систем, ориентированных на комплексную обработку равномерно дискретизированных сигналов.

Введение

Спектральный анализ сигналов является важной задачей в таких областях научных и прикладных исследованиях, как радиолокация, диагностика механических вибраций, идентификация речевых сигналов и т.п. В реальных условиях многие сигналы не могут быть однозначно определены вне интервала их наблюдения. В этом случае при спектральном анализе сигналов оценивается их спектральная плотность мощности (СПМ).

Одним из классических методов оценивания СПМ является коррелограммный метод. Согласно этому методу СПМ $S_{XX}(f)$ стационарного сигнала $X(t)$ определяется как преобразование Фурье его корреляционной функции (КФ) $R_{XX}(\tau)$. Ввиду того, что КФ является четной функцией, то достаточно вычислить только ее косинус-преобразование Фурье.

В настоящее время преимущественно используется цифровой подход к вычислению коррелограммной оценки СПМ [1-4]. В этом случае на интервале времени анализа $t \in [0;T]$ осуществляется аналого-цифровое преобразо-

вание наблюдаемой реализации сигнала $X(t)$ с частотой дискретизации f_s. Полученная последовательность отсчетов $\{ x(n\Delta t) \}$ подвергается центрированию, и формируется последовательность отсчетов $\{ \overset{o}{x}(n\Delta t) \}$ с нулевым средним значением, которая в дальнейшем подлежит цифровой обработке. Здесь $\Delta t = 1/f_s$ – интервал дискретизации, $n = 0,1,2,3,...,N$ и $N = \text{int}\,[T/\Delta t]$ – целая часть отношения $T/\Delta t$. При этом согласно теореме Котельникова частота дискретизации f_s должна быть не менее чем в два раза больше верхней граничной частоты $F_{\max}$ в спектре анализируемого сигнала [5,6]. В общем виде коррелограммная оценка СПМ в цифровом виде вычисляется с разрешением по частоте $\Delta f = 1/(N\Delta t)$ на частотах $f_k = k\Delta f$:

$$\hat{S}_{XX}(f_k) = 2\Delta t \sum_{v=0}^{V} w(v\Delta t)\hat{R}_{XX}(v\Delta t)\cos 2\pi f_k v\Delta t\,, \qquad (1)$$

где $\hat{R}_{XX}(v\Delta t)$ – оценка КФ сигнала $X(t)$, $w(v\Delta t)$ – отсчеты весовой функции $w(\tau)$, v – индекс времени задержки.

Оценка КФ $\hat{R}_{XX}(v\Delta t)$ вычисляется предварительно для дискретных значений времени задержки $\tau = v\Delta t$ по конечной последовательности отсчетов $\{ \overset{o}{x}(n\Delta t) \}$. Индекс времени задержки v изменяется от нуля до наибольшего возможного значения V. Весовые функции $w(\tau)$ называют корреляционными окнами. Они применяются с целью снижения эффекта «утечки» энергии в боковые лепестки оценки СПМ, что вызвано ограниченностью времени анализа и проявляется в виде наложения и искажения оценок спектральных компонент [7, 8].

Практическая реализация соотношения (1) требует, во-первых, предварительного вычисления оценок $\hat{R}_{XX}(v\Delta t)$, во-вторых, выполнения дискретного cos-преобразования Фурье. Реализация данных вычислений связана с необходимостью выполнения значительного объема операций цифрового умножения. Кроме того, применение корреляционного окна приводит к выполнению дополнительного числа операций умножения. Все это существенно влияет на мультипликативную сложность вычисления оценок СПМ и снижает оперативность проведения цифрового спектрального анализа коррелограммным методом.

Предлагаемый подход к вычислению коррелограммной оценки СПМ на основе имитации бинарно-знакового аналого-стохастического квантования

Одним из перспективных направлений в области повышения оперативности цифрового анализа сигналов является рандомизация процедуры аналого-цифрового преобразования, приводящая к снижению разрядности цифровых отсчетов [9-11]. В частности особый интерес представляет бинарно-знаковое аналого-стохастическое квантование, которое позволяет осуществлять предельно грубое двухуровневое преобразование сигнала в цифровую форму. Данный вид преобразования можно рассматривать как логическую динамическую процедуру, результатом которой в каждый момент времени являются значения минус или плюс единица в зависимости от текущего значения рандомизирующего вспомогательного сигнала, выполняющего функцию стохастического порога квантования. При этом за счет дискретно-событийного представления во времени результата данного вида квантования достаточно знать только отсчеты времени, в которые происходит смена его значений. Такой подход по сравнению с равномерной дискретизацией во времени снижает нагрузку на преобразование сигнала в цифровую форму и упрощает последующую цифровую обработку, что открывает инновационные перспективы для разработки эффективных в вычислительном отношении цифровых алгоритмов обработки сигналов. Исходя из этого, на основе данного вида квантования разработано математическое обеспечение и синтезированы вычислительные алгоритмы, приводящие к повышению оперативности частотного анализа сигналов [12-18]. Однако практическое применение этих алгоритмов требует наличия в системах обработки сигналов специальных аналого-цифровых преобразователей, осуществляющих подготовку исходных данных в необходимом для их выполнения цифровом формате [19,20]. Поэтому они не могут быть реализованы непосредственно в системах, ориентированных на обработку равномерно дискретизированных сигналов. Данное обстоятельство ограничивает применение на практике этих алгоритмов и разработанных на их основе программных компонент.

Принимая во внимание, что применение бинарно-знакового аналого-стохастического квантования позволяет разрабатывать эффективные в вычислительном отношении цифровые алгоритмы, целесообразным является рассмотрение его воспроизведения в процессе обработки отсчетов равномерно дискретизированного сигнала при вычислении коррелограммной оценки СПМ. Это можно сделать путем предварительной подготовки исходной последовательности отсчетов $\{ \overset{o}{x}(n\Delta t) \}$ с помощью процедуры, имитирующей дискретно-событийное выполнение данного вида квантования. При этом учтем, что для вычисления коррелограммной оценки СПМ необходимо иметь результаты выполнения двух независимых процедур бинарно-знакового аналого-стохастического квантования [21-23]. Исходя из этого, сформируем две последовательности отсчетов следующего вида:

$$z_1(n\Delta t) = \begin{cases} +1, & \overset{o}{x}(n\Delta t) \ge \xi_1(n\Delta t); \\ -1, & \overset{o}{x}(n\Delta t) < \xi_1(n\Delta t). \end{cases} \qquad (2)$$

$$z_2(n\Delta t) = \begin{cases} +1, & \overset{o}{x}(n\Delta t) \ge \xi_2(n\Delta t); \\ -1, & \overset{o}{x}(n\Delta t) < \xi_2(n\Delta t). \end{cases} \qquad (3)$$

В (2) $n = 0,1,2,3,...,N/2$, а в (3) $n = 0,1,2,3,...,N$. Здесь N должно быть четным числом. Отметим, что в процессе аналого-цифрового преобразования анализируемого сигнала $X(t)$ всегда можно обеспечить выпол-

нение условия четности числа отсчетов N формируемой последовательности $\{ \overset{o}{x}(n\Delta t) \}$. В (2) и (3) множества отсчетов $\{ \xi_1(n\Delta t)\}$ и $\{ \xi_2(n\Delta t)\}$ представляют собой две последовательности случайных чисел, которые генерируются независимо в статистическом смысле по отношению друг к другу. Каждая из этих последовательность имеет равномерное распределение в пределах от $-\xi_{\max}$ до $+\xi_{\max}$. При этом обязательным является выполнение условием $\xi_{\max} \geq |x(t)|_{\max}$, где $|x(t)|_{\max}$ наибольшее абсолютное значение, которое может принять анализируемый сигнал $X(t)$.

При вычислении коррелограммной оценки СПМ (1) будем использовать несмещенную оценку КФ $\hat{R}_{XX}(\nu\Delta t)$ для ν в пределах от нуля до $V = (N/2)-1$:

$$\hat{R}_{XX}(\nu\Delta t) = \frac{\xi_{\max}^2}{(N/2)} \sum_{n=0}^{(N/2)-1} z_1(n\Delta t) z_2((n+\nu)\Delta t)\,. \quad (4)$$

Последовательности отсчетов $z_1(n\Delta t)$ и $z_2(n\Delta t)$ принимают значения «–1» и «+1». Поэтому достаточно знать их значения только для $n=0$ и значения индексов n, при которых происходит смена знака этих отсчетов. Исходя из этого, будем иметь множество целых чисел $\{ \eta(i):\ i = 1,2,3,...,I-1 \}$, соответствующих индексам смене значений последовательности отсчетов $z_1(n\Delta t)$. При этом $\eta(0)=0$ и $\eta(I) = N/2$.

Для значений индексов n в пределах $\eta(i) \leq n < \eta(i+1)$, где $0 \leq i \leq I-1$, значения $z_1(n\Delta t)$ остаются постоянными. Поэтому в этих пределах будем иметь $z_1(n\Delta t) = z_1(0)(-1)^i$. Принимая это во внимание, (4) можно записать в следующем виде:

$$\hat{R}_{XX}(\nu\Delta t) = z_1(0)\frac{2\xi_{\max}^2}{N} \sum_{i=0}^{I-1} (-1)^i \sum_{n=\eta(i)}^{\eta(i+1)-1} z_2((n+\nu)\Delta t), \quad (5)$$

Введем обозначение:

$$A(\nu\Delta t) = \sum_{i=0}^{I-1} (-1)^i \sum_{n=\eta(i)}^{\eta(i+1)-1} z_2((n+\nu)\Delta t). \quad (6)$$

С учетом (5) и (6) получаем:

$$\hat{S}_{XX}(f_k) = z_1(0) K \sum_{\nu=0}^{(N/2)-1} w(\nu\Delta t) A(\nu\Delta t) \cos 2\pi f_k \nu, \quad (7)$$

где

$$K = \frac{4\Delta t\ \xi_{\max}^2}{N}. \quad (8)$$

Соотношение (7) определяет процедуру вычисления оценки СПМ. Практическая реализация этого соотношения предполагает вычисление значений $A(\nu\Delta t)$ согласно (6), что связано с обработкой отсчетов $z_2((n+\nu)$ с учетом смены значений отсчетов $z_1(n\Delta t)$. Из (6) следует, что при увеличении индекса времени задержки ν на единицу приходится обрабатывать последовательность отсчетов $z_2((n+\nu)\Delta t)$ также с учетом их смещения на один отсчет. Поэтому при вычислении $A(\nu\Delta t)$ достаточно учесть изменения значений $z_2((n+\nu)\Delta t)$ только для отсчетов, соответствующих смене значений последовательности отсчетов $z_1(n\Delta t)$, т.е. когда $n = \eta(i)$, где $i = 1,2,3,...,I-1$. Принимая это во внимание, значения $A(\nu\Delta t)$ могут вычисляться рекуррентно. Первоначально $A(\nu\Delta t)$ вычисляется для $\nu = 0$:

$$A(0) = \sum_{i=0}^{I-1} (-1)^i \sum_{n=\eta(i)}^{\eta(i+1)-1} z_2(n\Delta t). \quad (9)$$

Для $\nu = 1,2,3,...,(N/2)-1$ значения $A(\nu\Delta t)$ вычисляются последовательно:

$$A(\nu\Delta t) = A((\nu-1)\Delta t) + z_1(0) B(\nu\Delta t), \quad (10)$$

где

$$B(\nu\Delta t) = \sum_{i=0}^{I-1} (-1)^i \left(z_2(\eta(i+1)+\nu) - z_2(\eta(i)+\nu-1) \right). \quad (11)$$

Соотношение (11) для вычисления $B(\nu\Delta t)$ также можно записать в виде:

$$B(\nu\Delta t) = C(\nu\Delta t) - D(\nu\Delta t), \quad (12)$$

где

$$C(\nu\Delta t) = \sum_{i=0}^{I-1} (-1)^i z_2(\eta(i+1)+\nu), \quad (13)$$

$$D(\nu\Delta t) = \sum_{i=0}^{I-1} (-1)^i z_2(\eta(i)+\nu-1). \quad (14)$$

Отметим, что значения $w(\nu\Delta t)$ и $A(\nu\Delta t)$ не зависят от частоты f_k. Поэтому в процессе вычисления $A(\nu\Delta t)$ можно одновременно формировать последовательность отсчетов:

$$H(\nu\Delta t) = w(\nu\Delta t) A(\nu\Delta t). \quad (15)$$

С учетом (15) именно последовательность отсчетов $H(\nu\Delta t)$ будет обрабатываться в ходе проведения спектрального анализа, и отсчеты оценки СПМ будут вычисляться следующим образом:

$$\hat{S}_{XX}(f_k) = z_1(0) K \sum_{\nu=0}^{(N/2)-1} H(\nu\Delta t) \cos 2\pi f_k \nu. \quad (16)$$

Результаты численных экспериментов

На основе соотношений (9) – (16) разработано алгоритмическое обеспечение для коррелограммной оценки СПМ, которое реализовано в виде метрологически значимого программного модуля. При этом были учтены требования, предъявляемые к программному обеспечению средств измерений [24]. В соответствии с этими требованиями предусмотрена функциональная независимость модуля, а также возможность его модификации и комплексирование в составе комплексного программного обеспечения систем, осуществляющих анализ сигналов в цифровом виде. Использование данного модуля в составе комплексного программного обеспечения не требует непосредственной реализации процедуры бинарно-знакового аналого-стохастического квантования анализируемого сигнала. Подготовка исходных данных, необходимых для выполнения модулем своего функционального назначения, осуществляется согласно (2) и (3).

Экспериментальные исследования разработанного модуля проводились с учетом рекомендаций, определяющих порядок проведения тестовых испытаний (функциональных проверок) алгоритмов и программного обеспечения. Были учтены также требования, предъявляемые к применению компьютерных моделей для те-

стирования вычислительных алгоритмов обработки данных результатов измерений [25, 26].

В процессе тестовых испытаний использовалась модель исходных данных $\overset{o}{x}(n\Delta t)$, имитирующая центрированные отсчеты многокомпонентного сигнала:

$$\overset{o}{x}(n\Delta t) = \sum_{m=1}^{M} A_m \cos(2\pi f_m n\Delta t + \phi_m) + e(n\Delta t), \quad (17)$$

$$n = 0,1,2,3,...,N,$$

где A_m, f_m и φ_m соответственно амплитуды, частоты и начальные фазы гармонических составляющих, а $e(n\Delta t)$ отсчеты аддитивного шума.

Значения амплитуд A_m задавались в пределах значения равного единице и интерпретировались как нормированные по отношению к наибольшей амплитуде, которую имеют гармонические составляющие в составе модели сигнала. Исходя из этого одна из гармонических составляющих в (17) имела значение равное единице. Частоты f_m не превышали значения 0,5 и интерпретировались как нормированные по отношению к удвоенной верхней граничной частоте $F_{\max}$ диапазона частот оценивания СПМ. Использование при тестовых испытаниях последовательности отсчетов $\overset{o}{x}(n\Delta t)$ модели многокомпонентного сигнала, когда амплитуды и частоты гармонических составляющих имеют нормированные значения, объясняется тем, что для исследования метрологических характеристик вычисляемой оценки СПМ важны не столько абсолютные значения амплитуд и частот, а их значения по отношению друг к другу. Такой подход позволяет осуществить оценку таких основных функций испытуемого программного модуля, как способность частотного разрешения близких гармоник и возможность обнаруживать слабые гармоники в присутствии сильных гармоник, а также на фоне внешних аддитивных шумов.

Начальные фазы φ_m гармонических составляющих носили случайный характер, и их значения задавались в пределах интервала $-\pi \le \varphi_m \le +\pi$. Для этого использовался генератор равномерно распределенных величин.

Для имитации аддитивного шума использовалась равномерно распределенная последовательность белого шума с нулевым средним значением и дисперсией σ_e^2. В соответствии с равномерным законом распределения отсчеты $e(n\Delta t)$ такой модели шума принимали значения в пределах границ $\pm\sigma_e\sqrt{3}$.

С учетом того, что нормированный диапазон задания частот гармонических составляющих модели (17) не превышает значения 0,5, формирование отсчетов $\overset{o}{x}(n\Delta t)$ осуществлялось с частотой дискретизации $f_s \ge 1$. Последовательности отсчетов $z_1(n\Delta t)$ и $z_2(n\Delta t)$ формировались согласно (2) и (3). При этом для формирования последовательностей отсчетов $\xi_1(n\Delta t)$ и $\xi_2(n\Delta t)$ использовались два независимых генератора равномерно распределенных величин. Наибольшие значения этих последовательностей теоретически должно удовлетворять условию $\xi_{\max} \ge \sum_{m=1}^{M} A_m + \sigma_e\sqrt{3}$. На практике было достаточно, чтобы выполнялось простое условие $\xi_{\max} \ge \overset{o}{x}(n\Delta t)$, где $n = 0,1,2,3,...,N$.

В частности модель (17) содержала семь гармонических составляющих, значения амплитуд A_m и частот f_m которых приведены в таблице 1. Дисперсия последовательности отсчетов аддитивного шума σ_e^2 была равна единице. В таблице 1 для гармонических составляющих также приведены значения отношения сигнал-шум в децибелах (отношение мощности гармонической составляющей $P_m = (A_m/\sqrt{2})^2$ к мощности шума $Pe = \sigma_e^2 = 1$). В этой же таблице приведены в децибелах значения отношения мощности каждой из гармонических составляющих к мощности гармонической составляющей с наибольшей амплитудой $A_m^2 / A_{\max}^2$. Для данного состава модели наибольшую амплитуду $A_{\max} = 1$ имела гармоническая составляющая с индексом $m = 3$.

На рисунках 1 – 3 приведены графические изображения нормированных оценок СПМ в децибелах, полученные с применением естественного окна, косинусного окна и окна Бартлетта (треугольного). Они вычислены с разрешением $\Delta f = 0,001$ единиц нормированной частоты. Гармонические составляющие на всех графиках четко различимы. Смещения спектральных оценок гармонических составляющих нет. Они идентифицированы в соответствии со значениями их частот. Ложных спектральных составляющих нет. Расщепление оценок спектральных составляющих не наблюдается. Уровень спектральной оценки аддитивного шума $e(n\Delta t)$ остается достаточно низким. Практически он находится на уровне

Таблица 1. Параметры гармонических составляющих

m	A_m	f_m	$A_m^2 / A_{\max}^2$, дБ	P_m / Pe, дБ
1	0,15	0,18	-16,48	-19,49
2	0,3	0,2	-10,46	-13,47
3	1,00	0,25	0	-3,01
4	0,25	0,28	-12,04	-15,05
5	0,7	0,3	-3,10	-6,11
6	0,5	0,33	-6,02	-9,03
7	0,2	0,37	-13,98	-16,99

–40 дБ и не превышает значения –30 дБ в пределах всего частотного диапазона оценок СПМ.

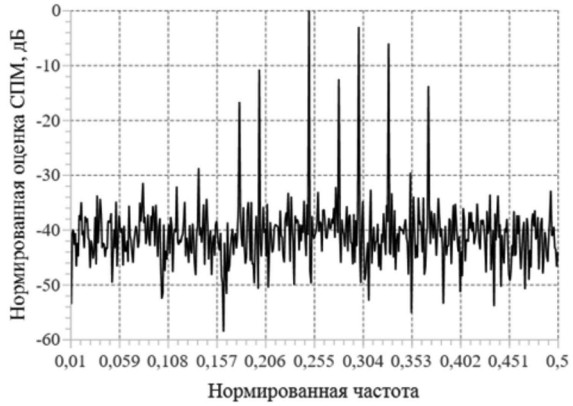


Рисунок 1. Нормированные оценки СПМ: естественное окно

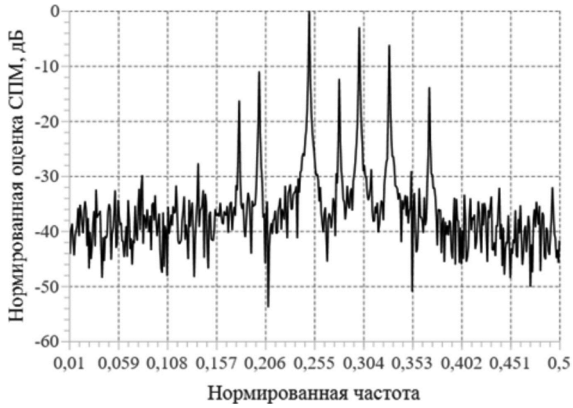


Рисунок 2. Нормированные оценки СПМ: косинусное окно

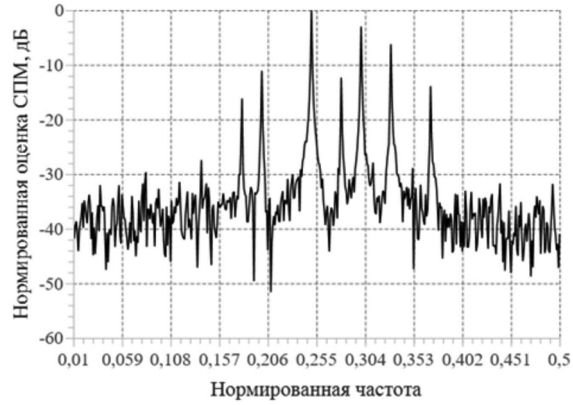


Рисунок 3. Нормированные оценки СПМ: окно Бартлетта (треугольное)

Результаты тестовых испытаний подтвердили, что разработанное математическое и алгоритмическое обеспечение для вычисления оценок СПМ коррелограммным методом на основе имитации бинарно-знакового аналого-стохастического квантования при обработке последовательности отсчетов равномерно дискретизированного сигнала позволяют вычислять спектральные оценки с высоким разрешением и без смещения по частоте.

Заключение

Рассмотрена проблема повышения оперативности цифрового спектрального анализа равномерно дискретизированного сигнала коррелограммным методом. Решение этой проблемы основано на предварительной обработке равномерной последовательности отсчетов сигнала, имитирующей процедуру первичного бинарно-знакового аналого-стохастического квантования сигнала. Такой подход позволил перейти к обработке последовательностей отсчетов $z_1(n\Delta t)$ и $z_2(n\Delta t)$, имеющих значения равные только ± 1. В результате получены вычислительные процедуры, снижающие мультипликативную сложность вычисления коррелограммных оценок СПМ. Основу практической реализации этих процедур составляет вычисление значений $A(\nu\Delta t)$ согласно (6). Важно отметить, что в соответствии с (10) – (14) вычисление $A(\nu\Delta t)$ осуществляется рекуррентно и связано только с обработкой отсчетов $z_2(n\Delta t)$ с учетом их задержки на ν отсчетов. При этом основными операциями этих вычислений являются операции суммирования и вычитания. Выполнение операций умножения необходимо только при вычислении отсчетов $H(\nu, f_k)$. Однако в случае прямоугольного (естественного) корреляционного окна, применение которого фактически является формальным и определяется только конечностью обрабатываемой последовательности отсчетов сигнала, будем иметь $H(\nu\Delta t) = w(\nu\Delta t)$, и, следовательно, выполнение операций умножения не требуется. Все это обеспечивает упрощение и повышение оперативности вычисления коррелограммных оценок СПМ при осуществлении равномерной дискретизации сигналов. Тестовые испытания разработанного программного модуля подтвердили, что предложенный подход к вычислению коррелограммной оценки СПМ позволяет проводить спектральный анализ с высоким разрешением на фоне аддитивного шума и без смещения гармонических составляющих по частоте. При этом его функционирование не требует специальных преобразователей, осуществляющих бинарно-знако-вое аналого-стохастичес-кое квантования анализируемого аналогового сигнала. Он может непосредственно использоваться в составе метрологически значимого программного обеспечения систем, ориентированных на комплексную обработку равномерно дискретизированных сигналов.

Литература

1. Marple Jr.S.L. Digital Spectral Analysis with Applications: Second edition. Dover Publications Inc., 2019. 432 p.

2. Oppenheim A.V., Schafer R.W. Discrete-Time Signal Processing: Third edition. Pearson Higher Education, 2010. 1108 p.

3. Stoica P., Moses R. Spectral Analysis of Signals. Pearson Prentice Hall, 2005. 452 p.

4. Allen R.L., Mills D. Signal Analysis: Time, Frequency, Scale, and Structure. Wiley-IEEE Press, 2004. 960 p.

5. Pelgrom M. Analog-to-Digital Conversion: Third Edition. Springer, 2017. 548 p.

6. Kester W. (Editor). Analog-Digital Conversion. Analog Devices, 2004. 1138 p.

7. Prabhu K.M.M. Window Functions and Their Applications in Signal Processing. CRC Press, Taylor & Francis Group, 2014. XXII, 382 p.

8. Дворкович В.П., Дворкович А.В. Оконные функции для гармонического анализа сигналов. Изд. 2-е. М.: Техносфера, 2016. 208 с.

9. Горбунов Ю.Н., Куликов Г.В., Шпак А.В. Радиолокация: стохастический подход. Под ред. Ю.Н. Горбунова. М.: Горячая линия-Телеком, 2016. 520 с.

10. Max J. Methodes et techniques de traitement du signal et applications aux mesures physiques. Tome 1: Principes generaux et methodes classiques. Paris: Masson, 1996. XXVII-355 p.

11. Bilinskis I. Digital Alias-Free Signal Processing. Wiley, 2007. 454 p.

12. Якимов В.Н. Цифровое оценивание спектральной плотности мощности на основе знакового стохастического квантования непрерывных процессов. Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2001. № 12. С. 60-64.

13. Якимов В.Н. Цифровой спектральный анализ на основе знакового двухуровневого преобразования непрерывных случайных процессов и асимптотически несмещенной оценки корреляционной функции. Измерительная техника. 2005. № 12. С. 18-23.

14. Якимов В.Н., Машков А.В. Цифровой спектральный анализ на основе знакового оценивания корреляционной функции и косинус-преобразования корреляционного окна. Изв. вузов. Приборостроение. 2015. Т. 58, № 8. С. 606-614.

15. Якимов В.Н. Цифровой комплексный статистичес-кий анализ на основе знакового представления случайных процессов. Известия самарского научного центра РАН. 2016. Т. 18. № 4-7. С. 1346-1353.

16. Якимов В.Н., Машков А.В. Алгоритм вычисления оценки спектральной плотности мощности на основе обработки знаковых сигналов с использованием врем-ных весовых функций. Цифровая обработка сигналов. 2016. № 4. С. 3-8.

17. Якимов В.Н. Цифровой спектральный анализ на основе равномерной дискретизации во времени корреляграммной спектральной оценки и бинарного стохастического квантования сигнала. Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2020. № 2. С. 29-35.

18. Якимов В.Н., Машков А.В. Оценивание спектральной плотности мощности на основе коррелограммного метода с использованием бинарного знакового аналого-стохастического квантования случайного процесса. Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2017. № 10. С. 60-66.

19. Якимов В.Н., Машков А.В., Желонкин А.В. Специализированное программное обеспечение измерительной системы для оперативного оценивания спектрального состава многокомпонентных процессов. Программные продукты и системы. 2019. № 1. С. 159-166.

20. Yakimov V.N., Zaberzhinskij B.E., Mashkov A.V. Bukanova Yu.V. Multi-threaded approach to software high-speed algorithms for spectral analysis of multi-component signals. Proceedings of IEEE XXI International Conference on Complex Systems: Control and Modeling Problems (CSCMP). Samara, 2019. pp. 698-701.

21. Якимов В.Н. Цифровой корреляционный анализ на основе интервального представления результата знакового преобразования случайных процессов. Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2001. №11, 61-66 с.

22. Якимов В.Н. Структурное проектирование цифровых коррелометров для оперативного корреляционного анализа на основе знакового аналого-стохастического квантования. Измерительная техника. 2007. № 4, 6-11 с.

23. Якимов В.Н., Машков А.В. Цифровое оценивание моментов корреляционной функции на основе знакового аналого-стохастического квантования случайного процесса. Измерительная техника. 2016. № 1. С. 11-13.

24. ГОСТ Р 8.654-2015 Государственная система обеспечения единства измерений. Требования к программному обеспечению средств измерений. Основные положения. Введ. 2016-03-01. М.: Стандартинформ, 2015. 12 с.

25. ГОСТ Р 8.883-2015 Государственная система обеспечения единства измерений. Программное обеспечение средств измерений. Алгоритмы обработки, хранения, защиты и передачи измерительной информации. Методы испытаний. Введ. 2016-03-01. М.: Стандартинформ, 2019. 23 с.

26. ГОСТР 57700.22-2020 Компьютерные модели и моделирование. Классификация. Введ. 2021-06-01. М.: Стандартинформ, 2020. 7 с.

НОВЫЕ КНИГИ



Шарамет А.В.

Информационное обеспечение систем защиты летательных аппаратов от управляющих средств поражения: Научное издание, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2023 г. 178 с.: ил.

Рассмотрены вопросы повышения информативности бортового комплекса обороны летательного аппарата для увеличения эффективности его защиты от управляемого ракетного оружия за счет согласованного помехового, маневренного и огневого противодействия. Изложены и систематизированы основные проблемы по защите летательного аппарата от управляемых средств поражения, а также рассмотрены основные пути повышения эффективности его защиты от них. Даны оценочные расчеты отражательных свойств головок самонаведения управляемых ракет класса «воздух-воздух» и «земля-воздух», как объектов радиолокационного наблюдения. Представлено описание и проведен анализ результатов полунатурного экспериментального исследования. На основе векторно-алгебраического подхода к формализации задач определения координат объектов в многопозиционной измерительной системе проведен синтез алгоритма оценки декартовых координат атакующей ракеты по суммарно-дальномерной информации.

УДК 621.396

АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ СТАБИЛИЗАЦИИ УРОВНЯ ЛОЖНОЙ ТРЕВОГИ НА ОСНОВЕ ПРОВЕРКИ СТАЦИОНАРНОСТИ ШУМА В ПРЕДЕЛАХ «СКОЛЬЗЯЩЕГО» ОКНА

Белокуров В.А., *д.т.н., профессор кафедры РТС РГРТУ, e-mail: belokurov.v.a@rsreu.ru*
Нгуен Ч. К., *аспирант кафедры РТС РГРТУ, e-mail: trongquang3883686@gmail.com*

AN ADAPTIVE CONSTANT FALSE ALARM RATE ALGORITHM BASED ON CHECKING THE STATIONARITY OF NOISE WITHIN «SLIDING» WINDOW

Belokurov V.A., Nguyen Q.T.

An adaptive algorithm for stabilizing the false alarm level based on checking the stationarity of noise within a «sliding» window is proposed. The aim of the work is to synthesize and analyze the efficiency of the proposed algorithm in comparison with the CA-CFAR algorithm against a background of stationary and non-stationary noise. The algorithm is based on testing the noise readings of a «sliding» window for the stationarity of the average value. For this purpose, the Mann-Whitney algorithm is used. After that, the readings are sent to one of the channels corresponding to the selected model: a) stationary noise; b) non-stationary noise, the average value can be approximated by a linear dependence; c) non-stationary noise, the average value can be approximated by a quadratic dependence. The results of the analysis show that the proposed algorithm provides a gain in the threshold signal-to-noise ratio of up to 7.8 dB compared to the CA-CFAR algorithm against a background of non-stationary noise.

Key words: constant false alarm rate, criterion for checking the stationarity of noise, trend estimation.

Ключевые слова: стабилизация уровня ложных тревог, критерий проверки стационарности шума, оценка тренда.

Предложен адаптивный алгоритм стабилизации уровня ложной тревоги на основе проверки стационарности шума в пределах «скользящего» окна. Цель работы заключается в синтезе и анализе эффективности предлагаемого алгоритма по сравнению с алгоритмом УС-СУЛТ на фоне стационарного и нестационарного шума. В основе алгоритма лежит тестирование отсчётов шума «скользящего» окна на стационарность среднего значения. Для этого используется алгоритм Манна-Уитни. После этого отсчёты поступают в один из каналов, соответствующих выбранной модели: а) шум стационарный; б) шум нестационарный, среднее значение может быть аппроксимировано линейной зависимостью; в) шум нестационарный, среднее значение может быть аппроксимировано квадратичной зависимостью.

Результаты анализа показывают, что предлагаемый алгоритм обеспечивает выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум до 7,8 дБ по сравнению с алгоритмом УС-СУЛТ на фоне нестационарного шума.

Введение

В условиях параметрической неопределённости параметров шума на практике для обнаружения различных объектов применяют адаптивные пороговые обнаружители, которые обеспечивают стабилизацию уровня ложной тревоги (СУЛТ). Известны алгоритмы СУЛТ, основанные на оценке среднего уровня шума, алгоритм СУЛТ с усреднением по ячейкам (УС-СУЛТ) [1] и его вариации, такие как алгоритм СУЛТ «большего из» (Би-УС-СУЛТ) и «меньшего из» (Ми-УС-СУЛТ) [2], а также алгоритмы, основанные на использовании порядковых статистик (ПС-СУЛТ). В случае если параметры шума не меняются в пределах «скользящего» окна, то УС-СУЛТ обеспечивает минимальные потери в пороговом отношении сигнал-шум [3]. Однако эффективность алгоритма УС-СУЛТ уменьшается в случае, если среднее значение уровня шума в пределах «скользящего» окна изменяется.

В работе [4] предложен автоматический цензурированный обнаружитель СУЛТ на основе упорядоченной изменчивости выборок. В работе [5] предлагается обнаружитель СУЛТ, называемый адаптивным линейным комбинированным обнаружителем СУЛТ, принцип работы которого заключается в адаптивном комбинировании пороговых оценок обнаружителей УС-СУЛТ и обнаружителей ПС-СУЛТ. Предлагаемый обнаружитель СУЛТ адаптируется к условиям обнаружения на фоне стационарности или в присутствии мешающих объектов путем изменения весового коэффициента, который вычисляется на основе опорного «окна» выборки. В работе [6] рассмотрен обнаружитель СУЛТ, который оценивает свойства фона по разнице мощностей соседних опорных ячеек и выбирает оптимальный порог обнаружения на основе двух алгоритмов УС-СУЛТ и ПС-СУЛТ. В работе [7] рассмотрен обнаружитель, который использует критерий согласия для проверки гипотезы стационарности выборки. Если фон является стационарным, то применяется алгоритм УС-СУЛТ. В противном случае - алгоритм двойного цензурирования.

Из анализа рассмотренных источников видно, что предлагаемые обнаружители СУЛТ имеют следующие недостатки:

– изменение среднего значения уровня шума в пределах «скользящего» окна не учитывается;

– требуются существенные вычислительные затраты.

Предлагаемый в данной работе адаптивный обнаружитель СУЛТ реализует адаптивный выбор порога обнаружения на основе проверки стационарности шума в пределах «скользящего» окна с последующим выбором модели изменения среднего значения уровня шума.

Постановка задачи

На рисунке 1 показан спектр отражённого радиолокационного сигнала в одном из каналов по скорости, полученный путём обработки отражённых сигналов в РЛС с непрерывным излучением. На рисунке представлен результат накопления сигнала в каналах по дальности при нулевом доплеровском сдвиге.

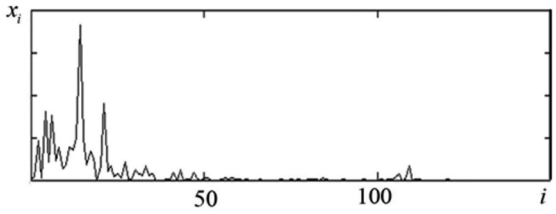


Рисунок 1. Отраженный радиолокационный сигнал в канале по скорости с нулевым доплеровским сдвигом

На рисунке 1 введены следующие обозначения: x_i – спектральные отсчёты, соответствующие каналам дальности; $i = 0...N-1$; N – число каналов по дальности. В случае использования импульсной РЛС подобный сигнал будет характерен для каналов по дальности в канале по скорости с нулевым доплеровским сдвигом.

В случае импульсной РЛС отсчёты $\{x_i\}_{i=0}^{N-1}$ представляют собой квадраты модулей выходных отсчётов корреляционно-фильтровой схемы обработки отражённых радиолокационных сигналов, соответствующие одному каналу по скорости. В случае РЛС с непрерывным излучением отсчёты $\{x_i\}_{i=0}^{N-1}$ являются квадратами модулей выходных отсчётов двумерного ДПФ и соответствуют каналам по дальности одного канала по скорости. В РЛС с непрерывным излучением в каждом периоде модуляции реализуется операция БПФ над отсчётами принятого сигнала.

Рассмотрим процесс формирования одномерного «скользящего» окна $\mathbf{z}_k$, показанный на рисунке 2.

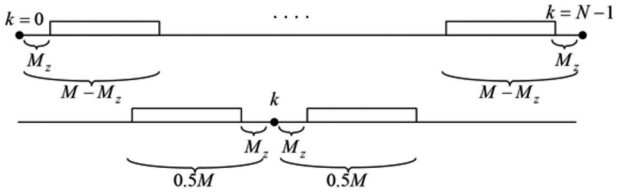


Рисунок 2. Формирование «скользящего» окна для k-го канала обнаружения

На рисунке 2 введены следующие обозначения: M – размер «скользящего» окна; M_z – размер защитного интервала. Отсчёты, входящие в защитный интервал M_z, не используются в вычислениях параметров шума соответствующего блока СУЛТ. Входные отсчёты k-го блока СУЛТ $\mathbf{z}_k = \{z_{k_i}\}_{i=0}^{M-2M_z-1}$ определяются следующим образом:

$$\mathbf{z}_k = \{z_{k_i}\}_{i=0}^{M-2M_z-1} = \quad (1)$$

$$= \begin{cases} \{x_j\}_{j=k-0.5M}^{k-1-M_z} \cup \{x_j\}_{j=k+1+M_z}^{k+0.5M}, если\ k = 0,5M...N-1-0,5M \\ \{x_j\}_{j=k+1+M_z}^{k+1+M-M_z},\ если\ k < 0,5M \\ \{x_j\}_{j=k-1-M+M_z}^{k-1-M_z},\ если\ k > N-1-0,5M \end{cases}$$

Таким образом, для вычисления параметров шума для каждого k-го канала обнаружения используется $M-2M_z$ отсчётов «скользящего» окна k-го блока СУЛТ, отсчёт x_k также не используется при вычислении параметров шума. В массиве $\mathbf{z}_k = \{z_{k_i}\}_{i=0}^{M-2M_z-1}$ каждый i-й элемент определяется в соответствии с выражением (1).

Если среднее значение уровня шума не меняется, то алгоритм УС-СУЛТ обеспечивает минимальные потери в пороговом отношении сигнал-шум по сравнению с другими алгоритмами СУЛТ. В случае изменения среднего значения уровня шума эффективность алгоритма УС-СУЛТ существенно снижается [9-12].

Предлагаемый алгоритм СУЛТ на фоне шума с нестационарным средним значением

Для решения данной проблемы в работе предлагается ввести предварительное тестирование отсчётов шума массива $\mathbf{z}_k$ на стационарность с помощью одного из непараметрических критериев, в частности критерия Манна – Уитни [13], и последующую оценку модели изменения среднего значения уровня шума.

На рисунке 3 представлена структурная схема предлагаемого адаптивного алгоритма СУЛТ на основе проверки стационарности шума в k-м блоке СУЛТ.

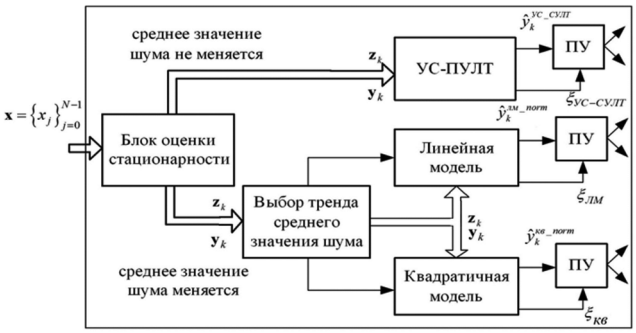


Рисунок 3. Структурная схема предлагаемого адаптивного алгоритма СУЛТ на основе проверки стационарности шума

На рисунке 3 введены обозначения: ПУ – пороговое устройство; $\xi_{УС-СУЛТ}, \xi_{ЛМ}, \xi_{КВ}$ – пороги обнаружения; $\hat{y}_k^{УС_СУЛТ}$, $\hat{y}_k^{ЛМ_norm}$, $\hat{y}_k^{КВ_norm}$ – значения решающих статистик в k-м канале обнаружения; y_k – массив, включающий элементы массива $\mathbf{z}_k$, элементы, входящие в защитный интервал, а также элемент, который сравнивается с порогом обнаружения. Согласно представленной на рисунке 3 структурной схеме алгоритм работы следующий.

На вход предлагаемого СУЛТ процессора поступает массив $\mathbf{x} = \{x_j\}_{j=0}^{N-1}$, отсчёты которого представляют собой результаты вычисления достаточных статистик в каналах обнаружения корреляционно-фильтровой схемы обнаружения отражённых радиолокационных сигналов [8]. Для k-го канала обнаружения формируются два массива: z_k и y_k размерами M - $2M_z$ и M + 1 соответственно.

Отсчёты массива z_k поступают в «Блок оценки стационарности». В данном блоке осуществляется тестирование входной выборки на стационарность. Для этого используется критерий Манна – Уитни [13], согласно которому на основе отсчётов z_k вычисляется значение эмпи-

рической статистики по критерию Манна – Уитни $z_{MУ}$ в соответствии с выражением:

$$z_{MУ} = \left| \frac{U - \frac{n_1 n_2}{2}}{\sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 + 1)}{12}}} \right|, \quad (2)$$

где n_1 – объём первой подвыборки входного массива z_k k-го блока СУЛТ; $n_1 = 0,5M - M_z$; n_2 – объём второй подвыборки входного массива z_k k-го блока СУЛТ; $n_2 = 0,5M - M_z$. Случайная величина U в выражении (2) вычисляется следующим образом [13]:

$$U = \min\{U_1, U_2\},$$

где $U_1 = \sum_{j=0}^{0.5M-M_z-1} \sum_{i=0.5M-M_z}^{M-2M_z-1} \begin{cases} 1, если\ z_{k_j} > z_{k_i} \\ 0, если\ z_{k_j} \le z_{k_i} \end{cases}$;

$U_2 = \sum_{j=0}^{0.5M-M_z-1} \sum_{i=0.5M-M_z}^{M-2M_z-1} \begin{cases} 1, если\ z_{k_j} \le z_{k_i} \\ 0, если\ z_{k_j} > z_{k_i} \end{cases}$.

В общем случае значения n_1 и n_2 могут быть не равны. В данной работе $n_1 = n_2$.

В случае превышения статистикой $z_{MУ}$ критического значения $z_{кр}$ выносится решение о том, что шум нестационарный. В противном случае выносится решение о стационарности шума и дальнейшая обработка выполняется в известном алгоритме УС-СУЛТ.

В случае принятия решения о нестационарности шума в k-м «скользящем» окне отсчёты z_k поступают в блок «Выбор тренда среднего значения шума». В данном блоке происходит выбор закона аппроксимации изменения среднего значения шума.

В рамках данной работы рассматриваются предположения о линейном и квадратичном характере изменения среднего значения шума в пределах «скользящего» окна:

$$b_k^{лм} i + c_k^{лм}, \quad (3)$$

$$a_k^{кв} i^2 + b_k^{кв} i + c_k^{кв}, \quad (4)$$

где $a_k^{кв}$, $b_k^{кв}$, $c_k^{кв}$ – параметры, описывающие изменение среднего значения шума в пределах k-го блока СУЛТ при использовании квадратичной аппроксимации; $b_k^{лм}$, $c_k^{лм}$ – параметры, описывающие изменение среднего значения шума в пределах k-го блока СУЛТ при использовании линейной аппроксимации; $i = 0,1...M$. Коэффициенты $a_k^{кв}$, $b_k^{кв}$, $c_k^{кв}$, $b_k^{лм}$, $c_k^{лм}$ вычисляются на основе метода наименьших квадратов [14] и отсчётов массива z_k. При вычислении коэффициентов $a_k^{кв}$, $b_k^{кв}$, $c_k^{кв}$, $b_k^{лм}$, $c_k^{лм}$ входные отсчёты k-го блока СУЛТ, попадающие в защитный интервал размером $2M_z$, не используются.

Выбор модели тренда осуществляется следующим образом:

а) на основе метода наименьших квадратов вычисляются оценки параметров $a_k^{кв}$, $b_k^{кв}$, $c_k^{кв}$, $b_k^{лм}$, $c_k^{лм}$ в соответствии с выражениями:

– для линейной аппроксимации:

$$\hat{b}_k^{лм} = \sum_{i=0}^{M-2M_z-1} \left\{ \begin{matrix} z_{k_i} [6(2i - (M-2M_z) - 1) \times \\ \times ((M-2M_z)((M-2M_z)^2 - 1)^{-1})] \end{matrix} \right\}, \quad (5)$$

$$\hat{c}_k^{лм} = \sum_{i=0}^{M-2M_z-1} \left\{ \begin{matrix} z_{k_i} [2(2(M-2M_z) + 1 - 3i) \times \\ \times ((M-2M_z)\left((M-2M_z) - 1\right)^{-1})] \end{matrix} \right\}, \quad (6)$$

где $\mathbf{z}_k = \left\{ z_{k_i} \right\}_{i=0}^{M-2M_z-1}$ – отсчёты k-го блока СУЛТ, определяемые в соответствии с выражением (1); $\hat{b}_k^{лм}$, $\hat{c}_k^{лм}$ – оценки коэффициентов $b_k^{лм}$, $c_k^{лм}$;

– для квадратичной аппроксимации:

$$\hat{a}_k^{кв} = \det\begin{pmatrix} M & X1 & Z1 \\ X1 & X2 & Z2 \\ X2 & X3 & Z3 \end{pmatrix} \left(\det\begin{pmatrix} M & X1 & X2 \\ X1 & X2 & Z3 \\ X2 & X3 & Z4 \end{pmatrix} \right)^{-1},$$

$$\hat{b}_k^{кв} = \det\begin{pmatrix} M & Z1 & X2 \\ X1 & Z2 & X3 \\ X2 & Z3 & X4 \end{pmatrix} \left(\det\begin{pmatrix} M & X1 & X2 \\ X1 & X2 & Z3 \\ X2 & X3 & X4 \end{pmatrix} \right)^{-1}, \quad (7)$$

$$\hat{c}_k^{кв} = \det\begin{pmatrix} Z1 & X1 & X2 \\ Z2 & X2 & X3 \\ Z3 & X3 & X4 \end{pmatrix} \left(\det\begin{pmatrix} M & X1 & X2 \\ X1 & X2 & X3 \\ X2 & X3 & X4 \end{pmatrix} \right)^{-1},$$

где $\det(\bullet)$ – определитель матрицы; $X1 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} i$;

$X2 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} i^2$; $X3 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} i^3$; $X4 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} i^4$;

$Z1 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} z_{k_i}$; $Z2 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} \left(i\, z_{k_i} \right)$; $Z3 = \sum_{i=1}^{M-2M_z} \left(i^2\, z_{k_i} \right)$;

$\hat{a}_k^{кв}$, $\hat{b}_k^{кв}$, $\hat{c}_k^{кв}$ – оценки коэффициентов $a_k^{кв}$, $b_k^{кв}$, $c_k^{кв}$;

б) обозначим $\mathbf{y}_k$ массив с элементами:

$$\mathbf{y}_k = \begin{cases} \{x_j\}_{j=k-0.5M}^{k+0.5M},\ если\ k = 0,5M...N-1-0,5M; \\ \{x_j\}_{j=k}^{k+M},\ если\ k < 0,5M; \\ \{x_j\}_{j=k-M}^{k},\ если\ k > N-1-0,5M. \end{cases} \quad (8)$$

Размер массива y_k равен M+1. В данный массив входят элементы массива z_k, а также отсчёты, попадающие в защитный интервал, и отсчёт z_k, для которого вычисляется порог обнаружения. Каждый i-й элемент массива y_{k_i} определяется в соответствии с выражением (8).

Проведём вычитание аппроксимированного значения среднего значения шума из элементов массива $\mathbf{y}_k$:

$$\hat{y}_{k_i}^{лм} = y_{k_i} - (\hat{b}_k^{лм} i + \hat{c}_k^{лм}), \quad (9)$$

$$\hat{y}_{k_i}^{кв} = y_{k_i} - (\hat{a}_k^{кв} i^2 + \hat{b}_k^{кв} i + \hat{c}_k^{кв}), \quad (10)$$

где $i = 0,1...M$. Элементы $\hat{y}_{k_i}^{лм}$ определяют массив $\hat{\mathbf{y}}_k^{лм} = \{\hat{y}_{k_i}^{лм}\}_{i=0}^{M}$. Элементы $\hat{y}_{k_i}^{кв}$ определяют массив $\hat{\mathbf{y}}_k^{кв} = \{\hat{y}_{k_i}^{кв}\}_{i=0}^{M}$;

в) вычисляются дисперсия $\sigma_{лм}^2$ и выборочное среднее $\mathrm{M}\{\hat{\mathbf{y}}_k^{лм}\}$ отсчётов массива $\hat{\mathbf{y}}_k^{лм}$. При вычислении используются следующие отсчёты:

$$\begin{cases} \{\hat{y}_{k_i}^{лм}\}_{i=0}^{0.5M-M_z-1} \cup \{\hat{y}_{k_i}^{лм}\}_{i=0.5M+M_z+1}^{M}, если\ k = 0,5M...N-1-0.5M; \\ \{\hat{y}_{k_i}^{лм}\}_{i=M_z+1}^{M}, если\ k < 0,5M; \\ \{\hat{y}_{k_i}^{лм}\}_{i=0}^{M-M_z-1}, если\ k > N-1-0,5M; \end{cases}$$

г) вычисляется дисперсия $\sigma_{кв}^2$ и выборочное среднее $\mathrm{M}\{\hat{\mathbf{y}}_k^{кв}\}$ отсчётов массива $\hat{\mathbf{y}}_k^{кв}$. При вычислении используются следующие отсчёты:

$$\begin{cases} \{\hat{y}_{k_i}^{кв}\}_{j=0}^{0,5M-M_z-1} \cup \{\hat{y}_{k_i}^{кв}\}_{j=0.5M+M_z+1}^{M}, если\ k = 0,5M...N-1-0,5M; \\ \{\hat{y}_{k_i}^{кв}\}_{i=M_z+1}^{M}, если\ k < 0,5M; \\ \{\hat{y}_{k_i}^{кв}\}_{i=0}^{M-M_z-1}, если\ k > N-1-0,5M. \end{cases}$$

После этого данные дисперсии сравниваются друг с другом. В случае если $\sigma_{лм}^2 > \sigma_{кв}^2$, дальнейшая обработка выполняется в блоке «Линейная модель», в противном случае – в блоке «Квадратичная модель».

После выбора модели тренда осуществляется вычисление нормированного отсчёта массива $\hat{\mathbf{y}}_k^{лм}$ или $\hat{\mathbf{y}}_k^{кв}$, который сравнивается с порогом обнаружения:

$$\hat{y}_k^{лм_norm} = \tag{11}$$
$$= \begin{cases} (\hat{\mathbf{y}}_{k_{0,5M}}^{лм} - \mathrm{M}\{\mathbf{y}_k^{лм}\})(\sigma_{лм}^2)^{-0.5}\ при\ k = 0,5M...N-1-0,5M; \\ (\hat{\mathbf{y}}_{k_0}^{лм} - \mathrm{M}\{\mathbf{y}_k^{лм}\})(\sigma_{лм}^2)^{-0.5}\ при\ k < 0,5M; \\ (\hat{\mathbf{y}}_{k_M}^{лм} - \mathrm{M}\{\mathbf{y}_k^{лм}\})(\sigma_{лм}^2)^{-0.5}, k > N-1-0,5M, \end{cases}$$

в случае $\sigma_{лм}^2 > \sigma_{кв}^2$,

$$\hat{y}_k^{кв_norm} = \tag{12}$$
$$= \begin{cases} (\hat{\mathbf{y}}_{k_{0,5M}}^{кв} - \mathrm{M}\{\hat{\mathbf{y}}_k^{кв}\})(\sigma_{кв}^2)^{-0.5}\ при\ k = 0,5M...N-1-0,5M; \\ (\hat{\mathbf{y}}_{k_0}^{кв} - \mathrm{M}\{\hat{\mathbf{y}}_k^{кв}\})(\sigma_{кв}^2)^{-0.5}\ при\ k < 0,5M; \\ (\hat{\mathbf{y}}_{k_M}^{кв} - \mathrm{M}\{\hat{\mathbf{y}}_k^{кв}\})(\sigma_{кв}^2)^{-0.5} k > N-1-0,5M, \end{cases}$$

в противном случае.

Определение аналитического выражения плотности распределения вероятностей нормированных случайных величин (11), (12) $\hat{y}_k^{лм_norm}$ и $\hat{y}_k^{кв_norm}$ является сложной задачей [15]. Для решения данной проблемы воспользуемся рядом Лагерра [16] для аппроксимации плотности распределения вероятностей случайных величин $\hat{\mathbf{y}}_k^{лм_norm}$ и $\hat{\mathbf{y}}_k^{кв_norm}$. Пороги обнаружения $\xi_{ЛМ}$ и $\xi_{КВ}$ вычисляются [17] путём интегрирования аппроксимации плотности распределения вероятностей случайных величин $\hat{\mathbf{y}}_k^{лм_norm}$ и $\hat{\mathbf{y}}_k^{кв_norm}$.

Порог обнаружения $\xi_{УС-СУЛТ}$ определяется выражением [8]: $\hat{\sigma}_ш^2 \cdot \ln\left(\frac{1}{F}\right)$, где $\hat{\sigma}_ш^2$ – оценка дисперсии шума; $\ln()$ – натуральный логарифм.

Исследование эффективности предлагаемого алгоритма стабилизации уровня ложных тревог

Эффективность алгоритма анализируется при помощи имитационного моделирования, а также на основе анализа экспериментальных данных.

Имитационное моделирование проведено при следующих параметрах системы обработки:

– $N = 256$;

– максимальный размер «скользящего» окна M = 128;

– вероятность ложной тревоги на канал обнаружения F = 10^{-7}, 10^{-8};

– значение критической статистики Манна-Уитни с уровнем значимости p = 0,05 ($z_{кр} = 1,96$);

– закон распределения отсчётов $\mathbf{y}_k$ в каналах обнаружения является экспоненциальным.

Для сравнения рассмотрен алгоритм стабилизации уровня ложной тревоги с усреднением, описанный в работе [18]:

$$y_k^{УС_ПУЛТ} > \hat{\sigma}_ш^2 \ln\left(\frac{1}{F_{зад}}\right). \tag{13}$$

На рисунках 4-6 показаны характеристики обнаружения предлагаемого алгоритма СУЛТ при разных значениях a, b, c. Вероятности ложной тревоги равны $F = 10^{-7}$ и $F = 10^{-8}$. Число опытов равно $10/F$.

На рисунках 4-6 сплошная линия соответствует характеристикам обнаружения предлагаемого алгоритма; пунктирная линия – алгоритму УС-СУЛТ (14).

Анализ зависимостей на рисунке 4 показывает, что при значении a = 0, b = 0, c = 0 (стационарный случай) эффективность предлагаемого алгоритма сопоставима с алгоритмом УС-СУЛТ (13), что объясняется наличием «Блока оценки стационарности».

Анализ зависимостей на рисунке 5 показывает, что при наличии нестационарности предлагаемый алгоритм обеспечивает выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум 1,76 дБ при D = 0,9 и F = 10^{-7} по сравнению с алгоритмом (13). При D = 0,9 и F = 10^{-8} выигрыш составляет 1,82 дБ. Данный выигрыш объясняется тем, что изменение среднего значения шума в «скользящем» окне приведёт к увеличению порога обнаружения в алгоритме.

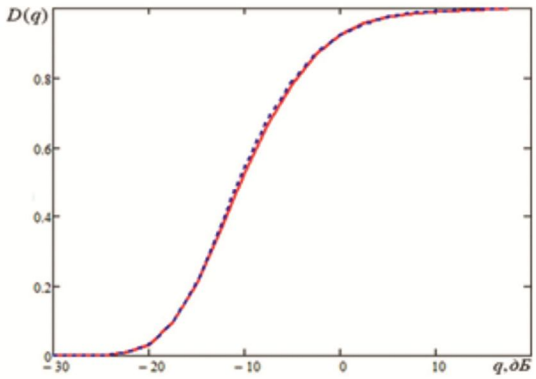
Анализ зависимостей на рисунках 5, 6 показывает, что при увеличении параметров a, b, c выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум примерно составляет 5,71 дБ и 5,84 дБ в случае F = 10^{-7} и F = 10^{-8} соответственно.

В таблице приведён выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум предлагаемого алгоритма по сравнению с алгоритмом (13) для различных параметров a, b, c в случаях F = 10^{-7}, F = 10^{-8} при вероятности правильного обнаружения D = 0,9.

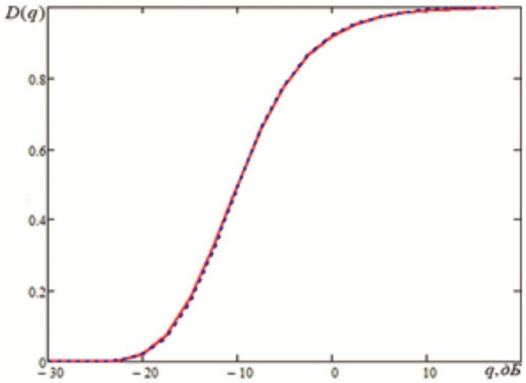
Анализ данных таблицы позволяет сделать вывод, что при значении a = b = c = 0 предлагаемый алгоритм сопоставим по эффективности с алгоритмом УС-СУЛТ на фоне стационарного шума. При отличии коэффициентов a,b,c от нуля, т.е. при наличии нестационарности шума, выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум предлагаемого алгоритма увеличивается и составляет 7,75 дБ при значении a = 0,3, b = 5 и c = 8.

В работе также рассмотрен вопрос стабилизации уровня ложных тревог в предлагаемом алгоритме. Эффективность предлагаемого алгоритма определяется на основе анализа экспериментальных данных, полученных с помощью РЛС, имеющей следующие параметры:

– мощность излучения составляет 10 мВт;

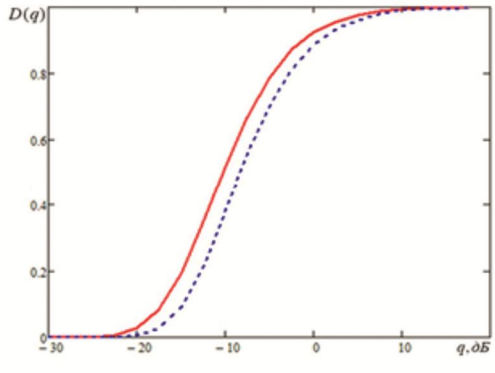


а)

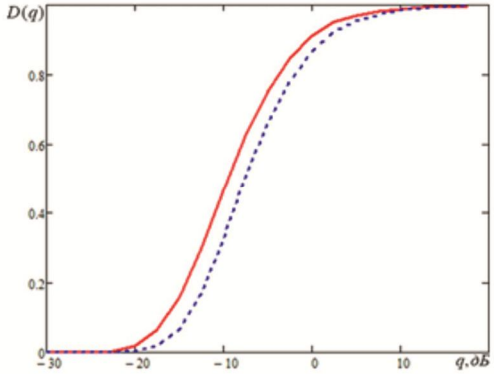


б)

Рисунок 4. Характеристики обнаружения предлагаемого алгоритма при значении a = 0, b = 0 и c = 0: а – $F = 10^{-7}$; б – $F = 10^{-8}$

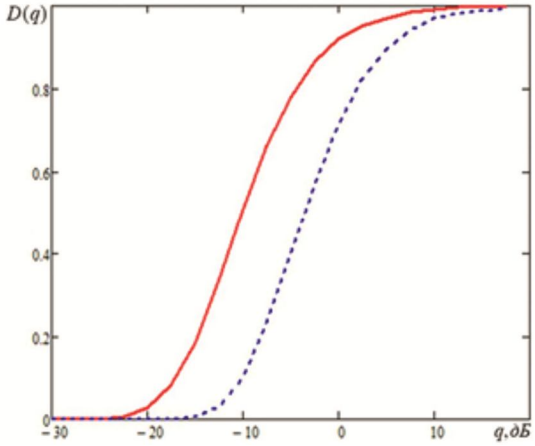


а)

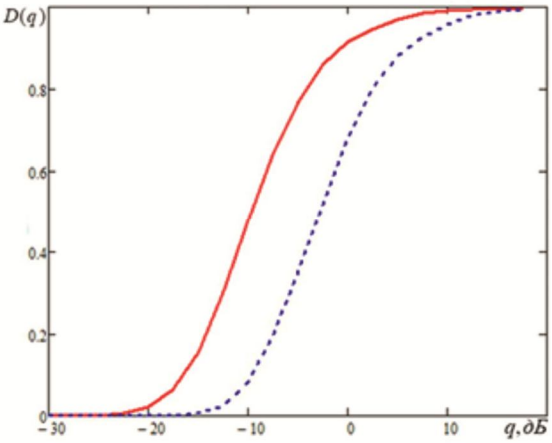


б)

Рисунок 5. Характеристики обнаружения предлагаемого алгоритма при значении a = 0, b = 3 и c = 5: а – $F = 10^{-7}$; б – $F = 10^{-8}$



а)



б)

Рисунок 6. Характеристики обнаружения предлагаемого алгоритма при значении a = 0,15, b = 2 и c = 3: а – $F = 10^{-7}$; б – $F = 10^{-8}$

Выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум, дБ

Параметры			Заданная вероятность ложной тревоги, F	
a	b	c	F=10^{-7}	F=10^{-8}
0	0	0	0	0
0	2	3	2,34	2,56
0	4	5	3,15	3,27
0,1	2	1	4,08	4,19
0,2	1	2	5,97	6,15
0,3	5	8	7,58	7,75

– число каналов по дальности: 256;
– число зондирований: 255;
– высота установки антенны: 1,5 м;
– число сканирований сектора обзора: 10000.

Эксперименты проводились на территории ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В. Ф. Уткина».

На рисунке 7 представлены зависимости вероятности ложной тревоги $F(N)$ от номера k канала обнаружения при различных значениях размера «скользящего» окна M. Величина защитного интервала M_z = 2. Порог обнаружения вычислялся для значения вероятности ложной тревоги $F_{зад} = 10^{-3}$.

На рисунке 7 сплошная линия соответствует случаю M = 64; пунктирная – M = 32; штрихпунктирная – M = 16. Анализ зависимости показывает, что при увеличении объёма выборки M вероятность ложной тревоги F в ка-

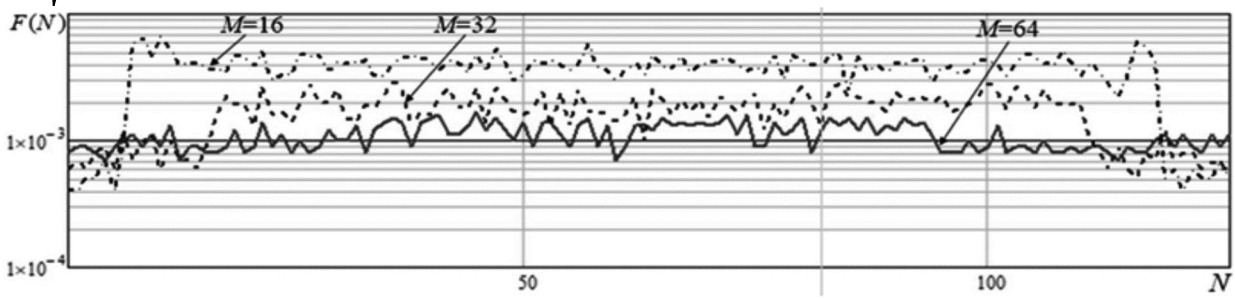


Рисунок 7. Зависимость вероятности ложной тревоги в каналах обнаружения при различном значении размера «скользящего» окна M

налах обнаружения стремится к заданной вероятности ложной тревоги $F_{зад}$.

Заключение

В работе представлен адаптивный алгоритм стабилизации уровня ложной тревоги на основе проверки стационарности шума в пределах «скользящего» окна. В основе алгоритма лежит проверка стационарности шума по критерию Манна – Уитни и дальнейший выбор соответствующей модели аппроксимации среднего значения шума в пределах «скользящего» окна. Результаты моделирования показывают, что на фоне шума с нестационарным средним значением шума предлагаемый алгоритм обеспечивает выигрыш в пороговом отношении сигнал-шум до 7,8 дБ по сравнению с известным алгоритмом УС-СУЛТ. Кроме того, эффективность предлагаемого алгоритма на фоне стационарного шума практически совпадает с эффективностью алгоритма УС-СУЛТ.

Литература

1. Finn, H.M., and Johnson, R.S. Adaptive detection mode with threshold control as a function of spatially sampled clutter estimates. RCA Rev., 1968, 29, (3), pp. 414-464.

2. M. Weiss. Analysis of some modified cell-averaging CFAR processors in multiple-target situations. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 18 (1982), pp. 102-114.

3. P.P. Gandhi, S.A. Kassam. Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 24 (1988), pp. 427-444.

4. A. Farrouki and Barkat. Automatic censoring CFAR detector based on ordered data variability for nonhomogeneous environments. IEE Proceedings – Radar Sonar and Navigation., 2005, vol. 152, pp. 43-51.

5. B. Magaz, A. Belouchrani, M. Hamadouche. A New Adaptive Linear Combined Cfar Detector in Presence of Interfering Targets. Progress In Electromagnetics Research B., 2011, vol. 34, pp. 367-387.

6. Sung Won Hong and Dong Seog Han. Performance Analysis of an Environmental Adaptive CFAR Detector. Mathematical Problems in Engineering, 2014, pp. 1-7.

7. Amir Zaimbashi. An adaptive cell averaging-based CFAR detector for interfering targets and clutter-edge situations. Digital Signal Processing, 2014, pp. 59-68.

8. Бакулев П.А. Радиолокационные системы: учебник для вузов. М.: Радиотехника, 2004. 325 с.

9. Gandhi P.P., Kassam S.A. Optimality of the cell averaging CFAR detector. IEEE Trans. Inform. Theory, 1994, vol. 40, no. 4, pp. 1226-1228.

10. S.D. Himonas, M. Barkat. Automatic censored CFAR detection for nonhomogeneous environments. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 28 (1992), pp. 286-304.

11. D.A. Shnidman. Radar Detection in Clutter. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 41 (2005), pp. 1056-1067.

12. A. De Maio, A. Farina, G. Foglia. Design and experimental validation of knowledge-based CFAR detectors. IEEE Conference on Radar, 2006, pp. 1-8.

13. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. В трех книгах. Книга третья. М.: Сов. радио, 1976. 288 с.

14. Stepanov O.A. Fundamentals of estimation theory with applications to navigation information processing problems. SPb.: State Scientific Center of the Russian Federation JSC Concern Central Research Institute Elektropribor, 2010. 509 p.

15. Белокуров В.А., Нгуен Ч.К. Расчет плотности распреде-ления вероятностей оценок коэффициентов полинома в методе наименьших квадратов. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2024. № 89. С. 12-20.

16. Alexits G. Convergence Problems of Orthogonal Series. Oxford: Pergamon, 1961. 350 p.

17. Белокуров В.А., Нгуен Ч.К. Алгоритм стабилизации уровня ложной тревоги на фоне шума с нестационарным средним значением. Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2025. № 1. С. 77-87.

18. Белокуров В.А., Нгуен Ч.К. Расчёт параметров схемы стабилизации вероятности ложной тревоги обнаружителя случайных сигналов. Цифровая обработка сигналов. 2023. № 2. С. 27-32.

УДК 621.396.6

СЛОЖНО-ФУНКЦИОНАЛЬНЫЙ БЛОК ДЛЯ ВЫЧИСЛЕНИЯ МАТРИЦЫ КОРРЕЛЯЦИИ В ЧАСТОТНОЙ ОБЛАСТИ

Петров С.А., *к.т.н., начальник НИО, ФГУП «ВНИИА», e-mail: plc_life@mail.ru*
Глухов А.Ю., *к.т.н., начальник группы, ФГУП «ВНИИА», e-mail: AGlukhov@live.ru*
Стародубов Д.А., *инженер-программист, ФГУП «ВНИИА», e-mail: Starodubov.dan@yandex.ru*

IP-CORE FOR MATRIX CORRELATION CALCULATION IN FREQUENCY DOMAIN

Petrov S.A., Gluhov A.U., Starodubov D.A.

Correlation matrix (CM) is employed in numerous modern digital signal processing (DSP) methods within multichannel systems based on antenna arrays. Such methods underpin highly efficient wireless communication systems, signal detection and classification, direction finding, and noise localization. The literature predominantly presents research results focused on the theoretical foundations, numerical simulations, and investigations into the stability and optimality of methods based on the CM. At the same time, given the widespread adoption of autonomous, compact mobile systems, the investigation of hardware implementations of these methods-including their optimization for minimal computational complexity and enhanced energy efficiency-remains a highly relevant challenge. Under current conditions, the most promising approach involves using integrated circuits with parallel (matrix) architectures, such as FPGAs, or custom and semi-custom ASICs, as the primary computing platforms. This work addresses the development of an architecture and presents research results for a signal processing IP-core designed for the computation of the CM, intended for real-time applications implemented on FPGAs or ASICs.

Key words: Multichannel system, Antenna array, spatial-frequency analysis, spectral correlation matrix, FFT, fixed-point, IP-core, FPGA, ASIC.

Ключевые слова: многоканальная система, антенная решетка, пространственно-частотный анализ, матрица корреляции, БПФ, фиксированная точка, сложно-функциональный блок, ПЛИС, ASIC.

Матрица корреляции (МК) используется во многих современных методах цифровой обработки сигналов (ЦОС) в многоканальных системах на базе антенных решеток (АР). Во многих приложениях требуется анализ спектральных составляющих, по которым вычисляется МК. Подобные методы лежат в основе высокоэффективных систем беспроводной связи, обнаружения и классификации сигналов, пеленгования и шумопеленгования. В литературе, в основном, представлены результаты исследований в области теоретических основ, проведения численного моделирования, исследование устойчивости и оптимальности методов на основе МК. В то же время, ввиду широкого распространения автономных малогабаритных мобильных систем, задача исследования аппаратной реализации методов, в том числе их оптимизации по минимуму вычислительных затрат и обеспечения энергоэффективности является весьма актуальной. В современных условиях, наиболее перспективным является применение в качестве основных вычислителей СБИС с параллельной (матричной) архитектурой типа ПЛИС или специальных полузаказных или заказных СБИС (ASIC). В работе рассматривается разработка архитектуры и результаты исследований СФ-блока для вычисления МК для применения в системах реального времени на базе ПЛИС или ASIC.

Введение

Современные системы беспроводной связи, обнаружения и классификации сигналов, пеленгования и шумопеленгования строятся на антенных решетках ввиду возможности реализации методов повышения устойчивости и качества, особенно это актуально для систем, работающих в водной среде. Такие системы требуют использования эффективных методов цифровой обработки сигналов (ЦОС).

В основе многих высокоэффективных методов ЦОС, реализуемых в системах с АР, лежит вычисление матрицы корреляции (МК) в частотной области [1], позволяющей количественно оценивать взаимосвязи между спектральными компонентами многоканальных сигналов АР. Анализ МК используется для решения задач:

– пространственной фильтрации для пространственного комбинирования и оптимизации весовых коэффициентов сигналов АР, позволяющих минимизировать влияние шума и межканальных помех;

– определение направления углов прихода сигналов при использовании в методах Бартлета, Кейпона, Music и т.д.;

– проведения пространственно-частотного анализа для обнаружения слабых сигналов, классификации и комплексной оценки качества приема, а также оптимизации энергии в многолучевых средах;

– оценки параметров нестационарных каналов связи для применения в адаптивных алгоритмах обработки сигналов реального времени, позволяющих динамически подстраивать приемную систему к изменяющимся внешним условиям.

В то же время анализ современных публикаций [2-4 и др.] показывает, что исследования методов на базе МК в основном сосредоточены в области их теоретических основ, устойчивости и оптимальности. Такой подход позволяет в первую очередь оценить потенциал алго-

ритмов с точки зрения математической эффективности и качества обработки сигналов без учета их аппаратной реализации, особенно в системах с обработкой сигналов в масштабе реального времени. Однако ввиду широкого распространения автономных малогабаритных мобильных систем, как гражданского, так и специального назначения, задача исследования аппаратной реализации методов, в том числе их оптимизации по минимуму вычислительных затрат и обеспечения энергоэффективности, весьма актуальна.

Системы на АР являются многоканальными системами ЦОС. Для таких систем аппаратные решения на базе цифровых сигнальных процессоров зачастую оказываются малоэффективными ввиду последовательного характера выполнения отдельных математических операций. Попытки распараллеливания задач ЦОС на процессорах зачастую приводят к значительному росту энергопотребления и снижению ресурса автономной работы таких систем. При этом структура алгоритма МК позволяет выполнять отдельные операции параллельно, что позволяет в качестве основных вычислителей использовать СБИС с параллельной (матричной) архитектурой типа ПЛИС или специальные полузаказные или заказные СБИС (ASIC) [5-8]. Аппаратура на базе таких СБИС потенциально позволяет обеспечить существенно более высокие показатели производительности и энергоэффективности.

Реализация алгоритмов на подобных СБИС заключается в разработке сложно-функциональных блоков (СФ-блоков, IP-ядер), описывающих функционирование на уровне регистровых передач (RTL-описание) [9].

В отдельные группы выделяют логические и физические СФ-блоки. Логические СФ-блоки, в отличие от физических, не привязаны к конкретной технологии производства и могут быть адаптированы под разные технологические процессы. В зависимости от специфики решаемой задачи синтез СФ-блока может быть выполнен в различных базисах, например ПЛИС или ASIC.

Целью работы является разработка и верификация СФ-блока для вычисления МК и применения в системах реального времени на базе ПЛИС или ASIC.

Математическое описание вычисления КМ в частотной области

Ввиду большого количества параллельных каналов обработки в многоканальных системах для снижения вычислительной сложности расчет МК производится в частотной области. Так, для АР, состоящей из N-каналов приемных элементов по M цифровых отсчетов в каждом, для вычисления матрицы корреляции во временной области на основе сверток требуется $O(M^2 N)$. При переходе в частотную область с помощью алгоритмов, основанных на быстром преобразовании Фурье (БПФ), и замены операции свертки на поэлементное умножение спектров сложность операций снижается до $O(N^2 \cdot \log_2 M)$.

Таким образом, для сигнала каждого n-го канала АР $x_n[m]$ формируется матрица входных сигналов размерностью $[M \times N]$:

$$x = \left[x_1[m], x_2[m], \ldots, x_N[m] \right], m = 0..M.$$

Далее для каждого n-го канала АР производится переход в частотную область посредством дискретного преобразования Фурье (ДПФ) и формируется матрица:

$\boldsymbol{X} = \left[X_1[k], X_2[k], \ldots, X_N[k] \right]$, где

$$X_n[k] = \sum_{m=0}^{M-1} x_n[m] e^{-j\frac{2\pi}{M}km}, \quad (1)$$

$k = 0,1,\ldots,N-1, n = 0,1,\ldots,M-1.$

Вычисление МК осуществляется матричным перемножением с последующим усреднением:

$$\boldsymbol{R}_{XX} = \boldsymbol{X} \cdot \boldsymbol{X}^H, \quad (2)$$

где $\boldsymbol{X}^H$ – эрмитово сопряженная матрица.

Базовые алгоритмы СФ-блока

При разработке СФ-блока на языке описания аппаратуры, реализующего математические операции (1) и (2), для эффективного использования аппаратных ресурсов и достижения низкого энергопотребления при высоком быстродействии необходимо определить архитектуру параллельного вычисления ДПФ и МК и формат представления чисел.

Возможные форматы представления чисел при расчете МК: целочисленный, с плавающей или фиксированной точкой.

Операции над целыми числами просты в реализации, обеспечивают высокую производительность, но требуют применения масштабных коэффициентов и ограничены по точности. Операции над числами с плавающей точкой обеспечивают высокую точностью при широком динамическом диапазоне, но сложны в реализации и требовательны к ресурсам. По мнению авторов при реализации СФ-блока по расчету МК компромиссом между точностью и производительностью является применение чисел с фиксированной точкой. Однако, применение таких чисел требует обоснования формата в зависимости от решаемой задачи.

В формате с фиксированной точкой число x и его целочисленное представление x' записываются в виде $x = x' \times 2^{-f}$ или $Qi.f$, где f – число бит дробной части, i – число бит целой части. Таким образом, необходим подбор разрядностей целой и дробной частей, обеспечивающих требуемые характеристики.

В работе для реализации ДПФ (1) на ЯОА применен классический алгоритм Кули-Тьюки [3]. Он позволяет эффективно вычислять ДПФ для количества отсчетов кратного степени 2 и относится к алгоритмам быстрого преобразования Фурье. При реализации метода, входная последовательность $x[m], m = 0,1,\ldots M-1$ длины $M = 2^p$ делится на две половины и для каждого $k = 0,1,\ldots M/2-1$ вычисляются промежуточные суммы с использование операции radix-2:

$$y_0 = a + W_M^k \cdot b, \quad y_1 = a - W_M^k \cdot b, \quad (3)$$

где a, b – входные данные, y_0, y_1 – выходные данные, W_M^k – коэффициенты вращения, определяемые выражением:

$$W_M^k = e^{-j\frac{2\pi}{M}k} = \cos\left(\frac{2\pi}{M}k\right) - j\cdot\sin\left(\frac{2\pi}{M}k\right), \quad (4)$$

Перепишем ДПФ (1) в виде суммарных и разностных последовательностей с учетом коэффициентов вращения:

$$\begin{aligned} X[k] &= E[k] + W_M^k O[k], \\ X[k+N/2] &= E[k] - W_M^k O[k], \end{aligned} \quad (5)$$

где

$$\begin{aligned} E[k] &= \sum_{m=0}^{\frac{M}{2}-1}\left(x[m] + x\left[m+\frac{M}{2}\right]\right)\cdot W_{\frac{M}{2}}^{km}, \\ O[k] &= \sum_{m=0}^{\frac{M}{2}-1}\left(x[m] + x\left[m+\frac{M}{2}\right]\right)\cdot W_{\frac{M}{2}}^{km}. \end{aligned} \quad (6)$$

Коэффициенты вращения можно предварительно рассчитать согласно (4) и сохранить в постоянное запоминающее устройство (ПЗУ). Однако, при ограниченном объеме ПЗУ или невозможности его использования, особенно в СБИС типа ASIC или БМК, целесообразно производить динамический расчет коэффициентов при первоначальной загрузке устройства с сохранением в ОЗУ. В таком случае эффективным решением становится применение алгоритма cordic. Обозначим гармонические функции из выражения (4) как y_k и x_k:

$$\cos\left(\frac{2\pi}{M}k\right) = y_k \text{ и } \sin\left(\frac{2\pi}{M}k\right) = x_k.$$

Выполним их расчет с помощью поворота системы координат:

$$\begin{aligned} x_k &= \cos(\varphi)\cdot(x_{k-1} - y_{k-1}\cdot\tan(\varphi)); \\ y_k &= \cos(\varphi)\cdot(y_{k-1} - x_{k-1}\cdot\tan(\varphi)). \end{aligned} \quad (7)$$

Кроме того, применение алгоритма cordic для чисел с фиксированной точкой позволяет при реализации поворота на $\tan(\varphi) = \pm 2^{-i}$, где i – целое число, заменить умножение значений x_{k-1} и y_{k-1} на $\tan(\varphi)$ сдвигом этих значений на i разрядов вправо. Использование побитовых операций сдвигов обеспечивает высокую производительность при реализации СФ-блока на языке описания аппаратуры.

Архитектура СФ-блока

В работе в качестве примера рассматривается АР с приемными каналами в количестве $N = 8$. Тогда общая структура СФ-блока для расчета МК в реальном времени имеет вид, представленный на рисунке 1, и состоит из блоков:

«ОЗУ1», «ОЗУ2», …, «ОЗУ8» – память накопления отсчетов от восьми независимых синхронных аналогово-цифровых преобразователей (АЦП);

«ПЧ» – преобразователь целочисленного представления отсчетов АЦП в формат чисел с фиксированной точкой;

3. «БПФ-8» – 8-и канальное БПФ для вычисления комплексных спектров для каждого канала сбора данных;

4. « $\boldsymbol{R}_{XX}$ » – вычислитель МК;

5. «ОЗУ $Re(\boldsymbol{R}_{XX})$ », «ОЗУ $Im(\boldsymbol{R}_{XX})$ » – память с результатом вычисления МК.

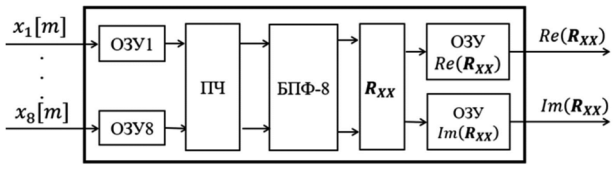


Рисунок 1. Структурная схема СФ-блока вычисления МК

Блоки «ОЗУ1» – «ОЗУ8» принимают действительные P-битные цифровые отсчеты с восьми каналов АЦП $x_1[m], x_2[m], \ldots, x_N[m] \quad (m = 0,1,\ldots,4095)$ с заданной частотой дискретизации f_{sr}. Блок «ПЧ» преобразует целочисленные P-битные отсчеты АЦП в формат чисел с фиксированной точкой $Qi.f$.

В каждом блоке памяти реализована двойная буферизация данных для работы в реальном времени. Результатом обработки одного кадра данных $N \times M$ при $N = 8$ является 64 комплексных числа МК, разделенных на действительные $Re(\boldsymbol{R}_{XX})$ и мнимые $Im(\boldsymbol{R}_{XX})$ составляющие.

На рисунке 2 представлена структурная схема блока «БПФ-8». Блок выполняет параллельное вычисление восьми комплексных спектров БПФ1,…,БПФ8 для каждого канала АР в формате с фиксированной точкой $Qi.f$ согласно выражениям (5) и (6). В основе реализации блока лежат операции перемножения двух комплексных чисел в формате с фиксированной точкой с учетом заданной разрядности целой i и дробной части f.

«БПФ-8» содержит встроенный блок вычисления поворачивающих коэффициентов с помощью метода cordic, согласно выражению (7). Каждый блок $БПФ_i$ имеет доступ к ОЗУ, где хранятся действительные и мнимые составляющие поворачивающих коэффициентов. В каждом блоке $БПФ_i$ реализуется базовая операция алгоритма Кули-Тьюки (5).

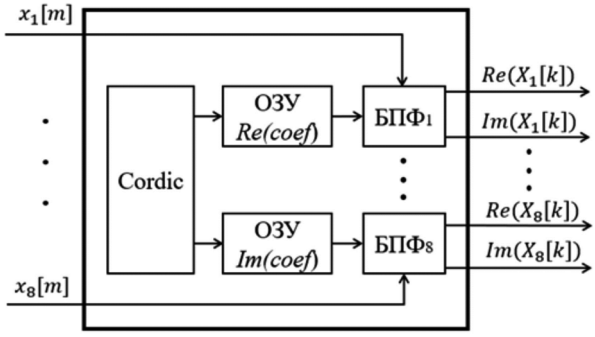


Рисунок 2. Структурная схема блока «БПФ-8»

Структурная схема блока « $\boldsymbol{R}_{XX}$ » представлена на рисунке 3. Данный блок вычисляет МК. Предварительно в каждый канал памяти $ОЗУ_i$ помещаются спектральные отсчеты БПФ от блока «БПФ-8». Блок « $\boldsymbol{R}_{XX}$ » содержит 8 блоков «$R_{xx}(n,:)\cdot R_{xx}^H(i,:)$», осуществляющих поэлементные операции комплексного умножения с накоплением с учетом комплексного сопряжения, согласно выражению (2). Каждый блок имеет два входа. На эти входы синхронно поступают спектральные отсчеты БПФ с соответствующего «$ОЗУ_i$». Для осуществления параллельных вычислений используется 8 одинаковых блоков

«$R_{xx}(n,:)\cdot R_{xx}^{H}(i,:)$». На первый канал каждого n-го блока последовательно подаются отсчеты из $ОЗУ_n$. На второй вход подаются отсчеты от $ОЗУ_i$ согласно выбранному каналу в мультиплексоре «mux». Это позволяет перебирать все комбинации индексов для вычисления МК. За один цикл работы вычисляется 1 столбец матрицы корреляции. Таким образом обеспечивается параллельность расчетов. При этом вся МК вычисляется за 8 циклов работы блока. Вычисленные комплексные 64 числа МК сохраняются в память «ОЗУ».

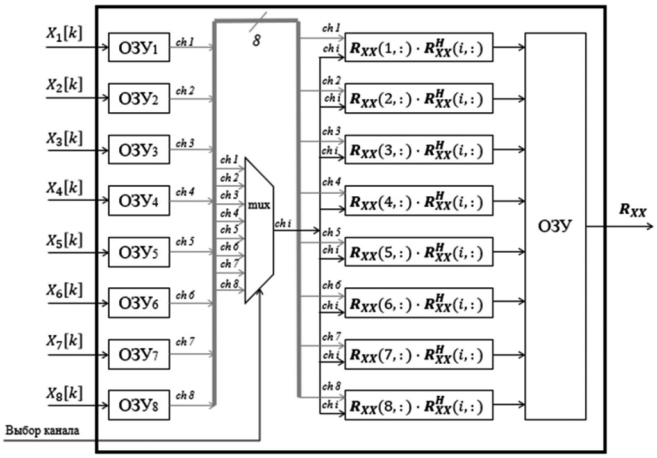


Рисунок 3. Структурная схема блока « $\boldsymbol{R_{XX}}$ *»*

Схема проведения исследований СФ-блока

Исследование предложенной в работе архитектуры СФ-блока осуществляется посредством его виртуальных испытаний, в том числе после синтеза в различных базисах.

Для проведения виртуальных испытаний разрабатывается «образцовая» компьютерная модель (КМ) математическая и КМ на основе СФ-блока вычисления МК. Структурная схема, реализующая такой подход в проведении виртуальных испытаний представлена на рисунке 4.

КМ математическая производит расчет МК согласно выражениям (1) и (2) без учета особенностей аппаратной реализации. В основе модели лежат 64-х битные числа с плавающей точкой двойной точности стандарта IEEE-754. КМ на основе СФ-блока для вычисления МК учитывает особенности аппаратной реализации такие как заданная разрядность АЦП и частота формирования выборок.

Для исследования моделей используются тестовые воздействия с заданными временными задержками, имитирующие реальные сигналы с АР, сгенерированные модулем формирователя сигналов АР.

КМ математическая и КМ на базе СФ-блока реализованы в различных программных средах. Для их сопряжения используется управляющий модуль.

Модуль верификации осуществляет расчет максимальной относительной ошибки $\delta_{\max}$ для последовательности значений длиной P, полученной с помощью КМ математической S_1 и МК, полученной с помощью КМ на базе СФ-блока S_2

$$\delta_{\max} = \max\left(\left|\frac{S_{2i} - S_{1i}}{S_{1i}}\right|\cdot 100\%\right),\ i = 0...P. \qquad (8)$$

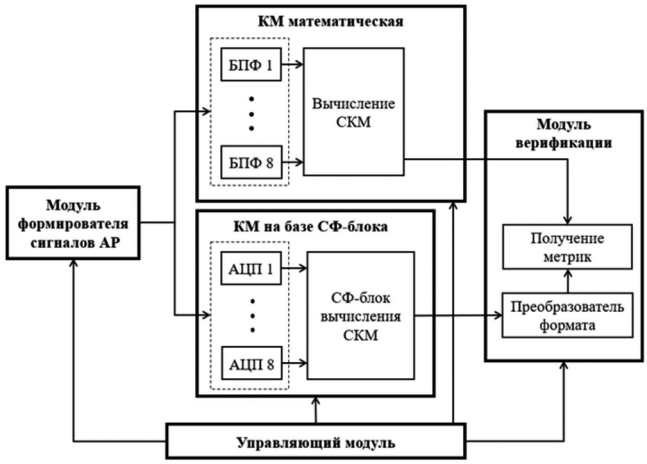


Рисунок 4. Схема проведения виртуальных испытаний

Для проведения исследований СФ-блока посредством синтеза в базисе ПЛИС используется программный комплекс для синтеза и анализа конструкций ЯОА. Это позволяет оценить ресурсы синтезируемой схемы в ПЛИС в части количества логических элементов, объема встроенной памяти (ОЗУ), встроенных умножителей для реализации операций умножения с накоплением и провести оценку прогнозируемой мощности.

Результаты виртуальных испытаний СФ-блока

Авторами предлагается ограничиться рассмотрением формата чисел с фиксированной точкой с максимальной разрядностью в 48 бит. Для оценки размера целой и дробной частей были проведены виртуальные испытания в части:

– оценки ошибки вычисления коэффициентов вращения и спектральных отсчетов БПФ при различных форматах чисел с фиксированной точкой;

– оценки ошибки вычислений МК при различном формате чисел с фиксированной точкой и разрядности АЦП.

Для определения ограничений предложенной архитектуры по результатам виртуальных испытаний необходимо оценить:

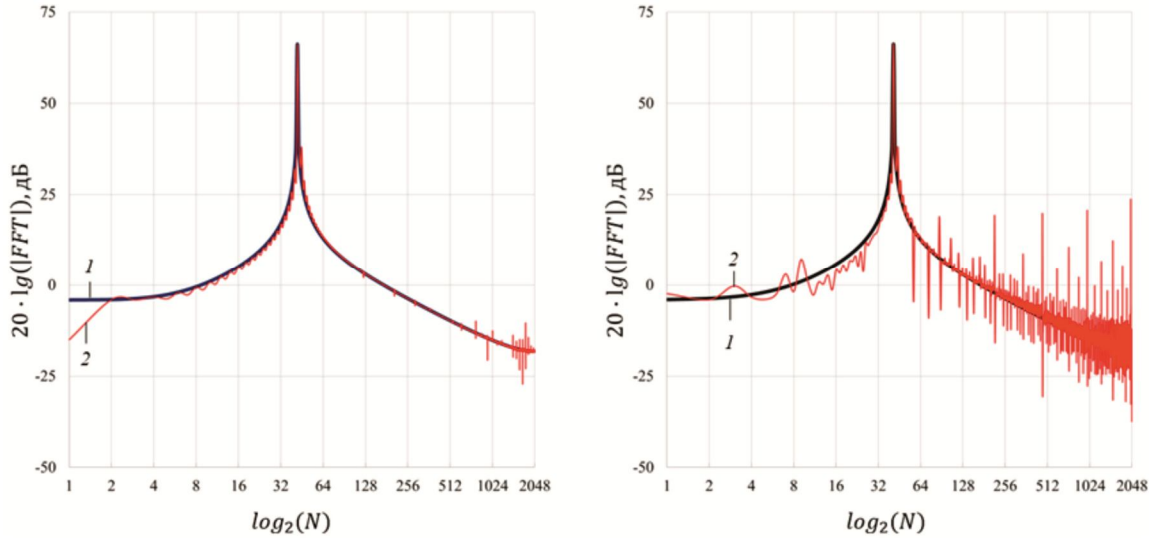
– время обработки одного кадра СФ-блоком расчета МК в зависимости от тактовой частоты;

– максимальную частоту дискретизации сбора данных с АЦП, обеспечивающую заданное быстродействие при удовлетворительной ошибке вычисления МК.

В таблице 1 приведены результаты оценки относительных ошибок определения коэффициентов вращения (4) действительных $\delta_{\max}(\mathrm{Re}(W_M^k))$ и мнимых значений $\delta_{\max}(\mathrm{Im}(W_M^k))$ с помощью алгоритма cordic и относительных ошибок модуля БПФ $\delta_{\max}(|FFT|)\big|_{f_s}$ в зависимости от различных форматов чисел. Оценка относительных ошибок БПФ произведена на основе обработки тестового гармонического сигнала частотой f_s. Для этого проводилось сравнение амплитуды основной гармоники в спектре КМ математической и КМ на базе СФ-блока.

Таблица 1. Относительные ошибки определения поворотных коэффициентов с помощью алгоритма cordic $Qi.f$.

№	Формат фиксированной точки	cordic		БПФ
		$\delta_{\max}(\mathrm{Re}(W_M^k))$, %	$\delta_{\max}(\mathrm{Im}(W_M^k))$, %	$\delta_{\max}(\lvert FFT \rvert)\big\rvert_{f_s}$, %
1	Q35.12	21,58	13,50	0,27
2	Q33.14	2,14	1,78	0,12
3	Q31.16	2,15	1,76	0,12
4	Q29.18	1,41	0,93	0,14
5	Q27.20	1,41	0,93	0,14
6	Q23.24	1,38	0,92	0,14



а) *б)*

Рисунок 5. Модуль БПФ, рассчитанной на основе КМ математической (1) и КМ на базе СФ-блока (2) при разрядности дробной части 24 бит (а) и 14 бит (б)

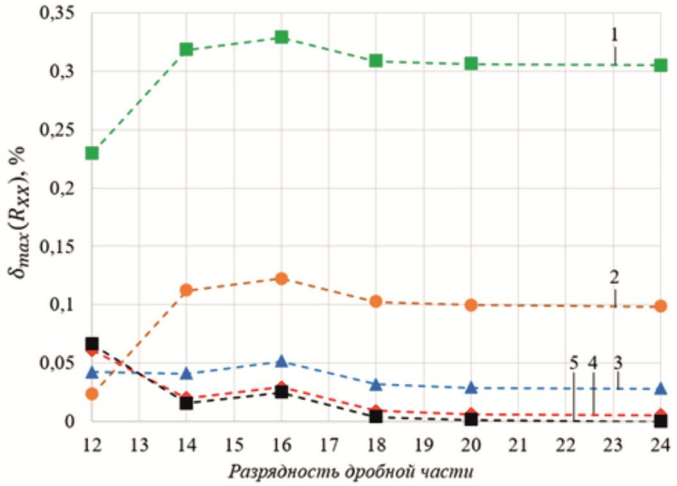


Рисунок 6. Семейство зависимостей относительных ошибок расчета МК от размера дробной части при различных разрядностях АЦП: (1) – 10 бит, (2) – 12 бит, (3) – 14 бит, (4) – 16 бит, (5) – 24 бита

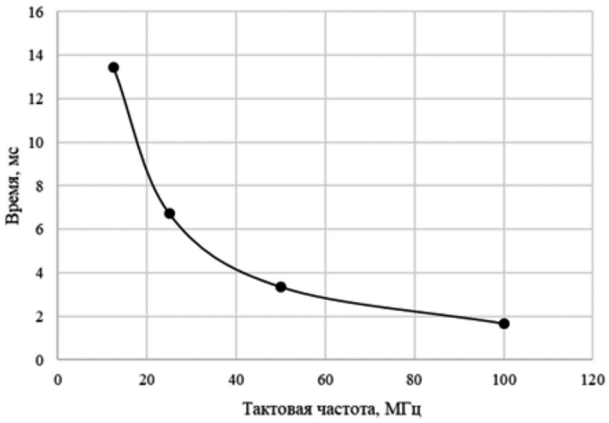


Рисунок 7. Зависимость времени выполнения от частоты тактирования

Максимальная ошибка расчета коэффициентов cordic наблюдается при f = 12 бит. При дальнейшем увеличении разрядности дробной части f = 14,16,…,24 достигается удовлетворительная точность вычислений коэффициентов. При этом на относительную погрешность определения основной гармоники разрядность коэффициентов оказывает несущественное влияние и обеспечивает приемлемые значения, не превышающие 0,27 %.

Пример влияния разрядности дробной части для форматов Q33.14 и Q23.24 на спектр сигнала, приведен на рисунке 5. На основе полученных экспериментальных данных произведена оценка отношения сигнал-шум не менее 89 дБ.

Зависимость обработки одного кадра СФ-блоком расчета МК в зависимости от тактовой частоты приведена на рисунке 7. Произведена оценка граничных условий для частоты дискретизации сигналов. Так, при тактовой частоте 50 МГц, что является типовым значением для ПЛИС xc7k325t время работы СФ – блока составляет

Таблица 2. Результаты оценки оценка ресурсов синтезируемой схемы в ПЛИС при различных форматах чисел с фиксированной точкой

№	Разрядность, бит	Формат	Кол-во LUT, шт	Встроенная память, шт	Кол-во DSP-ядер, шт	Мощность, Вт
1	48	Q31.16	62610	362	622	2,1
2	30	Q15.14	41193	254	300	1,4
3	28	Q13.14	58119	254	139	1,6
4	26	Q11.14	52682	222	139	1,4

3,36 мс. Тогда максимальная частота сбора данных АЦП составляет f_s = 4096/3,36 ≈ 1,2 МГц, что является удовлетворительным для реализации в реальном времени методов ЦОС, например в системах обработки сигналов звукового и ультразвукового частотных диапазонов.

Результаты синтеза в базисе ПЛИС

Произведена оценка ресурсов синтезируемой схемы в ПЛИС в части количества логических элементов, объема встроенной памяти (ОЗУ), встроенных умножителей для реализации операций умножения с накоплением и оценки прогнозируемой потребляемой мощности. Данная оценка выполнена для ПЛИС серии Kintex-7 xc7k325t.

Синтез в этом базисе проводился для различного формата представления чисел с фиксированной точкой. Количество разрядов для целой части определено исходя из возможных типовых значений динамического диапазона АЦП. Для значений ±1 В, ±3.3, ±5 В, необходимый размер целой части принят 11, 13 и 15 бит соответственно. Результаты синтеза приведены в таблице 2.

Приведенные в таблице 2. результаты в зависимости от требуемых ограничений по точности, ресурсам и мощности позволяют подобрать оптимальный формат представления чисел с фиксированной точкой при реализации в базисе ПЛИС.

Заключение

В работе на основе предложенной архитектуры СФ-блока для расчета МК в результате проведения виртуальных испытаний получены оценки ошибки вычисления коэффициентов вращения и спектральных отсчетов БПФ при различных форматах чисел с фиксированной точкой, произведены оценки ошибки вычислений МК при различном формате чисел с фиксированной точкой и разрядности АЦП.

Определены ограничения предложенной архитектуры по результатам виртуальных испытаний в части времени обработки одного кадра СФ-блоком расчета МК в зависимости от тактовой частоты и максимальной частоты дискретизации сбора данных с АЦП, обеспечивающую заданное быстродействие при удовлетворительной ошибке вычисления МК.

Произведена оценка ресурсов синтезируемой схемы в ПЛИС в части количества логических элементов, объема встроенной памяти (ОЗУ), встроенных умножителей для реализации операций умножения с накоплением и оценки прогнозируемой потребляемой мощности.

Предложенная архитектура СФ-блока для вычисления МК и полученные результаты исследований могут быть полезны при проектировании автономных малогабаритных мобильных многоканальных систем на базе ПЛИС или ASIC, работающих в масштабе реального времени для решения задач беспроводной связи, обнаружения и классификации сигналов, пеленгования и шумопеленгования. Также результаты работы могут быть основой решения задачи оптимизации архитектуры вычислителей МК на ПЛИС или ASIC.

Литература

1. H.L. Van Trees. Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part IV, Optimum Array Processing. New York: Wiley, 2002.

2. Multipath DOA based MIMO beamforming receiver scheme for high-rate underwater acoustic communications. Tong Li, Feng Zhou, Lu Ma, Xinyu Liu, Muhammad Muzzammil. Applied Acoustics, vol 221, 2024, doi: 10.1016/j.apacoust.2024.109994

3. Zhou L. Underwater DOA estimation based on cross-correlation domain for relocating improved nested array. Lang Zhou, Kun Ye, Jie Qi, Shaohua Hong, Haixin Sun. Digital Signal Processing, vol. 128, 2022, doi: 10.1016/j.dsp.2022.103606

4. Baosheng, L. MIMO-OFDM for high-rate underwater acoustic communications. Baosheng Li, Milica Stojanovic. IEEE Journal of oceanic engineering, 2009

5. Chen K. A low complexity, high throughput DOA estimation chip design for adaptive beamforming. Electronics, 2020, 9, 641; doi:10.3390/electronics9040641.

6. Hussain A. FPGA-based hardware implementation of computationally efficient multi-source DOA estimation algorithms. IEEE access. 2017, volume XX, doi:10.1109/ACCESS.2019.2926335.

7. Assoa A.S. A scalable platform for single-snapshot direction of arrival (DOA) estimation in massive MIMO systems. LSVLSI, 2023, doi: 10.1145/3583781.3590212

8. Chen H. An efficient hardware accelerator for the MUSIC Algorithm / Electronics, 2019, 8, 511; doi:10.3390/electronics8050511.

9. ГОСТР 70916-2023 Блоки сложно-функциональные. Термины и определения. Национальный стандарт Российской федерации, 2023.

10. Блейхут Р. Быстрые алгоритмы цифровой обработки сигналов / Пер. с англ. М.: Мир, 1989. 448 с.

УДК 621.396.62

АЛГОРИТМ ВЕРОЯТНОСТНО-ОПТИМАЛЬНОГО СЛОЖЕНИЯ НЕКОГЕРЕНТНЫХ СИГНАЛОВ В УСЛОВИЯХ ЗАМИРАНИЙ

Егоров В.В., *д.т.н., с.н.с., главный научный сотрудник, АО «Российский институт мощного радиостроения»; заведующий кафедрой «Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения»*
Маслаков М.Л., *к.т.н., старший научный сотрудник, ООО «Специальный Технологический Центр»; доцент, «Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения», e-mail: maslakovml@gmail.com*

THE ALGORITHM FOR PROBABILISTIC-OPTIMAL ADDITION OF INCOHERENT SIGNALS UNDER FADING CONDITIONS

Egorov V.V., Maslakov M.L.

The fast algorithm for adding incoherent signals is proposed. Methods for implementing the proposed algorithm when adding two and four signals are considered. The results of simulation modeling of diversity reception systems in a channel with additive white noise and a fading channel are presented. It is shown that as a result of addition, the energy gain is probabilistic character.

Key words: signal-to-noise ratio, diversity reception algorithms, fading.

Ключевые слова: отношение сигнал/шум, алгоритмы пространственного разнесения замирания.

Предложен быстрый алгоритм сложения некогерентных сигналов. Рассмотрены способы реализации предложенного алгоритма при сложении двух и четырех сигналов. Представлены результаты имитационного моделирования систем разнесенного приема в канале с аддитивным белым шумом и канале с замираниями. Показано, что в результате сложения энергетический выигрыш носит вероятностный характер.

Введение

Одним из путей повышения качества радиосвязи в каналах с замираниями в условиях низких значений отношения сигнал/шум (ОСШ) является применение разнесенного приема сигналов [1, 2]. При этом различают несколько подходов: частотно-разнесенный прием; временной разнесенный прием; пространственно-разнесенный прием.

В первом случае осуществляют одновременную передачу на нескольких несущих частотах. Для этого может быть использован один или несколько передатчиков (при этом желательно поддержание тактовой синхронизации на передающей стороне). Величина частотного разнесения определяется занимаемой полосой сигнала, а также интервалом корреляции замираний по спектру [3]. В частности, в ДКМВ канале разнесение осуществляют на несколько кГц [4, 5]. К преимуществам такого подхода можно отнести устойчивость связи к воздействию сосредоточенных по спектру помех. В то же время очевидным недостатком является увеличение полосы частот, что приводит к усложнению аппаратной реализации как на передающей стороне, так и на приемной сторонах, а также к более острой проблеме электромагнитной совместимости радиосредств.

Второй подход является наиболее простым как с позиции аппаратной реализации, так и с позиции реализации алгоритмов цифровой обработки сигналов, и предполагает повторную передачу одних и тех же сигналов в разные моменты времени. При этом сложение может осуществляться как «на уровне обработки сигналов» [6], так и «на уровне дискретного канала» [2, 7]. Однако существенным недостатком является уменьшение скорости передачи данных.

Третий подход является наиболее популярным при реализации современных систем и нашел отражение в технологии MIMO (Multiple Input Multiple Output) [8, 9], а также в частных реализациях MISO (Multiple Input Single Output), SIMO (Single Input Multiple Output).

В рамках работы будет рассмотрен случай одной передающей и нескольких разнесенных в пространстве приемных антенн, находящихся друг от друга на расстоянии нескольких длин волн. В [2] отмечается, что желательно разнесение приемных антенн на расстояние до 8 длин волн с целью уменьшения корреляции.

Указанная технология успешно применяется, например, в СВЧ диапазоне [8]. Так актуальной является задача создания на наземных измерительных пунктах цифровых антенных полей, позволяющих наземным приемно-регистрирующим станциям работать с различными космическими аппаратами [10]. При этом для успешного приема сигналов от одного космического аппарата может быть использовано несколько отдельных небольших антенн, объединенных в единую цифровую антенную решетку [11].

Известны работы по применению данного подхода и в ДКМВ диапазоне [4, 12-14], где, однако, имеются определенные проблемы, в том числе связанные с нестационарностью среды распространения и сложной сигнально-помеховой обстановкой [12]. В работах [13, 14] показано, что использование нескольких антенн позволяет повысить скорость передачи данных. Можно заметить, что указанный «выигрыш» может быть обращен и в сторону повышения вероятности доведения сообщений.

Реализация сложения пространственно-разнесенного приема может осуществляться как исключительно программно, т.е. с применением методов цифровой обработки сигналов (ЦОС), так и программно-аппаратно, т.е. сочетая аппаратную реализацию для синфазного сложения сигналов и использование ЦОС для оценки «ка-

чества» получаемого результата, например, оценки ОСШ. Ряд известных реализаций, характерных для первого подхода, основаны, например, на получении оценки импульсной характеристики канала связи или комплексного коэффициента передачи [15] либо предварительной демодуляции принимаемых сигналов с последующей оптимизацией амплитудно-фазовых характеристик и получением оценок качества суммируемых сигналов. Второй подход (программно-аппаратный) при этом привлекателен тем, что не требует больших вычислительных ресурсов. В обоих случаях предполагается использование радиоприемного устройства (РПУ) с двумя или более каналами.

В данной работе рассмотрена задача повышения отношения сигнал/шум (ОСШ) при суммировании модулированных сигналов в условиях замирающего канала при пространственно-разнесенном приеме.

Синфазное сложение сигналов

Рассмотрим задачу сложения модулированных сигналов, принимаемых на две пространственно-разнесенные антенны. Обозначим передаваемый сигнал как $s(t)$.

Тогда, после прохождения сигнала по каналу с замираниями на входах двухканального приемника получим:

$$s_{1,2}(t) = \mathrm{Re}\left\{(s(t) + j\hat{s}(t))A_{1,2}(t)\exp(j\psi_{1,2}(t))\right\} + \xi_{1,2}(t), \quad (1)$$

где $\hat{s}(t)$ – сигнал сопряженный по Гильберту, $A_{1,2}(t)$, $\psi_{1,2}(t)$ – амплитуда и фаза принятого сигнала на соответствующем входе РПУ, $\xi_{1,2}(t)$ – аддитивные шумовые составляющие, представляющие собой нормальный процесс с дисперсией σ_ξ^2.

Для удобства рассуждений примем далее $A_1 = 1$, $A_2 = a$, $\psi_1 = 0$, $\psi_2 = \psi$. Тогда при $\sigma_\xi^2 = 0$ оптимальное сложение с точки зрения максимизации мощности суммарного сигнала достигается путем максимизации функционала:

$$\max_{\varphi}\left\{F(\varphi)\right\} = \max_{\varphi}\left\{\left\|s_1(t) + \mathrm{Re}\left\{x_2(t)\cdot\exp(j\varphi)\right\}\right\|^2\right\}, \quad (2)$$

где $x_2(t)$ – представление сигнала $s_2(t)$ в виде модели аналитического сигнала, т.е.

$$x_2(t) = s_2(t) + j\hat{s}_2(t). \quad (3)$$

Очевидно, что максимум (2) достигается при

$$\varphi = -\psi. \quad (4)$$

Если $\sigma_\xi^2 > 0$, то условие (4) изменится следующим образом:

$$\varphi \to -\psi \ при\ \sigma_\xi^2 \to 0. \quad (5)$$

Однако для максимизации ОСШ при $a \neq 1$ вместо функционала (2) необходимо максимизировать функционал вида

$$\max_{\varphi,\beta}\{F(\varphi,\beta)\} = \max_{\varphi,\beta}\{\| s_1(t) + \beta\,\mathrm{Re}\{x_2(t)\cdot\exp(j\varphi)\}\|^2\}, \quad (6)$$

где параметр $\beta \to A_2$.

Введение параметра β связано с «регулированием вклада» шумовой составляющей $\xi_2(t)$ на входе второго РПУ. Действительно, пусть $\varphi = \psi$. Тогда ОСШ суммарного сигнала определяется выражением:

$$SNR(\beta) = \frac{(A_1 + \beta A_2)^2 P_s}{2(\sigma_\xi^2 + (\beta\sigma_\xi)^2)} = \frac{(1+\beta a)^2 P_s}{2(\sigma_\xi^2 + (\beta\sigma_\xi)^2)}, \quad (7)$$

где P_s – мощность сигнала $s(t)$.

Максимум ОСШ достигается при $\beta = a$.

Алгоритм быстрого суммирования двух сигналов

Рассмотрим сложение сигналов $s_{1,2}(t)$, принятых от двух пространственно-разнесенных антенн. Для простоты рассуждений пока допустим, что $A_1 = 1, \quad A_2 = 1$. Начальная фаза второго сигнала является случайной равномерной величиной $\psi \in [-\pi;\pi]$.

Тогда при простом сложении двух таких сигналов

$$s_\Sigma(t) = s_{\{2+\}}(t) = s_1(t) + s_2(t). \quad (8)$$

в лучшем случае (при $\psi = 0$) будет достигнут максимум суммарной мощности и максимум ОСШ. В то же время при $\psi = \pi = -\pi$ суммарный сигнал будет представлять шум. В то же время максимум ОСШ можно достигнуть, если повернуть сигнал $s_2(t)$ на угол $\varphi = \pi$, что эквивалентно вычитанию в (8), т.е.

$$s_\Sigma(t) = s_{\{2-\}}(t) = s_1(t) - s_2(t). \quad (9)$$

В результате можно рассмотреть две гипотезы (варианта), получаемые при сложении и вычитании сигналов $s_{1,2}(t)$. При этом заметим, что даже при $\psi \neq 0, \pi$ можно достигнуть увеличения ОСШ суммарного сигнала $s_\Sigma(t)$, получаемого из (8) или (9), по сравнению с ОСШ для сигналов $s_{1,2}(t)$. Как следствие, задача сложения сводится к выбору «лучшей гипотезы», соответствующих случаям $\varphi = 0$ и $\varphi = \pi$.

Такой подход можно представить в виде блок-схемы, показанной на рисунке 1.

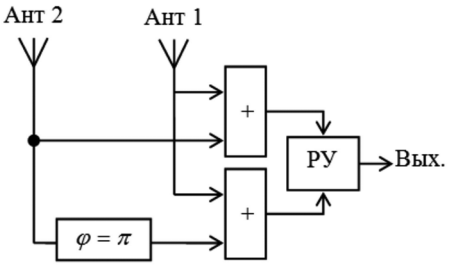


Рисунок 1. Реализация сложения 2-х сигналов с 2 гипотезами фазирования (здесь РУ – решающее устройство)

При реализации представленной схемы «худший» случай будет соответствовать сдвигу $\psi = \pm\pi/2$. В этом случае амплитуда суммарного сигнала будет равна $\sqrt{2}$ (утверждение верно, если передаваемый сигнал $s(t)$ был гармоническим).

Рассмотрим сложение сигналов $s_{1,2}(t)$, принятых от двух пространственно-разнесенных антенн, расширив количество гипотез до 4-х, а именно: $\varphi = 0, \pi, \pm\pi/2$. Соответствующая блок-схема такой реализации приведена на рисунке 2.

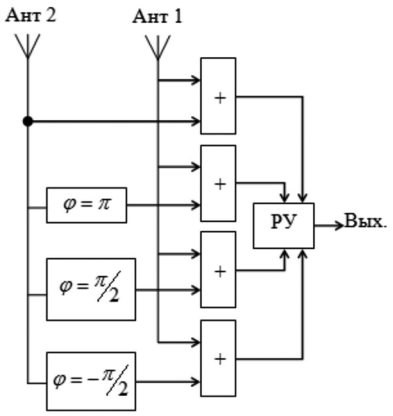


Рисунок 2. Реализация сложения 2-х сигналов с 4 гипотезами фазирования

Тогда «лучший» случай соответствует $\psi = 0, \pi, \pm\pi/2,$ а «худший» – $\psi = \pm\pi/4, \pm 3\pi/4.$

Таким образом «качество» получаемого результата при сложении носит вероятностных характер. На рисунке 3 представлены плотности распределения вероятностей увеличения мощности суммарного сигнала в результате сложения 2 сигналов при 2 и 4 гипотезах фазирования при условии отсутствия аддитивной шумовой составляющей.

Представленные плотности здесь и далее получены в результате численного эксперимента гистограммным методом на основе выборки объема $4 \cdot 10^5$.

Далее рассмотрим работу данного алгоритма в случае канала с аддитивным белым гауссовским шумом (АБГШ) и в канале с замираниями. ОСШ полагаем равным 10 дБ; замирания считаем релеевскими с параметром $\sigma = 1$ (см. подробнее [3, 12]). Увеличение ОСШ суммарного сигнала также носит вероятностный характер. На рисунке 4 представлены плотности распределения вероятностей увеличения ОСШ в результате сложения 2 сигналов при 2 и 4 гипотезах фазирования в канале АБГШ и канале с замираниями.

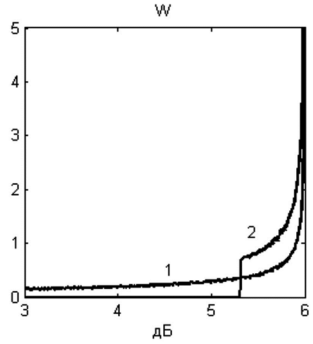


Рисунок 3. Плотности распределения вероятностей увеличения мощности в результате сложения 2-х сигналов при 2 (кривая 1) и 4 (кривая 2) гипотезах фазирования

Очевидно, что эффективность работы сложения сигналов для случая канала АБГШ значительно выше. Однако можно обратить внимание на относительно небольшую «вторую моду» в полученных плотностях для случая канала АБГШ (рисунок 4, *а*, *в*). Дело в том, что полагая форму принимаемого сигнала неизвестной, выбор в пользу определенной гипотезы осуществлялся по максимуму суммарной мощности суммарного сигнала. В результате в условиях наличия шумовой составляющей существует ненулевая вероятность выбора «ложной» гипотезы $P_{ложс}$. Соответствующие вероятности в зависимости от ОСШ в канале приведены на рисунке 5.

Из анализа результатов, представленных рисунках 4, 5, видно, что указанная ошибка не вносит существенного вклада в итоговый результат.

На рисунке 6 приведена вероятность увеличения ОСШ на X дБ в результате сложения предложенным алгоритмом. Для случая канала с замираниями увеличение ОСШ оценивается относительно максимального ОСШ из двух принятых сигналов $s_{1,2}(t)$.

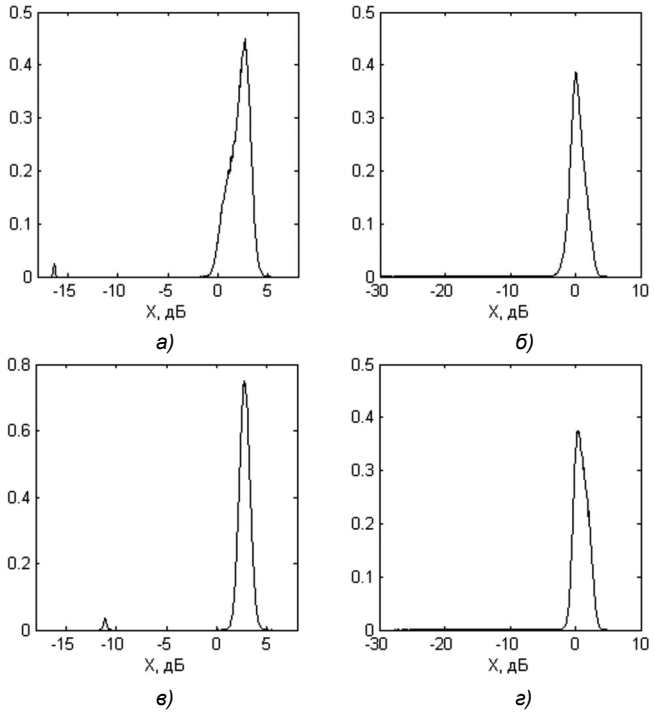


Рисунок 4. Плотности распределения вероятностей выигрыша ОСШ в результате сложения 2-х сигналов: 2 гипотезы, канал АБГШ (а); 2 гипотезы, канал с замираниями (б); 4 гипотезы, канал АБГШ (в); 4 гипотезы, канал с замираниями (г)

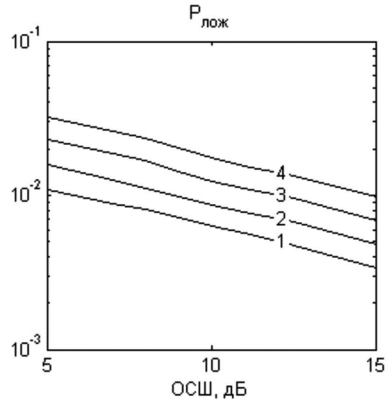


Рисунок 5. Вероятность выбора ложной гипотезы при сложении: 1 – 2 гипотезы, канал АБГШ; 2 – 2 гипотезы, канал с замираниями; 3 – гипотезы, канал АБГШ; 4 – 4 гипотезы, канал с замираниями

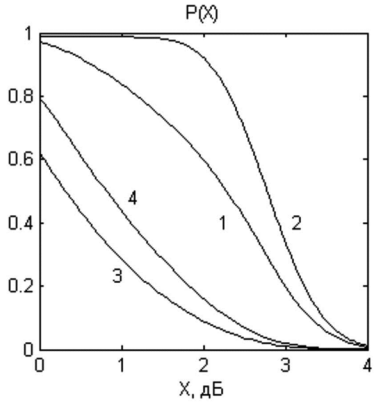


Рисунок 6. Вероятность увеличения ОСШ на X дБ при сложении 2-х сигналов: 1 – при 2 гипотезах фазирования, канал АБГШ; 2 – при 4 гипотезах фазирования, канал АБГШ; 3 – при 2 гипотезах фазирования, канал с замираниями; 4 – при 4 гипотезах фазирования, канал с замираниями

Алгоритм быстрого суммирования четырех сигналов

Применим рассмотренный алгоритм для сложения четырех сигналов, принятых от четырех пространственно-разнесенных антенн. Тогда начальные фазы сигналов $s_{2,3,4}(t)$ относительное начальной фазы $s_1(t)$ можно также полагать равномерными случайными величинами $\psi_{2,3,4} \in [-\pi;\pi]$.

Пусть будем менять фазы сигналов $s_{2,3,4}(t)$ на угол $\varphi = 0$ или π, что эквивалентно умножению соответствующих сигналов на 1 или -1. В этом случае существует $M_1 = 2^3 = 8$ вариантов соответствующих гипотез суммарного сигнала, а именно:

$$s_\Sigma(t) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ s_3(t) \\ s_4(t) \end{pmatrix}. \qquad (10)$$

Далее, для удобства, данный вариант реализации для сложения 4-х сигналов при 8 гипотезах будем называть способ 1.

Расширив число возможных поворотов до 4-х $\varphi = 0, \pi, \pm\frac{\pi}{2}$, по аналогии со сложением двух сигналов, получаем, что существует $M_2 = 4^3 = 64$ варианта соответствующих гипотез суммарного сигнала. Далее данный вариант реализации будем называть - способ 2. Выражение, аналогичное (10), в связи с громоздкостью в работе не приведено.

Для уменьшения числа гипотез и достижения близкого «качества» сложения сигналов возможен следующий подход, основанный на результате, представленном для случая в сигналов и показанный в виде блок-схемы на рисунке 7.

Каждое устройство сложения с 4 гипотезами представляет собой реализацию, представленную на рисунке 2. В результате требуется рассмотреть всего $M_3 = 3 \cdot 4 = 12$ вариантов соответствующих гипотез суммарного сигнала. Приведенный вариант реализации сложения 4-х сигналов будем называть способ 3. При этом выбор оптимальной гипотезы в каждом из виртуальных каналов 1,2 (рисунок 7) и последующий выбор оптимального решения в третьем устройстве сложения с 4 гипотезами практически полностью «покрывает» все возможные гипотезы для случая способа 2.



Рисунок 7. Упрощенная реализация сложения 4-х сигналов

Кроме того, благодаря меньшему числу гипотез вероятность выбора ложной гипотезы $P_{ложж}$ значительно меньше по сравнению со способами 1,2. Причем, если для способа 2 данный результат очевиден, т.к. $M_2 > M_3$, то в случае способа 1 это объясняется следующим - в каждом из устройств сложения (рисунок 4) рассматриваются всего 4 гипотезы, и соответствующая вероятность $P_{ложж}$ невысока. Сказанное демонстрируется на рисунке 8.

Рассмотрим эффективность рассмотренных способов. На рисунке 9 представлены плотности распределения вероятностей увеличения мощности суммарного сигнала в результате сложения 4 сигналов способами 1 – 3 при условии отсутствия аддитивной шумовой составляющей.

На рисунках 10 – 12 представлены плотности распределения вероятностей увеличения ОСШ в результате сложения 4 сигналов способами 1 – 3 для случаев канала АБГШ и канала с замираниями. Как и ранее полагаем ОСШ 10 дБ; замирания по закону Релея.

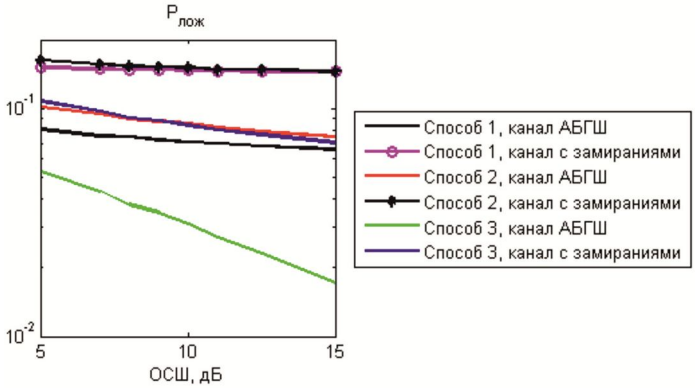


Рисунок 8. Вероятность выбора ложной гипотезы при сложении 4 сигналов

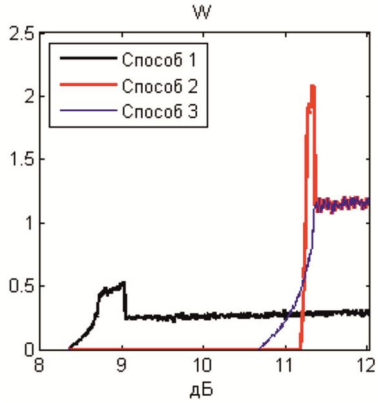
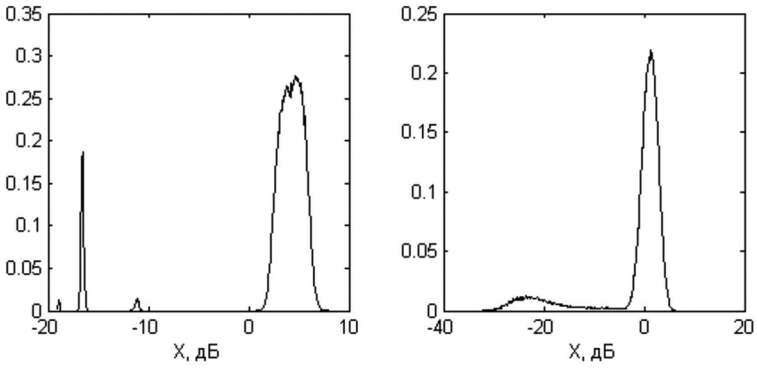
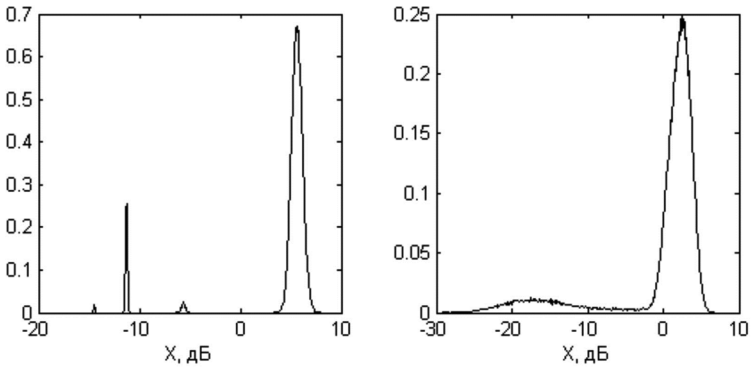


Рисунок 9. Плотности распределения вероятностей увеличения мощности в результате сложения четырех сигналов способами 1–3



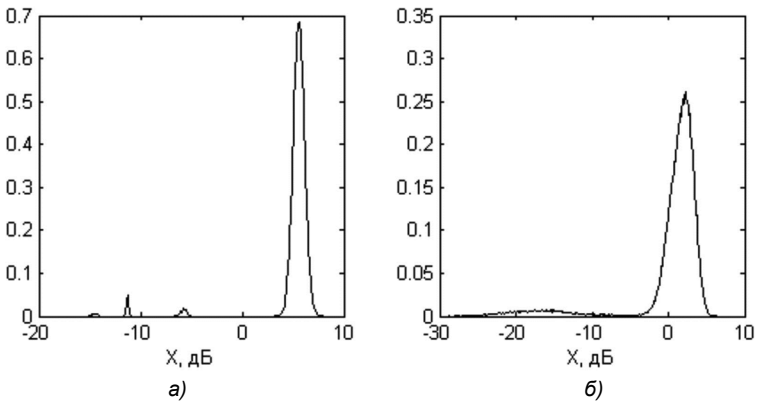
а) *б)*

Рисунок 10. Плотности распределения вероятностей выигрыша ОСШ в результате сложения четырех сигналов для способа 1, канал АБГШ (а); канал с замираниями (б)



а) *б)*

Рисунок 11. Плотности распределения вероятностей выигрыша ОСШ в результате сложения четырех сигналов для способа 2, канал АБГШ (а); канал с замираниями (б)



а) *б)*

Рисунок 12. Плотности распределения вероятностей выигрыша ОСШ в результате сложения четырех сигналов для способа 3, канал АБГШ (а); канал с замираниями (б)

Вероятности увеличения ОСШ на X дБ в результате сложения способами 1 – 3 приведены на рисунке 13.

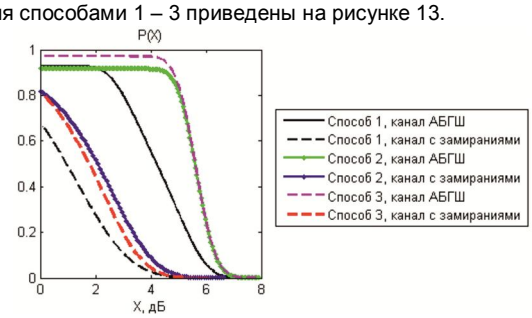


Рисунок 13. Вероятность увеличения ОСШ на X дБ при сложении 4-х сигналов способами 1 – 3

О выборе коэффициента β

Как отмечалось, наиболее важная и сложная задача при реализации сложения двух сигналов (не только для предложенных в работе алгоритмов) является выбор параметра β. Наиболее определяющую роль он приобретает при сложении сигналов, принятых из канала с замираниями. Роль данного параметра демонстрируется на рисунке 14.

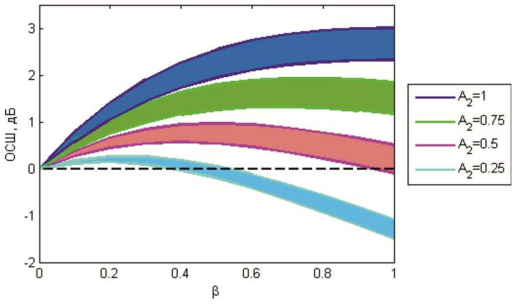


Рисунок 14. Зависимости увеличения ОСШ суммарного сигнала от коэффициента β

На рисунке 14 приведены возможные области значений ОСШ в случае применения предложенного авторами алгоритма сложения двух сигналов с четырьмя гипотезами. Верхняя граница каждой из областей соответствует когерентному синфазному сложению, нижняя – сдвигу $\psi = \frac{\pi}{4}$. При этом полагаем, что амплитуда первого сигнала равна «условной единице» (т.е. $A_1 = 1$), а амплитуда второго равна, либо меньше, т.е. $A_2 \le A_1$. Подобный случай был рассмотрен в работе [6].

Как видно ошибочный выбор параметра β может привести к уменьшению ОСШ суммарного сигнала.

Для выбора β требуется проведение дополнительного статистического анализа. Решение данной задачи не рассматривается в рамках данной статьи. Отметим, что данная задача значительно упрощается в условиях известного вида модуляции принимаемых сигналов, однако может быть решена и для априори неизвестных сигналов.

Заключение

В работе предложен быстрый алгоритм вероятностно-оптимального сложения модулированных сигналов при пространственно-разнесенный приеме, в том числе в условиях замирающего канала. Предложенные алгоритмы сложения не требуют большого объема вычислений. При этом повышение отношения сигнал/шум (ОСШ) при суммировании носит вероятностный характер.

Алгоритмы не требуют существенной переработки устройств приема, а также не предъявляют требований к дополнительной обработке сигналов, например, компенсации фазовых искажений сигналов, принимаемых разными ветвями разнесения.

Число ветвей разнесения может варьироваться от 2 до 4, а при необходимости легко может быть увеличено до 8 при незначительном увеличении в сложности реализации, если применить упрощенную реализацию по аналогии с 4-я приемными антеннами. Как было показано выше, количество рассматриваемых гипотез для способа 3 в случае 4-х антенн составило 12. Поступив аналогично в случае 8 антенн, потребуется рассмотреть всего 28 гипотез, что меньше полного перебора для 4 антенн. При этом можно отметить, что потенциально существует возможность адаптивного выбора числа складываемых сигналов.

Литература

1. Васильев К.К., Глушков В.А., Дормидонтов А.В., Нестеренко А.Г. Теория электрической связи. Ульяновск: УлГТУ, 2008.

2. Филиппов Б. И. Теория электрической связи. Новосибирск: Веди, 2011.

3. Рекомендация МСЭ-R P.1057-6. Распределения вероятностей, представляющие интерес для моделирования распространения радиоволн. Aug, 2019.

4. Копысов А.Н., Климов И.З., Тюлькин М.В. Исследование алгоритмов разнесенного приема частотно-вре-менных сигналов декаметрового диапазона. Интеллектуальные системы в производстве. № 2. 2010. С.9-16.

5. Johnson E.E., Koski E., Furman W.N., Jorgenson M., Nieto J. Third-Generation and Wideband HF Radio Communications. Artech House, 2013.

6. Ермолаев В.Т., Морозов К.А., Солоницына А.А. Разнесённый приём на основе корреляционной обработки сигналов. Известия вузов. Радиофизика. № 12. 2017. С. 1109-1116.

7. Шагарова А.А. Методы разнесенного приема в системах подвижной связи. Вестник Ульяновского Государственного технического университета. № 2. 2010. С. 58-61.

8. Бакулин М.Г., Варукина Л.А., Крейнделин В.Б. Технология MIMO: принципы и алгоритмы. М.: Горячая линия-Телеком, 2014.

9. Коняева О.С. Исследование и разработка алгоритмов приема дискретных сообщений при использовании технологии MIMO в каналах с памятью. Дис. на соиск. канд. техн. наук. «Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики», Самара, 2017. 137 с.

10. Ватутин С.И., Козин П.А. Синхронное сложение сигналов антенн в комплексе телеметрических средств. Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы. Т. 9. № 3. 2022. С. 36-47.

11. Ватутин С.И. Синхронное сложение сигналов антенн со сдвигом импульсов дискретизации в идеализи-рованном режиме сопровождения космического аппарата по целеуказаниям. Ракетно-космическое приборо-строение и информационные системы. Т. 7. № 4. 2020. С. 22-37.

12. Зачатейский Д.Е., Землянов И.С., Кузнецов Д.И., Юрев А.Н. Применение технических средств группировки кораблей для организации пространственно разнесенного радиоприема. Техника радиосвязи. № 2. 2018. С. 7-17.

13. Шадрин Б.Г., Дворянчиков В.А., Боганков Б.С. Метод повышения скорости передачи данных в системах КВ-радиосвязи и его реализация (часть 1). Техника радиосвязи. № 4. 2020. С. 7-22.

14. Шадрин Б.Г., Дворянчиков В.А., Боганков Б.С. Зачатейский Д.Е. Метод повышения скорости передачи данных в системах КВ-радиосвязи и его реализация (часть 2). Техника радиосвязи. № 3. 2023. С. 21-35.

15. Фаустов И.С., Токарев А.Б., Козьмин А.В. Реализация разнесенного приема при радиоконтроле частотно-модулированных сигналов. Радиотехника. № 7. 2024. С. 26-30.

УДК 621.396.667

ВЫБОР АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ЦИФРОВОЙ АНТЕННОЙ РЕШЕТКИ НАЗЕМНОЙ АППАРАТУРЫ СИСТЕМ ГЛОБАЛЬНОЙ СПУТНИКОВОЙ НАВИГАЦИИ

Джиган В.И., ***д.т.н., главный научный сотрудник отдела проблем проектирования в микроэлектронике Национального исследовательского центра «Курчатовский институт» и профессор Института микроприборов и систем управления Национального исследовательского университета «Московский институт электронной техники», г. Москва, e-mail: dzhigan_vi@nrcki.ru***

SELECTION OF ADAPTIVE ALGORITHM FOR DIGITAL ANTENNA ARRAY OF LAND-BASED EQUIPMENT FOR GLOBAL SATELLITE NAVIGATION SYSTEMS

Djigan V.I.

This paper considers a technique for assessing the possibility of the receiving signals from the Global Navigation Satellite Systems (GNSS) using the Adaptive Antenna Arrays (AAA) as the antennas in the ground-based equipment. This technique is based on assessing the Signal-to-Noise Ratio (SNR) at the AAA output in its steady state. The SNR is assessed with a uniform discrete step over the entire set of the angles of the possible positions of the informational signal source (satellite) around the AAA. Based on these assessments, a map is formed showing the areas in the directions of which the reception of the satellite signals is possible or impossible. The simulation has demonstrated, that such reception is possible in the directions where, according to international standards, the SNR value of at least –20 dB is ensured at the output of the antenna or the AAA in use. The technique is demonstrated using the examples of two the AAA widely used in the ground-based equipment for the modern GNSS: a Side Lobe Canceller and an AAA with a Linear Constraint of the radiation pattern. The simulation has demonstrated that when using a rectangular equidistant AAA with eight wide-beam antennas, after the suppressing of the signals from 7 interference sources, the satellite signals can be received from approximately 30 % of the directions of the surrounding space (in the vicinity of the zenith). This value is approximately 10 % greater than that of the AAA before the adaptation. If such estimates are made only for the upper hemisphere of space, these values are doubled. In the experiment, both considered the AAA demonstrate approximately the same efficiency in terms of interference suppression and reception of information signals, although their radiation patterns in the steady state differ somewhat. For the AAA of other configurations and when operating in other interference environments, these estimates may differ and have different numerical values. Using the proposed technique, these estimates can be easily obtained for the desired operating conditions of the receiving AAA. The paper also presents the architectures and the computational procedures for calculation the weighs and the output signal of the considered AAA. These procedures are based on the use of the Recursive Least Squares algorithm for the adaptive filtering of the signals.

Key words: Adaptive Antenna Array, Global Navigation Satellite Systems, Side Lobe Canceller, Liner Constraint, Signal-to-Noise Ratio, Recursive Least Squares.

Ключевые слова: адаптивная антенная решетка, глобальные навигационные спутниковые системы, компенсатор боковых лепестков, линейное ограничение, отношение сигнал/шум, рекурсивный алгоритм по критерию наименьших квадратов.

Рассмотрена методика оценки возможности приема сигналов глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС) при использовании адаптивных антенных решеток (ААР) в качестве антенн наземной аппаратуры. Данная методика базируется на оценке отношения сигнал/шум (ОСШ) на выходе ААР в её установившемся состоянии. ОСШ оценивается с равномерным дискретным шагом на всем множестве углов возможного положения источника информационного сигнала (спутника) вокруг ААР. По этим оценкам формируется карта, обозначающая области, в направлениях которых прием спутниковых сигналов возможен или невозможен. Этот прием возможен в направлениях, где согласно международным стандартам, на выходе используемой антенны или ААР, т.е. входе радиоприемника, обеспечивается значение ОСШ не хуже –20 дБ. Методика демонстрируется на примерах моделирования двух ААР, широко используемых в наземном оборудовании современных ГНСС: компенсатора боковых лепестков и ААР с линейным ограничением диаграммы направленности. Моделирование показало, что при использовании прямоугольной эквидистантой ААР с восьмью антеннами с широкими диаграммами направленности после подавления сигналов 7 источников помех, спутниковые сигналы могут быть приняты примерно с 30 % направлений окружающего пространства (в окрестности зенита). Это значение примерно на 10 % больше, чем у ААР до адаптации. Если такие оценки проводить только для верхней полусферы пространства, то данные значения удваиваются. В эксперименте обе ААР демонстрируют примерно одинаковую эффективность с точки зрения подавления помех и приема информационных сигналов, хотя их диаграммы направленности в установившемся состоянии несколько различаются. Для ААР других конфигураций и при работе в других помеховых обстановках полученные оценки могут различаться и быть другими по численным значениям. Используя предложенную методику, эти оценки легко получить для интересуемых условий функционирования приемной ААР. В работе также представлены структуры ААР и процедуры вычисления весовых коэффициентов и выходного сигнала этих ААР. Эти процедуры базируются на использовании рекурсивного алгоритма адаптивной фильтрации сигналов по критерию наименьших квадратов.

Введение

Возможность определения местоположения объектов различного назначения на планете Земля сегодня широко используется в жизнедеятельности современных людей благодаря наличию и успешному функционированию глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС) [1, 2]. Эта возможность позволяет определять свое местоположение пользователям смартфонов, наземным транспортным средствам, воздушным лайнерам и морским судам. Она также позволяет создавать беспилотные транспортные средства, широко используемые сегодня не только в промышленности, но и в сфере предоставления различных потребительских услуг, таких как, например, доставка корреспонденции или товаров. Для реализации перечисленных и многих других технологических решений, исполь-

зующих услуги ГНСС, требуется иметь возможность принимать сигналы этой системы, что осуществляется с помощью радиоприемников таких сигналов.

С помощью антенн с широкими диаграммами направленности (ДН), эти радиоприемники [3, 4] способны принимать сигналы от навигационных спутников при отношении сигнал/шум (ОСШ) на входе радиоприемника не хуже –20 дБ. Поскольку такие сигналы маскируются тепловыми шумами радиоприёмника, то для выделения этих сигналов используется корреляционная обработка. В большинстве ГНСС в качестве информационных сигналов используются псевдослучайные последовательности [5, 6]. Если на входе радиоприемника $\text{ОСШ} < -20$ дБ, то корректная обработка спутниковых сигналов не гарантируется и, как следствие, не гарантируется получение правильного решения задачи определения местоположения пользователя навигационного радиоприемника.

Сегодня качестве антенн наземных радиоприемников сигналов ГНСС часто используются антенные решетки (АР) [7 – 11], которые могут быть также адаптивными [12 – 18]. Адаптивные АР (ААР) позволяют защищать радиоприемники от естественных или преднамеренных помех, которые возникают из-за работы различного радиоэлектронного оборудования, использующего тот же диапазон частот, что и оборудование ГНСС. Поскольку внешние помехи также являются шумами, то ААР должны обеспечивать такое подавление помех, чтобы на выходе ААР отношение сигнал шум + помеха (ОСШП) было не хуже –20 дБ [19 – 21]. Ключевой технологией, на которой основана работа ААР, является адаптивная обработка сигналов [22 – 28].

Однако при использовании ААР в качестве антенны, нужно помнить, что любая ААР не только подавляет помехи, что является безусловным требованием для корректной работы радиоприемника сигналов ГНСС, но и усиливает шумы, которые создаются в радиочастотных (РЧ) цепях приёмников каналов решетки. Это происходит из-за того, что на выходе ААР эти шумы складываются с весовыми коэффициентами, вычисляемыми в процессе подавления сигналов помех, хотя это сложение и не является когерентным. Из-за этого выходное ОСШП ААР может оказаться меньше –20 дБ, даже если в установившемся состоянии помехи полностью подавлены. По этой причине необходима методика оценки возможности приема информационных сигналов ГНСС при использовании ААР в качестве приемной антенны.

Известно, что для решения навигационной задачи необходимо принимать сигналы не менее чем от 4 спутников [1]. Согласно [4], в любом месте на Земле и в любое время суток в зоне прямой видимости находится от 5 до 15 спутников системы глобального позиционирования (Global Position System, GPS). Спутники других систем ГНСС [1] также могут быть видны и одновременно использованы для решения этой задачи. Однако не все сигналы видимых спутников могут удовлетворять условию $\text{ОСШП} \geq -20$ дБ в установившемся состоянии ААР, так как не все из них принимаются в пределах главного лепестка её ДН. Поэтому для оценки возможности приема сигналов ГНСС в конкретной сигнальной и помеховой обстановке приходится выполнить моделирование работы ААР. Однако такое моделирование может потребовать больших временных затрат, если интересует такая оценка для разного числа спутников и разного их пространственного положения.

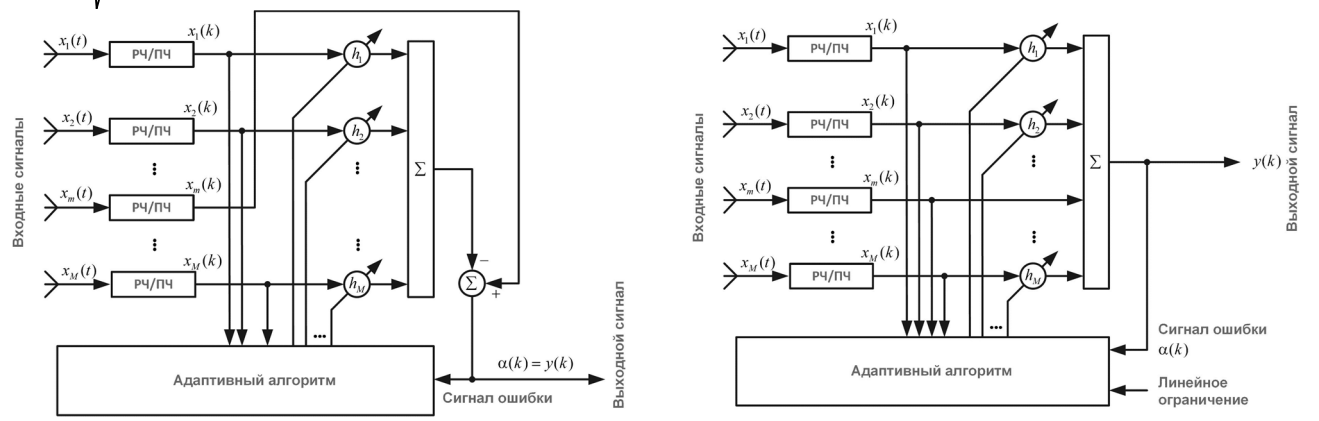
В тоже время, поскольку сигналы спутников скрыты шумами радиоприемников ААР, то число и угловое положение их источников на работу ААР не влияют. В связи с этим, в настоящей работе предлагается не моделировать ААР при разных угловых положениях спутников, а выполнить однократное моделирование в интересуемой помеховой обстановке. После этого, используя полученные в результате адаптации весовые коэффициенты ААР её в установившемся состоянии и один из источников спутниковых сигналов, который с заданным дискретом углов последовательно перемещается по всему интересующему пространству (аналогично расчету ДН), можно рассчитать значения ОСШ в дискретных точках этого пространства и разграничить области, где $\text{ОСШ} < -20$ дБ и где $\text{ОСШ} \geq -20$ дБ. Построенная таком образом «карта» позволяет оценить вероятность приема спутниковых сигналов в заданной помеховой обстановке как отношение площади такой карты с $\text{ОСШ} \geq -20$ дБ ко всей её площади.

Описание и демонстрация этой методики являются целями настоящей работы. Демонстрация осуществляется путем моделирования двух широко используемых на практике разновидностей ААР, таких как компенсатор боковых лепестков (Side Lobe Canceller, SLC) и ААР с линейным ограничением (Linearly Constrained, LC) ДН.

В следующих разделах данной статьи приводятся общие структуры рассматриваемых ААР; описываются адаптивные рекурсивные алгоритмы по критерию наименьших квадратов (Recursive Least Squares, RLS), используемые для расчета весовых коэффициентов ААР и её выходного сигнала; а также описывается предлагаемая методика и обсуждаются результаты моделирования.

Адаптивные алгоритмы

На рисунке 1, *а* приведена структура SLC ААР. В ней могут быть использованы любые известные алгоритмы адаптивной фильтрации [22 – 28] для расчета весовых коэффициентов ААР $h_n(k)\big|_{n=1:M,\, n\neq m}$. Непрерывные входные сигналы ААР $x_n(t)\big|_{n=1:M}$ принимаются антеннами, фильтруются в соответствии с полосой частот информационного сигнала, усиливаются аналоговыми радиочастотными (РЧ) узлами радиоприемников каналов решетки, понижаются до нулевой промежуточной частоты с помощью преобразователей частоты (ПЧ) и затем преобразуются в дискретную форму $x_n(k)\big|_{n=1:M}$ для дальнейшей обработки. Здесь t – это непрерывное время, M – число каналов (антенн) ААР, а k – номер дискретного отсчёта принятого сигнала. Один из сигналов ААР используется в качестве требуемого сигнала адаптивного алгоритма $d(k) = x_m(k)$.



а) компенсатор боковых лепестков *б) с линейным ограничением*

Рисунок 1. Общая структура ААР

В [29] показано, что SLC можно также рассматривать как LC ААР, см. рисунок 1, *б*, с ограничением весового коэффициента выбранного m -го канала как $h_m(k)=1.$ Для этого используется линейное ограничение

$$\mathbf{c}_M^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_M(k)=1, \tag{1}$$

где

$$\mathbf{c}_M=\left[0,0,\ldots,0,1,0,\ldots,0\right]^{\mathrm{T}}. \tag{2}$$

Здесь ненулевой элемент вектора $\mathbf{c}_M$ находится в указанной выше m -й позиции. При использовании (1) и (2), структура ААР, рисунке 1, *б*, математически эквивалента структуре ААР, рисунок 1, *а*.

В статье, нижние индексы, используемые в обозначении векторов, указывают на число элементов в этих векторах. Аналогичные обозначения в квадратных матрицах (только такие матрицы рассматриваются в настоящей статье) указывают на число элементов этих матриц, равных квадрату численного значения данных индексов.

ААР, рисунок 1, *б*, может быть также использована совместно с адаптивными алгоритмами, в которых на ДН ААР накладывается линейное ограничение вида

$$\mathbf{c}_M^{\mathrm{H}}\mathbf{h}_M(k)=F(\theta_{\mathrm{c}},\phi_{\mathrm{c}})M, \tag{3}$$

где

$$\mathbf{c}_M=F(\theta_{\mathrm{c}},\phi_{\mathrm{c}})\left[e^{i\psi_1},e^{i\psi_2},\ldots,e^{i\psi_m},\ldots,e^{i\psi_M}\right]^{\mathrm{T}}. \tag{4}$$

Здесь сферические углы θ_{c}, ϕ_{c}, [7 – 11] определяют направление ограничения ДН, $F(\theta_{\mathrm{c}},\phi_{\mathrm{c}})$ – значение ДН антенн ААР в направлении этого ограничения. Значения ψ_m представляют собой пространственные набеги фаз от источника сигнала, расположенного в направлении θ_{c}, ϕ_{c}, до каждой антенны. Эти значения определяются как

$$\psi_m=\frac{2\pi}{\lambda}(z_{m_z}\cos\theta_{\mathrm{c}}+y_{m_y}\sin\varphi_{\mathrm{c}}\sin\theta_{\mathrm{c}}+x_{m_x}\cos\varphi_{\mathrm{c}}\sin\theta_{\mathrm{c}}), \tag{5}$$

где m_z, m_y и m_x – это декартовые координаты m -й антенны относительно фазового центра ААР, совпадающего с началом координат.

В настоящей работе предполагается, что ААР является плоской, все её антенны идентичны и одинаково расположены так, что максимумы их ДН ориентированы по нормали к плоскости решетки. Если рассматривается конформная АР или ДН её антенн разные, то (3) и (4) должны быть скорректированы соответствующим образом. Для плоской ААР, расположенной в одной из трех плоскостей декартовой системы координат, совпадающей с её осями, одно из слагаемых в (5) становится нулевым. Если ААР располагается горизонтально, т.е. в плоскости xy, то $z_{m_z}\cos\theta_{\mathrm{c}}=0,$ так как в этом случае $z_{m_z}=0.$ ААР наземных радиоприемников ГНСС обычно устанавливаются в горизонтальной плоскости. В этом случае направление ограничения ДН задается как $\theta_{\mathrm{c}}=0°,\ \phi_{\mathrm{c}}=0°.$ Эти углы также определяют начальное направление луча обеих рассматриваемых ААР.

Таким образом, ААР, рисунок 1, представляют собой АР с цифровым формированием луча [30 – 35]. Малоэлементные ААР с цифровым формированием луча сегодня широко используются в наземных радиоприемниках ГНСС благодаря наличию современной микроэлектронной элементной базы [36 – 40], используемой для разработки и изготовления таких решеток. Для расчёта весовых коэффициентов рассматриваемых ААР используются алгоритмы адаптивной фильтрации сигналов, которые могут быть найдены в [22 – 28]. Эти алгоритмы также включают в себя вычисление выходного сигнала ААР. Среди них наиболее эффективными являются RLS-алгоритмы. Вычислительные процедуры таких алгоритмов для рассматриваемых ААР приведены в таблице 1 и в таблице 2. Как уже отмечалось, при использовании (1) и (2) в таблице. 2, этот адаптивный алгоритм становится эквивалентным алгоритму таблицы 1, а ААР на рисунке 1, *б* – эквивалентной ААР на рисунке 1, *а*. В таблице 1 размер векторов и матриц, равный $M-1,$ обусловлен исключением из этих объектов элементов выделенного канала ААР с номером m.

В таблицах 1 и 2, $\mathbf{h}_M(k)$ – это вектор весовых коэффициентов ААР, $\mathbf{x}_M(k)$ – вектор дискретных входных сигналов ААР, $\mathbf{R}_M(k)$ – корреляционная матрица этих сигналов, δ^2 – параметр регуляризации этой матрицы, λ – параметр забывания. Приведенные RLS-алгоритмы базируются на лемме об обращении матрицы, которая используется для обращения корреляционной матрицы. Детали других адаптивных алгоритмов доступны в [22 – 28].

Таблица 1. SLC AAP, RLS-алгоритм

Вычисления	Ссылки
Инициализация : $\mathbf{h}_{M-1}(0)=\mathbf{c}_{M-1}, \left[\mathbf{R}_{M-1}(0)\right]^{-1}=\delta^{-2}\mathbf{I}_{M-1}$, $h_m(0)=1,\ n=1:M,\ n\neq m$	(1.0)
For $k=1,2,\ldots,K$	
$\mathbf{x}_M(k)=\left[x_1(k), x_2(k),\ldots, x_m(k),\ldots, x_M(k)\right]^{\mathrm{T}}$	(1.1)
$y(k)=\alpha(k)=d(k)-y'(k)=h_m^*(k-1)x_m(k)-\mathbf{h}_{M-1}^{\mathrm{H}}(k-1)\,\mathbf{x}_{M-1}(k)$	(1.2)
$\mathbf{g}_{M-1}(k)=\dfrac{\mathbf{R}_{M-1}^{-1}(k-1)\mathbf{x}_{M-1}(k)}{\lambda+\mathbf{x}_{M-1}^{\mathrm{H}}(k)\mathbf{R}_{M-1}^{-1}(k-1)\mathbf{x}_{M-1}(k)}$	(1.3)
$\mathbf{R}_{M-1}^{-1}(k)=\lambda^{-1}\left[\mathbf{R}_{M-1}^{-1}(k-1)-\mathbf{g}_{M-1}(k)\mathbf{x}_{M-1}^{\mathrm{H}}(k)\mathbf{R}_{M-1}^{-1}(k-1)\right]$	(1.4)
$\mathbf{h}_{M-1}(k)=\mathbf{h}_{M-1}(k-1)+\mathbf{g}_{M-1}(k)\alpha^*(k)$	(1.5)
End	

Таблица 2. LC AAP, RLS-алгоритм

Вычисления	Ссылки
Инициализация : $\mathbf{q}_M(0)=\mathbf{c}_M\left[\mathbf{c}_M^{\mathrm{H}}\mathbf{c}_M\right]^{-1}$, $\mathbf{h}_M(0)=\mathbf{q}_M(0)\,f$, $\left[\mathbf{R}_M(0)\right]^{-1}=\delta^{-2}\mathbf{I}_M$	(2.0)
For $k=1,2,\ldots,K$	
$\mathbf{x}_M(k)=\left[x_1(k), x_2(k),\ldots, x_m(k),\ldots, x_M(k)\right]^{\mathrm{T}}$	(2.1)
$y(k)=\mathbf{h}_M^{\mathrm{H}}(k-1)\,\mathbf{x}_M(k)$	(2.2)
$\mathbf{g}_M(k)=\dfrac{\mathbf{R}_M^{-1}(k-1)\mathbf{x}_M(k)}{\lambda+\mathbf{x}_M^{\mathrm{H}}(k)\mathbf{R}_M^{-1}(k-1)\mathbf{x}_M(k)}$	(2.3)
$\mathbf{R}_M^{-1}(k)=\lambda^{-1}\left[\mathbf{R}_M^{-1}(k-1)-\mathbf{g}_M(k)\mathbf{x}_M^{\mathrm{H}}(k)\mathbf{R}_M^{-1}(k-1)\right]$	(2.4)
$\nu(k)=\mathbf{c}_M^{\mathrm{H}}\mathbf{g}_M(k)$	(2.5)
$\upsilon^*(k)=\mathbf{x}_M^{\mathrm{H}}(k)\mathbf{q}_M(k-1)$	(2.6)
$\mathbf{q}'_M(k)=\left[\mathbf{q}_M(k-1)-\mathbf{g}_M(k)\upsilon^*(k)\right]\left[1+\dfrac{\nu(k)\upsilon^*(k)}{1-\upsilon^*\nu(k)}\right]$	(2.7)
$\mathbf{q}'_M(k)=\mathbf{q}'_M(k)+\mathbf{q}_M(0)\left[1-\mathbf{c}_M^{\mathrm{H}}\mathbf{q}'_M(k)\right]$	(2.8)
$\alpha(k)=-y(k)$	(2.9)
$\mathbf{h}'_M(k)=\mathbf{h}_M(k-1)+\mathbf{g}_M(k)\alpha^*(k)$	(2.10)
$\mathbf{h}_M(k)=\mathbf{h}'_M(k)+\mathbf{q}_M(k)\left[f-\mathbf{c}_M^{\mathrm{H}}\mathbf{h}'_M(k)\right]$	(2.11)
End	

При проектировании ААР для использования в наземном оборудовании ГНСС обычно изначально неясно, какая структура ААР и какой алгоритм расчета её весовых коэффициентов лучше. Действительно, обе рассматриваемых или других ААР, антенны которых расположены в одной плоскости, способны подавлять сигналы помех, если число их источников меньше M [12 – 18]. Это обязательное требование, обеспечивающее работу наземных радиоприемников ГНСС, поскольку подавление помех должно обеспечивать в установившемся состоянии ОСШП ≥ -20 дБ. При этом, ААР должна обеспечивать прием сигналов, как минимум от 4 спутников, находящихся в разных направлениях, часто не совпадающих с направлением главного лепестка ДН ААР. Для этого в таких направлениях ДН ААР должна иметь определённый уровень.

Однако SLC ААР не контролирует ДН ни в одном из направлений, кроме направлений на источники помех. Это означает, что ОСШП ≥ -20 дБ в каких-то направлениях может быть обеспечено, а в каких-то нет.

Если в радиоприемнике сигналов ГНСС используется LC ААР с ограничением ДН, то этом случае в адаптивном алгоритме обычно задается только одно ограничение в направлении зенита при горизонтальном расположении ААР, определяющее ориентацию главного лепестка её ДН, поскольку дополнительные ограничения ДН снижают способность ААР подавлять помехи (уменьшают число подавляемых помех, так как на каждое ограничение расходуется одна степень свободы ААР). Кроме того, текущие угловые положения спутников относительно плоскости ААР, как правило, неизвестны, а потому задавать ограничения в направлениях спутни-

ков на практике не представляется возможным.

По этим причинам предлагается следующая простая методика оценки способности ААР принимать информационные сигналы ГНСС. Так как в установившемся состоянии ААР помехи на её выходе подавлены, то их вкладом в выходной сигнал ААР можно пренебречь. В этом случае, используя весовые коэффициенты ААР, полученные в установившемся состоянии, и любой из сигналов ГНСС, можно рассчитать и построить карту ОСШ на всем множестве углов вокруг ААР (или в пределах интересующего телесного угла), а затем выделить на этой карте области с $\text{ОСШ} \geq -20$ дБ, где прием сигналов ГНСС возможен, и области карты с $\text{ОСШ} < -20$ дБ, где прием ГНСС сигналов не возможен. Такая процедура во многом схожа с расчетом ДН на интересуемом множестве угловых точек.

В этом случае, значение

$$P = \frac{S_{\text{ОСШ}\geq -20\text{ дБ}}}{S_{\text{вся}}} \quad (6)$$

может играть роль оценки вероятности приема спутниковых сигналов в установившемся состоянии ААР со «всех интересующих направлений» в рассматриваемой помеховой обстановке. Здесь числитель $S_{\text{ОСШ}\geq -20\text{ дБ}}$ – это площадь области карты со значениями $\text{ОСШ} \geq -20$ дБ, а знаменатель $S_{\text{вся}}$ – вся площадь карты. Демонстрация предложенной методики на примере двух рассматриваемых ААР приведена в следующем разделе.

Моделирование

Для проверки и демонстрации предложенной методики было проведено моделирование двух рассматриваем ААР, использующих адаптивные алгоритмы, таблицу 1 и таблице 2. Некоторые результаты этого моделирования приводится ниже.

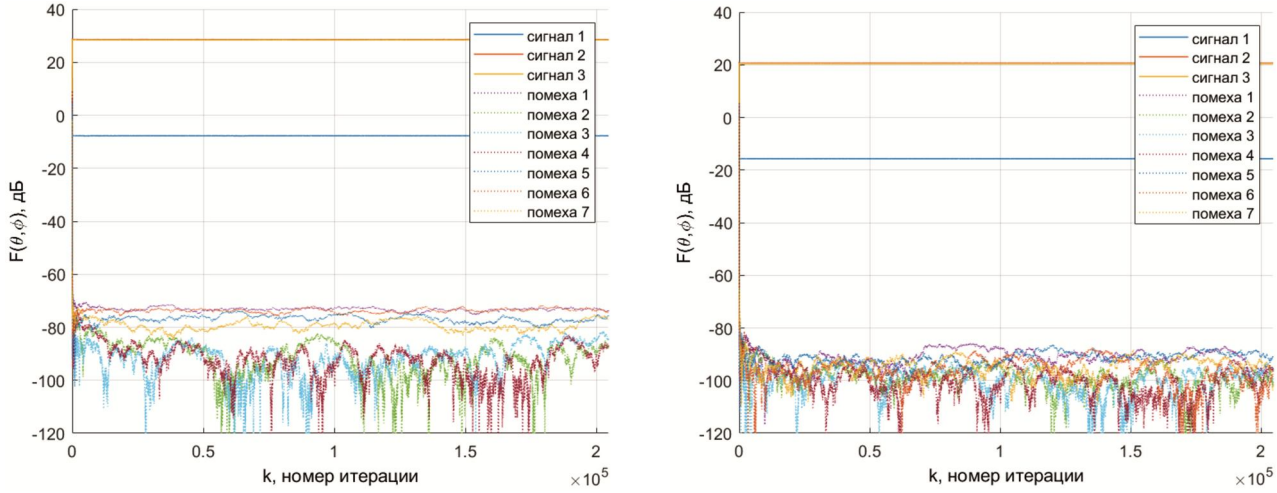
Моделировалась прямоугольная ААР с числом антенн (каналов, весовых коэффициентов) $M = 2 \times 4 = 8.$ Антенны ААР предполагались одинаковыми, с широкими ДН. Рабочая частота ААР соответствовала частоте 1575,42 МГц (диапазон L1 стандарта GPS). Антенны ААР равномерно располагались на плоскости с расстоянием между парами соседних антенн на прямоугольной сетке, равным половине длины волны несущего колебания.

ААР размещалась горизонтально, т.е. в плоскости xy декартовой системы координат. В исходном состоянии главный лепесток ДН обеих ААР был направлен в зенит $\theta_0 = 0°,\ \phi_0 = 0°$, то есть, вдоль оси z декартовой системы координат. Направление ограничения ДН LC ААР также было выбрано как $\theta_c = 0°,\ \phi_c = 0°$. Три спутника были случайным образом размещены в диапазоне углов $\theta = 0°...75°,\ \phi = 0°...360°,$ а семь источников помех с отношением сигнал/помеха –60 дБ были также случайным образом размещены по области линии горизонта в диапазоне углов $\theta = 75°...105°,\ \phi = 0°...360°.$ Спутниковые сигналы моделировались последовательностями Голда, используемыми в качестве информационных сигналов в GPS [1]. Помехи моделировались белым Гауссовым шумом.

Результаты моделирования приводятся на рисунке 2, где показаны переходные процессы обеих ААР в терминах значений их ДН (с учетом ДН антенн) в направлениях принимаемых сигналов и помех.

Из рисунка 2 следует, что обе ААР практически одинаково подавляют сигналы помех (в направлениях их источников образуются провалы в ДН), однако не очевидно, принимаются или нет при этом информационные сигналы, так как значения ДН в направлениях их источников существенно различаются. Это происходит от того, что в SLC ААР на ДН не накладываются никакие ограничения, а в LC ААР на каждой итерации независимо от вычисляемых весовых коэффициентов ограничение ДН обеспечивается только в одном направлении $\theta_c,\ \phi_c$. На этих рисунках значения ДН в направлениях источников «сигналов 2 и 3» практически совпадают.

Прием или неприем информационных сигналов можно легко оценить по графикам функций взаимной корреляции (Cross Correlation Function, CCF) выходного сигнала ААР и соответствующих каждому из принимаемых сигналов псевдослучайных последовательностей Годда. Вычисление таких функций является одним из результатов работы любого приёмника ГНСС сигналов. Графики



а) компенсатор боковых лепестков *б) с линейным ограничением*

Рисунок 2. Переходные процессы в терминах ДН ААР

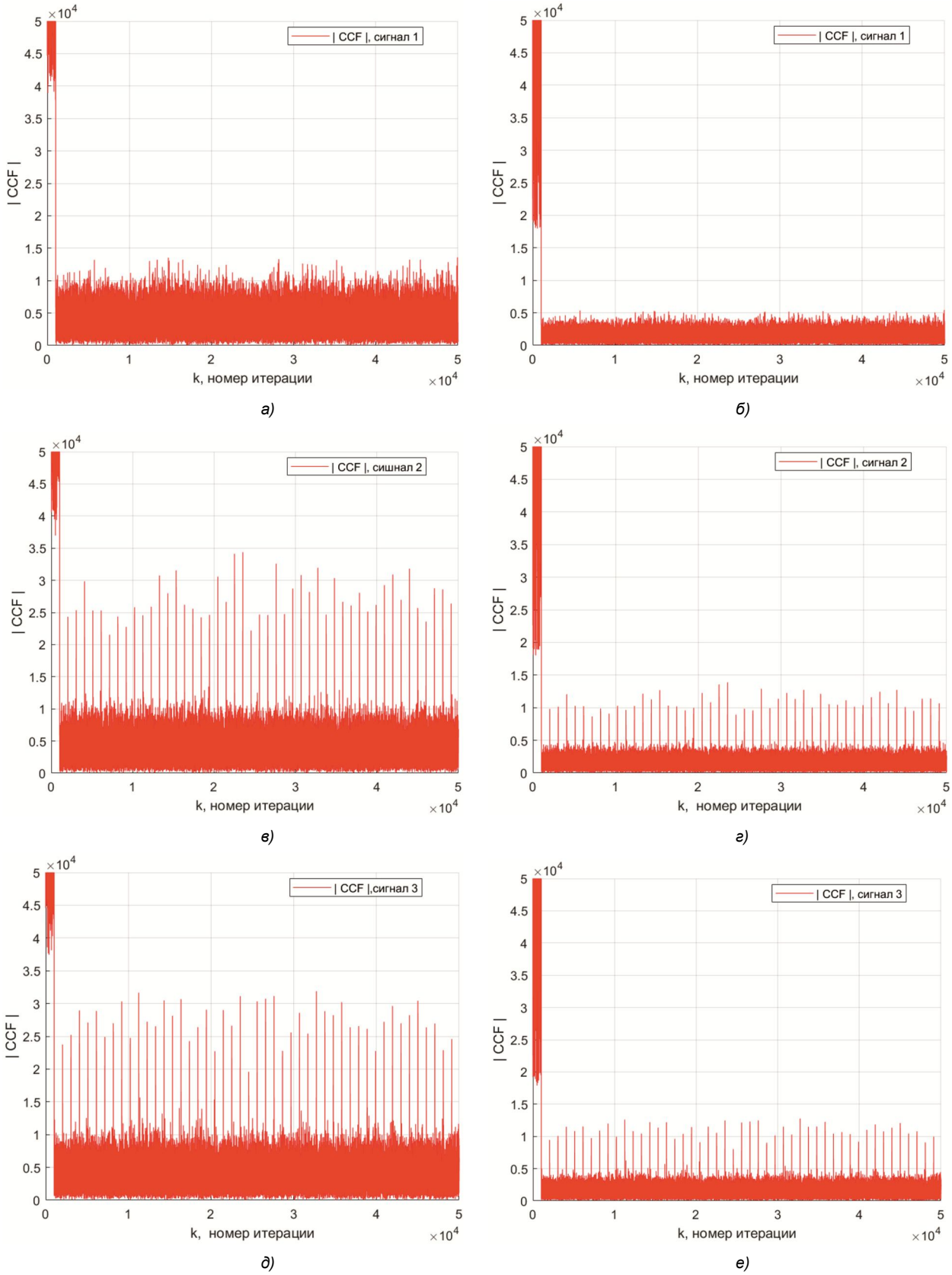


Рисунок 3. Функции взаимной корреляции: а), в, д) SLC ААА; б), г), е) LC ААР

этих функций для использованных в моделировании ААР информационных сигналов показаны рисунке 3 на начальном участке её адаптации.

По пикам CCF на рисунке 3 видно, что обе ААР принимают «сигналы 2 и 3», но не принимают «сигнал 1». Различная величина CCF рассматриваемых сигналов в разных ААР обусловлена разным значением уровней их ДН в направлениях на эти источники, см. рисунок 2. Последнее обусловлено тем, что разные адаптивные алгоритмы вычисляют разные весовые коэффициенты.

На рисунке 4, для обеих ААР показаны 3D ДН на плоскости: в исходном и в установившемся состояниях.

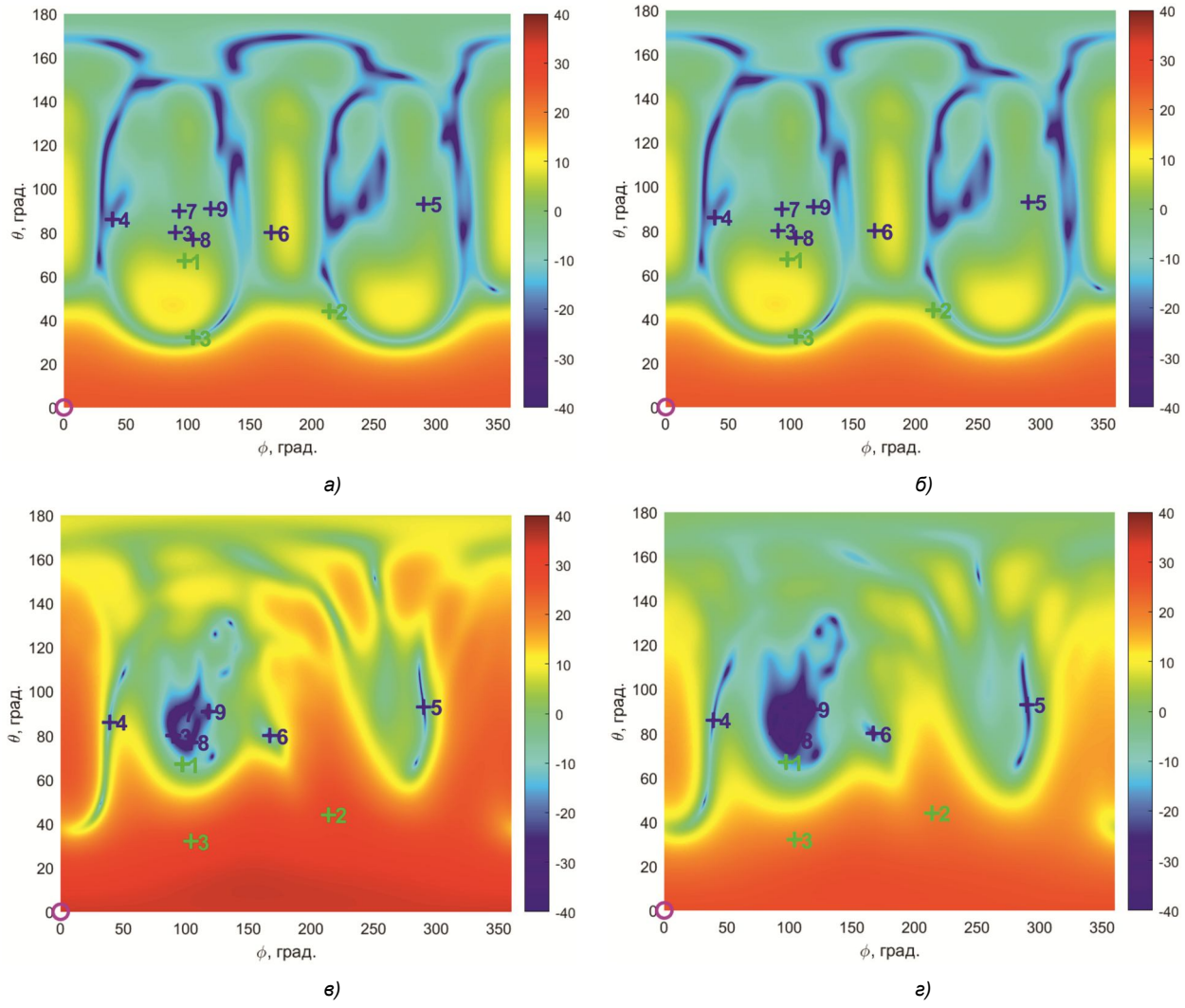


Рисунок 4. ДН ААА: а) SLC ААА – исходная ДН; б) LC ААР – исходная ДН; в) SLC ААА – ДН в установившемся состоянии; г) LC ААР – ДН в установившемся состоянии

Здесь цвет обозначает значение ДН в соответствии с палитрой, показанной с правой стороны рисунков. Розовый кружок указывает начальное направление главного лепестка ДН ААР и направление ограничения ДН в случае LC ААР. Зеленые крестики и цифры указывают направления на три спутника, а фиолетовые крестики и цифры – направления на семь источников помех.

Рисунки 4, *в*, *г* объясняют, почему в рассматриваемом случае «сигнал 1» не принимается. Это происходит потому, что в данном случае источник этого сигнала расположен в окрестности «помех 1, 5, 6 и 7», в направлениях которых образуются провалы в ДН, охватывающие и рядом расположенный источник «сигнала 1».

Рассматриваемые ДН во многом схожи, но ДН SLC ААР имеет бóльшие абсолютные значения во всех направлениях. Это связано с тем, что во время адаптации нет ограничений на значения весовых коэффициентов этой ААР, кроме выбранного коэффициента $h_m(k)=1$. По этой причине ДН усиливается «цифровым» способом. Это может показаться хорошим свойством, так как приводит к усилению спутниковых сигналов. Однако выходной шум ААР при этом также усиливается, так как его мощность определяется как

$$p_{\text{noise}}=\sum_{m=1}^{M}\left|h_m\right|^2\sigma_m^2, \qquad (7)$$

где $\sigma_m^2=\sigma^2$ – дисперсия (мощность) шума в каналах ААР. Усиление шума видно и на рисунке 3.

Таким образом, оценивая значения ДН в произвольном направлении, не вполне очевидно, будет ли сигнал, принятый от спутника, находящегося в этом направлении, удовлетворять требованию $\text{ОСШ}\geq -20$ дБ или нет, за исключением очевидных направлений с глубокими провалами в ДН.

Карты ОСШ, построенные для рассматриваемой в моделировании сигнально-помеховой обстановки согласно предложенной в предыдущем разделе методике, приведены на рисунке 5. Несмотря на внешне различающиеся результаты, представленные на рисунках 2 – 4, карты значений ОСШ для обоих ААР получились практически одинаковыми, поэтому на рисунке 5 они приведены лишь для случая одной из ААР. Одинаковые карты исходного ОСШ объясняются одинаковыми начальными значениями весовых коэффициентов в обеих ААР. Одинаковые карты ОСШ в установившемся состоянии объясняются тем, что направление одного ограничения в LC

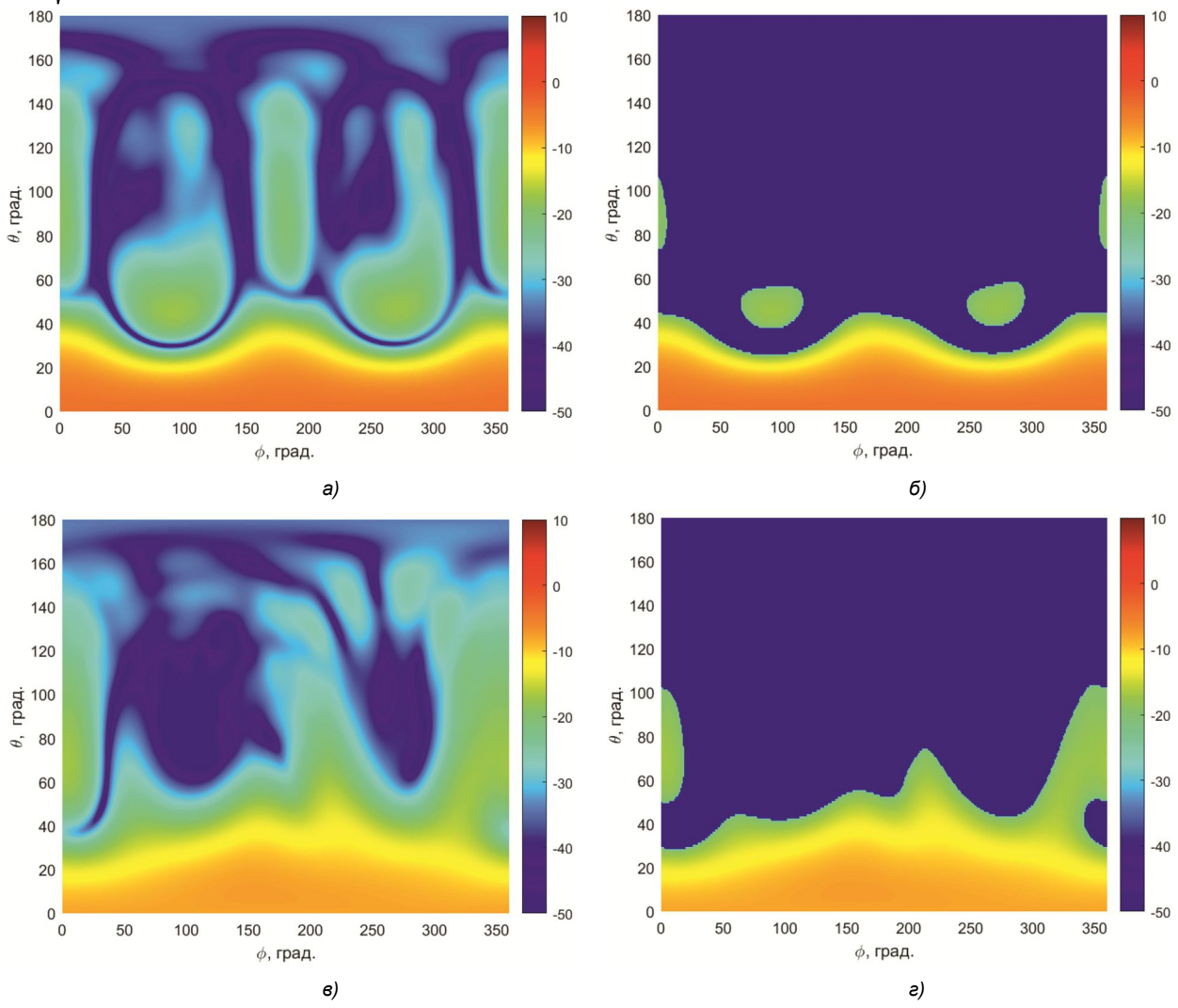


Рисунок 5. ОСШ: а), б) до адаптации; в), г) в установившемся состоянии

ААР совладает с направлением максимума ДН антенн ААР, а весовой коэффициент в выбранном канале SLC ААР, связанном с одной из этих антенной, фиксирован. Поэтому ДН обеих ААР различаются числено, но при этом имеют близкую форму, что приводит к близким значения ОСШ на рассматриваемых картах.

На рисунках 5,*а*, *в*) приведены полные карты значений ОСШ, а на рисунках 5,*б*, *г*) – эти же карты, на которых области, где выходное $\text{ОСШ} < -20$ дБ, т.е. где прием спутниковых сигналов невозможен, выделены одним темно-синим цветом. Сравнение положения моделируемых источников полезных сигналов, показанных на рисунке 4, и рисунке 5, дает объяснение, почему прием «сигнала 1» невозможен. Это происходит потому, что в направлении этого источника на выходе ААР в её установившемся состоянии $\text{ОСШ} < -20$ дБ.

В рассматриваемых экспериментах начальное значение оценки (6) составляет около 20 %, а в установившемся состоянии – около 30 % при незначительной численной разнице между рассматриваемыми ААР. Это связано с тем, что, как уже указывалась, форма исходных ДН обоих ААР одинакова, а ДН обеих ААР в установившемся состоянии хоть и различаются масштабом, но близкие по форме. Увеличение значения (6) в установившемся состоянии по сравнению со значением в исходном состоянии объясняется тем, что «значения ДН» в окрестности провалов в направлениях на источники помех «распределяются» в других направлениях, что приводит к увеличению значений ДН в этих направлениях, а значит, и к увеличению ОСШ.

Из рисунка 5 также следует, что условия приема сигналов со спутников в основном соотносятся с верхней полусферой углов, где собственно эти спутники всегда и располагаются. Поэтому если рассматривать только верхнюю полусферу углов, то полученные численные оценки удваиваются, т.е. становятся равными соответственно 40 % до адаптации и 60 % после адаптации.

В других сценариях рассматриваемые карты значений ОСШ могут иметь другие формы в зависимости от используемого адаптивного алгоритма и направления линейного ограничения в случае использования LC адаптивных алгоритмов. Эти карты также будут зависеть от геометрической конфигурации ААР, числа её антенн и их ДН, которые для малоэлементных ААР нельзя считать одинаковыми из-за электродинамического взаимодействия.

Заключение

Таким образом, используя рассматриваемую численную методику, можно оценить, могут ли сигналы ГНСС

быть приняты или нет после адаптации ААР в интересующей помеховой обстановке, когда известны местоположения спутников, или оценить вероятность этого приема согласно (6). Предложенная методика позволяет избежать длительного численного моделирования различных сценариев расположения спутников. Приведенные в работе результаты эксперимента демонстрирует примерно одинаковую эффективность обеих рассматриваемых ААР (SLC и с ограничением ДН). Эта эффективность будет другой при другом сценарии. Методика позволяет выбрать лучшее из адаптивных решений для использования в наземном радиоприемнике ГНСС как с точки зрения геометрической конфигурации ААР, так и с точки зрения алгоритма, используемого для вычисления её весовых коэффициентов.

Работа проведена в рамках выполнения государственного задания НИЦ «Курчатовский институт».

Литература

1. Hofmann-Wellenhof B., Lichtenegger H., Wasle E. GNSS – Global Navigation Satellite Systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more. Springer, 2008, 516 p.

2. Teunissen P., Montenbruck O., Eds. Springer handbook of global navigation satellite systems. Sprigger, 2021. 1292 p.

3. Tsui J. B. Y. Fundamentals of Global Position System Receivers: A Software Approach, 2-nd ed. John Wiley & Sons Inc, 2005, 352 p.

4. Sabatini M., Palmerini G. B. Navigation issues in different baseline formation flying missions. 2009 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA. 2009. pp. 1-11.

5. Варакин Л. Е. Системы связи с шумоподобными сигналами. М.: Радио и связь. 1985. 384 с.

6. Zepernick H.-J., Finger A. Pseudo random signal processing: theory and applications. Wiley, 2013. 672 p.

7. Бененсон Л. С., Журавлев В. А., Попов С. В., Постнов Г. А. Антенные решетки. Методы расчета и проектирования. М.: Советское радио, 1966. 367 с.

8. Воскресенский Д. И., Гостюхин В. Л., Максимов В. М., Пономарев Л. И. и др. Устройства СВЧ и антенны. Под ред. Д. И. Воскресенского. М.: Радиотехника, 2016. 560 с.

9. Brown A. D., Boeringer D., Cooke T. Electronically scanned arrays. MATLAB® modelling and simulation. CRC Press, 2012. 214 p.

10. Balanis C. A. Antenna theory: analysis and design. 4th ed. John Wiley & Sons, Inc., 2016. 1095 p.

11. Maillou R. J. Phased array antenna handbook, 3-rd ed. Artech House, Inc., 2017. 506 p.

12. Журавлев А. К., Лукошкин А. П., Поддубний С. С. Обработка сигналов в адаптивных антенных решетках. Л.: Издательство Ленинградского университета, 1983. 240 с.

13. Compton R. T. Adaptive antennas. Concepts and performance. Prentice Hall, 1988. 448 p.

14. Пистолькорс А. А., Литвинов О. С. Введение в теорию адаптивных антенн. М.: Наука, 1991. 200 с.

15. Chandran S., Ed. Adaptive antenna arrays: trends and applications. Springer, 2004. 660 p.

16. Allen B., Ghavami M. Adaptive array systems. Fundamentals and applications. John Wiley & Sons Ltd., 2005. 250 p.

17. Hudson J. E. Adaptive array principles. The Institution of Engineering and Technology, 2007. 253 p.

18. Monzingo R. A., Haupt R. L., Miller T. W. Introduction to adaptive arrays, 2nd ed. SciTech Publishing, 2011. 510 p.

19. Volakis J. L., O'Brien A. J., Chen C.-C. Small and adaptive antennas and arrays for GNSS applications. Proceedings of IEEE. 2016, vol. 104. № 6, pp. 1221-1232.

20. Gao G. X., Sgammini M., Lu M., Kubo N. Protecting GNSS receivers from jamming and interference. Proceedings of IEEE. 2016, vol. 104. № 6, pp. 1327-1338.

21. Wu R. , Wang W., Lu D., Wang L., Jia Q. Adaptive interference mitigation in GNSS. Springer, 2018. 494 p.

22. Widrow B., Stearns D. D. Adaptive signal processing. Pearson, 1985. 528 p.

23. Cowan C. F. N., Grant P. M. Adaptive filters. Prentice-Hall, Inc., 1985. 308 p.

24. Sayed A. H. Fundamentals of adaptive filtering. John Wiley and Sons, 2003.1125 p.

25. Farhang-Boroujeny B. Adaptive filters theory and applications. 2-nd ed. John Wiley & Sons, 2013. 778 p.

26. Джиган В. И. Адаптивная фильтрация сигналов: теория и алгоритмы. М: Техносфера, 2013. 528 с.

27. Haykin S. Adaptive filter theory. 5th ed. Pearson Education Inc., 2014. 889 p.

28. Diniz P. S. R. Adaptive filtering algorithms and practical implementation. 5-th ed. Springer, 2020. 495 p.

29. Djigan V. I. Adaptive arrays for GNSS receivers. Proceedings of the Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Problems of Informatics, Electronics and Radio Engineering (PIERE), Novosibirsk, Russia, November 15-17, 2024, 4 p.

30. Steyskal H. Digital beamforming antennas. Microwave Journal. 1987. № 1, pp. 107-124.

31. Litva J., Lo T. K.-Y. Digital beamforming in wireless communications. Artech House., 1996. 301 p.

32. Григорьев Л. Н. Цифровое формирование диаграммы направленности в фазированных антенных решетках. М.: Радиотехника, 2010. 144 с.

33. Слюсар В. И. Развитие схемотехники ЦАР: некоторые итоги. Часть 1. Первая миля. Last mile. 2018. № 1. С. 72-77.

34. Слюсар В. И. Развитие схемотехники ЦАР: некоторые итоги. Часть 2. Первая миля. Last mile. 2018. № 2. С. 76-80.

35. Dillinge M., Madani K., Alonistiot N. Software defined radio: architectures, systems and functions. Wiley, 2007. 454 p.

36. Darabi H. Radiofrequency integrated circuits and systems, 2-nd ed. Cambridge University Press, 2020. 778 p.

37. Kuo S. M., Gan W.-S. Digital signal processors: architectures, implementations and applications. Prentice Hal, 2004. 624 p.

38. Woods R., McAllister J., Lightbody G., Ying Yi. FPGA-based implementation of signal processing systems. 2-nd ed. Willey, 2017. 360 p.

39. Welch T. B., Wright H. G., Morrow M. G. Real-time digital signal processing from MATLAB to C with the TMS320C6x DSPs. 3-rd ed. CRC Press, 2017. 480 p.

40. Витязев С. В. Цифровые процессоры обработки сигналов. М.: Горячая линия-Телеком, 2017. 100 с.

УДК 004.89

МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ КОМПЛЕКСНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НАЗЕМНОГО БЕСПИЛОТНОГО ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА

Безумнов Д.Н., *Московский технический университет связи и информатики (МТУСИ), старший преподаватель; e-mail: d.n.bezumnov@mtuci.ru*
Чиров Д.С., *МТУСИ, заведующий кафедрой, профессор, д.т.н.; e-mail: d.s.chirov@mtuci.ru*

AN OBJECT CLASSIFICATION ALGORITHM BASED ON COMPLEX DATA PROCESSING OF THE GROUND-BASED ROBOTIC COMPLEX VISION SYSTEM

Bezumnov D.N., Chirov D.S.

The article presents the results of a study on improving the efficiency of vision systems of ground-based robotic complexes. It is proposed to use the integration of optical and radar channel information at the solution level to increase the probability of correct classification of objects in the field of view of the vision system. Classification (recognition) of objects is performed in each of the channels independently, using a convolutional neural network. Obtaining a comprehensive assessment of the classification of objects is carried out according to the Shortliff scheme. The simulation results showed that the proposed algorithm makes it possible to increase the efficiency of the vision system of the robotic complex by 43 % compared with using only the optical channel and by 38 % compared with using only the radar channel.

Key words: robotics complex, vision system, object classification, convolutional neural network, optical and radar images.

Ключевые слова: беспилотное транспортное средство, робототехнический комплекс, система технического зрения, классификация объектов, сверточная нейронная сеть, оптические и радиолокационные изображения.

В статье представлены результаты исследования по повышению эффективности систем технического зрения (СТЗ) наземных беспилотных транспортных средств (БТС). Для повышения вероятности правильной классификации (распознавания) объектов в поле зрения системы технического зрения предлагается использовать комплексирование информации от оптического и радиолокационного канала на уровне решений. Распознавание объектов производится в каждом из каналов независимо, с использованием сверточной нейронной сети. Получение комплексной оценки классификации объекта производится по схеме Шортлиффа. Результаты моделирования показали, что предложенный алгоритм позволяет повысить эффективность СТЗ наземного БТС по сравнению с системами, использующими только оптический или только радиолокационный канал.

Введение

Робототехника является одной из ключевых сквозных технологий цифровой экономики [1]. Беспилотные транспортные средства (БТС) уже активно применяются в различных отраслях экономики [2–5]: доставка грузов, сельское хозяйство, космические исследования и т.д. Все это требует совершенствования технологий робототехники и одним из таких направлений является внедрение в робототехнические комплексы (РТК) искусственного интеллекта (ИИ). Наибольшие успехи по внедрению ИИ наблюдаются в системах технического зрения (СТЗ) РТК [5, 6]. Анализ существующих наземных БРС показывает, что большинство СТЗ являются телевизионными системами (оптического и тепловизионного диапазонов) [5, 6], где в качестве элемента ИИ используются искусственные нейронные сети (ИНС) для распознавания и классификации объектов в поле зрения СТЗ.

Однако во многих случаях телевизионной и даже стереотелевизионной информации оказывается недостаточно для эффективного анализа и оценки окружающей обстановки. Одним из способов повышения информативности СТЗ является применение радиолокационных средств [6, 7]. Радиолокационные методы сейчас широко используются для сбора и анализа информации в таких областях, как обнаружение и определение координат физических объектов и информационных датчиков в заданных зонах наблюдения, а также для классификации поверхностей и физических объектов.

В [6] рассмотрена возможность комплексирования оптической и радиолокационной информации в СТЗ наземного БТС с использованием схемы Шортлиффа. Данная статья является дальнейшим развитием данных исследований.

Уровни объединения

В зависимости от уровня объединения и абстракции объединенных данных, уровни мультимодального объединения можно разделить на уровень данных, уровень признаков и уровень принятия решений. В контексте объединения радара и камеры объединение на уровне данных часто называют ранним объединением, объединение на уровне принятия решений также называют объединением на уровне объектов или поздним объединением, а объединение на уровне признаков также известно, как среднее объединение. Три основных уровня объединения имеют следующие характеристики:

• Раннее объединение: объединение выполняется на низком уровне, где исходные данные или данные пред-

варительной обработки из различных модальностей объединяются на ранней стадии. Затем интегрированные данные подвергаются дальнейшей обработке в соответствии с требованиями задачи для получения окончательного результата.

• Среднее объединение: объединение происходит на промежуточном уровне, где признаки сначала извлекаются по отдельности из каждой модальности. Затем эти признаки объединяются для создания новых тензоров признаков для последующей обработки данных.

• Позднее объединение: объединение происходит на высоком уровне, где каждая модальность обрабатывается отдельно для извлечения признаков и составления независимых прогнозов. Наконец, эти прогнозы интегрируются для получения единого результата.

Выбор уровня объединения зависит не только от требований к точности, но и от множества факторов, таких как гибкость модели и вычислительные затраты. Таблица 1 кратко описывает наиболее заметные преимущества и недостатки трех вышеупомянутых уровней объединения [8]. Что касается объединения радара и камеры, то на ранних этапах работы основное внимание уделялось позднему объединению. В последнее время, с развитием технологии глубокого обучения (deep learning (DL)) и появлением общедоступных наборов радиолокационных данных, большинство основных методов объединения радара и камеры направлены на изучение стратегий среднего объединения [8].

При раннем объединении входные данные с радаров и раннего и позднего объединений, что делает его подходящим для сетей глубокого обучения, специализирующихся на извлечении признаков. Как правило, разнородные модальные данные в объединении радара и камеры вносят разный вклад в результаты восприятия. Одна модальность может играть доминирующую роль, в то время как другая модальность предоставляет вспомогательную дополнительную информацию. Объединение на уровне признаков идеально подходит для изучения этих взаимодополняющих взаимодействий между разнородными модальностями. В рамках методов среднего объединения существует особая парадигма, известная как объединение на гибридном уровне. Этот подход усиливает информацию с различных уровней признаков, эффективно сохраняя признаки каждого этапа. Тем не менее, объединение на гибридном уровне часто не поддается интерпретации и требует экспериментов для определения оптимальной архитектуры сети на основе эмпирических знаний. Более того, модели, использующие объединение на гибридном уровне, обычно включают больше ветвей в нейронных сетях, что в некоторой степени приводит к увеличению вычислительных затрат.

В работе применяется позднее объединение, т.е. объединение на уровне принятия решений (рисунок 1).

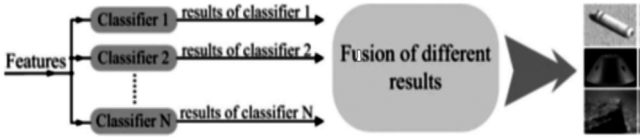


Рисунок 1. Схема объединения результатов на уровне принятия решений [9]

Метод распознавания объектов

Одной из важных задач, решаемых СТЗ, является классификация (распознавания) объектов в поле зрения. Пусть в рассматриваемой СТЗ наземного БТС имеется N информационных каналов, обеспечивающих получение оптических и радиолокационных изображений. Классификация объектов осуществляется отдельно по каждому каналу. Здесь возникает задача объединения информации на основе решений, т.е. проблема определения степени истинности заключения на основании решений, принятых отдельно по данным от двух используемых каналов.

С учётом проведённого анализа эффективным способом объединения решений является схема Шортлиффа [8]:

Таблица 1. Преимущества и недостатки различных уровней объединения

Уровень объединения	Преимущества	Недостатки
Раннее объединение	• Включает в себя наиболее полную модальную информацию	• Проблемы с большим объемом данных, значительными вычислительными затратами, чувствительностью к неправильной регистрации датчиков, низкой надежностью и ограниченной гибкостью
Среднее объединение	• Позволяет сжимать данные для повышения производительности в режиме реального времени. • Применяется для адаптивного использования синергии между разнородными модальностями на основе платформы, управляемой DL. • Обладает умеренной надежностью и гибкостью модели.	• Технология все еще находится на стадии становления, особенно в области объединения радара и камеры
Позднее объединение	• Достигается гибкая модульная конструкция и низкие затраты на связь.	• Сталкивается с непреодолимыми трудностями, связанными с потерей значительного объема ценной информации при изучении взаимодополняющих взаимодействий между разнородными модальностями

$$P_{\Sigma} = 1 - \prod_{i=1}^{N} (1 - P(A_i)), \quad (1)$$

где: N – количество измерительных каналов, Ai – информация от i-го канала, $P(Ai)$ – вероятность корректного распознавания объекта по Ai.

Алгоритм классификации (распознавания) объектов на основе информации Ai ($i \in [1, N]$), получаемой через N каналов, будет иметь вид, представленный на рисунке 2.

В случае наличия только двух каналов – оптического и радиолокационного, – алгоритм будет иметь вид, представленный на рисунке 3 [6].

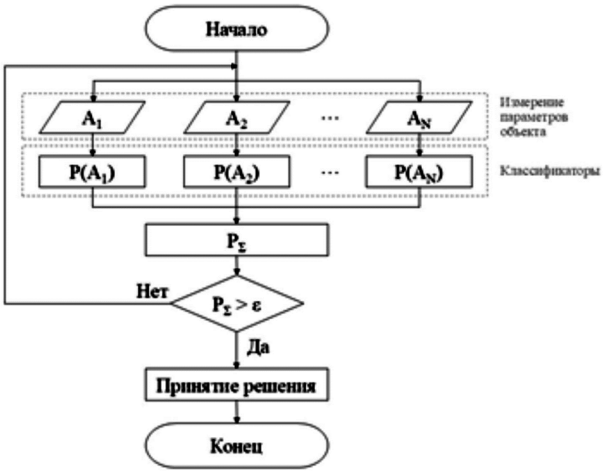


Рисунок 2. Метод распознавания объектов на основе комплексной обработки данных

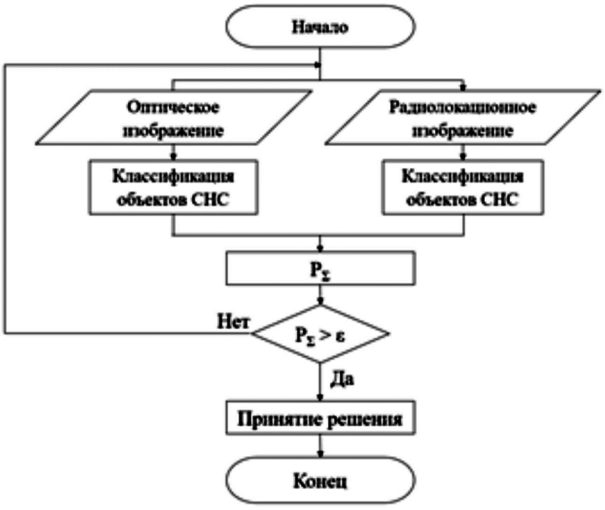


Рисунок 3. Алгоритм классификации объектов на основе комплексной обработки данных

Оценка эффективности разработанного метода

Для оценки эффективности разработанного алгоритма создана база данных оптических и радиолокационныхизображений различных объектов.

Информация об объекте, получаемая БТС через оптический канал, представляет собой RGB-изображение размером 32x32 пиксела. Информация об объекте, получаемая БТС через радиолокационный канал, представляет собой двоичное изображение размером 16x16 пикселов.

Распознавание объектов осуществляется посредством предварительно обученной СНС, модель которой представлена на рисунке 4.

СНС реализована средствами фреймворка PyTorch, предобработка данных и проведение экспериментов выполнялось при помощи фреймворков Numpy, Pandas и Scikit-learn. Нейронная сеть (см. рисунок 4) состоит из двух сверточных слоев Conv с функцией активации ReLU, слоя уменьшения размерности MaxPool, слоя выравнивания (построчное развертывание матрицы в вектор) Flatten и трех полносвязных слоев Linear, два из которых также используют функцию активации ReLU.

Оптические изображения хранятся в базе данных (БД) в виде трёхмерных массивов $\mathbf{A_i}$ с размерностью 32x32x3, значения которых являются целыми числами в диапазоне от 0 до 255. Радиолокационные изображения хранятся в БД в виде двумерных массивов $\mathbf{B_i}$ с размерностью 16x16, значения которых являются целыми числами в диапазоне от 0 до 1.



Рисунок 4. Архитектура СНС для распознавания объектов

В целях аугментации данных, т.е. искусственного увеличения объёма обучающего набора, к оптическим и радиолокационным изображениям на входе СНС применяется с вероятностью 0,5 зеркальное отображение по горизонтали.

Примеры изображений приведены на рисунке 5. БД изображений состоит из 500 оптических и 500 радиолокационных изображений для пяти классов объектов (автомобиль, птица, кошка, собака, лошадь).

При подаче на вход СНС массивы $\mathbf{A_i}$ и $\mathbf{B_i}$ преобразуются в тензоры с размерностью 3x32x32 и 1x16x16 соответственно. Значения массивов $\mathbf{A_i}$ также проходят нормировку к диапазону значений [0, 1].



а) *б)*

Рисунок 5. Примеры оптических (а) и радиолокационных изображений (б)

Были проведены эксперименты по обучению СНС распознаванию и классификации объектов на оптических и радиолокационных изображениях с параметрами, описанными в таблице 2.

Таблица 2. Параметры экспериментов по обучению СНС

Параметр	**Эксперимент №1**	**Эксперимент №2**
Канал получения изображения	Оптический	радиолокационный
Количество классов	5	5
Объём обучающего набора (количество изображений каждого класса)	450 (90 x 5)	450 (90 x 5)
Объём тестового набора (количество изображений каждого класса)	50 (10 x 5)	50 (10 x 5)
Вероятность зеркального отображения по горизонтали	0,5	0,5
Число эпох обучения	[1, 2, …, 160]	[1, 2, …, 160]
Фиксируемый параметр	доля КРО, %	доля КРО, %

Объединение результатов на основе схемы Шортлиффа

Вероятность наступления хотя бы одного из N совместных независимых событий вычисляется по формуле (1).

Для вычисления общей вероятности события будем использовать схему на основе формулы Шортлиффа [8] и формулы (1) для двух событий:

$$P_K = P_{\text{ОЭ}} + P_{\text{РЛ}}\left(1 - P_{\text{ОЭ}}\right), \quad (2)$$

где P_K – вероятность корректного распознавания объекта (доля корректно распознанных объектов (КРО)); $P_{\text{ОЭ}}$ – вероятность корректного распознавания объекта (доля КРО) для оптического канала, $P_{\text{РЛ}}$ – вероятность корректного распознавания объекта (доля КРО) для радиолокационного канала.

Отличием предложенной схемы от схемы Шортлиффа является то, что в ней используется не мера доверия, а вероятность правильной классификации объекта. Однако основные свойства схемы Шортлиффа в (2) сохраняются:

– она симметрична в том смысле, что порядок классификации в каналах не существенен;

– по мере накопления подкрепляющих свидетельств РК движется к определенности, т.е. стремится к 100 %.

В целях повышения информативности результатов экспериментов, значения доли КРО сглажены методом двустороннего скользящего среднего с шириной окна k = 5:

$$MA_t = \frac{1}{2k+1}\sum_{i=-k}^{k} x_{t+i} = \frac{1}{11}\sum_{i=-5}^{5} x_{t+i}, \quad (3)$$

где MA_t – среднее значение функции в момент времени t; x – значение функции; t – момент времени.

Результаты экспериментов № 1 и № 2 и комплексная оценка доли КРО, вычисленная по формуле (2), после применения к ним формулы (3), представлены на рис. 6: результаты эксперимента № 1 представлены графиком $\mathrm{P_{ОЭ}}$, результаты эксперимента № 2 – графиком $\mathrm{P_{РЛ}}$, комплексная оценка – графиком $\mathrm{P_{\Sigma}}$.

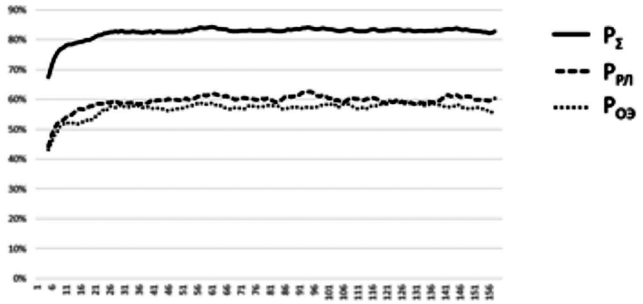


Рисунок 6. Зависимость доли КРО от числа эпох обучения при объединении решений по схеме Шортлиффа

Как видно из графиков, представленных на рисунке 4, при 60 эпохах обучения рост доли КРО прекращается и все три кривых выходят на плато.

Среднее арифметическое значение доли КРО для числа эпох обучения в диапазоне от 60 до 160, полученное в ходе проведения экспериментов, составляет: 58 % для оптического канала (эксперимент № 1), 60 % для радиолокационного канала (эксперимент № 2), 83 % для комплексированной оценки доли КРО. Комплексированная оценка доли КРО на 43 % выше оценки на основе данных только оптического канала и на 38 % выше оценки на основе данных только радиолокационного канала.

Заключение

Эффективность СТЗ наземного БТС, использующей несколько каналов получения информации, может быть значительно повышена путём комплексной обработки данных, получаемых через каждый из каналов. В статье предложен алгоритм принятия решения о принадлежности объекта к определённому классу на основании информации, полученной через оптический и радиолокационный каналы. Предложенный алгоритм с применением схемы Шортлиффа позволяет повысить эффективность СТЗ БТС на 43 % по сравнению с использованием только оптического канала и на 38 % по сравнению с использованием только радиолокационного канала.

Литература

1. Петрова Л. А., Кузнецова Т. Е. Цифровые технологии в экономике и бизнесе. Этап: экономическая теория, анализ, практика. № 2. 2020. с. 74-89. doi: 10.24411/2071-6435-2020-10014

2. И.А. Егоров, Н.С. Шипулин, С.Н. Косников. Современные технологии автоматизации и роботизации процессов аграрного производства. Региональная и отраслевая экономика. 2023 № 2 С. 8-17. DOI: 10.47576/2949-1916_2023_2_8.

3. С.В. Козлов, А.Н. Кубанков, А.П. Шабано. Об информационной поддержке беспилотных воздушных судов на маршрутах железнодорожной логистики. Наукоемкие технологии в космических исследованиях Земли. 2024. Т. 16, №3. С. 4-11. DOI: 10.36724/240954192024163411.

4. Д.С. Чиров, К.В. Новак. Перспективные направления развития робототехнических комплексов специального назначения. Вопросы безопасности. 2018. № 2. С. 50-59. EDN: XRFHFB.

5. Д.С. Чиров, О.Г. Чертова, Т.Н. Потапчук Методика обоснования требований к системе технического зрения робототехнического комплекса. Труды СПИИРАН. 2017. № 2(51). С. 152-176. DOI: 10.15622/sp.51.7.

6. Безумнов Д.Н., Чиров Д.С., Базылев М.В. Алгоритм классификации объектов на основе комплексной обработки данных системы технического зрения наземного робототехнического комплекса. Электросвязь. 2025. № 2. С. 40-45. DOI: 10.34832/ELSV.2025.64.2.006. EDN: RKMFWS.

7. A. Sikdar, S. Cao, Y. F. Zheng, R. L. Ewing. Radar depth association with vision detected vehicles on a highway. 2014 IEEE Radar Conference. DOI: 10.1109/RADAR.2014.6875771.

8. Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project / edited by B.G. Buchanan and E.H. Shortliffe. Addison-Wesley, 1984. 769 p.

9. Tai Fei, Dieter Kraus, Abdelhak M. Zoubir. Contributions to Automatic Target Recognition Systems for Underwater Mine Classification. IEEE Transactions on Geoscience Andremotesensing, vol. 53, no.1, 2015, pp. 505-518.

УДК 519.254, 621.391

ДЕКОМПОЗИЦИЯ НА ЭМПИРИЧЕСКИЕ МОДЫ: ТЕМАТИЧЕСКИЙ ОБЗОР (ЧАСТЬ 2)

Егоров В.В., *д.т.н., профессор, заведующий кафедрой радиостроения и средств связи Санкт-Петербургского государственного университета аэрокосмического приборостроения, e-mail: egorovrimr@mail.ru*
Клионский Д.М., *к.т.н., доцент, доцент кафедры «Информационные системы» Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ», e-mail: klio2003@list.ru*

EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION: THEMATIC REVIEW (PART 2)

Egorov V.V., Klionskiy D.M.

In the first part of the thematic review devoted to empirical mode decomposition (EMD) the main modifications of EMD were considered along with their advantages and applications. The present thematic review represents advantages of adaptive signal processing of non-stationary signals using the most well-known classical empirical mode decomposition (EMD). We also show the general application scheme of EMD at different stages. The paper discusses the important tasks of signal preprocessing including signal denoising and estimation of chaotic properties of signals. EMD interpretation as a dyadic filter bank is provided. We consider the application of the Hilbert-Huang transform and the use of intrinsic mode functions (IMFs) in the form of monocomponent functions in the time-frequency domain.

Key words: empirical mode decomposition, adaptive signal processing, dyadic filter bank, signal preprocessing, denoising, chaotic properties of signals, Hilbert-Huang transform.

Ключевые слова: декомпозиция на эмпирические моды, адаптивная обработка сигналов, диадический банк фильтров, предварительная обработка сигналов, очистка от шума, степень хаотичности сигналов, преобразование Гильберта-Хуанга.

В первой части тематического обзора, посвященного методу декомпозиции на эмпирические моды (ДЭМ), рассмотрены основные известные модификации ДЭМ, их преимущества и особенности применения. В данном тематическом обзоре представлены преимущества адаптивной обработки нестационарных сигналов с использованием наиболее известного классического метода ДЭМ, а также схема применения технологии ДЭМ на различных этапах. Описаны актуальные задачи предварительной обработки сигналов на основе ДЭМ, включая очистку сигналов от шума и оценивание степени хаотичности сигналов. Приведена интерпретация ДЭМ как диадического (двоичного) банка фильтров. Рассматривается применение преобразования Гильберта-Хуанга и использование эмпирических мод (ЭМ) в виде монокомпонентных функций для исследования сигналов в частотно-временной области.

Введение

Метод декомпозиции на эмпирические моды (*ДЭМ*, англ. *EMD – Empirical Mode Decomposition*) и технология Гильберта-Хуанга [1-16] вышли в свет в 1998 году и были впервые применены при анализе поверхностных волн тайфунов. Термин «декомпозиция» означает «разложение», а *эмпирические моды* (*ЭМ*, англ. *IMF – Intrinsic Mode Function*) – семейство базисных функций, на которые осуществляется разложение исходного сигнала в соответствии с определенной детерминированной процедурой [1-5, 11, 14-16]. Разложение по методу ДЭМ ориентировано в основном на обработку нестационарных многокомпонентных сигналов сложной структуры, которые можно аналитически представить в следующем виде:

$$s(k) = \sum_i g_i f_i(k),$$

где $s(k)$ – исследуемый сигнал; k – дискретное нормированное время (номер отсчета сигнала); g_i – весовые коэффициенты для каждой компоненты $f_i(k)$.

Нестационарные сигналы часто требуют специализированных подходов к обработке, обладающих *адаптивными свойствами*. ДЭМ относится именно к таким адаптивным подходам. Пример нестационарного сигнала сложной структуры представлен на рисунке 1.

Адаптивность позволяет добиться следующего:

1) визуализировать и проанализировать с высокой точностью изолированные *локальные особенности* в сигналах (включая разрывы функции и ее производной, резкие пики и др.) и учитывать эти особенности при формировании разложения и построении амплитудно-частотно-временного распределения. Структура локальных особенностей может быть представлена на различных временных масштабах и с различной точностью;

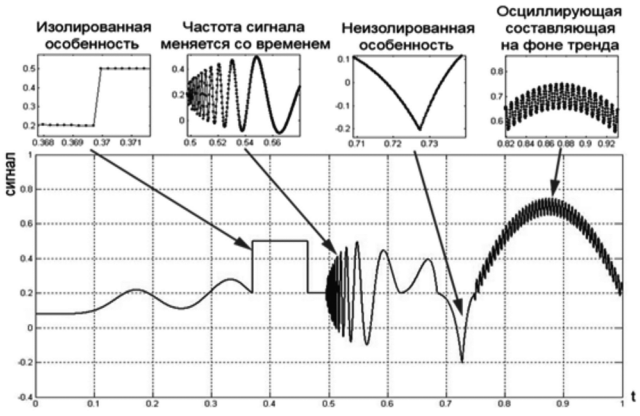


Рисунок 1. Пример нестационарного сигнала с различными особенностями

2) извлекать стационарные и нестационарные шумы (в частности, шумы с изменяющимися средним значением и дисперсией) и выполнять очистку сигналов от шума;

3) выделять участки в сигнале с изменяющейся *мгновенной частотой* (англ. – *Instantaneous Frequency*);

4) обрабатывать сигналы с выбросами на фоне осциллирующей составляющей и тренда;

5) извлекать при разложении базисные функции, имеющие высокую степень корреляции с самим исходным сигналом, и тем самым в разложении учитывается структура и характерные особенности самого сигнала;

6) формировать базис непосредственно из самих исходных данных, как это делается при использовании ДЭМ, что повышает точность обработки и анализа нестационарных сигналов;

7) получать частотно-временное представление (при использовании метода ДЭМ – частотно-временного представления Гильберта-Хуанга [1-3, 5, 7, 14-16], англ. *HHT – Hilbert-Huang Transform*) с высоким разрешением на частотно-временной плоскости и рассчитывать маргинальный спектр (англ. *Marginal Spectrum*) [2, 3] – аналог спектрального представления Фурье для нестационарных сигналов и мгновенную плотность энергии во временной области (англ. – *Instantaneous Energy Density*) [2, 3];

8) осуществлять сегментацию сигнала (англ. – *Signal Segmentation*) [17-19] с использованием адаптивных подходов (выделять в сигнале однородные участки с одинаковыми свойствами).

Цель обзора – провести анализ методов предварительной обработки сигналов на основе ДЭМ (очистка от шума, оценивание степени хаотичности) и возможностей частотно-временного представления Гильберта-Хуанга при исследовании многокомпонентных нестационарных сигналов. Целью обзора также является обозначение преимуществ адаптивной обработки сигналов на основе ДЭМ и представление общей схемы применения ДЭМ для решения различных задач обработки сигналов.

Алгоритм ДЭМ. Технология обработки сигналов на основе ДЭМ

ДЭМ математически представляет собой двойной итерационный процесс, причем внешние итерации отвечают за извлечение конкретной ЭМ, а внутренние итерации – за проведение процесса отсеивания (англ. *Sifting Process*) [2, 3, 5, 14, 15] в рамках извлечения этой ЭМ. В ходе выполнения алгоритма ДЭМ используются численные методы и алгоритмы из теории многочленов, линейной алгебры, математического анализа и других областей [20-23].

Как было отмечено ранее, ДЭМ обладает адаптивными свойствами. Аналитически задача выбора адаптивного базиса может быть сформулирована следующим образом. Вначале записывается выражение, представляющее собой аппроксимацию $\tilde{s}_{(l)}(t)$ анализируемого сигнала $s(t)$ по базису $\{\varphi_k^{(l)}(t)\}$:

$$\tilde{s}_{(l)}(t) = \sum_{k=n_1^{(l)}}^{n_2^{(l)}} c_k^{(l)} \varphi_k^{(l)}(t),$$

где $c_k^{(l)}$ – коэффициенты разложения исходного сигнала по базису, l – индекс, определяющий вид базиса, $n_1^{(l)}, n_2^{(l)}$ – верхний и нижний пределы суммирования, соответственно, зависящие от вида базиса.

Индекс номера базиса определяется так, чтобы выполнялось следующее условие:

$$l_{opt} = \arg\min_p \left| n_2^{(p)} - n_1^{(p)} \right|.$$

При этом, в результате нахождения l_{opt} минимизируется невязка (с учетом используемой метрики A):

$$\left\| s(t) - \tilde{s}_{(l)}(t) \right\|_A < \varepsilon_l,$$

где ε_l – величина невязки.

Таким образом, выбирается тот базис, в котором наименьшее число членов в разложении.

Другой подход к определению адаптивности основывается на том, что фиксируется число членов разложения и выбирается тот базис, который минимизирует невязку в заданной метрике:

$$\tilde{s}(t) = \sum_{k=n_1}^{n_2} c_k^{(l)} \varphi_k^{(l)}(t),$$

при этом $\left| n_2 - n_1 \right| = \text{const}$. Таким образом, номер базиса l_{opt} определяется следующим образом:

$$l_{opt} = \arg\min_p \left\| \tilde{s}_{(l)}(t) - s(t) \right\|_A ..$$

Схема алгоритма извлечения ЭМ представлена на рисунке 2.



Рисунок 2. Схема алгоритма ДЭМ

Использованы следующие обозначения:

$\{M_i\}, \{m_i\}, i = 1, 2, 3, ...$ – множества локальных максимумов и минимумов функции.

$M_j(k) = f_M(M_i, k)$ – верхняя огибающая функции на j -й итерации процесса отсеивания, полученная путем интерполяции локальных максимумов кубическим сплайном.

$m_j(k) = f_M(m_i, k)$ – нижняя огибающая функции на j -й итерации процесса отсеивания, полученная путем интерполяции локальных минимумов кубическим сплайном.

$e_j(k)$ – локальное среднее функции (полусумма верхней и нижней огибающих) на j-й итерации процесса отсеивания.

p – переменная-счетчик, отвечающая за номер извлекаемой ЭМ.

j – переменная-счетчик, отвечающая за номер итерации процесса отсеивания.

$h_j(k)$ – аппроксимация ЭМ на текущей j-й итерации процесса отсеивания.

$r_p(k)$ – текущий остаток для извлечения очередной p-й ЭМ.

$c_p(k)$ – p-я ЭМ.

Альтернативой методу ДЭМ является дискретное вейвлет-преобразование (англ. *DWT – Discrete-time Wavelet Transform*) на основе схемы диадического (двоичного) банка фильтров (англ. *Dyadic Filter Bank*) [24-27]. Вейвлет-преобразование имеет хорошо разработанный математический аппарат, быстрые вычислительные алгоритмы (пирамидальный алгоритм Малла, алгоритм «с дырами», вейвлет-алгоритмы на основе дискретного преобразования Фурье (ДПФ), реализуемые на практике с помощью алгоритмов БПФ, и др.). Благодаря особенностям конструирования вейвлет-базиса на основе масштабных растяжений и сдвигов вдоль временной оси материнской вейвлет-функции появляется возможность обрабатывать сигналы путем довольно точного учета локальных временных особенностей. Вместе с тем, главная проблема, порой затрудняющая эффективное практическое применение вейвлет-преобразования, – большое многообразие и неочевидность выбора вейвлета (тип вейвлета, длина вейвлет-фильтра) для решения конкретной задачи, если нет формализованных или эвристических критериев выбора вейвлет-базиса. В связи с этим метод ДЭМ открывает новые возможности адаптивного анализа и обработки сигналов со сложной внутренней структурой.

Общая схема обработки сигнала в соответствии с методом ДЭМ и более общей технологией Гильберта-Хуанга представлена на рисунке 3. Она включает в себя предварительную обработку сигналов на основе ДЭМ, анализ структуры многокомпонентных сигналов путем исследования полученного разложения и частотно-временной анализ на основе технологии Гильберта-Хуанга.

Ниже приведены комментарии по данной схеме:

1) на первом этапе необходимо проверить, содержит ли исходный сигнал $s(k)$ хотя бы один максимум и один минимум. Это необходимо для запуска алгоритма ДЭМ, т.е. построения верхней огибающей $M_j(k)$ путем кубической сплайн-интерполяции локальных максимумов $\{M_i\}$ и нижней огибающей $m_j(k)$ путем кубической сплайн-интерполяции локальных минимумов $\{m_i\}$. В дальнейшем для извлечения каждой ЭМ применяется процесс отсеивания, а общее количество ЭМ в разложении определяется в соответствии с представлением ДЭМ как диадического (двоичного) банка фильтров: $I = \log_2 N$ или $I = \log_2 N \pm 1$,

где I – общее число компонент (ЭМ) в разложении, N – длина сигнала (общее число отсчетов).

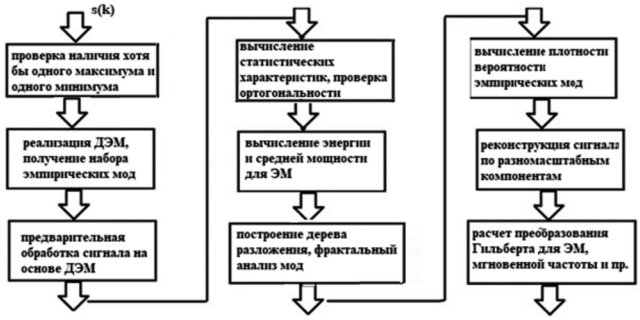


Рисунок 3. Схема обработки сигнала на основе ДЭМ

2) реализуется алгоритм ДЭМ или одна из его модификаций (классический алгоритм ДЭМ, ДЭМ с параболической интерполяцией огибающих, локальный или online алгоритм ДЭМ, ДЭМ с вейвлет-пакетным разложением, ансамблевая ДЭМ, многомерная модификация ДЭМ и др.).

3) проводится предварительная обработка сигнала на основе ДЭМ. Предварительная обработка включает в себя следующие основные задачи:

– очистку сигнала от шума;

– выделение тренда в сигнале;

– оценивание степени хаотичности сигнала на основе определения показателя Херста.

4) оценивание статистических характеристик базисных функций разложения (ЭМ) и статистических характеристик исследуемого сигнала. К числу основных статистических характеристик относятся среднее значение, дисперсия, коэффициент асимметрии, эксцесс.

5) оценивается энергия и средняя мощность извлеченных ЭМ для определения их вклада в исходный сигнал.

6) дерево декомпозиции (дерево разложения, англ. – *Decomposition Tree*) строится для наглядного представления разложения исходного сигнала, в том числе, на каждом этапе – на высокочастотную и низкочастотную составляющие. Дерево разложения может быть получено для каждого сигнала, для которого реализуется алгоритм ДЭМ. Пример дерева декомпозиции приведен на рисунке 4.

Корнем дерева будет сам исходный сигнал $s(k)$, а ветвиться дерево разложения будет в основном «влево», то есть в сторону низких частот, поскольку p-я ЭМ $c_p(k)$ как высокочастотная компонента не подвергается дальнейшему разложению. В данном случае высокочастотная составляющая остается неизменной, в то время как при использовании математического аппарата вейвлетов и вейвлет-пакетов есть возможность декомпозиции и низкочастотной, и высокочастотной составляющей, обеспечивая тем самым более тонкое разбиение частотно-временной плоскости.

7) проверка свойства ортогональности разложения. На текущий момент времени свойство ортогональности ЭМ не является теоретически доказанным [3]. Ортого-

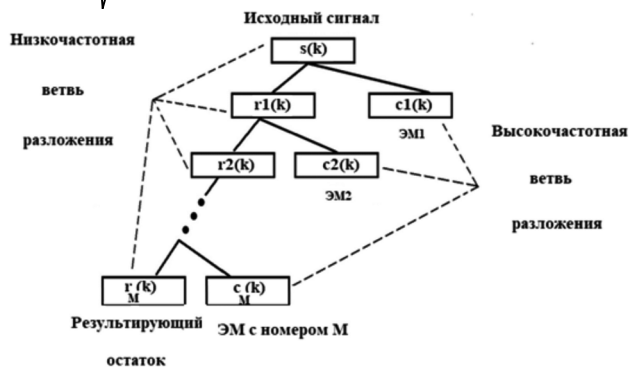


Рисунок 4. Дерево декомпозиции сигнала

нальность компонент при ДЭМ может быть проверена численно следующим образом: сначала записывается выражение, определяющее свойство полноты разложения:

$$s(k)=\sum_{i=1}^{M-1}c_i(k)+r_M(k), \quad (1)$$

где $\{c_i(k)\}_{i=1}^{M-1}$ – семейство извлеченных ЭМ, $r_M(k)$ – результирующий остаток в разложении, M – общее число компонент в разложении.

Для проверки ортогональности ЭМ вводится специальный показатель (индекс ортогональности, англ. – *Orthogonality Index*) [2, 3]. Для этого необходимо записать выражение для квадрата сигнала, непосредственно получающееся из выражения (1):

$$s^2(k)=\left(\sum_{i=1}^{M-1}c_i(k)\right)^2+r_M{}^2(k)+2r_M(k)\sum_{i=1}^{M-1}c_i(k).$$

Если разложение строго ортогонально, то все попарные скалярные произведения различных компонент $c_i(k)$ и $c_j(k)$ обращаются в нуль. С помощью этого выражения общий (интегральный) показатель ортогональности IO определяется следующим образом:

$$IO=\frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1}\left(\sum_{i=1}^{M-1}\sum_{j=1}^{M-1}c_i(k)c_j(k)\right),\ i\neq j.$$

Результирующий остаток $r_M(k)$ обычно не учитывается при вычислении индекса ортогональности, так как он не относится к классу ЭМ. *Чем ближе показатель к нулю, тем точнее выполняется свойство ортогональности*.

Для практики ортогональность разложения важна. Если $IO=0,$ то это свидетельствует об отсутствии рассеяния энергии в процессе процедуры декомпозиции и отсутствии взаимной энергии между различными ЭМ. Это обстоятельство является особенно важным, если требуется аппроксимировать сигнал либо одной ЭМ, либо суммой нескольких ЭМ, ведь для этого все ЭМ должны быть независимыми функциями.

Основные преимущества технологии обработки сигналов на основе ДЭМ следующие:

– ДЭМ является адаптивным методом обработки сигналов, поскольку сами базисные функции (ЭМ) извлекаются непосредственно из исходного сигнала, в связи с этим имеется возможность обеспечить высокую точность решения различных задач (предварительная обработка, структурный анализ, частотно-временной анализ);

– Этап предварительной обработки обеспечивает адаптивные решения задачи очистки сигналов от шумов различной природы с целью повышения достоверности дальнейшего анализа структуры сигналов. Кроме того, имеется возможность выделять тренд (общую тенденцию изменений в сигнале) и оценивать степень хаотичности сигналов;

– Этап частотно-временного анализа позволяет анализировать сигналы в частотно-временной области и извлекать из сигналов полезную информацию;

– В составе технологии на основе ДЭМ объединены различные задачи обработки сигналов, которые могут решаться с помощью единого математического аппарата и, как правило, последовательно;

– При выполнении декомпозиции имеется возможность выбрать конкретную модификацию ДЭМ.

К недостаткам технологии обработки сигналов на основе ДЭМ можно отнести довольно значительные вычислительные затраты на получение разложения, что объясняется, главным образом, необходимостью расчета огибающих путем кубической сплайн-интерполяции при извлечении каждой ЭМ и проведении процесса отсеивания.

Предварительная обработка сигналов. Очистка сигналов от шума

Предварительная обработка предшествует частотно-временному анализу сигналов с использованием преобразования Гильберта-Хуанга и включает в себя, главным образом, очистку сигналов от шума, выделение тренда, оценивание степени хаотичности сигналов. Эффективность дальнейшего анализа во многом зависят от того, насколько точно решены задачи предварительной обработки.

Далее рассмотрена задача очистки сигналов от шума с помощью ДЭМ как одна из наиболее часто встречающихся и известных [2, 3, 11-16]. Имеется исходный зашумленный сигнал $s(k)$. Известно, что он содержит аддитивный шум $e(k)$ с неизменяющейся дисперсией: $D\{e(k)\}=\text{const}$. Полагается, что $P_e<<P_s$, где P_e, P_s – мощность шума и полезного сигнала соответственно. Распределение отсчетов шума аппроксимируется нормальным законом.

Выражение для исходной аддитивной смеси полезного сигнала и шума имеет вид:

$$s(k)=\tilde{s}(k)+e(k),$$

где $s(k)$ – зашумленный сигнал; $\tilde{s}(k)$ – полезный сигнал; $e(k)$ – аддитивный шум.

В результате очистки от шума необходимо получить оценку $\hat{\tilde{s}}(k)$. Операция получения данной оценки в общем виде записывается следующим образом:

$$\hat{\tilde{s}}(k)=F\left[s(k)\right],$$

где $F[...]$ – оператор, вид которого зависит от метода очистки от шума.

В качестве оператора $F[...]$ может использоваться оператор *пороговой обработки отсчетов* (англ. – *Thresholding*) [27-30], относящийся к *нелинейным опе-*

раторам усечения. Именно пороговая обработка обеспечивает наилучшие результаты при проведении шумоочистки как на основе вейвлет-преобразования, так и на основе ДЭМ.

Одним из алгоритмов очистки сигналов от шума является алгоритм на основе вычисления энергий ЭМ и сравнения энергий с порогом, вычисленным для энергии ЭМ [2, 14, 15]. Практика показывает, что этот порог, определенный однажды на нескольких различных сигналах из одной группы, дает хорошие результаты на других аналогичных сигналах. Принадлежность к одному классу определяется в данном случае по структуре найденной декомпозиции. Недостатком данного метода является сложность в различении полезного высокочастотного сигнала и вредного высокочастотного шума.

Пороговая обработка отсчетов является одним из наиболее эффективных методов очистки сигналов от шума [27-29]. Пороговая обработка – непараметрический метод, поскольку модифицируются отсчеты компонент $c_p(k)$ и не вводятся дополнительные математические модели сигнала. Пороговая обработка применяется к начальным ЭМ в разложении, которые содержат наибольшую долю шума.

ЭМ $c_j(k)$ из числа начальных, содержащих значительную долю шума, представляется в следующем виде:

$$c_j(k) = g_j(k) + e_j(k),$$

где j – номер уровня разложения; $g_j(k)$, $e_j(k)$ – компоненты, соответствующие полезному сигналу и шуму на j-м уровне разложения. Интересующая компонента $g_j(k)$ определяется следующим образом:

$$g_j(k) = F\left[c_j(k), \rho_j\right], \quad (2)$$

где $F[...]$ – некоторый нелинейный (в общем случае) оператор модификации отсчетов; ρ_j – пороговое значение, применяемое для модификации отсчетов.

На основании общей формулы (2) различают *мягкую* и *жесткую* пороговую обработку:

– жесткая пороговая обработка (англ. – Hard Thresholding) отсчетов ЭМ:

$$g_j(k) = \begin{cases} c_j(k), & |c_j(k)| > \rho_j; \\ 0, & |c_j(k)| \le \rho_j; \end{cases}$$

– мягкая пороговая обработка (англ. – Soft Thresholding) отсчетов ЭМ:

$$g_j(k) = \begin{cases} c_j(k) - \rho_j, & c_j(k) > \rho_j; \\ 0, & -\rho_j < c_j(k) < \rho_j; \\ c_j(k) + \rho_j, & c_j(k) \le -\rho_j. \end{cases}$$

Процедура жесткой пороговой обработки отсчетов также получила название «keep or kill» («сохрани или обнули»), что означает неизменность значения отсчета в случае, если он по модулю превышает пороговое значение, и его обнуление в противном случае.

Процедура мягкой пороговой обработки получила название «modify or kill» («измени или обнули»), что означает, в отличие от жесткой пороговой обработки, не обнуление соответствующих отсчетов, а их модификацию по соответствующей формуле.

Существует также значительное количество альтернативных процедур пороговой обработки, занимающих промежуточное положение между мягкой и жесткой.

Ключевую роль играют именно значения порогов ρ_j, которые вычисляются следующим образом [27]:

$$\rho_j = \sigma_j \sqrt{2 \ln N},$$

где σ_j – оценка среднеквадратического отклонения (СКО, англ. – *Standard Deviation*) шумовой составляющей для j-й ЭМ. При этом возможно вычисление СКО для каждой ЭМ и использование различных порогов для различных ЭМ, а также использование универсального порога для всех компонент одновременно.

Оценку СКО можно проводить по формуле медианы абсолютных отклонений [30]:

$$\sigma_j = \frac{Med\left\{\left|c_j(k) - Med\{c_j(k)\}\right|\right\}}{0.6745}. \quad (3)$$

Приведенная медианная оценка $\sigma_j = Med\{...\}$ учитывает нормальное распределение отсчетов шума и является робастной по отношению к выбросам в сигнале.

Альтернативной является оценка СКО по методу наименьших квадратов:

$$\sigma_j = \frac{1}{N-1} \sqrt{\left(c_j(k) - \overline{c_j(k)}\right)^2}, \quad (4)$$

где $\overline{c_j(k)}$ – среднее значение ЭМ.

На рисунке 5 проиллюстрировано применения мягкой пороговой обработки с использованием медианной оценки уровня шума к сигналу, имеющему гладкую природу, но с локальными особенностями.

На рисунке 6 показан пример применения жесткой пороговой обработки для шумоочистки при использовании первых пяти уровней декомпозиции и медианной оценки СКО шума. Жесткая пороговая обработка наиболее целесообразна при обработке сигналов с резкими пиками, разрывами функции и ее производных. Именно такой сигнал проиллюстрирован на рисунке 6, где показан случай с разрывами функции в двух локальных моментах времени.

К преимуществам очистки сигналов от шума на основе ДЭМ относятся следующие:

– возможность выбора алгоритма шумоочистки (на основе сравнения энергий ЭМ или пороговой обработки отсчетов);

– адаптивное проведение шумоочистки за счет формирования ЭМ из исходного сигнала и учет локальных особенностей при удалении шума;

– возможность удаления шумов с равномерной дисперсией, так и шумов с изменяющейся дисперсией (гетероскедастических шумов);

К недостаткам можно отнести опять же некоторую вычислительную сложность процедуры шумоочистки за счет вычисления кубических сплайн-интерполированных огибающих у ЭМ, а также ограничение по работе данной процедуры в том случае, если уровень шума превышает уровень полезного сигнала (в этом случае требуются иные подходы).

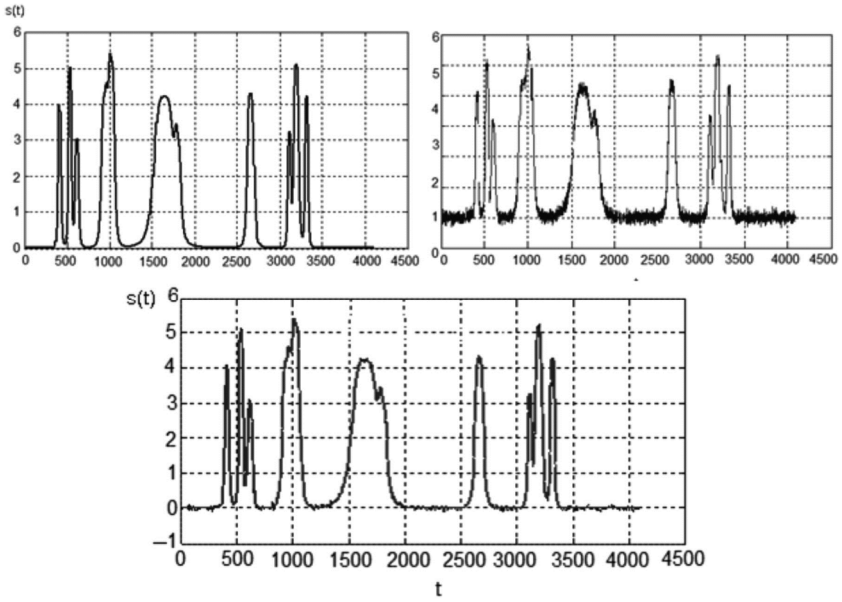


Рисунок 5. Исходный сигнал (слева вверху), он же с аддитивным гауссовским шумом (справа вверху) с параметрами $N(0;0,1^2)$ и очищенный сигнал после применения мягкой пороговой обработки отсчетов (внизу)

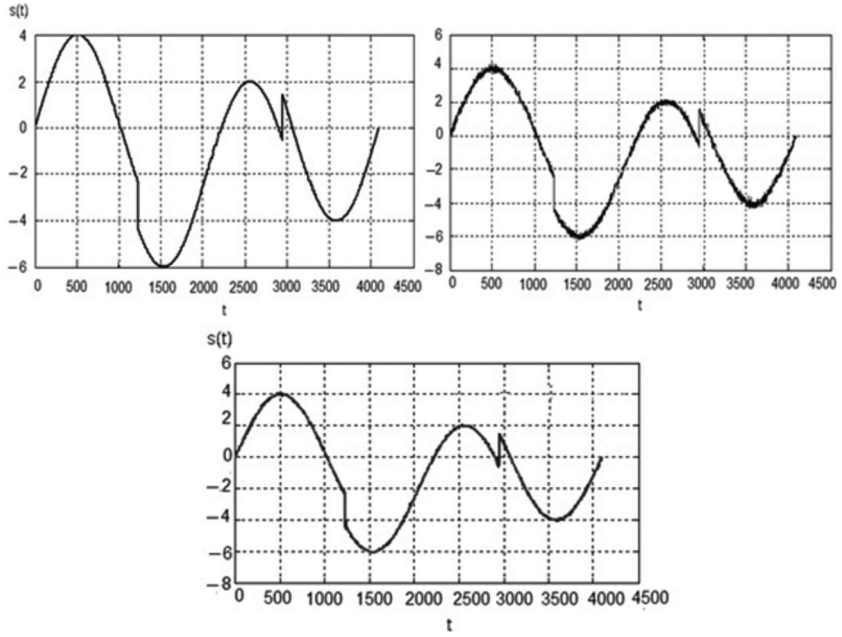


Рисунок 6. Исходный сигнал (слева вверху), он же с аддитивным гауссовским шумом (справа вверху) с параметрами $N(0;0,1^2)$ и очищенный сигнал после применения жесткой пороговой обработки отсчетов (внизу)

Интерпретация ДЭМ как диадического (двоичного) банка фильтров. Оценивание степени хаотичности сигналов

При проведении ДЭМ все извлекаемые компоненты (ЭМ) имеют четкую динамику [2-4, 14, 15]:

Первая ЭМ является наиболее осциллирующей и содержит наибольшее число максимумов, минимумов и нулей на длительности сигнала. Она содержит наибольшую долю шума и является самой высокочастотной, поскольку она самая широкополосная.

При переходе к ЭМ с более высокими номерами число экстремумов и нулей уменьшается, каждый раз примерно в 2 раза. Поэтому вторая ЭМ – менее высокочастотная, чем первая и т.д.

Результирующий остаток имеет наименьшую среднюю частоту и является либо константой, либо монотонной функцией (трендом) на длительности сигнала.

На рисунке 7 показано представление ЭМ на основе банка цифровых фильтров (показаны амплитудные Фурье-спектры ЭМ, соответствующие амплитудно-частотным характеристикам эквивалентных полосовых фильтров).

Динамику свойств ЭМ можно перенести частотную область:

– Амплитудный спектр первой ЭМ самый широкополосный, поскольку наблюдается большой удельный вес спектральных компонент с высокими частотами.

– С увеличением номера ЭМ эффективная ширина ее Фурье-спектра уменьшается, что связано с сокращением общего числа осцилляций в ее временной реализации.

– Последняя ЭМ имеет самый узкий спектр, объясняющий ее выраженную монотонную природу либо ра-

венство некоторой константе.

Если расположить амплитудно-частотные характеристики всех фильтров на одной частотной оси, то станет очевидно, что процесс декомпозиции представляет собой, по сути, *синтез совокупности перекрывающихся по частоте полосовых фильтров* с эффективной полосой, уменьшающейся по мере увеличения номера-соответствующей ЭМ. Такая тенденция в частотной области позволяет создавать банки фильтров и использовать их как для быстрого выделения конкретных ЭМ, так и для применения к анализу похожих по свойствам сигналов, позволяя сэкономить значительное количество времени и ресурсов памяти компьютера.

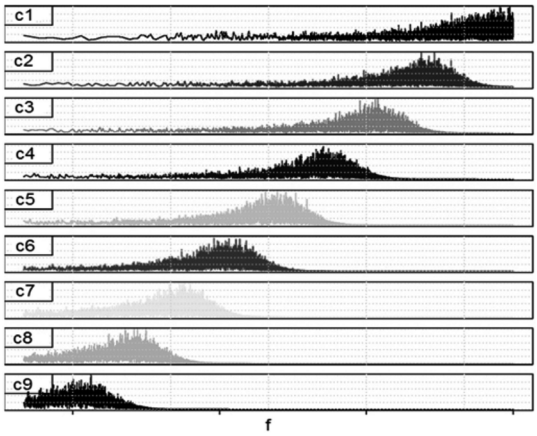


Рисунок 7. Представление ДЭМ как диадического банка фильтров

Основываясь на том факте, что ДЭМ можно интерпретировать как диадический банк фильтров, можно сделать вывод, что эффективная ширина Фурье-спектра каждой ЭМ уменьшается в число раз, равное степени 2. Исходя из этого, энергетический спектр очередной моды определяется как

$$S_{p',H}(f) = 2^{\alpha(p'-p)} S_{p,H}(2^{p'-p} f), \quad (5)$$

где $\alpha = 2H + 1$ – экспериментально определенная константа, p, p' – номера ЭМ, причем $p' > p \geq 2$, H – показатель Херста для ЭМ. Реккурентная формула (5) определяет энергетический спектр очередной ЭМ на основе известных спектров предыдущих ЭМ.

Зная энергетические спектры всех ЭМ, можно определить их дисперсии, и для удобства дальнейших вычислений представим выражение для дисперсий ЭМ в реккурентном виде:

$$V_H[p'] = \int_{-1/2}^{1/2} S_{p',H}(f)df = 2^{\alpha(p'-p)} \int_{-1/2}^{1/2} S_{p,H}(2^{p'-p} f)df = \quad (6)$$
$$= 2^{\alpha(p'-p)} V_H[p].$$

Формула (6) получена на основе теоремы Винера-Хинчина, а также то, что интегрирование ведется по симметричному промежутку частот, нормированных к частоте Найквиста. Из нее можно получить в явном виде выражение для дисперсии p-й ЭМ как функции ее номера:

$$V_H[p] = C \cdot 2^{2Hp},$$

где C – некоторая константа. После логарифмирования данного выражения по основанию 2 получается окончательный результат:

$$\log_2 V_H[p] = \log_2 C + 2Hp.$$

Из этого выражения непосредственно вытекает способ экспериментальной оценки *показателя Херста*, являющегося *мерой хаотичности* сигнала:

– выполняется ДЭМ для исследуемого сигнала;

– рассчитываются значения дисперсий каждой ЭМ;

– двоичные логарифмы дисперсий откладываются на графике;

– на основе регрессии методом наименьших квадратов строится линейная зависимость и определяется ее угловой коэффициент. Тогда само значение H будет найдено следующим образом:

$$H = \frac{|k_H|}{2},$$

где k_H – угловой коэффициент регрессионной прямой. Знак модуля необходим потому, что в отдельных случаях линеаризованная зависимость логарифма дисперсии ЭМ от ее номера может иметь отрицательный наклон, а показатель Херста – априорно положительная величина.

Альтернативный способ оценивания показателя Херста с использованием среднего периода ЭМ иллюстрируется формулой:

$$V_H[p] = C' \cdot (T_H[p])^{2H},$$

где C' – константа, $T_H[p'] = 2^{p'-p} T_H[p]$ для $p' > p \geq 2$, $T_H[k]$ – средний период p-й ЭМ, определяемый как расстояние между первым и последним нулем (или максимумом, или минимумом) функции, деленное на число нулей (или максимумов, или минимумов). Реккурентная формула, связывающая средние периоды 2-х ЭМ, основывается на интерпретации ДЭМ как диадического банка фильтров:

$$T_H[p] = 2^p.$$

Из описанных процедур следует, что для оценки значения H необходимо определение дисперсии каждой ЭМ, что выполняется на основе формул (3) и (4), дающих оценки СКО по методу наименьших квадратов и медиане абсолютных отклонений.

Частотно-временной анализ на основе представления Гильберта-Хуанга

Распределение Гильберта–Хуанга относится к классу частотно-временных распределений, позволяющих добиться лучшего, чем преобразование Фурье и вейвлет-преобразование, частотного разрешения применительно к анализу нестационарных сигналов. В преобразовании Гильберта-Хуанга оба основных шага направлены, в том числе, на извлечение локальных особенностей в данных как во временной, так и в частотно-временной областях:

– разложение исходного сигнала на ЭМ;

– вычисление частотно-временного распределения Гильберта-Хуанга.

Частотно-временное распределение также может быть использовано при выявлении кратковременных быстро меняющихся фрагментов (процессов) в исходном анализируемом сигнале.

После применения преобразования Гильберта к

каждой из ЭМ формируются комплексные аналитические сигналы [2-5, 14, 15, 31], которые могут быть представлены в следующем виде:

$$z_1(k) = c_1(k) + jH\left[c_1(k)\right] = a_1(k)e^{j\varphi_1(k)};$$

$$z_2(k) = c_2(k) + jH\left[c_2(k)\right] = a_2(k)e^{j\varphi_2(k)};$$

…

$$z_i(k) = c_i(k) + jH\left[c_i(k)\right] = a_i(k)e^{j\varphi_i(k)};$$

…

$$z_M(k) = c_M(k) + jH\left[c_M(k)\right] = a_M(k)e^{j\varphi_M(k)},$$

где $z_i(k)$ – комплексный аналитический сигнал, соответствующий i-й ЭМ $c_i(k)$; $H\left[c_i(k)\right]$ – ЭМ, сопряженная по Гильберту, $a_i(k)$ – амплитудная огибающая i-й ЭМ, $\varphi_i(k)$ – фазовая функция (фаза) i-й ЭМ.

Непрерывный сигнал $s(t)$ или дискретный сигнал $s(k)$ представляются следующим образом:

$$s(t) = \mathrm{Re}\left\{\sum_{i=1}^{M-1} a_i(t)e^{\left(j\int\omega_i(t)dt\right)}\right\}$$

для случая непрерывного сигнала и

$$s(k) = \mathrm{Re}\left\{\sum_{i=1}^{M-1} a_i(k)e^{\left(j\sum\limits_k\omega_i(k)\Delta k\right)}\right\}$$

для случая дискретного сигнала, где функции $a_i(t)$ и $a_i(k)$ характеризуют зависимость амплитуды i-й ЭМ от времени, то есть описывают закон амплитудной модуляции, $\omega_i(t)$ и $\omega_i(k)$ показывают, как изменяется мгновенная частота со временем, то есть описывают закон частотной модуляции. Сам сигнал представляется в виде конечного набора амплитудно-модулированных и частотно-модулированных функций.

Мгновенная амплитуда, фаза и мгновенная частота определяются по формулам [32, 33]:

$$a_i(k) = \sqrt{\left[c_i(k)\right]^2 + \left[H\left[c_i(k)\right]\right]^2};$$

$$\varphi_i(k) = arctg\left(\frac{H\left[c_i(k)\right]}{c_i(k)}\right);$$

$$\omega_i(k) = \varphi_i'(k) = \frac{\left[H\left[c_i(k)\right]\right]'c_i(k) - c_i'(k)\left[H\left[c_i(k)\right]\right]}{\left[H\left[c_i(k)\right]\right]^2 + c_i^2(k)}.$$

При применении преобразования Гильберта ЭМ должна иметь свойства как можно ближе к *монокомпонентной функции* (англ. – *Monocomponent Function*). Функция $f(t)$ является монокомпонентной, если она удовлетворяет следующим условиям [34-36]:

функция представима в виде $f(t) = a(t)\cos\theta(t)$, что называется каноническим амплитудно-фазовым представлением. Для монокомпонентной функции также должно выполняться условие $H[\rho(t)\cos\theta(t)] = \rho(t)\sin\theta(t)$, что соответствует квадратурному сдвигу тригонометрической функции при действии на нее преобразования Гильберта. Если исходная функция $f(t)$ является комплекснозначной, т.е. $f(t) = \rho(t)e^{i\theta(t)}$, то условие квадратурного сдвига запишется в виде: $H[\rho(t)e^{i\theta(t)}] = -i\rho(t)e^{i\theta(t)}$. Повторное применение преобразования Гильберта $H\left[H\left[\rho(t)e^{i\theta(t)}\right]\right] = -\rho(t)e^{i\theta(t)}$ позволяет установить следующее тождество для комплекснозначных монокомпонентных функций $H^2 = -I$, где I – тождественный оператор.

$\theta'(t) > 0$, т.е. монокомпонентная функция должна иметь неотрицательную мгновенную частоту, которая будет иметь физический смысл.

$\rho(t) > 0$, то есть монокомпонентная функция должна иметь неотрицательный модуль (неотрицательную амплитудную огибающую).

В отдельных случаях функцию считают монокомпонентной только если выполняются условия неотрицательности мгновенной частоты (условие 2), и при этом 1-е и 3-е условия не учитываются.

При вычислении преобразования Гильберта-Хуанга применяются две важные теоремы: теорема Бедросиэна и теорема Натолла.

Теорема Бедросиэна [37] утверждает, что если спектральные представления двух функций $g_1(t)$ и $g_2(t)$ являются разнесенными (их спектры не перекрываются), то есть выполняются следующие условия:

$$G_1(f) = \begin{cases} G_1(f), & f_1 \le f \le f_2;\ -f_2 \le f \le -f_1 \\ 0, & f > f_2;\ -f_1 \le f \le f_1;\ f < -f_2 \end{cases};$$

$$\mathrm{supp}\left\{G_1(f)\right\} = [f_1, f_2] \cup [-f_2, -f_1],$$

$$G_2(f) = \begin{cases} G_2(f), & f_3 \le f \le f_4;\ -f_4 \le f \le -f_3 \\ 0, & f > f_4;\ -f_3 \le f \le f_3;\ f < -f_4 \end{cases};$$

$$\mathrm{supp}\left\{G_2(f)\right\} = [f_3, f_4] \cup [-f_4, -f_3],$$

$$f_3 \ge f_2$$

где $\mathrm{supp}\{...\}$ – обозначение *носителя функции* (интервала, на котором функция отлична от нуля), $G_1(f)$ и $G_2(f)$ – результаты преобразования Фурье от $g_1(t)$ и $g_2(t)$ соответственно, f_1, f_2 – граничные частоты спектра $G_1(f)$, f_3, f_4 – граничные частоты спектра $G_2(f)$, то выполняется соотношение

$$H[g_1(t)g_2(t)] = g_1(t)H[g_2(t)].$$

Применительно к рассматриваемым ЭМ в роли $g_1(t)$ выступает амплитудная огибающая $\rho(t)$, а в роли $g_2(t)$ – функция $\cos\theta(t)$. Предполагается, что спектры $\rho(t)$ и $\cos\theta(t)$ являются разнесенными по частоте, поскольку $\rho(t)$ меняется значительно медленнее, чем $\cos\theta(t)$, и имеет низкочастотный спектр. Таким образом, получаем

$$H[a(t)\cos\theta(t)] = a(t)H[\cos\theta(t)]$$

при условии

$$\mathrm{supp}\left\{a(\omega)\right\} \subset \left(-\omega_0, \omega_0\right);$$

$$\mathrm{supp}\left\{\cos\theta(\omega)\right\} \subset R \setminus \left(-\omega_0, \omega_0\right);\ \omega_0 > 0,$$

где $a(\omega)$ – спектр амплитудной огибающей $a(t)$,

$\theta(\omega)$ – спектр фазовой функции $\theta(t)$, $(-\omega_0, \omega_0)$ – интервал, на котором спектры амплитудной огибающей и фазовой функции отличны от нуля, R – множество действительных чисел.

Теорема Натолла [38] позволяет определить различие DE между квадратурной составляющей исходного сигнала $s(t) = a(t)\sin\theta(t)$ и результатом вычисления преобразования Гильберта от $a(t)\sin\theta(t)$:

$$DE = \int_0^{\infty} \left| s_q(t) - s_h(t) \right|^2 dt = 2 \int_{-\infty}^{0} \left| F_q(\omega) \right|^2 d\omega,$$

где $s_q(t)$ – квадратурная составляющая, $s_h(t)$ – результат вычисления преобразования Гильберта, $F_q(\omega)$ – спектр квадратурной составляющей $s_q(t)$.

Таким образом, существует несоответствие между квадратурной составляющей сигнала и результатом вычисления преобразования Гильберта.

Основным недостатком меры DE ошибки является то, что она определяет величину ошибки *интегрально*, то есть в совокупности всего рассматриваемого сигнала, не позволяя определить конкретные отсчеты, где эта ошибка значительнее, чем у остальных. Это, в свою очередь, существенно затрудняет возможность корректировки данной ошибки. Вместе с тем, необходимо отметить, что для большинства рассматриваемых на практике сигналов результаты квадратурного сдвига и преобразования Гильберта совпадают, и эти операции эквивалентны друг другу.

С учетом ДЭМ, представление исходного сигнала в виде набора ЭМ может быть записано в виде:

$$s(t) = \sum_{p=1}^{M-1} \rho_p(t) e^{i\theta_p(t)} + r_M(t), \qquad (7)$$

где $\rho_p(t) \geq 0, \quad H\left[\rho(t)e^{i\theta(t)}\right] = \mp i\rho(t)e^{i\theta(t)}, \quad \rho(t) \geq 0, \quad \theta'(t) \geq 0.$

Используя вещественную форму записи ЭМ в выражении (7), можно получить:

$$s(t) = \sum_{p=1}^{M-1} \rho_p(t)\cos\theta_p(t) + r_M(t),$$

где $H\left[\rho(t)\cos\theta(t)\right] = \mp i\rho(t)\sin\theta(t), \quad \rho(t) \geq 0, \quad \theta'(t) \geq 0.$

Процедура вычисления частотно-временного представления Гильберта-Хуанга включает в себя следующие шаги:

– вычисление разложения анализируемого сигнала $s(k)$ и получение набора ЭМ $\{c_i(k)\}_{i=1}^{M}$;

вычисление преобразование Гильберта от каждой ЭМ $c_i(k)$ и формирование комплекснозначного аналитического сигнала $z_i(k) = c_i(k) + jH\left[c_i(k)\right]$;

– представление аналитического сигнала $z_i(k)$ в показательной форме: $z_i(k) = a_i(k)e^{j\varphi_i(k)}$ с использованием огибающей и фазы;

– расчет мгновенной плотности энергии $\left|a_i(k)\right|^2$ и мгновенной частоты $\omega_i(k)$ путем дифференцирования полной фазы $\varphi_i(k)$;

– нанесение значений $\left|a_i(k)\right|^2$ цветом на частотно-временную диаграмму (частотно-временное представление Гильберта-Хуанга) как функцию времени и частоты.

В качестве примера далее рассматривается нестационарный сигнал длиной $N = 80000$ отсчетов при частоте дискретизации $f_s = 4000$ Гц. Таким образом, длительность сигнала составляет 20 сек. Сигнал и результаты его ДЭМ представлены на рисунке 8. Извлечено три компоненты (3 ЭМ и результирующий остаток).

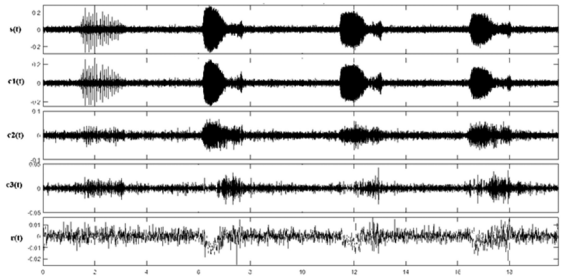


Рисунок 8. Разложение по методу ДЭМ

Частотно-временное представление Гильберта-Хуанга приведено на рисунке 9. На данном представлении четко видны области с большой амплитудой, соответствующие участкам с увеличенной дисперсией.

Основные преимущества и результаты сравнительного анализа частотно-временного представления Гильберта-Хуанга следующие:

– представление анализируемого сигнала на единой частотно-временной плоскости на основе адаптивно сформированного базиса разложения, что позволяет достигать высокой точности представления структуры сигнала;

– возможность расчета мгновенной частоты как функции времени, что эффективно для выявления частотных модуляций в сигнале. Кроме того, по перепадам яркости возможно выявление амплитудных модуляций в сигнале;

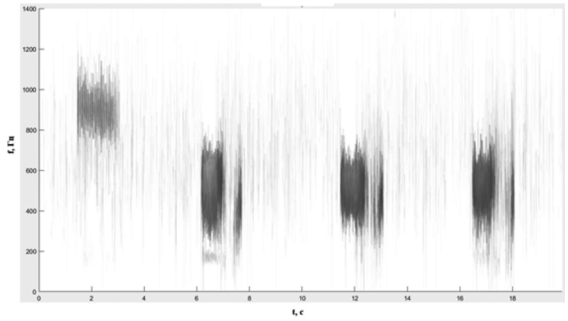


Рисунок 9. Частотно-временное представление Гильберта-Хуанга

– вейвлет-спектрограммы и частотно-временное представление Гильберта-Хуанга обеспечивают примерно одинаковое качество при анализе сигналов, однако во втором случае отсутствует проблема адекватного выбора базиса;

– преобразование Гильберта-Хуанга может применяться для вычисления маргинального спектра (аналог спектра Фурье для нестационарных сигналов) и мгновенной плотности энергии во временной области;

– Фурье-спектрограмма, которая также используется для частотно-временного анализа, обеспечивает худшее, чем преобразование Гильберта-Хуанга, разрешение и требует подбора размера окна во временной области. В преобразовании Гильберта-Хуанга практически отсутствуют настроечные параметры, что является его преимуществом.

Заключение

Рассмотрены преимущества адаптивной обработки сигналов с использованием классического метода ДЭМ, который является наиболее известным среди существующих модификаций. Остальные модификации (ДЭМ с параболической интерполяцией огибающих, локальная ДЭМ, online ДЭМ, ДЭМ с использованием

вейвлет-пакетного разложения и др.) также обеспечивают указанные преимущества. Общая схема обработки сигналов на основе ДЭМ может эффективно применяться при решении многочисленных задач, включая предварительную обработку, анализ структуры сигналов и частотно-временной анализ сигналов.

Предварительная обработка на основе ДЭМ позволяет решать задачи очистки сигналов от шума, выделения тренда, оценивания степени хаотичности сигналов. За счет адаптивного формирования базиса разложения путем извлечения ЭМ непосредственно из анализируемого сигнала можно обеспечить высокую точность решения указанных задач. Очистка сигналов от шума, как одна из наиболее актуальных задач предварительной обработки, решается с использованием алгоритма на основе оценивания энергий ЭМ, а также пороговой обработки отсчетов.

Частотно-временное представление Гильберта-Хуанга строится на основе рассчитанного разложения и позволяет анализировать структуру сигналов в частотно-временной области, выявлять амплитудные и частотные модуляции, классифицировать сигналы. Данное представление сравнимо по качеству с вейвлет-спектрограммами, однако при использовании ДЭМ не требуется априорного выбора базиса. Технология Гильберта-Хуанга (ДЭМ и частотно-временное распределение) может использоваться для решения прикладных задач обработки и анализа сигналов.

Литература

1. В.В. Егоров, Д. М. Клионский Декомпозиция на эмпирические моды: тематический обзор (часть 1). Цифровая обработка сигналов. 2025, № 1, С. 47-58.

2. N.E. Huang, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis. Proc. Royal Soc. London, vol. 454, 1998, pp. 903-995.

3. N.E. Huang, S.S.P. Shen Hilbert-Huang transform and its applications. World Scientific, 2005. 350 p.

4. P. Flandrin, G. Rilling, P. Gonsalves Empirical mode decomposition as a filter bank. IEEE Signal Process. Lett, vol. 11, 2004, pp. 112-114.

5. N.E. Huang, Z. Shen, S. R. Long A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, pp. 417-457.

6. N.E. Huang, et al A confidence limit for empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis Proc. Royal Soc. London. Ser. A, Vol. 459, 2003, pp. 2317-2345.

7. N.E. Huang, C.C. Chern, K. Huang, L.W. Salvinho, S.R. Long, K.L. Fan A new spectral representation of earthquake data: Hilbert spectral analysis of station TCU129, Chi-Chi, Taiwan, 21 September 1999. Bull. Seism. Soc. Am., Vol. 91, 1999, pp. 1310-1338.

8. P. Flandrin, P. Gonsalves. Empirical mode decompositions as data-driven wavelet-like expansions. Int. J. Wavelets Multiresolut. Inform. Process., vol. 2, 2004, pp. 477-496.

9. G. Rilling, P. Flandrin, P. Gonsalves On empirical mode decomposition and its algorithms. IEEE EURASIP Workshop on Nonlinear Signal Image Process, 2003, NSIP-03, Grado, Italy.

10. Д.М. Клионский, И.В. Неунывакин, Н.И. Орешко, В.В. Геппенер Декомпозиция на эмпирические моды и ее применение для идентификации информативных компонент и прогнозирования значений сигналов с использованием нейронных сетей. Нейрокомпьютеры: разработка, применение, № 6, 2010, с. 43-50.

11. Д.М. Клионский, Н.И. Орешко, В.В. Геппенер Декомпозиция на эмпирические моды с параболической интерполяцией огибающих в задачах очистки сигналов от шума. Цифровая обработка сигналов, № 2, 2011, с. 51-60.

12. В.В. Егоров, Д.М. Клионский Некоторые вопросы применения адаптивного метода декомпозиции нестационарных сигналов на эмпирические моды. Цифровая обработка сигналов, № 3, 2023, с. 52-58.

13. D. Klionskiy, M. Kupriyanov, D. Kaplun Signal denoising based on empirical mode decomposition. Journal of Vibroengineering. Vol. 19, No. 7, 2017, p. 5560-5570.

14. Н.И. Орешко, Д.М. Клионский, В.В. Геппенер, А.В. Экало Декомпозиция на эмпирические моды в цифровой обработке сигналов. Изд. СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2013, 164 с.

15. Д.М. Клионский, В.В. Геппенер Технология Гильберта-Хуанга и ее применение в цифровой обработке сигналов. Изд. СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2019, 150 с.

16. D.M. Klionsky, N.I. Oreshko, V.V. Geppener Applications of empirical mode decomposition for processing nonstationary signals. Pattern Recognition and Image Analysis: Advances in mathematical theory and applications, vol. 18, no. 3, 2008, pp. 390-399.

17. D.M. Klionsky, N.I. Oreshko, V.V. Geppener Empirical mode decomposition in segmentation and clustering of slowly and fast changing non-stationary signals, vol. 19, no. 1, 2009, pp. 14-29.

18. E. Keogh, S. Chu, D. Hart, M. Pazzani An online algorithm for segmenting time series. Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining, 2001, pp. 289-296.

19. N. Dobigeon, J. Tourneret, M. Davy Joint segmentation of piecewise constant autoregressive processes by using a hierarchical model and a Bayesian sampling approach. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 55, no. 4, 2007, pp. 1251-1263.

20. Д.Г. Мэтьюз, К.Д. Финк Численные методы. Использование MATLAB, 3-е издание. Изд. Дом «Вильямс», 2001, 720 с.

21. Г.М. Фихтенгольц Курс дифференциального и интегрального исчисления. В 3-х томах. Изд. «Лань», 2021.

22. В.А. Зорич Математический анализ. В 2-х томах. Изд. МЦНМО, 2024.

23. А.Г. Курош Курс высшей алгебры. Изд. «Наука», 1965, 431 с.

24. Н.К. Смоленцев Вейвлет-анализ в Matlab. 3-е изд. Изд. ДМК Пресс, 2010, 448 с.

25. D.B. Percival, A.T. Walden Wavelet methods for time series analysis. Cambridge University Press, 2000, 594 p.

26. И. Добеши Десять лекций по вейвлетам. НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001, 464 с.

27. S. Mallat A wavelet tour of signal processing. Elsevier Science, 1999, 637 p.

28. D.L. Donoho, J.M. Johnstone Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage, Biometrika, vol. 81, no. 3, 1994, pp. 425-455.

29. D.L. Donoho, J.M. Johnstone Minimax estimation via wavelet shrinkage, Annals of Statistics, 1998, vol. 26, no. 3, pp. 879-921.

30. Дж. Хьюбер Робастность в статистике. Изд-во «Мир», 1984, 304 с.

31. S. Hahn Hilbert transforms in signal processing. Artech House, 1995, 442 p.

32. L. Cohen Time-frequency analysis. Prentice Hall, 1995, 299 p.

33. B. Boashash Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. Proc. IEEE, 1992, vol. 51, pp. 520-568.

34. T. Qian Mono-components for decomposition of signals. Mathematical methods in the applied sciences, 2006, vol. 29, pp. 1187-1198.

35. T. Qian, Q. Chen Characterization of analytic phase signals. Computers and mathematics with applications, 2006, vol. 51, pp. 1471-1482.

36. T. Qian, L. Zhang, H. Li Mono-components vs IMFs in signal decomposition. International journal of wavelets, multiresolution and information processing, 2008, vol. 6, no. 3, pp. 353-374.

37. E. Bedrosian A product theorem for Hilbert transform. Proc. IEEE, vol. 51, pp. 868-869.

38. A.H. Nutall On the quadrature approximation to the Hilbert transform of modulated signals. Proc. IEEE, vol. 54, pp. 1458-1459.

УДК 621.396.4

МЕТОД ДВУМЕРНОГО ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНО-ОРТОГОНАЛЬНОГО ПОИСКА В ЗАДАЧЕ ОЦЕНКИ MIMO КАНАЛА

Соломкин А.А., *студент кафедры мультимедийных технологий и телекоммуникаций, Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), e-mail: solomkin.aa@phystech.edu*
Шатилов С.В., *к.т.н., научный сотрудник лаборатории инфокоммуникационных технологий, Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), e-mail: shatilov.sv@ict-lab.ru*
Ляшев В.А,. *к.т.н., доцент кафедры мультимедийных технологий и телекоммуникаций, Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет) e-mail: lyashev.va@mipt.ru*

A METHOD OF DUAL DOMAIN DIFFERENTIAL ORTHOGONAL MATCHING PURSUIT FOR MIMO CHANNEL ESTIMATION

Solomkin A.A., Shatilov S.V., Lyashev V.A.

Today, active antenna arrays are increasingly being used in wireless communication. The systems become highly selective in space, which makes them sensitive to errors in channel estimations. The paper considers the main problems of MIMO systems in which it is not possible to evaluate the channel using direct methods based on pilot signals. Implicit estimation methods require a compressed representation of channel state information, which imposes limitations on their accuracy. A method of dual domain iterative recovery of channel information from a compressed representation is proposed, which has an improved efficiency of channel matrix acquisition and the effect of error smoothing. A specific of the proposed approach is mutual channel information recovery in antenna and frequency domains.

Key words: MIMO-OFDM, vector quantization, channel estimation, spatial multiplexing, dual basis representations.

Ключевые слова: MIMO-OFDM, векторное квантование, оценка канала, пространственное мультиплексирование, сжатые измерения, дифференциальный метод.

Сегодня активные антенные решетки находят все большее применение в задачах беспроводной связи. Системы связи становятся высокоизбирательными по пространству, что делает их чувствительными к ошибкам в оценках канала. В работе рассматриваются основные проблемы MIMO систем, в которых нет возможности оценить канал прямыми методами по пилотным сигналам. Неявные методы оценки требуют сжатого представления канальной информации, что накладывает ограничения на их точность. Предлагается метод двумерного итеративного восстановления канальной информации из сжатого представления, который обладает повышенной точностью восполнения канальной информации и эффектом сглаживания возможных ошибок в поступившей информации. Отличительной частью метода является взаимный учет дифференциальной разницы в области антенн и области частот.

Введение

Современные сети подвижной связи требуют эффективных алгоритмов обработки сигналов как в восходящем канале (uplink, UL), так и в нисходящем канале (downlink, DL). Для одновременной работы этих каналов применяются различные методы множественного доступа, включая систему множественного доступа с частотным разделением каналов (FDMA) [1], которая позволяет мультиплексировать данные пользователей по разным частотным ресурсам, поэтому важно оценить состояние канала связи в частотной области с приемлемой точностью.

Для организации связи в UL и DL наиболее часто используется частотное разделение каналов (дуплекс с частотным разделением, FDD) [1].

Чтобы обеспечить эффективность систем с высоким коэффициентом разнесения несущих частот восходящего f_{UL} и нисходящего f_{DL} каналов, базовые станции (БС) должны получать информацию о состоянии нисходящего канала от мобильных станций (МС). Для этого БС передают опорные символы (пилоты), которые используются МС для измерений. Полученная оценка канала затем передается обратно на БС с помощью отчетов о состоянии канала (channel state information, CSI) – такой процесс называют обратной связью в оценке канала (OC-CSI).

Сжатие CSI перед отправкой на БС позволяет уменьшить объем служебной информации, необходимой для передачи состояния канала, при сохранении достаточной точности для управления системой. Обширный обзор в [2] показывает разнообразие методов, учитывающих ограниченный канал OC-CSI. В качестве одного из решений предлагается сопоставлять состояния канала DL с кодовыми словами из словаря известного как БС, так и МС. Точность и размер CSI будет определяться размером словаря и методом поиска кодового слова, наилучшим образом согласованного с текущим состоянием канала. В работе [3] был рассмотрен одномерный дифференциально-ортогональный поиск, который показал прирост производительности системы без роста накладных расходов. Метод был реализован в пространстве антенн для аппроксимации сигнального подпространства пространственной компоненты MIMO-сигнала. При этом предполагалось запус-

кать метод на каждой поднесущей (группе поднесущих) частоте независимо в системе с ортогональным частотным мультиплексированием (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM). В данной работе предлагается рассмотреть последующее развитие метода. То есть разработать итеративный метод подбора кодовых слов в двумерной размерности частота-пространство. Такая модификация метода из [3] позволит еще более компактно представить канал и снизить накладные расходы на организацию канала OC-CSI.

Постановка задачи

Конструкции кодовых книг оптимальны только для определенной конфигурации системы. В литературе большинство словарей разработаны для систем с несколькими входами и одним выходом (multiple input – single output, MISO). Пусть антенная система БС состоит из N_{RX} элементов, а МС из $N_{RX}=1$. Ограничение на одну приемную антенну подразумевает один пространственный канал $N_r=1$. Для простоты предлагается рассматривать аналогичный случай. Обобщение полученных результатов на $N_r>1$ будет сделано в конце работы.

Для MISO систем принятый сигнал $z(t)\in\mathbb{C}$ в момент времени t для каждой МС записывают следующим образом [4] [5]

$$z(t)=\int h^H(t,\tau)x(t-\tau)d\tau+n(t)= \\ =\iint h(t,\tau,b)g^H(b)x(t-\tau)d\tau db+n(t), \quad (1)$$

где $(\cdot)^{\mathrm{H}}$ – оператор Эрмитова сопряжения. Вектор канала $h\in\mathbb{C}^{\mathrm{N_{TX}}}$ представляет собой произведение коэффициентов передаточной характеристики канала $h(t,\tau,b)\in\mathbb{C}$ в каждый момент времени t и для каждой задержки τ импульсной характеристики канала с диаграммой направленности антенной системы $g(b)\in C^{N_{TX}}$. Передающая антенна БС может быть описана набором параметров $b\in P$, который определен на многообразии $G=\{g(b),\forall b\in P\}$. Из-за многолучевого распространения сигнала $x(t)\in\mathbb{C}^{\mathrm{N_{TX}}}$ в среде, МС всегда наблюдает сдвинутые копии сигнала на задержку τ. Более того, передаваемый сигнал представляет собой многомерный пространственный сигнал, порожденный пространственным фильтром $p\in\mathbb{C}^{\mathrm{N_{TX}}}$ и комплексным квадратурным сигналом $s(t)$

$$x(t)=p(t)s(t). \quad (2)$$

Квадратурный сигнал $s(t)$ характеризуется средней мощностью $P_S=E(|s(t)|^2)$, здесь $E(\cdot)$ – оператор оценки математического ожидания случайного процесса. Шум $n(t)\in CN(0,\sigma_n^2)$ – комплексный нормальный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_n^2. Выражение (1) сформулировано во временной области и не зависит от вида сигнала. Однако, в данной работе будет рассматриваться система связи на основе OFDM, что наиболее характерно для современных систем беспроводной связи [1].

Отчеты информации о канале представляют собой кодовые слова, которые более всего схожи с измеренным нисходящим каналом на МС. На основе таких отчетов, БС восстанавливает информацию о канале и формирует пространственный согласованный фильтр p (ПСФ). Зная точно матрицу пространственной корреляции канала, можно получить оптимальный вектор p через разложение матрицы на сингулярные числа и вектора [6]. Тогда первые значимые сингулярные вектора будут обеспечивать оптимальную пространственную фильтрацию.

Пусть словарь кодовых слов C:

$$C=\{c_j:c_{j2}=1,0\le j\le|C|-1\},c_j\in\mathbb{C}^{\mathrm{N_{TX}}},$$

будем использовать N вместо N_{TX} для простоты, подразумевая $N_{RX}=1$.

Размер словаря определяется количеством кодовых слов и обозначается $|C|$. Очевидно, что при известном словаре достаточно сообщить номер кодового слова, тогда можно определить количество бит B, которые необходимо использовать для информирования БС: $|C|\le 2^B$.

Задача МС заключается в быстром выборе наилучшего кодового слова из словаря, которое обеспечивает наименьшие потери от такого способа представления канала. Для системной модели (1) можно записать отношение сигнал/шум [7]:

$$\gamma=\frac{P_S}{\sigma_n^2}\left|h^H p\right|^2. \quad (3)$$

МС в состоянии оценить γ и решить задачу поиска оптимального вектора $p=p_{opt}$:

$$p_{opt}=\arg\max_{p\in C}\frac{\left|h^H p\right|^2}{h_2^2}=\arg\max_{p\in C}\left|\bar{h}^H p\right|^2, \quad (4)$$

где $\bar{h}=\frac{h}{h_2}$ нормированный вектор канала. В этом случае, МС определит вектор

$$c_{opt}=\min_{j\subset[0|C|-1]}c_j-\bar{h}_2,$$

который будет передан на БС. В данной статье предложен иной подход к построению таких словарей.

Двумерная реализация дифференциального алгоритма ортогонального жадного поиска

В [3] рассматривается метод дифференциального сжатия пространственной компоненты многолучевого канала, который основан на хорошо известном в области разреженных измерений/аппроксимаций алгоритме жадного ортогонального поиска (Orthogonal Matching Pursuit, OMP). Ключевая идея подхода основана на малом изменении канала между соседними моментами измерений, что отражает физичность радиосреды, а именно, углы прихода сигнала, задержки лучей и количество рассеивателей не меняются быстро по сравнению с периодом измерений. Таким образом, разность

между оценками канала в соседние моменты времени будет иметь разреженную структуру, описание которой наилучшим образом может дать OMP алгоритм.

Основная процедура рассматриваемого подхода сводится к нахождению разности $r(t_i)$ между текущим значением канала $h(t_i)$ и его предыдущей оценкой $h(t_{i-1})$ на стороне мобильной станции, т.е.

$$r(t_i) = h(t_i) - \hat{h}(t_{i-1}).$$

Найденный разностный сигнал $r(t_i)$ аппроксимируется алгоритмом OMP. Этот алгоритм имеет итеративную процедуру, которая заключается в последовательном поиске векторов из предопределенного заранее множества (кодовой книги) и соответствующих коэффициентов проекций. Данный алгоритм обеспечивает минимизацию суммы абсолютных элементов векторов (L_1 норма), что обеспечивает потенциальную высокую точность аппроксимации. Итог работы OMP алгоритма математически можно представить в следующим виде

$$r(t_i) = \tilde{C}(t_i) y(t_i),$$

где $\tilde{C}(t_i)$ – выбранные столбцы исходной кодовой книги в момент времени t_i, $y(t_i)$ – коэффициенты проекций выбранных векторов.

Алгоритм восстановления канала на стороне базовой и мобильной станции сводится к простому суммированию аппроксимаций разностных сигналов

$$\hat{h}(t_i) = r(t_1) \ldots + r(t_{i\text{-}1}) + r(t_i),$$

где $r(t_1)$ – аппроксимация непосредственно канала алгоритмом OMP в первоначальный момент времени, $\{r(t_j)\}_{j=2}^{i}$ – аппроксимации разностного сигнала алгоритмом OMP.

Описанный выше метод формирования оценки канала на стороне базовой станции, позволяет снизить накладные расходы, однако имеет ряд недостатков:

Использование только пространственной компоненты канала ограничивает потенциальные возможности по сжатию, так как его частотная компонента не была учтена. При значении полосы системы порядка 10-20 МГц и выше, частотная компонента канала имеет разреженную структуру. Это обусловлено тем, что количество мощных рассеивателей в радиосреде порядка 5-6 [8]. Таким образом, совместное рассмотрение пространственной и частотной областей позволяет обобщить предложенный в [3] подход и обеспечить наиболее компактное представление канала.

Данное решение было разработано только для одноранговой передачи. В коммерческих беспроводных сетях связи количество антенн на стороне мобильной станции может составлять 2-4. Следовательно эффективное многоранговое сжатие канала является актуальной задачей на практике.

Решить проблему эффективного сжатия многоранговости радиосреды можно, если перейти к рассмотрению не канала напрямую, а его собственных векторов. Данные вектора, во-первых, несут его основную информацию, и, во-вторых, их количество определяется текущим значением отношения сигнала к шуму и интерференцией, которая может возникать в сетях связи. Таким образом, количество собственных векторов N_r не превосходит количества антенн на МС, что непосредственно влияет на накладные расходы. Такой подход можно представить в виде диаграммы на рисунке. 1.

Прежде чем перейти к рассмотрению сжатия собственных векторов канала, определим как их можно получить на стороне МС. Пусть для каждого пользователя в любой момент времени канал представляет собой тензор $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_{Rx} \times N_{Tx} \times N_{RB}}$, где N_{Tx} – количество портов на БС, N_{Rx} – количество портов на МС, N_{RB} – количество ресурсных блоков. Далее разделим количество ресурсных блоков на поддиапазоны N_{sub} размера 4 ресурсных блока в каждом. Такое разбиение позволяет снизить размерность в частной области, т.е. переход от N_{RB} к N_{sub}. Например, для $N_{RB} = 52$ получим $N_{sub} = 13$ поддиапозонов. Это обеспечивает наилучший компромисс между ошибкой аппроксимации канала в частотной области и оценкой канала данных на стороне МС, построенной в предположении, что БС использует один весовой вектор прекодирования данных внутри каждого поддиапазона.



Рисунок 1. Принцип применения двумерного дифференциального алгоритма ортогонального жадного перебора (2D-ДАП)

Данный метод заложен в современной беспроводной сети связи 5 поколения. Чтобы получить собственные векторы на каждом поддиапазоне рассчитывается общая корреляционная матрица:

$$R_j = \sum_{i=1}^{4} H_{i,j}^H H_{i,j}, \quad j \in [1, \ldots, N_{sub}], \tag{5}$$

где $H_{i,j}$ – канал размера $N_{Rx} \times N_{Tx}$ для i ресурсного блока в j поддиапазоне.

Для каждой получившейся матрицы применим сингулярное разложение и образуем матрицу из собственных векторов заданного ранга N_r:

$$\{R_j\}_{j=1}^{N_{sub}} \xrightarrow{SVD} \{v_j^l\}_{j=1}^{N_{sub}}, \quad l \in [1, \ldots, N_r],$$
$$V^l = \left[v_1^l \, v_2^l \cdots v_{N_{sub}}^l \right], \tag{6}$$

где $v_j^l - l$ собственный вектор на j поддиапазоне.

В системах связи используются планарные антенные решетки с двумя поляризациями, поэтому для дальнейшего сокращения накладных расходов целесообразно рассматривать поиск совместного базиса для двух поляризаций. Для этого представим получившуюся матрицу как конкатенацию двух матриц, V_1^l – матрица для горизонтальной поляризации, V_2^l – матрица для вертикальной поляризации:

$$V^l = \begin{bmatrix} v_{1,1} & \cdots & v_{1,N_{sub}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{N_{Tx}/2,1} & \cdots & v_{N_{Tx}/2,N_{sub}} \\ v_{N_{Tx}/2+1,1} & \cdots & v_{N_{Tx}/2+1,N_{sub}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{N_{Tx},1} & \cdots & v_{N_{Tx},N_{sub}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_1^l \\ V_2^l \end{bmatrix} \quad (7)$$

При учете только одной компоненты канала в пространственной или в частотной областях алгоритм сжатия канальной информации можно определить следующими выражениями:

$$Y_s = S^H V^l, \quad \hat{V}^l = S(S^H S)^{-1} Y_s, \quad (8)$$

где $S \in \mathbb{C}^{N_{Tx} \times K_s}$ – набор K_s векторов из кодовой книги размера $|C| = N_s$, $\hat{V}^l$ – восстановленный канал на базе пространственной компоненты канала. Тогда

$$Y_f = V^l F, \quad \hat{V}^l = Y_f F^H (FF^H)^{-1}, \quad (9)$$

где $F \in \mathbb{C}^{N_{sub} \times K_f}$ – набор K_f векторов из кодовой книги размера $|C| = N_f$, $\hat{V}^l$ – восстановленный канал на базе частотной компоненты канала.

Рассмотрим обобщение сжатия канальной информации при использовании двумерного базиса. Процедура сжатия и восстановления собственных векторов V^l определяется следующими выражениями:

$$B^l = S^H V^l F, \quad \hat{V}^l = S B^l F^H. \quad (10)$$

Пространственный базис S представляет собой блочную матрицу:

$$\mathrm{S} = \begin{pmatrix} \mathrm{S}_0 & 0 \\ 0 & \mathrm{S}_0 \end{pmatrix},$$

где $S_0 \in \mathbb{C}^{N_{Tx/2} \times K_s}$ – набор K_s векторов из кодовой книги размера $|C| = N_s$, который определяется совместно для двух поляризаций.

Данное рассмотрение схоже с реализацией метода формирования OC-CSI согласно 3GPP NR версии 16 [9]. Коэффициенты восстановленного канала B^l квантуются определенной сеткой по амплитуде и фазе аналогично R16.

Выражение (10) можно переписать следующим образом, применив операцию векторизации:

$$vec(\hat{V}^l) = F \otimes S \, vec(B^l),$$

а при учитывании двух поляризаций:

$$\begin{cases} v_1^l = vec(\hat{V}_1^l) = F \otimes S_0 \, vec(B_1^l) = C y_1^l; \\ v_2^l = vec(\hat{V}_2^l) = F \otimes S_0 \, vec(B_2^l) = C y_2^l. \end{cases}$$

Данный подход можно обобщить на случай формирования пространственного фильтра ранга $N_r > 1$. Для этого на этапе формирования матрицы V (6) необходимо получить для каждой корреляционной матрицы $N_r > 1$ собственных векторов и сформировать тензор V с дополнительной размерностью ранга.

Таким образом, задача свелась к выбору $K \ll N_{Tx} N_{sub}$ колонок общей матрицы C для описания обеих поляризаций. Алгоритм нахождения этих столбцов можно описать способом, представленным в алгоритмическом описании Алгоритм 1.

Схематично ход алгоритма отражен на рисунке 2. При каждом вызове 2D-ДАП на шаге 3 кодовые слова будут выбираться из полного набора кодовой книжки, значит векторы ошибок e ортогональны между собой.

После передачи БС индексов кодовых слов и коэффициентов, она суммирует их по формуле:

$$\tilde{v}_1 = \sum_{i=0}^{T} \tilde{C}(t_i) y_1(t_i), \quad \tilde{v}_2 = \sum_{i=0}^{T} \tilde{C}(t_i) y_2(t_i).$$

Алгоритм 1. Алгоритм 2D-ДАП

Шаг 1. Инициализация $i = 0$

ДЛЯ КАЖДОГО СЛОЯ $l = 1 \ldots N_r$ выполнять:

Шаг 2. Вычислить вектор невязки между текущим вектором и результатом 2D-ДАП на предыдущем временном шаге.

$$\boldsymbol{r}_1(t_i) = \boldsymbol{v}_1(t_i) - \tilde{\boldsymbol{C}}(t_{i-1}) \boldsymbol{y}_1(t_{i-1}),$$

$$\boldsymbol{r}_2(t_i) = \boldsymbol{v}_2(t_i) - \tilde{\boldsymbol{C}}(t_{i-1}) \boldsymbol{y}_2(t_{i-1}).$$

Замечание: $\boldsymbol{r}_1(t_0) = \boldsymbol{v}_1(t_0), \boldsymbol{r}_2(t_0) = \boldsymbol{v}_2(t_0)$

Шаг 3. Выполнить K итераций 2D-ДАП

a) $S^{(0)} = \varnothing$, $\boldsymbol{e}_1^{(0)} = \boldsymbol{r}_1(t_s)$, $\boldsymbol{e}_2^{(0)} = \boldsymbol{r}_2(t_s)$ k = 0

b) Выбрать кодовое слово согласно условию

$$j_k = \underset{j \notin S^{(k-1)}}{argmax} \sum_{l=1}^{2} \left| \boldsymbol{C}_j^H \boldsymbol{r}_{l_p} \right|$$

c) Обновить матрицу

$$\tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)} = (\tilde{\boldsymbol{C}}^{(k-1)} \; c_{j_k}) \; S^{(k)} = S^{(k-1)} \cup j_k$$

d) Обновить вектора ошибки $\boldsymbol{e}_{l_p}^{(k)} =$

$$= \boldsymbol{r}_{l_p}(t_s) - \tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)} (\tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)H} \tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)})^{-1} \tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)H} \boldsymbol{r}_{l_p}(t_s), l_p = 1,2$$

e) $k = k + 1$ и перейти к шагу b) пока $k \neq K$

f) $\boldsymbol{y}_{l_p}(S) = (\tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)H} \tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)})^{-1} \tilde{\boldsymbol{C}}^{(k)H} \boldsymbol{r}_{l_p}(t_s)$

Шаг 4. Аккумулировать коэффициенты для каждого слоя $l = 1 \ldots N_r$: $\boldsymbol{y}_1(t_i) \to \boldsymbol{y}_1^l(t_i)$, $\boldsymbol{y}_2(t_i) \to \boldsymbol{y}_2^l(t_i)$ и затем передать на БС индексы кодовых слов $\tilde{\boldsymbol{C}}(t_i)$ и коэффициенты векторов $\boldsymbol{y}_1^l(t_i), \boldsymbol{y}_2^l(t_i)$

КОНЕЦ ЦИКЛА ПО СЛОЯМ 1

Шаг 5. Перейти к следующему временному шагу $i = i + 1$ и вернуться на шаг 2.

В результате каждый последующий отчет улучшает оценку.

В качестве кодовой книги, используемой в предложенном алгоритме сжатия канальной информации, можно выбрать разные структуры. Мотивация использования словаря Alltop основана на том, что данное множество обеспечивает минимальный объем словаря при достижении границы Welch-Rankin (плотной упаковке). Методы построения таких кодовых книг приведены в [3]. Альтернативной структурой кодовой книги может быть книга, построенная на базе дискретного преобразования Фурье [9].

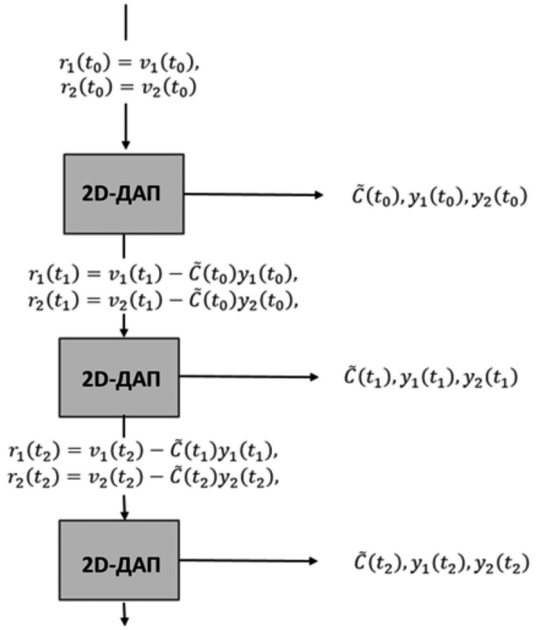


Рисунок 2. Принцип работы алгоритма 2D-ДАП

Использование данной структуры и метода повышения частоты дискретизации позволяет получить простой алгоритм построения и индексации векторов полученного множества, что влияет на накладные расходы. Третий вариант кодовой книги, который будет рассмотрен, основан на кронекеровской структуре канала. Данная книга осуществляет раздельное формирование векторов для каждой размерности измерения (пространственного и частотного), с последующим объединением через произведение Кронекера. Такой подход обеспечивает гибкость в настройке словаря по размерностям и может быть представлен следующим выражением

$$C = \left\{ \begin{array}{c} c_{qkm} = d_q \cdot d_k \cdot d_m : c_{qkm2} = 1 \\ \forall q,k,m, q \in \overline{1,T_3O_3}, m \in \overline{1,T_2O_2}, m \in \overline{1,T_1O_1}, \end{array} \right\},$$

$$c_{qkm} \in C^{N_{T_1}N_{T_2}N_{T_3}\times 1},$$

где $d_m = \begin{bmatrix} 1 & e^{\frac{i\,2\pi m}{T_1O_1}} & \dots & e^{\frac{i\,2\pi(T_1-1)m}{T_1O_1}} \end{bmatrix}^T$ – кодовый вектор, соответствующий вертикальной компоненте планарной решетки; $d_k = \begin{bmatrix} 1 & e^{\frac{i\,2\pi k}{T_2O_2}} & \dots & e^{\frac{i\,2\pi(T_2-1)k}{T_2O_2}} \end{bmatrix}^T$ – кодовый вектор, соответствующий горизонтальной компоненте планарной решетки, $d_q = \begin{bmatrix} 1 & e^{\frac{i\,2\pi q}{T_3O_3}} & \dots & e^{\frac{i\,2\pi(T_3-1)q}{T_3O_3}} \end{bmatrix}^T$ – кодовый вектор, соответствующий частотной компоненте; T_1, T_2, T_3 – количество вертикальных, горизонтальных антенных портов и поддиапазонов в частотной области; O_1, O_2, O_3 – факторы, повышающие частоты дискретизации в соответствующих размерностях.

Для того чтобы определить наиболее подходящую структуру кодовой книги для реализации дифференциального сжатия, обеспечивающую высокую точность и устойчивость, был произведен эксперимент. Данный эксперимент отражает зависимость изменения уровня корреляции от времени между собственными векторами идеального и восстановленного каналов для трех типов структур кодовых книг. Результат сравнения приведен на рисунке 3.

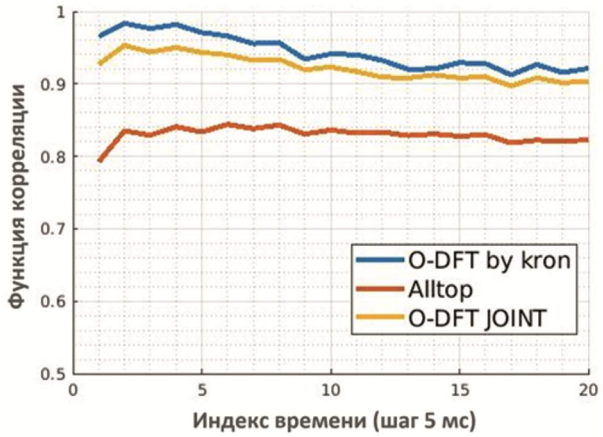


Рисунок 3. Сравнение кодовых книг

Из графика видно, что наилучшая корреляция достигается при раздельном формировании базисов для каждой размерности канала. Данная структура будет выбрана для верификации дифференциального алгоритма сжатия.

Вычислительный эксперимент

Работоспособность и эффективность предложенных алгоритмов сжатия была проверена на ЭВМ методом статистических испытаний, при котором моделировались реализации отсчетов канала на базе общедоступного генератора QuaDriga [10]. В качестве антенной системы передатчика использовалась следующая конфигурация: 8 колонок по 8 элементов в каждой, 2 поляризации на каждом элементе, 4 антенных элемента в каждой колонке были объединены в один порт, итого на БС $N_{Tx} = 32$ порта. Приемник был взят с четырьмя портами: $N_{Rx} = 4$. OFDM сигнал состоял из 624 поднесущих, но оценка канала была произведена на каждой 12 поднесущей частоте (один ресурсный блок – итого $N_{Rb} = 52$ оценок канала). В качестве модели канала использовалась 3GPP 38.901 Uma NLOS, скорость абонентских устройств в сети 3-10-30 км/ч, несущая частота 1,85 ГГц. Основные параметры симуляций приведены в таблице 1.

Таблица 1. Общие параметры эксперимента

Модель канала	Несущая частота	Полоса частот	Кол-во антенн на БС	Кол-во атенн на МС	Кол-во МС	Высота БС	Высота МС	Скорость МС
3GPP 38.901 Uma NLOS	1.85 ГГц	10 МГц	32	4	40	25 м	1.5 м	3/10/30 км/ч

Таблица 2. Сравнение спектральной эффективности двумерного дифференциального алгоритма ортогонального жадного перебора (2D-ДАП) с 3GPP NR версии 16

Скорость МС	3 км/ч				10 км/ч				30 км/ч			
Ранг передачи	N_r											
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Выигрыш, %	2.67	3.57	4.99	7.31	1.99	2.8	4.12	4.80	1.41	0.14	2.08	2.63
Потери, %	0.40	1.27	3.19	4.79	1.38	1.46	4.59	5.83	2.20	5.48	6.53	8.33

Для сравнительного анализа эффективности предлагаемого метода сжатия был реализован метод представления канальной информации кодовой книгой типа 2 версии 16 стандарта 5 поколения [9].

В качестве метрики сравнения рассматриваемых алгоритмов будет использоваться спектральная эффективность. Спектральная эффективность вычислялась следующим образом. На основе полученных после выполнения 2D-ДАП алгоритма векторов и их коэффициентов формировался тензор пространственного фильтра соответствующего ранга. Затем для каждого пользователя и каждого момента времени рассматривалась эффективная матрица канала в рамках каждого ресурсного блока:

$$H_{eff\,i} = H_{est\,i} W_i,$$

где $W_i \in \mathbb{C}^{N_{Tx} \times N_r}$ – матрица пространственного фильтра для i ресурсного блока, H_{esti} – канал размера $N_{Rx} \times N_{Tx}$ для i ресурсного блока.

Далее вычислялась ковариационная матрица эффективного канала:

$$R_i = H_{eff\,i}{}^H H_{eff\,i}.$$

Исходя из полученной ковариационной матрицы спектральная эффективность для каждого момента времени вычисляется по следующей формуле:

$$Capacity = \frac{1}{N_{RB}} \sum_{i=1}^{N_{RB}} \log_2 \left[\det\left(E + \frac{R_i}{P_n} \right) \right],$$

где P_n – соответствующая мощность шума, E – единичная матрица размера $N_r \times N_r$.

Ниже представлены различные результаты тестирования 2D-ДАП. На рисунке 4 показан пример графика интегральной функции распределения спектральной эффективности для 2D-ДАП и R16, а также для случая идеального прекодирования данных, основанного на сингулярном разложении корреляционной матрицы идеального канала, для понимания граничной линии. Результаты симуляций для других параметров системы в виде вычисления выигрыша и потерь алгоритма отражены в таблице 2. Условия моделирования отличаются между собой различной скоростью МС и различным рангом пространственного фильтра.

Для каждой симуляции были получены значения выигрыша относительно R16 и потерь относительно идеального пространственного фильтра:

$$Выигрыш = \frac{Инфо.Емкость_{2D-ДАП\,0.5} - Инфо.Емкость_{R16\,0.5}}{Инфо.Емкость_{R16\,0.5}} \times 100\%;$$

$$Потери = \frac{Инфо.Емкость_{ideal\,0.5} - Инфо.Емкость_{2D-ДАП\,0.5}}{Инфо.Емкость_{ideal\,0.5}} \times 100\%.$$

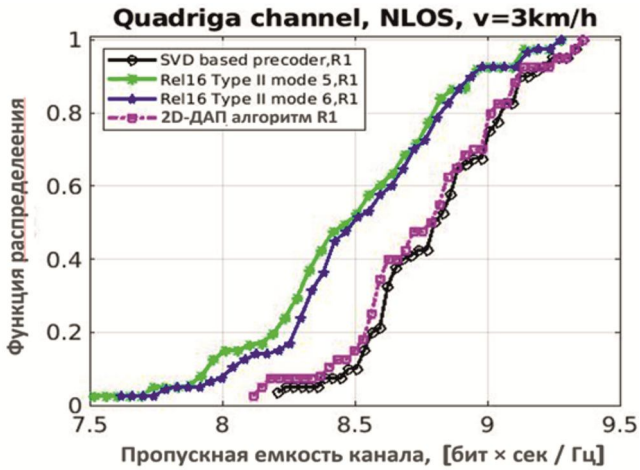


Рисунок 4. Сравнение спектральной эффективности двумерного дифференциального алгоритма ортогонального жадного перебора (2D-ДАП) с 3GPP NR версии 16

Из полученных результатов можно видеть, что с помощью решения 2D-ДАП достигается значительное повышение эффективности производительности по сравнению с алгоритмом OC-CSI, который используется в стандарте 3GPP NR версии 16. Однако наблюдается уменьшение данного выигрыша и увеличение потерь по сравнению с идеальным прекодированием и увеличением скорости МС, а также при увеличении ранга пространственного фильтра.

Заключение

В настоящей работе приводится модифицированный алгоритм квантования и обратной связи канальной информации, который основан на учете дуального базиса «пространственные углы – частоты». Предложенный алгоритм показал большую надежность и устойчивость

к ошибкам в оценке канала, обеспечил прирост пропускной способности системы и практически сравнялся с границей идеального пространственного фильтра на основе сингулярного разложения. При этом накладные расходы на передачу канальной информации в восходящем канале сопоставимы с NR-DFT методом из 3GPP.

Алгоритм 2D-ДАП показал возможность сглаженного решения в случае резких выбросов в оценках канала, таким образом он неявным образом обозначил лучшую устойчивость к такого рода возмущениям во входных данных. Имея предшествующее знание о канале, можно легко адаптировать алгоритм к динамическим каналам с допплеровскими замираниями сигнала. Уже сейчас видно, что рост скорости терминального устройства медленнее ухудшает производительность системы. В дифференциальные отчеты можно ввести поправочные коэффициенты, зависящие от допплеровских частот, что позволит построить словарь, адаптированный к динамике в канале.

Литература

1. E. Dahlman, S. Parkvall, and J. Skold. 5G NR: The Next Generation Wireless Access Technology. Elsevier Science, 2018. ISBN: 9780128143230. URL: https://books.google.de/books?id=IcSLswEACAAJ.

2. D.J. Love et al. «An overview of limited feedback in wireless communication systems». In: IEEE Journal on Selected Areas in Communications 26.8 (2008), pp. 1341-1365. DOI: 10.1109/JSAC.2008.081002.

3. Ляшев В.А., Метод дифференциально-ортогонального поиска в задаче оценки MIMO канала. Цифровая обработка сигналов. 2024. № 3. С. 71-80.

4. Arogyaswami Paulraj et al. Introduction to Space-Time Wireless Communications. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. ISBN: 978-0-521-82615-0.

5. Gerald Matz and Franz Hlawatsch. Wireless Communications Over Rapidly Time-Varying Channels. Ed. by Franz Hlawatsch and Gerald Matz. Oxford: Academic Press, 2011. ISBN: 978-0-12-374483-8. DOI: https://doi.org/10.1016/C2009-0-18506-9.

6. N. Solomennikova, A. Sherstobitov and V. Lyashev, «Frequency Selective MIMO precoding in Time Domain», 2021 International Conference Engineering and Telecommunication (En&T), Dolgoprudny, Russian Federation, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/EnT50460.2021.9681749.

7. Chun Kin Au Yeung and D. J. Love, «Performance Analysis of Random Vector Quantization Limited Feedback Beamforming», Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2005., Pacific Grove, CA, USA, 2005, pp. 408-412, doi: 10.1109/ACSSC.2005.1599778.

8. Zhu, Q., Wang, C.-X., Hua, B., Mao, K., Jiang, S. and Yao, M. (2025). 3GPP TR 38.901 Channel Model. In Wiley 5G Ref (eds R. Tafazolli, C.-L. Wang and P. Chatzimisios). https://doi.org/10.1002/9781119471509.w5GRef048

9. Physical layer procedures for data (3GPP TS 38.214 version 16.3.0 Release 16).

10. QuaDRiGa – Quasi Deterministic Radio Channel Generator, User Manual and Documentation v2.8.1.

SPHERA LAB

ООО «Лаборатория Сфера»

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 «ЗВ-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/

УДК 621.396, УДК 621.391

ИТЕРАТИВНЫЙ МЕТОД УМЕНЬШЕНИЯ ПИК-ФАКТОРА OFDM-СИГНАЛА НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ ШУМА КЛИППИРОВАНИЯ

Хоанг Ван Туан, *аспирант кафедры мультимедийных технологий и телекоммуникаций МФТИ,*
e-mail: khoang.vt@phystech.edu
Дворкович А.В., *д.т.н., чл.-корр. РАН, зав. кафедрой мультимедийных технологий и телекоммуникаций МФТИ,*
e-mail: dvork.alex@gmail.com

ITERATIVE METHOD FOR REDUCING THE PEAK-TO-AVERAGE POWER RATIO OF OFDM SIGNAL BASED ON CLIPPING NOISE PROCESSING

Hoag Van Tiyan, Dvorkovich A.V.

This paper addresses the problem of reducing the peak-to-average power ratio (PAPR) in OFDM systems, which is one of the key challenges in broadband signal transmission. To tackle this issue, an iterative method is proposed that reduces the PAPR of OFDM signals by processing clipping noise, combining the advantages of amplitude clipping and active constellation extension techniques. A distinguishing feature of the proposed approach is the use of clipping noise to generate a peak-correction signal, which is processed in two directions – by limiting the spectral amplitude and by controlled extension of constellation points. Analytical and simulation results demonstrate that the proposed method effectively reduces the PAPR value. Compared to clipping and filtering (CAF) and active constellation extension (ACE) methods, the proposed technique achieves the highest PAPR reduction gain – up to 6.44 dB after three iterations. The results confirm the high efficiency and practical relevance of the proposed method for modern OFDM systems.

Key words: OFDM, PAPR, peak-to-average power ratio, CAF, clipping and filtering, ACE, active constellation extension.

Ключевые слова: OFDM, PAPR, пик-фактор, CAF, ограничение и фильтрация, ACE, активное расширение созвездия.

Рассматривается проблема уменьшения пик-фактора (peak-to-average power ratio, PAPR) в OFDM-системах, которая является одной из основных задач при передаче широкополосных сигналов. Для решения данной проблемы в работе предложен итеративный метод уменьшения пик-фактора OFDM-сигнала на основе обработки шума клиппирования, сочетающий преимущества методов ограничения амплитуды и активного расширения созвездия. Особенностью предлагаемого подхода является использование шума клиппирования для формирования сигнала коррекции пиков, который обрабатывается по двум направлениям – ограничением спектральной амплитуды и контролируемым расширением точек созвездия. Проведённый анализ и моделирование показали, что предлагаемый метод позволяет эффективно снижать величину пик-фактора. В сравнении с традиционными методами ограничения и фильтрации (clipping and filtering, CAF) и активного расширения созвездия (active constellation enhancement, ACE) предложенный метод обеспечивает наибольший выигрыш по снижению PAPR – до 6,44 дБ после трёх итераций. Полученные результаты подтверждают высокую эффективность и практическую значимость предлагаемого метода для современных OFDM-систем.

Введение

Технология OFDM (ортогональное частотное разделение каналов) играет важнейшую роль в современных системах беспроводной связи. Благодаря способности эффективно использовать спектр, противостоять искажениям, вызванным многолучевым распространением, и обеспечивать высокие скорости передачи данных, OFDM стала основой для множества телекоммуникационных стандартов. К таким стандартам относятся цифровое телевидение первого и второго поколений (DVB-T, DVB-T2) [1,2], мобильные сети четвёртого и пятого поколений (4G, 5G), а также беспроводные локальные сети (Wi-Fi) [3]. Однако одной из наиболее серьёзных проблем OFDM остаётся высокий пик-фактор (PAPR) сигнала. Повышенный PAPR предъявляет жёсткие требования к линейности усилителя мощности (УМ), обуславливая необходимость широкого линейного динамического диапазона. Это приводит к работе усилителя с пониженной энергетической эффективностью — вдали от области насыщения, в случае выхода за пределы линейной характеристики УМ в сигнал вносятся нелинейные искажения, резко ухудшающие параметры качества передачи. Поэтому задача снижения PAPR остаётся актуальной.

Среди известных решений наиболее простым в реализации является метод ограничения и фильтрации (CAF) [4,5,6,12], при котором амплитуда сигнала обрезается выше заданного порога, а затем применяется фильтрация для подавления внеполосных составляющих. Однако данный метод сопровождается серьёзными внутриполосными искажениями, нарушающими ортогональность поднесущих и вызывающими межсимвольные и межканальные помехи.

В работе [7] была предложена усовершенствованная версия метода CAF, основанная на передаче шума клиппирования вместе с полезным сигналом. Такой подход позволяет восстанавливать информацию на приёмной стороне за счёт специальных дополнительных поднесущих, содержащих информацию о шуме клиппирова-

ния. Однако следует отметить, что в работе [7] данный метод рассматривался только для систем с относительно небольшим числом поднесущих (64). При увеличении количества поднесущих для его корректного восстановления на приёмнике необходимо выделять дополнительный спектральный ресурс для передачи информации о шуме и его позиции, что значительно снижает спектральную эффективность системы.

Методы скремблирования [8], такие как метод частичных передаваемых последовательностей (PTS) и метод селективного отображения (SLM), основаны на множественном формировании одного и того же OFDM-символа с различными фазами, среди которых выбирается сигнал с минимальным PAPR. Эти методы не искажают сигнал, но требуют передачи дополнительной информации на приёмник и значительных вычислительных ресурсов при увеличении числа поднесущих.

Метод резервирования поднесущих (TR) [9] реализует уменьшение пик-фактора за счёт добавления корректирующего сигнала, формируемого на заранее зарезервированных поднесущих, не несущих полезной информации. Эти поднесущие используются исключительно для минимизации амплитудных пиков во временной области. Несмотря на простоту реализации и отсутствие необходимости в передаче дополнительной информации, метод TR снижает спектральную эффективность, поскольку часть поднесущих исключается из передачи данных.

Альтернативой являются методы, не требующие передачи дополнительной информации. Одним из таких является метод активного расширения созвездия (ACE) [10, 11, 14], при котором внешние точки созвездия расширяются за пределы допустимых границ с целью уменьшения амплитудных пиков. Метод ACE сохраняет BER, поскольку минимальное расстояние между точками остаётся неизменным, и не требует модификации приёмника. Однако, ACE увеличивает среднюю мощность сигнала, что может вновь привести усилитель в нелинейный режим и ухудшить качество передачи.

Для преодоления указанных ограничений в данной работе предлагается итеративный гибридный метод, сочетающий преимущества методов CAF и ACE. Подход не требует передачи дополнительной информации, сохраняет структуру приёмника и обеспечивает контроль увеличения средней мощности.

Математическая модель
и базовые методы уменьшения PAPR
Система OFDM

В системе OFDM [3, 13, 14] широкополосный сигнал формируется в виде нескольких параллельных узкополосных сигналов. После преобразования последовательных данных в несколько параллельных потоков (по количеству поднесущих) данные модулируют поднесущие OFDM-сигнала. Символ сигнала OFDM во временной области можно записать как:

$$d(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} D(k) e^{j\frac{2\pi nk}{N}}, \quad (1)$$

где N – количество поднесущих, а D – модулирующие ячейки. Для модуляции QPSK, например, $D \in \{-1, 1, j, -j\}$. Для более точного приближения к непрерывному сигналу обычно выполняется передискретизация временного сигнала с коэффициентом L (обычно $L \geq 4$) [13,14], что реализуется путём нулевого дополнения в частотной области. Следовательно, OFDM-сигналы с передискретизацией могут быть математически представлены как:

$$x(n) = \frac{1}{\sqrt{LN}} \sum_{k=0}^{LN-1} X(k) e^{j\frac{2\pi nk}{LN}}, \quad (2)$$

где $X = [D(0), D(1), \ldots, D(N-1), \underbrace{0, 0, \ldots, 0}_{(L-1)N}]$.

Поскольку D является комплексным вектором, компоненты которого представляют собой сигналы после отображения на созвездие, символы OFDM также являются комплексными:

$$x(n) = x_I(n) + x_Q(n) j. \quad (3)$$

OFDM-сигнал содержит множество поднесущих. При достаточно большом числе поднесущих действительная и мнимая части OFDM-сигнала можно рассматривать как независимые случайные величины, подчиняющиеся нормальному распределению (Гаусса) с нулевым средним и общей дисперсией σ^2. Амплитуда сигнала $x = |x(n)|$ подчиняется взаимно независимому распределению Рэлея с функцией плотности вероятности, определяемой как:

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \mathrm{e}^{\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)}. \quad (4)$$

OFDM-сигнал формируется как сумма N ортогональных поднесущих, каждая из которых модулируется независимо. При когерентном сложении поднесущих – то есть когда их фазы совпадают – происходит конструктивная интерференция, в результате чего амплитуды отдельных компонентов суммируются, образуя пиковые значения в сигнале. PAPR определяется как:

$$\mathrm{PAPR}[x(n)] = \frac{\max\left\{|x(t)|^2\right\}}{\mathbb{E}\left\{|x(t)|^2\right\}} = \frac{\max_{0 \leq n \leq LN-1} |x(n)|^2}{\frac{1}{LN} \sum_{n=0}^{LN-1} |x(n)|^2}. \quad (5)$$

Для оценки эффективности снижения PAPR обычно используется комплементарная интегральная функция распределения (CCDF). Это функция, показывающая вероятность того, что случайная величина превышает заданное значение. В контексте OFDM-сигналов CCDF определяется следующим образом:

$$\mathrm{CCDF}(\mathrm{PAPR}0) = P_r\left(\mathrm{PAPR} > \mathrm{PAPR}0\right) \approx 1 - \left(1 - \exp(-\mathrm{PAPR}0)\right)^N, \quad (6)$$

где $P_r(\cdot)$ – вероятность того, что значение PAPR превышает заданное значение PAPR0.

Чтобы наглядно продемонстрировать зависимость PAPR от количества поднесущих, на основе теоретической формулы (6) строится график, представленный на рисунке 1. Из графика видно, что по мере увеличения числа поднесущих значение PAPR также возрастает. Это объясняется тем, что при большем числе поднесущих увеличивается вероятность когерентного сложения, что, в свою очередь, приводит к более высоким значениям PAPR.

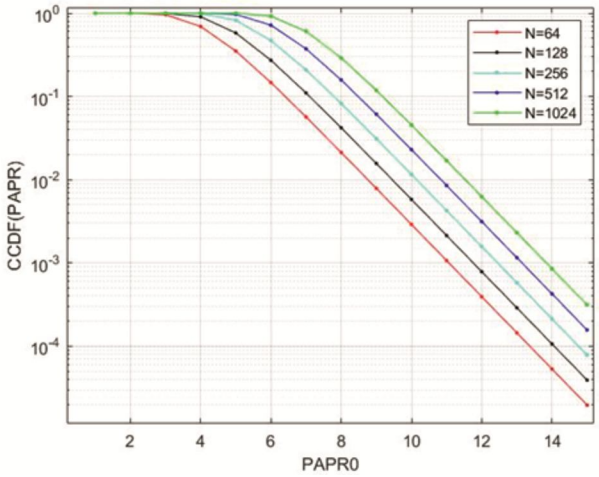


Рисунок 1. Зависимость CCDF от порогового значения PAPR0

Метод ограничения и фильтрации

Простейший путь снижения PAPR заключается в ограничении амплитуды сигнала таким образом, чтобы пиковые значения не превышали заданного максимального уровня.

$$\bar{x}(n)=\begin{cases}x(n), & |x(n)|\le A_{clip},\\ A_{clip}e^{j\phi(n)}, & |x(n)|> A_{clip},\end{cases} \quad (7)$$

где $\phi(n)$ – фаза сигнала x(n), A_{clip} – порог ограничения.

Согласно (7), значения сигнала, превышающие порог, ограничиваются, в то время как остальные остаются без изменений. Поскольку метод ограничения вызывает внеполосное излучение, необходимо применить фильтрацию. Типичный фильтр задаётся следующим образом:

$$H(k)=\begin{cases}1, & 0\le k\le N-1\\ 0, & N\le k\le LN-1\end{cases}. \quad (8)$$

Применение метода ограничения приводит не только к возникновению внеполосных искажений, но и к внутриполосным искажениям. Последние искажают форму полезного сигнала и являются основной причиной увеличения битовой ошибки (BER) в системе передачи данных.

Для устранения внутриполосных искажений, вызванных операцией ограничения, в работе [11] предложено обрабатывать шум клиппирования путём дополнительного контроля над смещением точек сигнального созвездия в частотной области. Такой подход позволяет ограничить искажения расположения точек созвездия, предотвращая уменьшение минимального расстояния между соседними точками созвездия, что, в свою очередь, способствует сохранению надёжности передачи и снижению BER.

Шум клиппирования во временной области получается путём вычитания ограниченного OFDM-сигнала из исходного сигнала, затем этот шум преобразуется в частотную область с помощью преобразования Фурье:

$$f(n)=\bar{x}(n)-x(n);$$

$$F(k)=\sum_{n=0}^{LN-1} f(n)e^{-j\frac{2\pi nk}{LN}}=\mathrm{DFT}(f(n)). \quad (9)$$

Для ограничения внутриполосных искажений необходимо контролировать величину спектрального компонента $F(k)$ в частотной области. Это позволяет ограничить амплитуду сигнала коррекции пиков и гарантирует, что изменение точек созвездия остаётся в допустимых пределах. Ограниченое значение амплитуды $C_ш(k)$ формируется следующим образом:

$$C_ш(k)=\begin{cases}F(k), & |F(k)|\le C_{\max},\\ C_{\max}\cdot\dfrac{F(k)}{|F(k)|}, & |F(k)|> C_{\max},\end{cases} \quad (10)$$

где C_{max} – максимальное значение амплитуды шума клиппирования в частотной области.

Для подавления внеполосного излучения после ограничения шума клиппирования целесообразно применить фильтр $Hc(k)$, определяемый следующим образом:

$$Hc(k)=\begin{cases}1, & 0\le k\le N-1;\\ 0, & N\le k\le LN-1.\end{cases} \quad (11)$$

$$C(k)=Hc(k)\cdot C_ш(k).$$

Сигнал коррекции пиков преобразуется во временную область с помощью обратного дискретного преобразования Фурье (IDFT):

$$c(n)=IDFT(C(k)). \quad (12)$$

Для повышения эффективности уменьшения PAPR описанный выше процесс обработки шума клиппирования может быть выполнен итеративно. Ниже представлено описание алгоритма метода итеративного ограничения и фильтрации с контролируемым уровнем искажений.

1. Инициализация: $x^{(0)}(n)=x(n)$, i = 0.

2. Итеративный процесс (до достижения K итераций):

– Ограничение амплитуды сигнала по формуле (7).

– Расчёт шума клиппирования и преобразование в частотную область по (9).

– Обработка шума клиппирования по (10) и (11).

– Преобразование шума клиппирования во временную область по (12).

– Обновление сигнала: $x^{(i+1)}(n)=x^{(i)}(n)+c^{(i)}(n)$.

3. Выходной сигнал после снижения PAPR: $x^{(K)}(n)$.

Метод активного расширения созвездия

Метод ACE представляет собой эффективную технику снижения PAPR OFDM-сигналов, не требующую передачи дополнительной информации и не вызывающую серьёзных искажений. Основная идея заключается в том, чтобы сместить внешние точки созвездия за пределы допустимых границ с целью уменьшения амплитудных пиков так, чтобы не уменьшить минимальное расстояние между точками созвездия.

Математически ACE заключается в добавлении сигнала коррекции пиков $\Delta X(k)$ к исходным данным в частотной области:

$$\tilde{X}(k)=X(k)+\Delta X(k),\ k\in K_{Вне}, \quad (13)$$

где $K_{Вне}$ – множество поднесущих, соответствующих внешним точкам созвездия.

В методе ACE $\Delta X(k)$ формируется на основе шума клиппирования, полученного в процессе ограничения

сигнала. Этот шум затем масштабируется с использованием коэффициента расширения G. Такая операция осуществляется только для определённых поднесущих, соответствующих точкам на внешней границе созвездия. Математически это выражается следующим образом:

$$\Delta X(k)=\begin{cases} G\cdot F(k), & k\in K_{Вне} \\ 0, & иначе \end{cases} \qquad (14)$$
$$\Delta X(k)=\Delta X_I(k)+\Delta X_Q(k)\cdot j.$$

При этом сигнал после расширения созвездия записывается в следующем виде:

$$\tilde{x}(n)=x(n)+\Delta x(n)=$$
$$=\frac{1}{\sqrt{LN}}\sum_{k=0}^{LN-1}(X(k)+\Delta X(k))e^{j\frac{2\pi nk}{LN}=} \qquad (15)$$
$$=\frac{1}{\sqrt{LN}}\sum_{k=0}^{LN-1}(X(k)+G\cdot F(k))e^{j\frac{2\pi nk}{LN}=}$$
$$=x(n)+G\cdot f(n).$$

Из формулы (14) видно, что коэффициент расширения G оказывает влияние не только на эффективность снижения PAPR, но и на среднюю мощность сигнала. При больших значениях G происходит значительное увеличение средней мощности, что может привести к работе усилителя в нелинейной области.

Для ограничения роста средней мощности в работе [11] было предложено ограничивать степень расширения созвездия путём наложения порога расширения V на действительную и мнимую части сигнала коррекции пиков, используя следующую формулу:

$$\Delta X_I(k)=\begin{cases} \Delta X_I(k), & |\Delta X_I(k)|<V; \\ V, & \Delta X_I(k)>V; \\ -V, & \Delta X_I(k)<-V; \end{cases}$$
$$\Delta X_Q(k)=\begin{cases} \Delta X_Q(k), & |\Delta X_Q(k)|<V; \\ V, & \Delta X_Q(k)>V; \\ -V, & \Delta X_Q(k)<-V; \end{cases} \qquad (16)$$
$$\Delta X(k)=\Delta X_I(k)+\Delta X_Q(k)\cdot j.$$

Для обеспечения баланса между эффективностью снижения PAPR и контролем средней мощности ограничение амплитуды сигнала коррекции пиков является важным этапом. Как видно из уравнения (15), наложение порога V расширения на действительные и мнимые части сигнала коррекции пиков $\Delta X(k)$ предотвращает чрезмерное смещение точек созвездия, тем самым минимизируя влияние на среднюю мощность сигнала.

Для повышения эффективности метода ACE использование итеративной процедуры позволяет корректировать сигнал пошагово и более точно на каждом этапе. Этот подход не только обеспечивает более эффективное уменьшение PAPR, но и сохраняет качество сигнала за счёт контроля амплитуды сигнала коррекции пиков на каждом шаге. Ниже представлено описание итеративного метода ACE с ограничением сигнала коррекции пиков:

1. Инициализация: $x^{(0)}(n)=x(n)$.

2. Итеративный процесс (до достижения K итераций):

– Ограничение амплитуды сигнала по формуле (7).

– Расчёт шума клиппирования и преобразование в частотную область по (9).

– Определение сигнала коррекции пиков по (14).

– Ограничение степени расширения по (16).

– Преобразование сигнала коррекции пиков во временную область:

$$\Delta x^{(i)}(n)=IDFT(\Delta x^{(i)}(k)).$$

– Обновление сигнала: $x^{(i+1)}(n)=x^{(i)}(n)+\Delta x^{(i)}(n)$.

3. Выходной сигнал после снижения PAPR: $x^{(K)}(n)$.

Предлагаемый итеративный метод

В данной статье предлагается итеративный метод, сочетающий преимущества двух подходов — ограниченного клиппирования с подавлением внутриполосных искажений и активного расширения созвездия с контролем амплитуды смещения. Основная идея заключается в использовании шума клиппирования, возникающего после ограничения амплитуды сигнала, для формирования корректирующего сигнала в частотной области. Затем сигнал коррекции пиков преобразуются во временную область и складывается с исходным OFDM-сигналом. В результате получается выходной сигнал с пониженным значением PAPR, что позволяет улучшить эффективность передачи при сохранении высокого качества сигнала. Итеративная структура позволяет на каждом шаге уточнять форму сигнала и последовательно подавлять пики, обеспечивая высокую эффективность снижения PAPR.

Предлагаемый итеративной алгоритм обработки шума клиппирования:

1. Инициализация: $x^{(0)}(n)=x(n), x(n)=IFDT(x(k))$, i = 0.

2. Итеративный процесс (до достижения K итераций):

– Ограничение амплитуды сигнала по формуле:

$$\bar{x}^{(i)}(n)=\begin{cases} x^{(i)}(n), & |x^{(i)}(n)|\le A_{clip}; \\ A_{clip}e^{j\phi^{(i)}(n)}, & |x^{(i)}(n)|> A_{clip}. \end{cases}$$

– Расчёт шума клиппирования и преобразование в частотную область:

$$f^{(i)}(n)=\bar{x}^{(i)}(n)-x^{(i)}(n);$$
$$F^{(i)}(k)=\mathrm{DFT}(f^{(i)}(n)).$$

– Обработка шума клиппирования по двум направлений обработки:

– Компонент клиппирования:

$$C_{ш}^{(i)}(k)=\begin{cases} F^{(i)}(k), & |F^{(i)}(k)|\le C_{\max}; \\ C_{\max}\cdot\dfrac{F^{(i)}(k)}{|F^{(i)}(k)|}, & |F^{(i)}(k)|> C_{\max}. \end{cases}$$

$$Hc(k)=\begin{cases} 1, & 0\le k\le N-1; \\ 0, & N\le k\le LN-1; \end{cases}$$
$$C^{(i)}(k)=Hc(k)\cdot C^{(i)}{}_{ш}(k).$$

– Компонент расширения созвездия:

$$\Delta X^{(i)}(k)=\begin{cases} G\cdot F^{(i)}(k), & k\in K_{Вне} \\ 0, & иначе \end{cases}$$

$$\Delta X^{(i)}{}_I(k) = \begin{cases} \Delta X^{(i)}{}_I(k), & |\Delta X^{(i)}{}_I(k)| < V; \\ V, & \Delta X^{(i)}{}_I(k) > V; \\ -V, & \Delta X^{(i)}{}_I(k) < -V; \end{cases}$$

$$\Delta X^{(i)}{}_Q(k) = \begin{cases} \Delta X^{(i)}{}_Q(k), & |\Delta X^{(i)(i)}{}_Q(k)| < V; \\ V, & \Delta X^{(i)}{}_Q(k) > V; \\ -V, & \Delta X^{(i)}{}_Q(k) < -V; \end{cases}$$

$$\Delta X^{(i)}(k) = \Delta X^{(i)}{}_I(k) + \Delta X^{(i)}{}_Q(k) \cdot j.$$

– Преобразование шума клиппирования во временную область для получения сигнала коррекции пиков:

$$c^{(i)}(n) = IDFT(C^{(i)}(k)), \quad \Delta x^{(i)}(n) = IDFT(\Delta X^{(i)}(k)).$$

– Обновление сигнала: $x^{(i+1)}(n) = x^{(i)}(n) + c^{(i)}(n) + \Delta x^{(i)}(n)$.

3. Выходной сигнал после снижения PAPR: $x^{(K)}(n)$.

Как видно из представленного алгоритма, коэффициенты A_{clip}, оказывают прямое влияние на эффективность снижения PAPR. От их выбора зависит не только степень подавления амплитудных пиков, но и сохранение структуры сигнального созвездия.

Слишком большие значения могут привести к существенным искажениям и смещению точек модуляции. Напротив, слишком малые значения параметров ограничивают способность алгоритма эффективно снижать PAPR.

Результат моделирования

Для оценки эффективности предложенного метода была проведено моделирование в среде MATLAB численных экспериментов на системе OFDM с следующими параметрами: 1024 поднесущих, 1000 OFDM-символов, модуляция 16-QAM, нормализация мощности, порог ограничения A_{clip} изменялся в диапазоне от 4 до 6 дБ, коэффициент расширения G изменялся в диапазоне от 3 до 7, максимальное значение амплитуды шума клиппирования в частотной области $C_{\max}$ = 0,06 и порог расширения созвездия V = 0,2.

В результате моделирования видно, что выбор параметров ограничения амплитуды A_{clip} и коэффициента расширения G играет ключевую роль в эффективности снижения PAPR OFDM сигнала. Как показано на рисунке 2, при фиксированных параметрах минимальное значение PAPR (на уровне CCDF = 10^{-3}) достигается при A_{clip} = 5,2 дБ и G = 4,5. На этапе малых значений A_{clip} увеличение коэффициента расширения G положительно сказывается на характеристиках снижения PAPR, так как позволяет компенсировать большее количество пиков сигнала. Однако при дальнейшем увеличении A_{clip} влияние G становится менее выраженным.

Как видно из графика на рисунке 3, предлагаемый метод демонстрирует наилучшую характеристику CCDF по сравнению с методами CAF и ACE на всех уровнях вероятности. При этом очевидно, что увеличение количества итераций положительно влияет на результат снижения PAPR для всех методов.

Особенно заметно, что при первой итерации предлагаемый метод показывает существенное преимущество – выигрыш по PAPR составляет 4,78 дБ относительно исходного OFDM сигнала, в то время как для CAF и ACE – лишь 3,22 дБ и 2,01 дБ соответственно.

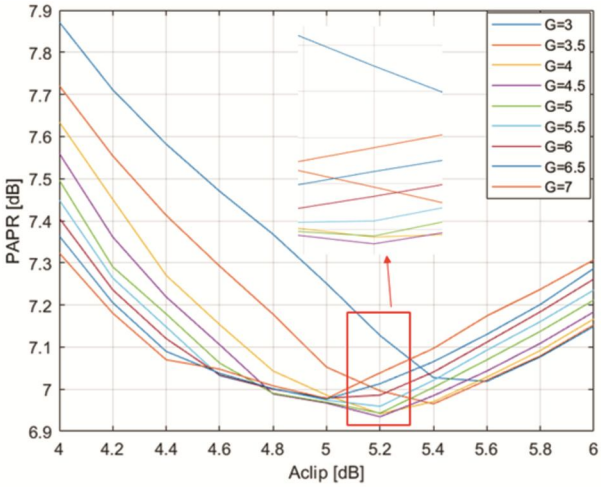


Рисунок 2. Зависимость PAPR от A_{clip} для различных коэффициентов расширения G

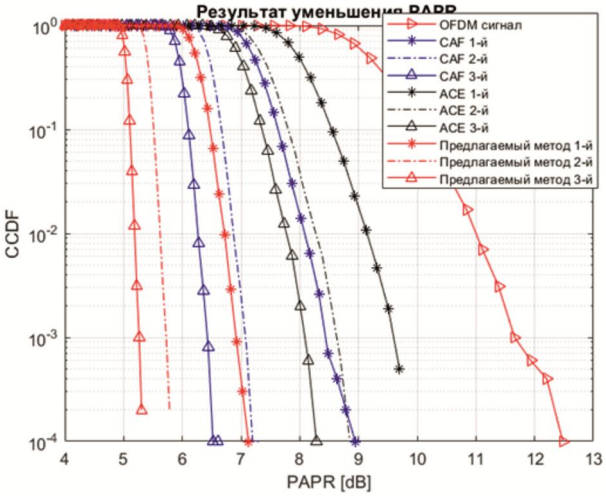


Рисунок 3. Сравнение характеристик CCDF для методов CAF, ACE и предлагаемого метода при количестве итераций от 1 до 3

При дальнейшем увеличении числа итераций до двух и трех наблюдается тенденция постепенного улучшения результатов. Однако максимальный эффект достигается именно у предлагаемого метода, где после третьей итерации достигается PAPR = 5,26 дБ и выигрыш по сравнению с исходным сигналом составляет 6,44 дБ. Для сравнения, методы CAF и ACE обеспечивают уменьшение PAPR на 5,26 дБ и 3,56 дБ соответственно.

Заключение

В данной работе был предложен и исследован итеративный метод уменьшения пик-фактора OFDM-сигнала на основе обработки шума клиппирования, который объединяет преимущества методов ограничения и активного расширения созвездия. Особенностью предлагаемого метода является совместная обработка шума клиппирования по двум направлениям – ограничением спектральной амплитуды и контролируемым расширением точек созвездия с использованием итеративного процесса. Такой подход позволяет добиться более эф-

Таблица 1. Сравнительная эффективность уменьшения PAPR (на уровне CCDF = 10^{-3}) при использовании методов CAF, ACE и предлагаемого метода

Метод	Первая итерация		Вторая итерация		Третья итерация	
	PAPR [dB]	Выигрыш	PAPR [dB]	Выигрыш	PAPR [dB]	Выигрыш
CAF	8,48	3,22	7,09	4,61	6,44	5,26
ACE	9,69	2,01	8,69	3,01	8,14	3,56
Предлагаемый метод	6,92	4,78	5,72	5,98	5,26	6,44

фективного подавления амплитудных пиков сигнала при минимальных искажениях. Результаты моделирования подтвердили высокую эффективность предложенного метода по сравнению с традиционными методами CAF и ACE. Показано, что предлагаемый метод обеспечивает наилучшие значения PAPR при любом числе итераций. Максимальный выигрыш по снижению PAPR составил 6,44 дБ после трёх итераций, что практически соответствует установленному порогу ограничения A_{clip} = 5,25 дБ (это минимально достижимое значение PAPR для данного уровня отсечения). Дополнительное увеличение числа итераций приводит лишь к незначительному улучшению результата при заметном росте вычислительной сложности и возможных искажениях сигналов созвездия. В связи с этим оптимальным числом итераций является 2-3, что обеспечивает разумный компромисс между эффективностью снижения и сложностью реализации.

В будущей работе планируется провести исследование эффективности работы OFDM-системы при совместном применении метода снижения PAPR и технологии цифрового предыскажения для линеаризации усилителя мощности.

Литература

1. ETSI EN 302 755 V1.3.1, Digital Video Broadcasting (DVB); Frame structure channel coding and modulation for a second generation digital terrestrial television broadcasting system (DVB-T2), ETSI, Apr. 2012.

2. Дворкович В.П., Дворкович А.В. Цифровые видеоинформационные системы (теория и практика). Москва: Техносфера, 2012. 1008 с.

3. Технология OFDM. Учебное пособие для вузов / М.Г. Бакулин, В.Б. Крейнделин, А.М. Шлома, А.П. Шумов. Горячая линия Телеком, 2017.

4. Gökceli S. et al. Novel iterative clipping and error filtering methods for efficient PAPR reduction in 5G and beyond. IEEE Open Journal of the Communications Society. 2020. Т. 2. С. 48-66.

5. Anoh K. et al. A new approach to iterative clipping and filtering PAPR reduction scheme for OFDM systems. IEEE Access. 2017. Т. 6. С. 17533-17544.

6. Sun Y., Ochiai H. Performance analysis and comparison of clipped and filtered OFDM systems with iterative distortion recovery techniques. IEEE Transactions on Wireless Communications. 2021. Т. 20. №. 11. С. 7389-7403.

7. Фам Т.Т., Тихонова О.В. Метод ограничения пик-фактора с дополнительным сигналом компенсации в системе с ортогональным частотным разделением каналов для гауссовского канала. Russian Technological Journal. 2024. Т. 12. №. 5. С. 42-49.

8. Miah M. S. et al. Comparative Performance Analysis of Peak to Average Power Ratio in OFDM, SLM and PTS Systems. 2024 9th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS). IEEE, 2024. С. 712-717.

9. Чан В.Н. Применение комплексных фильтров для снижения пик-фактора сигналов с ofdm модуляцией и их реализация на плис. Цифровая обработка сигналов. 2018. №. 1. С. 62-70.

10. W.-L. Lin, F.-S. Tseng, «Theory and applications of active constellation extension». IEEE Access, vol. 9, pp. 93111-93118, 2021. doi:10.1109/ACCESS.2021.3093103.

11. Van Tuan H. Improving the Effectiveness of the Active Constellation Extension Method to Reduce the PAPR of OFDM Signals on DVB-T2. 2024 8th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT). IEEE, 2024. С. 1-5.

12. Tran V.N., Dang T.H. New clipping-and-filtering method for peak-to-average power ratio reduction in OFDM. 2021 International Conference Engineering and Telecommunication (En&T). IEEE, 2021. С. 1-5.

13. Xing Z. et al. A hybrid companding and clipping scheme for PAPR reduction in OFDM systems. IEEE Access. 2021. Т. 9. С. 61565-61576.

14. Liu Y., Wang Y., Ai B. An efficient ACE scheme for PAPR reduction of OFDM signals with high-order constellation. IEEE Access. 2019. Т. 7. С. 118322-118332.

НОВЫЕ КНИГИ



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

Цифровая обработка сигналов: Учебное издание для вузов, М.: Изд-во «Горячая 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.

УДК 621.396.96

ОБНАРУЖЕНИЕ ДЕФЕКТОВ ВРАЩАЮЩЕГОСЯ ВАЛА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БЕСКОНТАКТНОГО ДАТЧИКА И ПРИМЕНЕНИЕМ АЛГОРИТМА КЛАССИФИКАЦИИ НА ОСНОВЕ ЛИНЕЙНОГО ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА

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

VIBRATION DETECTION OF A ROTATING SHAFT USING A NON-CONTACT SENSOR AND LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS

Valuyskiy D.V.

The article is devoted to the study of problems of quality control of industrial machine shaft rotation using radar monitoring tools. Radar signals are reflected from a rotating industrial shaft, processed and then analyzed using a short-term Fourier transform. The signals are classified by the degree of uniformity of shaft rotation using the linear discriminant analysis method. As part of the study, an experimental stand was implemented, a set of signals was recorded and analyzed. The results of the experiments showed that the accuracy of the proposed approach to assessing the quality of shaft rotation is more than 98 %.

Key words: industrial shaft, vibrations, linear discriminant analysis, digital signal processing, classification, evaluation of rotation quality.

Ключевые слова: промышленный вал, вибрации, линейный дискриминантный анализ, цифровая обработка сигналов, классификация, оценка качества вращения.

Статья посвящена исследованию проблем контроля качества вращения валов промышленных машин с применением радиолокационных средств мониторинга. Радиолокационные сигналы отражаются от вращающегося промышленного вала, обрабатываются и затем анализируются с помощью кратковременного преобразования Фурье. Классификация сигналов по степени равномерности вращения вала осуществляется с помощью метода линейного дискриминантного анализа. В рамках проведенного исследования реализован экспериментальный стенд, записан и проанализирован набор сигналов. По итогам экспериментов показано, что точность предлагаемого подхода к оценке качества вращения вала составляет более 98 %.

Введение

Многие промышленные предприятия используют вращающиеся ролики и валы в рамках станков и другой аппаратуры на своих производственных линиях. Например, на фабриках по производству картона вращающиеся валы используются для подачи клея при формировании картона из нескольких слоев бумаги. Ролик должен вращаться очень плавно, без каких-либо вибраций и биений. В случае возникновения вибраций и неравномерностей вращения вала снижается качество производимой продукции, что влечет за собой дополнительные расходы. Кроме того, сильная разбалансировка валов может приводить к выходу из строя и разрушению промышленных станков, что помимо финансовых затрат влечет угрозу для жизни и здоровья обслуживающего персонала. Таким образом, постоянный и высокоточный контроль качества вращения валов и детектирование вибраций являются крайне важной и актуальной задачей.

Для оценки качества вращения валов может быть использован широкий спектр технических средств. В частности, виброметры, подключаемые непосредственно к вращающемуся валу, оптические датчики, камеры, лазерные виброметры. Однако, как следует из [1-2], оптические датчики и камеры подвержены пылевому загрязнению, а прямое подключение виброметра к валу может быть сложно реализуемо в условиях производственного цеха. Таким образом, использование радаров для оценки качества вращения роликов является одним из наиболее перспективных вариантов в настоящее время. Радары невосприимчивы к пылевому загрязнению и позволяют осуществлять дистанционный контроль и оценку качества вращения вала без непосредственного контакта. В большинстве работ [3-7] для оценки качества вращения валов предлагается использовать 2x и 3x компоненты спектра сигнала, полученные с помощью быстрого преобразования Фурье (БПФ). Для неравномерно вращающегося вала будет наблюдаться сильное увеличение этих компонент спектра. Дальнейший анализ полученного спектра может быть проведен различными способами, например, с использованием автокорреляционных алгоритмов [3].

В данной работе рассматривается использование радиолокационного датчика в качестве источника информации о вращении вала. Вместо стандартных методов анализа с применением алгоритма БПФ, которые используют большие временные интервалы для улучшения разрешения по частоте, предлагается исследовать возможность обнаружения колебаний ролика на основе динамики параметров сигнала в пределах одного оборота.

В рамках проведенного исследования предлагается использовать спектрограммы в качестве отправной точ-

ки для дальнейшего анализа. Далее используется t-тест для выбора частотных каналов, содержащих наиболее статистически значимую информацию о вращении вала [8-11]. Предлагается сократить количество статистически значимых признаков сигнала с помощью простого статистического анализа и, наконец, использовать подход линейного дискриминантного анализа (LDA) в качестве правила принятия решения [12-15]. Для апробации алгоритма реализован экспериментальный стенд. Показана высокая эффективность алгоритма классификации, достигающая 98% выявления дефектов.

Постановка задачи

Схема радиолокационного устройства контроля вращения валов представлена на рисунке 1.

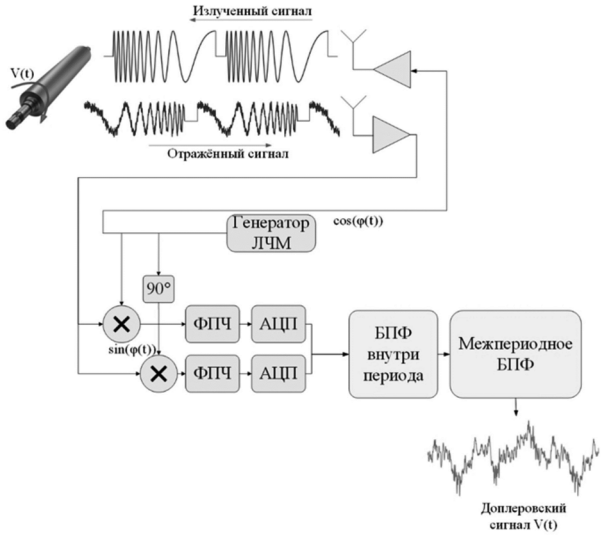


Рисунок 1. Устройство контроля вращения промышленных валов

Радар миллиметрового диапазона с линейной частотной модуляцией (ЛЧМ) может использоваться для дистанционного зондирования вращающегося вала. Сигнал, отраженный от вала, будет смешан с опорным сигналом от передатчика, затем оцифрован и обработан. Обработка сигнала радара состоит из применения двух последовательных операций БПФ. Первая операция БПФ используется для извлечения информации о дальности (БПФ внутри периода сигнала), а вторая операция БПФ используется для извлечения информации о доплеровском эффекте или скорости (межпериодное БПФ) [16].

Целью проводимого исследования является анализ спектра доплеровского сигнала, полученного после применения межпериодного БПФ. Информация, полученная в результате анализа спектра доплеровского сигнала, может быть использована для оценки качества вращения ролика. Таким образом, задача заключается в выявлении закономерностей и зависимостей между качеством вращения вала и закономерностями изменений спектра доплеровского сигнала. Одним из известных методов такой оценки является алгоритм линейного дискриминантного анализа [12].

Теоретические положения

Первый этап обработки сигнала – вычисление кратковременного преобразования Фурье (STFT) [18]:

$$X(k,l)=\sum_{n=0}^{N-1}h(n)x(n+lL)e^{-j\omega_k n}, \quad (1)$$

где $x(n)$ – входной сигнал, $h(n)$ – оконная функция, $\omega_k = 2\pi k/M\,Б \quad k=0,1,\dots M-1$ описывают индексы частот, N – размер окна в отсчетах сигнала, L – величина перекрытия сигналов при вычислении STFT. Спектрограмма сигнала определяется как $|X(k,l)|$. Спектрограмма показывает частотно-временное распределение энергии сигнала. Появление всплесков или биений в распределении энергии сигнала будет означать возникновение неравномерностей и разбалансировки вращения вала.

После обработки полного набора записанных сигналов получим N_s спектрограмм для сигналов, отраженных от исправного вала, и N_f спектрограмм, отраженных от неисправного, вращающегося с биениями вала.

Двухкомпонентный *t*-тест представляет собой параметрический тест, который используется для проверки нулевой гипотезы о статистических различиях в выборках независимых числовых последовательностей с нормальным распределением. Статистика теста рассчитывается по уравнению (2) [19]:

$$t=\frac{x-y}{\sqrt{\frac{D_x^2}{n}-\frac{D_y^2}{m}}}, \quad (2)$$

где x и y – математическое ожидание значений отсчетов, D_x и D_y – дисперсия, n и m – размеры последовательностей отсчетов сигнала.

Дисперсия может быть рассчитана в соответствии с уравнением

$$D_s=\sqrt{\frac{(n-1)D_x^2+(m-1)D_y^2}{n+m-2}} \quad (3)$$

Как правило, статистика при нулевой гипотезе имеет вид, близкий к распределению Стьюдента. Таким образом, для нормальных данных и равных дисперсий описанный выше алгоритм может быть использован с достаточной высокой точностью [19].

Перед применением любого алгоритма классификации необходимо нормализовать данные, полученные из сигналов, отраженных от поврежденных и неповрежденных роликов. Нормализацию можно осуществить по уравнению

$$s_i=\frac{s_i-M_s}{D_s}, \forall i=\overline{1,length(s)}, \quad (4)$$

где M_s определяет среднее математическое набора данных, D_s дисперсия анализируемых данных. Параметры и условия регистрации сигналов могут сильно различаться от эксперимента к эксперименту. Для нормализованных данных возможно использование типового решателя, не зависящего от условий регистрации данных.

Линейный дискриминантный анализ – метод, используемый в статистике для классификации двух или более классов по некоторым признакам. В случае классификации данных на две категории задача алгоритма LDA

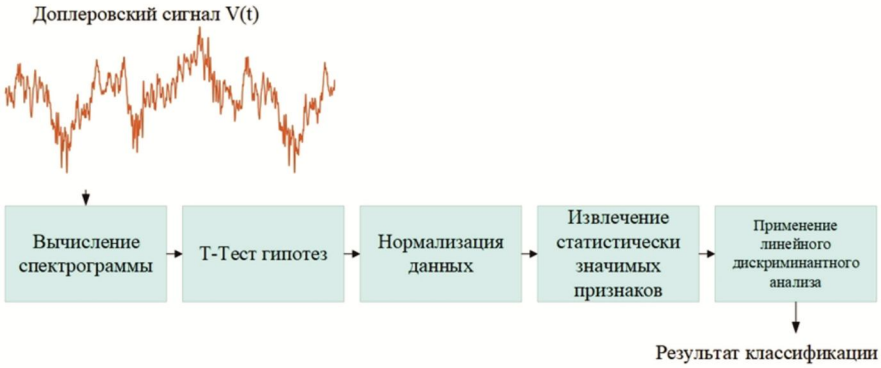


Рисунок 2. Алгоритм классификации

состоит в минимизации внутриклассовой дисперсии и, в то же время, в максимизации межклассовой дисперсии для набора данных, который можно классифицировать на два типа [11].

Межклассовая дисперсия описывается в соответствии с выражением

$$S_B = \sum_{i=1}^{2} x_i S_{B_i}, \quad (5)$$

где S_{B_i} представляет межклассовую дисперсию для i-го класса, x_i – текущий отсчет сигнала из набора данных.

Внутриклассовая дисперсия, в свою очередь, описывается выражением

$$S_W = \sum_{i=1}^{2} (x_i - M_i)(x_i - M_i)^T, \quad (6)$$

где M_i – математическое ожидание для i-го класса.

В рамках проводимого исследования в экспериментах в качестве входного набора данных для алгоритма линейного дискриминантного анализа будут использоваться доплеровские сигналы, отраженные от вращающихся валов. Сигналы будут предварительно обработаны с помощью алгоритма дискретного преобразования Фурье для извлечения информации о наличии биений во вращении вала в спектре отраженного сигнала.

Предлагаемый алгоритм

Алгоритм обработки данных и классификации промышленных роликов, в соответствии с изложенной выше теорией, можно описать в соответствии с рисунком 2. Из рисунка 1 выше видно, что результатом цифровой обработки отраженного сигнала является доплеровский сигнал. Информацию о скорости цели можно извлечь из этого сигнала с помощью БПФ или STFT для получения карты распределения энергии по времени и частоте. Затем, используя гипотезу t-теста, можно оценить статистически значимые частотные каналы сигналов.

После нормализации данных могут быть извлечены ключевые характеристики сигналов в наборе данных. Формирование характеристик основано на оценке среднего значения и стандартного отклонения спектров сигналов. Полученный набор признаков используется в качестве основы для реализации алгоритма LDA для классификации вращающихся валов.

Результатом работы алгоритма является классификация отраженного от ролика сигнала в логической форме. Неповрежденный ролик будет классифицирован алгоритмом со значением 0, поврежденный – со значением 1.

Экспериментальный стенд

Эксперименты, проводимые в ходе исследовательской работы, заключаются в регистрации, цифровой обработке и анализе сигналов, отраженных от вращающихся металлических валов. Испытательный стенд был реализован на базе токарного станка. В состав испытательного стенда также входит плата радара AWR1642boost, совмещенная с модулем регистрации сигналов DCA1000 [16, 17]. Для обработки сохраненных записей сигналов используется персональный компьютер с использованием специально подготовленного программного обеспечения.

В рамках проведенного исследования сконструирован испытательный стенд, состоящий из описанных выше компонентов. Общий вид испытательного стенда показан на рисунок 3. В ходе экспериментов необходимо было имитировать биения для моделирования неисправности вала. Неисправность промышленного вала моделируется путем нарушения соосности вращения испытательного металлического стержня. Сигналы регистрировались при различных смещениях оси ролика (0, 1,5 и 2 мм). Расстояние от радара до вращающегося ролика находится в диапазоне от 10 см до 15 см. Период повторения зондирующего сигнала может быть выбран из двух случаев: 160 или 860 микросекунд.

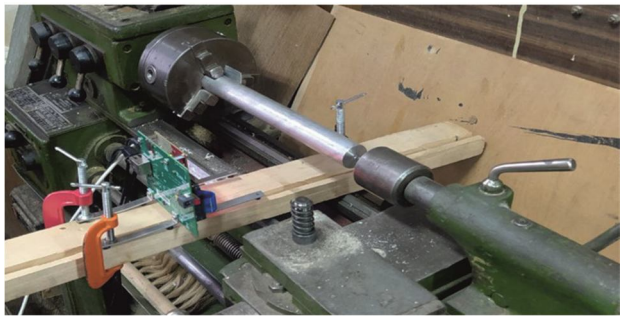


Рисунок 3. Экспериментальный стенд

Пример полученных в ходе эксперимента отраженных сигналов во временной области показан на рисунке 4.

В проведенных экспериментах используется подход, основанный на применении линейного дискриминантного анализа для классификации отраженных доплеровских сигналов, предварительно обработанных с помо-

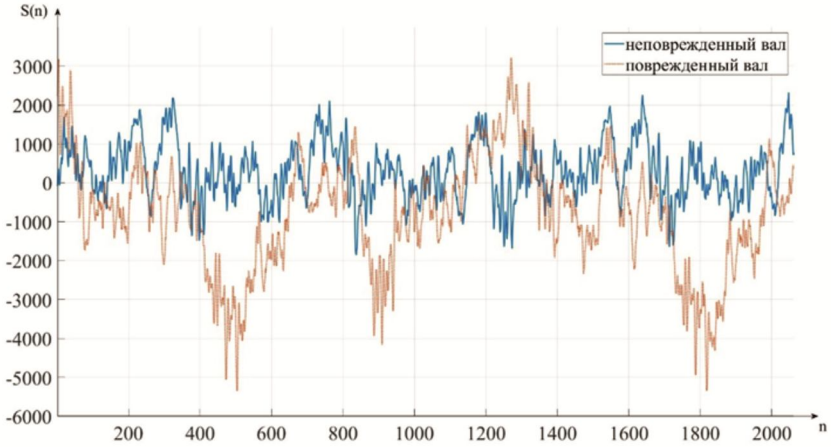


Рисунок 4. Записанные экспериментальные сигналы во временной области

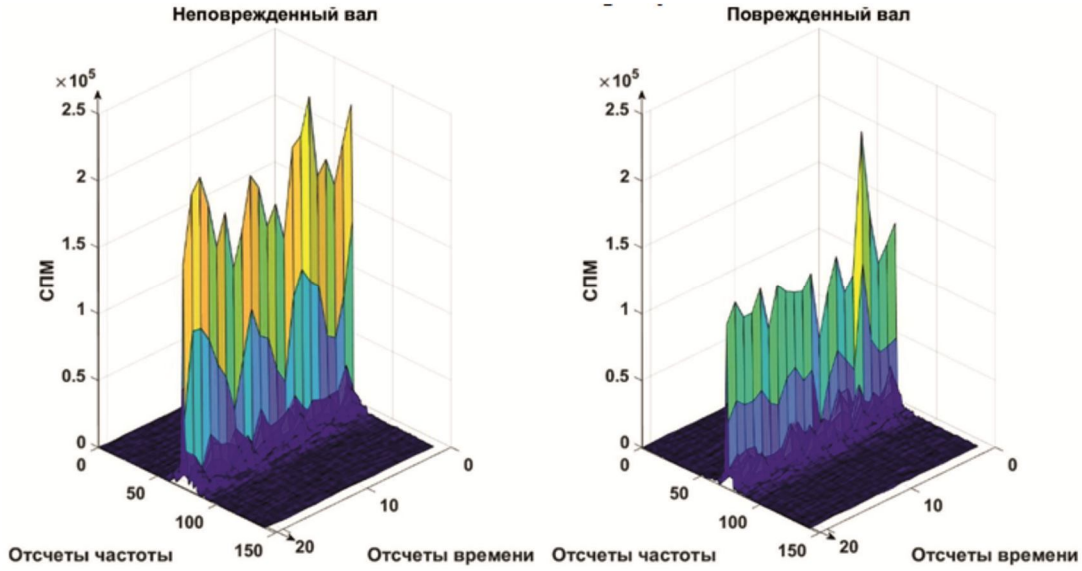


Рисунок 5. Спектрограммы отраженных сигналов

щью дискретного преобразования Фурье. Классификация выполняется по записанному набору данных сигналов, отраженных от неповрежденного и поврежденного вращающегося вала с различными параметрами радара, скоростью вращения вала и степенью нестабильности вала.

Анализ сигналов. Результаты эксперимента

Рассмотрим подход к анализу полученных в ходе эксперимента сигналов в соответствии с описанным выше алгоритмом LDA. Анализируемые сигналы имеют длительность 0,5 секунды и частоту дискретизации 3125 Гц. Такая длительность соответствует одному обороту вала, скорость вращения которого составляет 120 оборотов в минуту.

На первом этапе необходимо получить набор спектрограмм для всех сигналов, записанных для вала, вращающегося равномерно, и для вала, вращающегося с биениями. Трехмерная модель данных, полученных в результате применения кратковременного преобразования Фурье к экспериментальным записям сигналов, показана на рисунке 5.

Показанная на рисунке 5 трехмерная модель представляет собой пример спектрограммы для записанного набора сигналов, демонстрирующий обобщенную картину распределения СПМ по различным каналам частоты и времени. С помощью анализа такой обобщенной картины затем, используя *t*-тест, необходимо определить статистически значимые частотные каналы для полученных спектрограмм. Пример набора статистически значимых каналов для одного из сигналов экспериментального набора данных показан на рисунке 6.

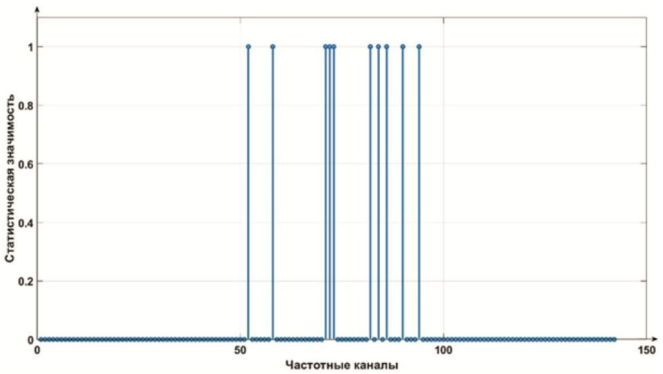


Рисунок 6. Статистически значимые частотные каналы сигнала

Из рисунка 6 видно, что статистическую значимость имеют данные в 10 частотных каналах. Таким образом,

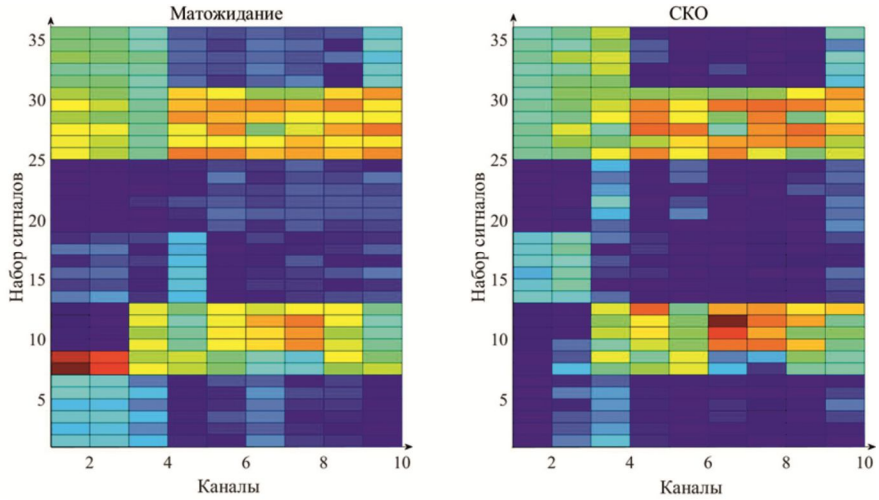


Рисунок 7. Математическое ожидание и дисперсия для статистически значимых каналов дальности

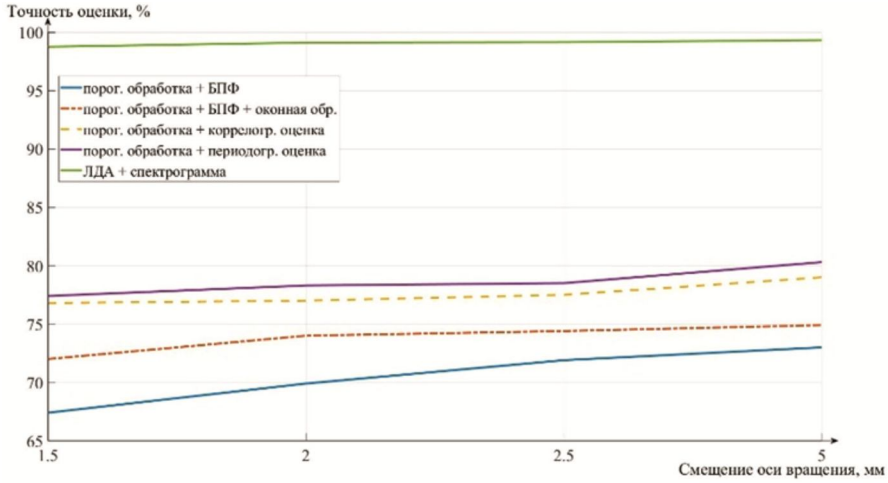


Рисунок 8. Сравнение точности оценка качества вращения вала. ЛДА и классические алгоритмы

остальные каналы, ввиду малой статистической значимости, могут быть исключены из дальнейшей обработки, что существенно снижает вычислительные затраты на реализацию алгоритма. Далее необходимо сформировать карту мягких оценок ключевых признаков сигналов в соответствии с выражениями (3)-(6), оценив математическое ожидание и дисперсию для отсчетов сигнала в статистически значимых частотных каналах. Карты ключевых признаков сигналов для математического ожидания и дисперсии в статистически значимых каналах представлены на рисунке 7.

Показанные на рисунке 7 матожидание и дисперсия для статистически значимых каналов дальности используются как входные данные для применения алгоритма линейного дискриминантного анализа. Завершающий этап анализа – применение алгоритма линейного дискриминантного анализа к полученным данным. Далее требуется оценить точность классификации с использованием сигналов, которые не участвуют в формировании оценки качества вращения вала с использованием LDA. Вероятность ошибки в результате составляет 0,0278, что соответствует более чем 98% точности классификации с использованием алгоритма линейного дискриминантного анализа.

Сравнительный анализ некоторых классических алгоритмов обработки сигнала с использованием БПФ и предложенного алгоритма ЛДА с использованием спектрограммы сигнала для выявления дефектов вала для различных значений отклонения оси вращения представлен на рисунке 8.

Как видно из рисунка 8, предлагаемый в рамках проведенного исследования алгоритм позволяет добиться повышения точности оценки качества вращения вала на величину порядка 15 % при отклонениях вала от оси вращения в пределах 5 мм.

Заключение

В рамках проведенного исследования рассмотрен ряд возможных подходов к оценке качества вращения промышленных валов. Предложен метод оценки качества вращения валов с использованием алгоритма линейного дискриминантного анализа. Рассмотрены теоретические аспекты реализации алгоритма линейного дискриминантного анализа.

Подготовлен экспериментальный стенд на базе токарного станка для моделирования промышленных валов. Записан набор экспериментальных сигналов для равномерно вращающегося вала, а также для вала с имитацией биений и разбалансировки вращения. Для полученного набора экспериментальных данных применен алгоритм классификации с использованием метода линейного дискриминантного анализа.

Экспериментально подтверждено, что динамика изменения спектра отраженного сигнала свидетельствует

о неравномерном вращении вала и может быть оценена с помощью спектрального анализа и методов статистического анализа. В частности, применение метода линейного дискриминантного анализа для классификации сигналов по признаку «поврежденный»/«неповрежденный» вал демонстрирует точность обнаружения дефектов вращения вала. Точность оценки качества вращения вала составляет порядка 98 %.

Литература

1. Radar Systems for Modern Civilian Applications: Part 1. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 36, num. 4, (2019).
2. Radar Systems for Modern Civilian Applications: Part 2. IEEE Signal Processing Magazine, vol. 36, num. 5, (2019).
3. Gradzki R., Kulesza Z., Bartoszewiczoster B.: Method of shaft crack detection based on squared gain of vibration amplitude. Nonlinear Dyn 98, pp. 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, pp. 2392-2408 (2015).
5. Patel, T.H., Darpe, A.K.: Vibration response of misaligned rotors. J. Sound Vib. 325, pp. 609-628 (2009).
6. 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.
7. Bharadwaj R., et al.: Condition Monitoring Using Standoff Vibration Sensing Radar. AHS Airworthiness, CBM, and HUMS Specialists' Meeting, Huntsville, AL. (2013).
8. E. Skovlund and G. Fenstad, «Should we always choose a nonparametric test when comparing two apparently nonnormal distributions?», J Clin Epidemiol, vol. 54, pp. 86-92, 2001.
9. H.M. Park, «Comparing group means: t-tests and one-way ANOVA using Stata SAS R and SPSS», Indiana University, 2009.
10. Fei Yetai, Error theory and data processing. Beijing: China Machine Press, 2010.T-test
11. S. Balakrishnama and A. Ganapathiraju, Linear discriminant analysis-a brief tutorial, Institute for Signal and Information Processing (1998).
12. G. Baudat and F. Anouar, Generalized discriminant analysis using a kernel approach, Neural Computation 12(10) (2000), pp. 2385-2404.
13. T.-t. Feng and G. Wu, A theoretical contribution to the fast implementation of null linear discriminant analysis method using random matrix multiplication with scatter matrices, 2014.
14. J.H. Friedman. Regularized discriminant analysis, Journal of the American Statistical Association 84(405) (1989), pp. 165-175.
15. T. Hastie and R. Tibshirani, Discriminant analysis by Gaussian mixtures, Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological) (1996), pp. 155-176.
16. S. Patole, M. Torlak, D. Wang, M. Ali. Automotive Radars. A review of signal processing techniques. IEEE Signal Processing Magazine. № 3, 2017. с. 22-35.
17. AWR1642 Evaluation Module (AWR1642BOOST) Single-Chip mmWave Sensing Solution User's Guide, Texas Instruments, (2020).
18. Merrill Skolnik, Radar Handbook, 3rd ed. McGraw Hill Companies, 2008.
19. Fadem, Barbara. High-Yield Behavioral Science. High-Yield Series. Hagerstown, MD: Lippincott Williams & Wilkins, 2008.

У в а ж а е м ы е а в т о р ы !

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 графических редакторов Adobe Illustrator или Corel DRAW.*
- *Растровые (фотографии, рисунки) – М 1:1, разрешение не менее 300 dpi, формат tiff.*

УДК 004.93

ДООБУЧЕНИЕ КОДИРОВЩИКА НЕЙРОННОЙ СЕТИ WHISPER С ПОМОЩЬЮ ПРОМТ-ВЕКТОРОВ И БЛОКОВ АДАПТАЦИИ ДЛЯ ЗАДАЧИ ОБНАРУЖЕНИЯ ШУМОВ СЕРДЦА

Топников А.И., *к.т.н., доцент кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: a.topnikov@uniyar.ac.ru*
Смирнова Т.А., *студент 4 курса Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: t.smirnova9@stud.uniyar.ac.ru*

FINE-TUNING THE WHISPER NEURAL NETWORK ENCODER USING PROMT VECTORS AND ADAPTATION BLOCKS FOR HEART MURMUR DETECTION

Topnikov A.I., Smirnova T.A.

The problem of heart murmur detection from phonocardiograms using neural networks is considered. To solve the problem the WhisPAr neural network architecture is used. It's based on the Whisper network encoder and using promts and adapters to fine-tune on a small amount of data. The publicly available part of the CirCor DigiScope signal database is used. The use of prompts and adapters makes it possible to increase the weighted accuracy compared to the basic version of the classifier based on the Whisper network encoder with a trained classification layer at the output. The results obtained can be used to further improve approaches to the detection of heart pathologies based on the analysis of phonocardiograms.

Key words: phonocardiogram, heart murmurs, neural network, deep learning, transfer learning, audio signals classification.

Ключевые слова: фонокардиограмма, шумы сердца, нейронная сеть, глубокое обучение, трансферное обучение, классификация звуковых сигналов.

Рассматривается задача обнаружения шумов сердца на фонокардиограммах с использованием нейронных сетей. Для решения задачи применяется нейронная сеть WhisPAr, основанная на кодировщике сети Whisper и использующая для его дообучения на небольшом объеме данных промт-векторы и блоки адаптации. Для обучения и тестирования используется общедоступная часть размеченной базы фонокардиограмм CirCor DigiScope. Применение указанных методов дообучения позволяет повысить взвешенную точность классификации по сравнению с базовым вариантом алгоритма на основе кодировщика сети Whisper с обучаемым слоем классификации на выходе. Полученные результаты могут использоваться для дальнейшего совершенствованию подходов к выявлению патологий сердца на основе анализа фонокардиограмм.

Введение

Анализ биомедицинских сигналов является важным приложением цифровой обработки сигналов. Современные нейросетевые архитектуры активно применяются для создания систем поддержки принятия врачебных решений. Наибольший успех наблюдается в задачах, связанных с обработкой и анализом электрокардиограмм [1], электроэнцефалограмм [2], а также биомедицинских изображений [3-5]. Развитие методов классификации звуковых сигналов также позволяет решать ряд медицинских задач [6-10].

В кардиологии важным приложением анализа звуковых сигналов является обнаружение шумов сердца, которые наиболее характерны для пациентов детского возраста. Сложность решения этой задачи для врачей хорошо иллюстрируют следующие слова С. Манджони: «Аускультация сердца – это важнейшая часть физикальной диагностики, а распознавание шумов сердца – это настоящее испытание для врача. Оно требует распознавания нескольких звуков, сжатых во временном интервале меньше 0,8 секунды, часто перекрывающих друг друга и не так уж редко находящихся на пороге слышимости» [11].

Попытки применения нейронных сетей для обнаружения шумов сердца наблюдаются ни одно десятилетие [12], однако переходу к практическому внедрению пре пятствует не только исходная сложность задачи, но и отсутствие достаточного объема данных для обучения. Это можно объяснить следующими причинами:

– невозможностью достоверного обнаружения шумов сердца для разметки фонокардиографических записей без привлечения медицинских специалистов высокой квалификации;

– относительной редкостью (низкой частотой проявления) и высокой значимостью одного из классов (наличия шумов сердца);

– сложностью получения фонокардиограмм высокого качества, не искаженных внешними шумами, не относящимися к работе сердца.

Целью работы является решение задачи обнаружения шумов сердца с использованием дообучаемого на небольшом объеме данных кодировщика нейронной сети Whisper, изначально созданной для распознавания речевых сигналов.

База фонокардиограмм CirCor DigiScope и научный конкурс 2022 года

Значительный рост интереса специалистов в области глубокого обучения к рассматриваемой тематике связан с появлением относительно крупной размеченной базы фонокардиограмм CirCor DigiScope [13, 14] и проведением на ее основе международного научного конкурса в 2022 году [15].

База фонокардиограмм CirCor DigiScope состоит из записей (рисунок 1), собранных в Бразилии в рамках двух кампаний в 2014 и 2015 годах с использованием электронного стетоскопа Littmann 3200. Длительность сигналов, представленных в базе, варьируется от нескольких секунд до нескольких десятков секунд. Частота дискретизации равна 4 кГц, разрядность представления отсчетов – 16 бит.

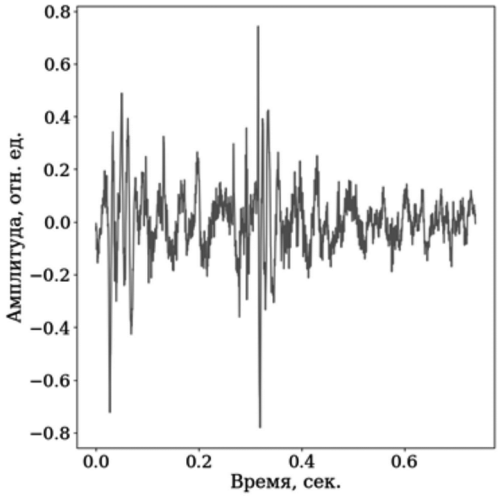


Рисунок 1. Осциллограмма фрагмента сигнала

Общий объем базы – 5282 записи, преимущественно записанные в четырех основных точках аускультации сердца у 1568 пациентов в возрасте от 0,1 до 356,1 месяцев. Средний возраст пациентов составляет 73,4 месяца. Общедоступной является только часть базы, предоставленная организаторами научного конкурса для обучения алгоритмов классификации. Анонсировалось, что остальные записи, использовавшиеся организаторами конкурса для тестирования алгоритмов участников, станут публичными после завершения конкурса, но этого не было сделано.

Конкурс 2022 года посвящен решению двух последовательных задач: обнаружению шумов и предсказанию клинического исхода. Общий файл разметки содержит информацию о наличии шумов и исходе для каждого пациента, а также другую полезную информацию, включая пол, возраст и т.д. Разметка проведена высококвалифицированными специалистами-медиками. Для пациентов с шумами сердца также указываются базовые характеристики шумов (высота, характер звука и т.д.), точки аускультации, в которых определяется наличие шумов, а также точки, в которых они наиболее интенсивны. Каждая запись также снабжается файлом с временными границами фаз сердечного цикла.

В общедоступной части базы представлены фонокардиограммы 695 пациентов с отсутствием шумов сердца (класс «Absent»), 179 – с их наличием (класс «Present») и 68 пациентов, отнесенных к классу «Unknown». Эта метка выставлялась в случае невозможности уверенной интерпретации фонокардиограмм медицинскими специалистами, преимущественно, в связи с сильной зашумленностью сигнала.

Оценка алгоритмов обнаружения шумов в конкурсе 2022 года осуществлялась с помощью взвешенной точности со следующими весами: 5 – для класса «Present», 3 – для «Unknown», 1 – для «Absent». Решения, представленные лидерами конкурса, позволили достичь на тестовой выборке значений взвешенной точности в интервале 0,76-0,78 [15]. Эти результаты преимущественно получены с использованием сверточных нейронных сетей, использующих в качестве входных признаков представление фонокардиограмм в виде мел-спектрограмм.

Сеть Whisper в задаче классификации звуковых сигналов

Нейросетевая архитектура Трансформер лежит в основе многих современных нейронных сетей, применяемых для распознавания речи, а также других задач речевой и звуковой обработки [16-19]. Значительные успехи в распознавании речи связаны с появлением нейронной сети Whisper [20], построенной по схеме кодировщик-декодировщик (encoder-decoder), в которой обе части выполнены по архитектуре Трансформер [21]. В отличие от ряда других современных решений, использующих принцип самообучения, сеть Whisper обучалась на размеченных речевых сигналах. Высокие значения ключевых метрик, продемонстрированные сетью для задачи распознавания речевых сигналов, дают возможность предположить, что использование современных достижений в области машинного обучения и большого объема размеченных данных позволило ее создателям обучить кодировщик, эффективно извлекающий и компактно представляющий информацию, содержащуюся в звуковых сигналах. Это предположение нашло подтверждение в успешном применении кодировщика сети Whisper для решения ряда подзадач классификации звуковых сигналов [22, 23].

В большинстве случаев использование кодировщика Whisper для решения задачи классификации звуковых сигналов сводится к обучению классификатора, принимающего на вход либо выходное скрытое состояние, либо все скрытые состояния блоков кодировщика. При этом сам кодировщик Whisper и предшествующие ему два сверточных слоя чаще не подвергаются дообучению. Применимость такого подхода подтверждают результаты исследования, демонстрирующего способность кодировщика сети Whisper формировать подходящие для решения задачи классификации представления не только для речевых сигналов, но и для более широкого класса звуковых сигналов [23]. Однако в случаях, когда классифицируемые сигналы сильно отличаются от речевых сигналов или требуется выявлять тонкие различия между близкими классами звуковых сигналов, дообучение кодировщика Whisper совместно с обучением классификатора может быть полезно [24].

Подходы к дообучению кодировщика сети Whisper

В области классификации звуковых сигналов известно много задач, для которых не существует больших баз сигналов, что существенно осложняет обучение нейронных сетей с большим количеством параметров, к которым относится и сеть Whisper. Существование аналогичных проблем в ряде других задач и приложений, в которых показали свою эффективность сети на основе архитектуры Трансформер, привело к разработке ряда подходов, позволяющих производить дообучение, затрагивающее относительно небольшое количество коэффициентов [25, 26]. В задаче классификации звуковых сигналов исследовано применение подходов на основе промт-векторов (промтов) и блоков адаптации (адаптеров) для дообучения сети Whisper [24]. Созданный таким образом нейросетевой классификатор звуковых сигналов получил название WhisPAr.

Методика на основе промт-векторов подразумевает добавление обучаемых векторов к признакам, поступающим на вход блока Трансформера. В сети WhisPAr на вход блока вместе с признаками, содержащими также позиционный код, подаются классификационный и промт-векторы [24]:

$$EP_1^j = \left\{c^{(j-1)}, s_1^{(j-1)}, s_2^{(j-1)}, \cdots, s_n^{(j-1)}, p_1^{(j)}, \cdots, p_h^{(j)}\right\},$$

где $EP_1^j \in \mathbb{R}^{(1+n+h)\times d}$, $c^{(j-1)}$ – классификационный вектор на входе j-го блока Трансформера, $\left\{s_1^{(j-1)}, s_2^{(j-1)}, \cdots, s_n^{(j-1)}\right\}$ – последовательность векторов признаков длиной n на входе j-го блока Трансформера, $\left\{p_1^{(j)}, \cdots, p_h^{(j)}\right\}$ – последовательность промт-векторов длиной h на входе j-го блока Трансформера, d – размерность вектора признаков, для модели Whisper-base, равная 512. После прохождения EP_1^j j-го блока Трансформера промт-векторы $\left\{p_1^{(j)}, \cdots, p_h^{(j)}\right\}$ удаляются. Из выхода заключительного блока Трансформера с номером m извлекается вектор $c^{(m)}$, который поступает на обучаемый полносвязный классификационный слой.

Методика дообучения на основе блоков адаптации подразумевает добавление в структуры сети блоков с относительно небольшим количеством обучаемых параметров. Блок Трансформера с адаптерами, используемый в сети WhisPAr [24], представлен на рисунке 2. Схема адаптера представлена на рисунке 3. Серой заливкой обозначены блоки, подвергающиеся обучению.

Работу блока адаптации можно описать следующим выражением:

$$Adapt(x) = \mathrm{Re}LU\left(xW_1 + b_1\right)W_2 + b_2,$$

где x – вектор признаков на входе адаптера, $\mathrm{Re}LU(\,)$ – функция активации $\mathrm{Re}LU$, $W_1 \in \mathbb{R}^{d\times b}$, $b_1 \in \mathbb{R}^{1\times b}$ – параметры линейного слоя понижения размерности, $W_2 \in \mathbb{R}^{b\times d}$, $b_2 \in \mathbb{R}^{1\times d}$ – параметры линейного слоя повышения размерности, b (b<d) – размерность пространства так называемого «бутылочного горлышка» (bottleneck).

Исследования показали, что совместное применение промт-векторов и блоков адаптации позволяет существенно повысить точность классификации звуковых сигналов в ряде задач, подразумевающих наличие тонких отличий между разными классами [24]. Этот результат позволяет сделать предположение о применимости этих наработок для решения задачи обнаружения шумов сердца на фонокардиограммах.

Обучение и тестирование нейронной сети

Ряд исследований, использующих для обнаружения шумов сердца на фонокардиограммах нейронные сети на основе архитектуры Трансформер, позволяют сделать вывод о преимуществах применения этой архитектуры на текущем уровне развития данной предметной области [27-29]. Результаты, демонстрируемые в задаче распознавания речи нейронной сетью Whisper, в основе кодировщика и декодировщика которой также ле жит архитектура Трансформер [20], и примеры ее удачного дообучения для решения ряда смежных задач [22, 23], позволяют сделать предположение о перспективности

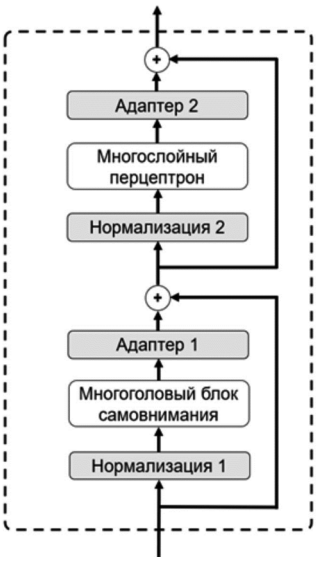


Рисунок 2. Схема расположения адаптеров в блоке Трансформера

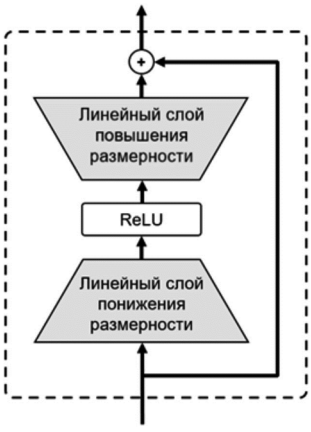


Рисунок 3. Схема блока адаптации (адаптера)

применения кодировщика сети Whisper в задаче обнаружения шумов сердца. Для проверки этого проведено исследование, затрагивающее также вопросы дообучения кодировщика с помощью промт-векторов и блоков адаптации, как это предложено создателями сети WhisPAr [24].

Для проведения исследований общедоступная часть базы фонокардиограмм CirCor DigiScope разделена на три подмножества: обучающее, валидационное и тестовое. Для этого использовалась реализация алгоритма, предложенная коллективом-участником научного конкурса 2022 года [30]. В публикации этих авторов [31] указывается, что оценки метрик на подмножествах, полученных из неполной базы с использованием предложенного алгоритма разбиения, для их алгоритма хорошо согласуются с итоговыми результатами, измеренными на оригинальном тестовом подмножестве базы CirCor DigiScope, которым располагали организаторы научного конкурса 2022 года.

Для предотвращения многократного повторения операции вычисления мел-спектрограмм звуковых сигналов, проведено однократное вычисление мел-спектрограмм всех фонокардиограмм общедоступной части базы CirCor DigiScope с последующим сохранениям в файлы, соответствующие обучающему, валидационному и тестовому подмножествам. Алгоритм и параметры вычисления мел-спектрограмм полностью соответствуют тем, что применяются в сети Whisper. В связи с этим частота дискретизации сигналов из базы повышалась до 16 кГц.

Для аугментации обучающих данных к мел-спектрограммам применялся метод mixup с параметром $\alpha = 0{,}2$ [32]. Предварительные исследования показали, что это значение параметра дает более высокие результаты, чем $\alpha = 0{,}4$ и $\alpha = 1$. Какой-либо адаптации метода аугментации, учитывающей особенности решаемой задачи и применяемой нейронной сети, не проводилось.

Исследуемый классификатор фонокардиограмм построен на основе кодировщика нейронной сети Whisper в конфигурации «base» с двумя сверточными слоями на входе, модифицированного аналогично [24]. В рамках дообучения оригинальные коэффициенты кодировщика сети Whisper, за исключением коэффициентов слоев нормализации, фиксировались. Обучение затрагивало слои нормализации, классификационный и промт-векторы, блоки адаптации и заключительный полносвязный слой, отвечающий за классификацию.

Наряду с общим небольшим объемом обучающих данных в исследовании решалась проблема их сильной несбалансированности по классам. Одним из базовых решений этой проблемы является повторное использование реализаций малопредставленных классов и/или неполное использование реализаций преобладающих классов для компенсации несбалансированности (в англоязычной терминологии oversampling и undersampling, соответственно). Эти подходы часто реализуются с помощью взвешенной случайной выборки, при этом обеспечивается не только общая сбалансированность, но и более строгая – в рамках отдельных батчей. Однако такой подход, реализованный с помощью класса Weighted Random Sampler фреймворка PyTorch, по результатам предварительных исследований оказался менее эффективен, нежели использование весов классов в функции потерь. Возможная причина этого может заключаться в очень сильной (многократной) несбалансированности данных. В связи с этим в качестве функции потерь применяется категориальная кросс-энтропия с весами классов, используемыми для вычисления взвешенной точности в рамках научного конкурса 2022 года [15]. Эти значения весов учитывают, прежде всего, практическую неравнозначность классов, а не их частоту встречаемости в базе. В дальнейшем возможно проведение исследования, направленного на подбор весовых коэффициентов, учитывающих как несбалансированность классов, так и их исходную (практическую) неравнозначность и максимизирующих значение ключевой метрики.

Для обучения нейронной сети использовался алгоритм оптимизации AdamW с линейным увеличением до 0,001 и последующим линейным уменьшением коэффициента, отвечающего за скорость обучения. Размер батчей равнялся 16, длительность обучения составляла 100 эпох. В качестве основной метрики, отслеживаемой для обучающего и валидационного множеств, использовалась взвешенная точность. Проводилось обучение нескольких конфигураций нейронной сети, в том числе без применения промт-векторов и/или блоков адаптации (адаптеров). Исследовались варианты с разным количеством промт-векторов h и разной внутренней размерностью блоков адаптации b. Значения метрик для валидационного подмножества представлены в таблице 1. Для решаемой задачи именно значение взвешенной точности является ключевой метрикой [15], значения точности приводятся в качестве дополнительной информации. В рамках обучения и валидации оценивалась только способность нейронной сети классифицировать отдельные записи, без последующего вынесения решения по пациенту.

Таблица 1. Выбор гиперпараметров нейронной сети

Вариант сети	Параметры	Точность (acc)	Взвешенная точность (Wacc)
Без промт-векторов и адаптеров	–	0,864	0,800
С промт-векторами	h=1	0,850	0,738
	h=2	0,824	0,736
	h=3	0,850	0,824
	h=4	0,814	0,735
С адаптерами	b=8	0,876	0,820
	b=16	0,858	0,806
	b=32	0,870	0,831
	b=64	0,842	0,792
С промт-векторами и адаптерами	h=2, b=8	0,866	0,815
	h=2, b=16	0,846	0,826
	h=2, b=32	0,856	0,827
	h=2, b=64	0,864	0,800
	h=3, b=8	0,816	0,791
	h=3, b=16	0,870	0,808
	h=3, b=32	0,864	**0,832**
	h=3, b=64	0,806	0,767

Таблица 2. Значение метрик на тестовом подмножестве

Классификация	Точность (acc)	Взвешенная точность (Wacc)	Полнота (recall) для класса «Present»	F-мера для класса «Present»
Отдельных записей	0,874	0,833	0,889	0,756
Пациентов	0,820	0,822	0,972	0,707

Видно, что одновременное применение промт-векторов и блоков адаптации для дообучения сети позволяет повысить значение взвешенной точности на валидационном подмножестве по сравнению с базовым вариантом (без их применения).

Далее производилось тестирование варианта сети, показавшего наибольшее значение взвешенной точности на валидационном подмножестве. Значение взвешенной точности классификации записей на тестовом подмножестве составило 0,833. Затем производилась оценка точности классификации пациентов. Для вынесения решения по пациенту использовалось простое правило: если хотя бы в q фонокардиограммах пациента алгоритм детектировал наличие шумов сердца, то аналогичное решение принималось для пациента в целом. Если это условие не выполнялось, но хотя бы одна из записей пациента относилась сетью к классу «Unknown», то это решение принималось для пациента в целом. В остальных случаях считалось, что шумов сердца у пациента не обнаружено. Значение порога q очевидным образом влияет на соотношение между точностью (precision) и полнотой (recall) для класса «Present». Для минимизации вероятности пропуска пациентов с шумами сердца, как и в более ранних исследованиях [29, 33], выбрано значение параметра $q = 1$. Значение взвешенной точности классификации пациентов на тестовом подмножестве составило 0,822. Значения других важных метрик приводится в табл. 2.

Достигнутое значение взвешенной точности превосходит результаты, продемонстрированные участниками научного конкурса 2022 года [15, 31] и близко к текущим достижениям исследователей, работающих с базой сигналов CirCor DigiScope [27]. Дальнейшее улучшение результатов возможно за счет совершенствования алгоритма принятия решения по пациентам и разработки механизмов, направленных на выявление записей, отнесенных к наименее представленному в базе классу «Unknown». Также перспективным является исследование применения других методов аугментации данных, использования для классификации всех скрытых состояний кодировщика Whisper, а также поиск новых нейросетевых архитектур.

Заключение

Рассмотрен вопрос дообучения кодировщика нейронной сети Whisper в конфигурации «base» для обнаружения шумов сердца на фонокардиограммах. Подход на основе применения промт-векторов и блоков адаптации для дообучения кодировщика показал преимущество перед обучением только слоев нормализации и заключительного классификационного слоя сети. Итоговое значение взвешенной точности классификации пациентов на тестовом множестве составило 0,822.

Дальнейшие исследования будут направлены на применение других методов аугментации данных, использование для классификации всех скрытых состояний кодировщика Whisper, а также на анализ возможности применения новых нейросетевых архитектур.

Литература

1. Avanzato R., Beritelli F. Automatic ECG diagnosis using convolutional neural network. Electronics, vol. 9, no. 6. 2020. 14 p.

2. Rajwal S., Aggarwal S. Convolutional neural network-based EEG signal analysis: A systematic review. Archives of Computational Methods in Engineering, vol. 30, no. 1. 2023, pp. 3585-3615.

3. 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.

4. Хрящев В.В., Приоров А.Л., Лебедев А.А., Котов Н.А. Обнаружение полипов на колоноскопических изображениях при помощи алгоритмов на базе нейросетевой архитектуры YOLO. Цифровая обработка сигналов. 2023. № 3. С. 27-31.

5. Хрящев В.В. Разработка системы поддержки принятия врачебного решения для эндоскопических исследований желудка. Доклады XXV Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение» (DSPA). Москва, 2023. С. 249-253.

6. Aykanat M., Kılıç Ö., Kurt B., Saryal S. Classification of lung sounds using convolutional neural networks. EURASIP Journal on Image and Video Processing. 2017. 9 p.

7. Bardou D., Zhang K., Ahmad S.M. Lung sounds classification using convolutional neural networks. Artificial intelligence in medicine. 2018, pp. 58-69.

8. Wall C., Zhang L., Yu Y., Kumar A., Gao R. A deep ensemble neural network with attention mechanisms for lung abnormality classification using audio inputs. Sensors, vol. 22(15): 5556. 2022. 25 p.

9. Bansal V., Pahwa G., Kannan N. Cough classification for COVID-19 based on audio MFCC features using convolutional neural networks. 2020 IEEE international conference on computing, power and communication technologies (GUCON). 2020, pp. 604-608.

10. Pahar M., Klopper M., Warren R., Niesler T. COVID-19 cough classification using machine learning and global smartphone recordings. Computers in Biology and Medicine. 2021. 13 p.

11. Маджони С. Секреты клинической диагностики. М.: Бином. 2004. 604 с.

12. Cathers I. Neural network assisted cardiac auscultation. Artificial Intelligence in Medicine, vol. 7, no. 1. 1995. pp. 53-66.

13. Oliveira J., Renna F., Costa P., Nogueira M., Oliveira A.C., Elola A., Ferreira C., Jorge A., Bahrami Rad A., Reyna M., Sameni R., Clifford G., Coimbra M. The CirCor DigiScope phonocardiogram dataset. PhisioNet [Электронный

ресурс]. Режим доступа: https://physionet.org/content/circor-heart-sound/1.0.3/

14. Oliveira J.H., Renna F., Costa P.D., Nogueira M., Oliveira C., Ferreira C., Jorge A., Mattos S., Hatem T., Tavares T., Elola A., Rad A.-B., Sameni R., Clifford G., Coimbra M. The CirCor DigiScope dataset: from murmur detection to murmur classification. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 26, no. 6. 2021, pp. 2524-2535.

15. Reyna M., Kiarashi Y., Elola A., Oliveira J., Renna F., Gu A., Perez Alday E.A., Sadr N., Mattos S., Coimbra M., Sameni R., Bahrami Rad A., Koscova Z., Clifford G. Heart murmur detection from phonocardiogram recordings: The George B. Moody PhysioNet Challenge 2022. PLOS Digital Health, vol. 2, no. 9. 2023. 22 p.

16. Baevski A., Zhou Y., Mohamed A., Auli M. Wav2vec 2.0: A framework for self-supervised learning of speech representations. Advances in neural information processing systems, vol. 33. 2020, pp. 12449-12460.

17. Gulati A., Qin J., Chiu C.C., Parmar N., Zhang Y., Yu J., Pang R. Conformer: convolution-augmented transformer for speech recognition. arXiv preprint arXiv:2005.08100. 2020. 5 p.

18. Hsu W.N., Bolte B., Tsai Y.H.H., Lakhotia K., Salakhutdinov R., Mohamed A. HuBERT: self-supervised speech representation learning by masked prediction of hidden units. IEEE/ACM transactions on audio, speech, and language processing, vol. 29. 2021, pp. 3451-3460.

19. Jeffries N., King E., Kudlur M., Nicholson G., Wang J., Warden P. Moonshine: speech recognition for live transcription and voice commands. arXiv preprint arXiv:2410.15608. 2024. 7 p.

20. Radford A., Kim J.W., Xu T., Brockman G., McLeavey C., Sutskever I. Robust speech recognition via large-scale weak supervision. International conference on machine learning. 2023, pp. 28492-28518.

21. 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, pp. 5998-6008.

22. Zhang L., Jiang N., Wang Q., Li Y., Lu Q., Xie L. Whisper-SV: adapting Whisper for low-data-resource speaker verification. Speech Communication, vol. 163. 2024.

23. Gong Y., Khurana S., Karlinsky L., Glass J. Whisper-AT: noise-robust automatic speech recognizers are also strong general audio event taggers. arXiv preprint arXiv:2307.03183. 2023. 5 p.

24. Shi B., Wang H., Lu C., Zhao M. WhisPAr: transferring pre-trained audio models to fine-grained classification via prompt and adapter. Knowledge-Based Systems, vol. 300, 112242. 2024. 10 p.

25. Houlsby N., Giurgiu A., Jastrzebski S., Morrone B., Laroussilhe Q.D., Gesmundo A., Attariyan M., Gelly S. Parameter-efficient transfer learning for NLP. Proceedings of the International Conference on Machine Learning. 2019, pp. 2790-2799.

26. Radford A., Wu J., Child R., Luan D., Amodei D., Sutskever I. Language models are unsupervised multitask learners. OpenAI blog, vol. 1, no. 8. 2019. 24 p.

27. Panah D.S., Hines A., McKeever S. Exploring wav2-vec 2.0 model for heart murmur detection. 31st European Signal Processing Conference (EUSIPCO), pp. 1010-1014.

28. Zhou G., Chien C., Chen J., Luan L., Chen Y., Carroll S., Dayton J., Thanjan M., Bayle K., Flynn P. Identifying pediatric heart murmurs and distinguishing innocent from pathologic using deep learning. Artificial Intelligence in Medicine, vol. 153. 2024. 13 p.

29. Топников А.И., Смирнова Т.А. Применение предобученных нейронных сетей в задаче детектирования шумов сердца на фонокардиограммах. Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: материалы 24-й междунар. научно-техн. конф. Пенза, 2024. С. 239-244.

30. GitHub – Benjamin-Walker/heart-murmur-detection [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://github.com/Benjamin-Walker/heart-murmur-detection

31. Walker B., Krones F, Kiskin I., Parsons G., Lyons T., Mahdi A. Dual Bayesian ResNet: a deep learning approach to heart murmur detection. Computing in Cardiology Conference (CinC). 2022. 5 p.

32. Zhang H., Cisse M., Dauphin Y.N., Lopez-Paz D. Mixup: beyond empirical risk minimization. International Conference on Learning Representations. 2018. 13 p.

33. Смирнова Т.А. Применение предобученной нейронной сети YAMNet в задаче детектирования шумов сердца на фонокардиограммах. Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы (БИОМЕДСИСТЕМЫ-2024): материалы 37-й всерос. научно-техн. конф. Рязань, 2024. С. 277-282.

НОВЫЕ КНИГИ



Бабаян П.В., Муравьев В.С., Смирнов С.А., Стротов В.В.

Обработка изображений в системах обнаружения и сопровождения объектов. Классические методы: Учебное пособие для вузов: Учебное издание, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2024 г. 168 с.: ил.

Освещены вопросы пространственно-временной обработки и анализа последовательностей изображений применительно к задачам обнаружения и сопровождения объектов. Значительное внимание уделено алгоритмам восстановления изображений и определению параметров их геометрических преобразований.

Для студентов вузов, обучающихся по направлениям подготовки: 27.03.04 – «Управление в технических системах», 01.03.02 – «Прикладная математика и информатика», 15.03.06 – «Мехатроника и робототехника», 27.04.04 – «Управление в технических системах», а также по специальности 12.05.01 – «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения». Будет полезна аспирантам и специалистам соответствующего профиля.

УДК 004.9

МОДИФИЦИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ ПАНА-ТОМПКИНСА С АДАПТИВНЫМ ОПРЕДЕЛЕНИЕМ ГРАНИЦ QRS-КОМПЛЕКСА

Демушкина К.М., *аспирант кафедры информационно-вычислительных систем Пензенского государственного университета, e-mail: riabova.ksenija@yandex.ru*
Кузьмин А.В., *д.т.н., заведующий кафедрой информационно-вычислительных систем Пензенского государственного университета, e-mail: a.v.kuzmin@pnzgu.ru*

MODIFIED PAN-TOMPKINS ALGORITHM WITH ADAPTIVE DEFINITION OF THE BOUNDARIES OF THE QRS COMPLEX

Demushkina K.M., Kuzmin A.V.

The development and study of the modified Pan-Tompkins algorithm for determining R-peaks in ECG signals are considered. The proposed algorithm is based on the adaptive definition of the QRS complex boundaries and the search for the maximum point within this time range. The algorithm allows eliminating the characteristic time shift in detecting points corresponding to R-peaks, caused by the use of digital filters. As part of the experimental study, the developed modified algorithm with adaptive boundary detection was compared with the classical Pan-Tompkins algorithm, as well as with the Neurokit algorithm implemented in the library of the same name in Python. ECG signals from the open PhysioNet database were used as initial data. The comparison results showed that the proposed modification is significantly more accurate than the classical version of the algorithm and 5 % more accurate than the Neurokit algorithm.

Key words: ECG, R-peak, Pan-Tompkins algorithm, Neurokit library, PhysioNet database.

Ключевые слова: ЭКГ, R-пик, алгоритм Пана-Томпкинса, библиотека Neurokit, база данных PhysioNet.

Рассматриваются разработка и исследование модифицированного алгоритма Пана-Томпкинса для определения R-пиков в сигналах ЭКГ. В основе предложенного алгоритма лежит адаптивное определение границ QRS-комплекса и поиск максимальной точки в пределах этого временного диапазона. Алгоритм позволяет устранить характерный временной сдвиг при обнаружении точек, соответствующих R-пикам, обусловленный применением цифровых фильтров. В рамках экспериментального исследования разработанный модифицированный алгоритм с адаптивным определением границ сравнивался с классическим алгоритмом Пана-Томпкинса, а также с алгоритмом Neurokit, реализованным в одноименной библиотеке на языке Python. В качестве исходных данных использовались сигналы ЭКГ из открытой базы данных PhysioNet. Результаты сравнения показали, что предложенная модификация значительно точнее классической версии алгоритма и на 5 % точнее алгоритма Neurokit.

Введение

В настоящее время ЭКГ является повсеместно используемым методом кардиологического обследования. Она позволяет врачам давать первичную оценку состоянию сердца пациента, а также принимать решение о необходимом лечении. Автоматизация анализа кардиограмм решает множество проблем: снижение времени анализа ЭКГ, снижение вероятности врачебной ошибки, доступность обследования даже в отсутствии врача-кардиолога. Амплитудно-временной анализ ЭКГ, выполняемый специалистами вручную, состоит в оценке длительности каждого из событий, происходящего в течение кардиоцикла, в частности, волн P, Q, R, S, T. Задача автоматизированного анализа ЭКГ включает точное определение времени возникновения этих событий, их длительности и амплитуды.

Традиционно анализ ЭКГ начинается с определения точного положения зубца R, которое позволяет определить частоту сердечных сокращений по интервалам R-R. Зубец R является наиболее удобным для обнаружения благодаря своей амплитуде и форме. Относительно зубца R определяются остальные события, например, точка начала кардиоцикла [1, 2], поэтому от корректности его обнаружения зависит эффективность дальнейшего автоматизированного анализа ЭКГ. Одним из распространённых способов программного определения R-зубца является алгоритм Пана-Томпкинса [3]. Предложенный в 1985 году он и по сей день остается актуальным, широко применяется, реализован во многих системах и изложен в качестве примера в учебниках и практических руководствах по обработке биомедицинских сигналов, например, в [4].

Целью работы является модификация алгоритма Пана-Томпкинса для повышения точности определения положения R-пика на временной оси без характерных смещений и оценка его эффективности в сравнении с современным аналогом Neurokit на общедоступной базе кардиосигналов.

Анализ алгоритмов обнаружения R-пиков

Классический алгоритм Пана-Томпкинса [3] включает следующие шаги: фильтрацию низких частот, фильтрацию высоких частот, дифференцирование, а также возведение сигнала в квадрат. Затем применяется фильтр скользящего среднего, при этом окно устанавливается

таким образом, чтобы покрывать QRS-комплекс. После предварительной фильтрации происходит поиск пика с помощью адаптивной пороговой процедуры. Она состоит в установлении порогов для дифференцированного сигнала: если пик больше порога, он классифицируется как пик QRS-комплекса, если нет – то пик шума. Предусматривается второй этап пороговых процедур, когда пик, классифицированный как QRS-комплекс, определяется на исходном сигнале, пропущенном через фильтры, с целью окончательного определения пика.

Однако классический алгоритм Пана-Томпкинса не лишен недостатков. В частности, из-за множества последовательных фильтров происходит некоторый временной сдвиг обнаруженных точек, соответствующих R-пику, относительно исходного сигнала. Этот и другие подобные недостатки привели к появлению множества модификаций и доработок данного алгоритма [5, 6] Одна из модификаций описана в статье Леоновой А.В. и Агайченко А.А.: «К оригинальному алгоритму добавилась функция анализа артефактных участков, изменился фильтр, были изменены коэффициенты. В результате испытаний на записях базы данных MIT/BIH была получена ошибка 0.09 %, что в 7 раз меньше ошибки оригинального алгоритма, которая составляла 0.67 %» [7].

Существует алгоритм Гамильтона-Томпкинса [8], который состоит из следующих шагов: полосовой фильтрации, дифференцирования, возведения в квадрат и сглаживания. Как и классический алгоритм, он включает в себя адаптивную пороговую процедуру. Пороговые значения могут динамически изменяться в зависимости от средней амплитуды и частоты предыдущих комплексов, что позволяет алгоритму адаптироваться к особенностям ЭКГ различных пациентов и условиям записи сигнала. Затем выявленные QRS-комплексы оцениваются на наличие возможных ошибок, например, за счет исключения артефактов, вызванных мышечной активностью или помехами.

Зонг В. для определения QRS-комплекса предлагает использовать алгоритм, включающий следующие этапы: фильтрацию низких частот, преобразование длины кривой (curve length transform) с нелинейным масштабированием и применение решающих правил. Согласно данным тестирования на базе MIT/BIH по аритмии, алгоритм показал высокие результаты по точности и чувствительности [9].

Христов И. предложил метод обнаружения в режиме реального времени, основанный на сравнении абсолютных значений суммарных дифференцированных электрокардиограмм одного или нескольких отведений ЭКГ и адаптивного порога. Порог сочетает в себе три параметра: адаптивное значение скорости нарастания, второе значение, которое повышается при появлении высокочастотного шума, и третье, предназначенное для предотвращения пропуска ударов низкой амплитуды. Были разработаны два алгоритма: алгоритм 1 определяет текущий R, а алгоритм 2 дополнительно содержит компонент анализа интервала RR. По результатам тестирования алгоритм показывает высокую точность и чувствительность (около 99 %) [10].

Величко О. и Диас К.К. в своей работе описывают другой метод поиска R-пика, обращая внимание на следующее: «Метод базируется на технологии вейвлетного анализа и позволяет определять границы комплексов в сигналах без предварительной обработки. В качестве базового вейвлета используется комплексный вейвлет Морле. Предложены характерные точки действительной и мнимой компонент сечения вейвлетного спектра при а = 0,036 для определения границ и вершины QRS-комплексов» [11].

Элгенди М. предлагает применение двойного скользящего среднего, связанного с событиями, что позволяет использовать точный и простой в вычислительном отношении алгоритм для приложений реального времени и обработки больших баз данных [12].

Алгоритм Эмрича Д. преобразует временной ряд ЭКГ в графическое представление с использованием NVGtransformation. Затем в области графика вычисляется узловая метрика для взвешивания исходного сигнала с выделением позиций пиков, которые затем извлекаются с помощью процедуры определения порогового значения [13]. Предлагаемый детектор показал отличный результат на нескольких наборах данных ЭКГ, а также значительный прирост производительности по сравнению с общепринятыми алгоритмами.

Современной реализацией алгоритма обнаружения R-пиков является NeuroKit2 (далее Neurokit), включенный в набор программных инструментов для обработки биомедицинских сигналов, разработанный на языке Python [14]. На первом этапе сигнал проходит через фильтр Баттерворта второго порядка, а затем еще через ряд фильтров. Основная идея алгоритма Neurokit состоит в определении градиента электрокардиограммы, а также ее абсолютного значения. Далее определяется порог, с которым будет сравниваться градиент. Порог определяется как увеличенный в 1,5 раза абсолютный градиент. Превышение сигналом порога является признаком QRS-комплекса. Минимально допустимая длина QRS-комплекса определяется как разница между его концом и началом, умноженная на 0,4. Далее сигнал сегментируется относительно начала и конца комплекса и на этих участках определяется локальный пик. В конце определяется расстояние между двумя пиками, оно должно быть не больше, чем 30 % от частоты. Результатом работы алгоритма является набор R-пиков.

Модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса

Основная идея модификации заключается в определении границ расположения предполагаемого R-пика, как показано на рисунке 1. Модифицированный алгоритм включает все необходимые фильтры, используемые в классической реализации алгоритма Пана-Томпкинса, – фильтры нижних и верхних частот. Его схема представлена на рисунке 2. Для определения границ расположения пика в интегрированном сигнале, т.е. сигнале, прошедшем процедуры фильтрации и преобразования (рисунок 2), находятся все пики с целью получения начальной точки для определения границы. После этого, от определенного пика устанавливаются границы на расстоянии 5 мс от пика вправо и влево по оси времени. Затем в пределах заданного окна определяется реаль-

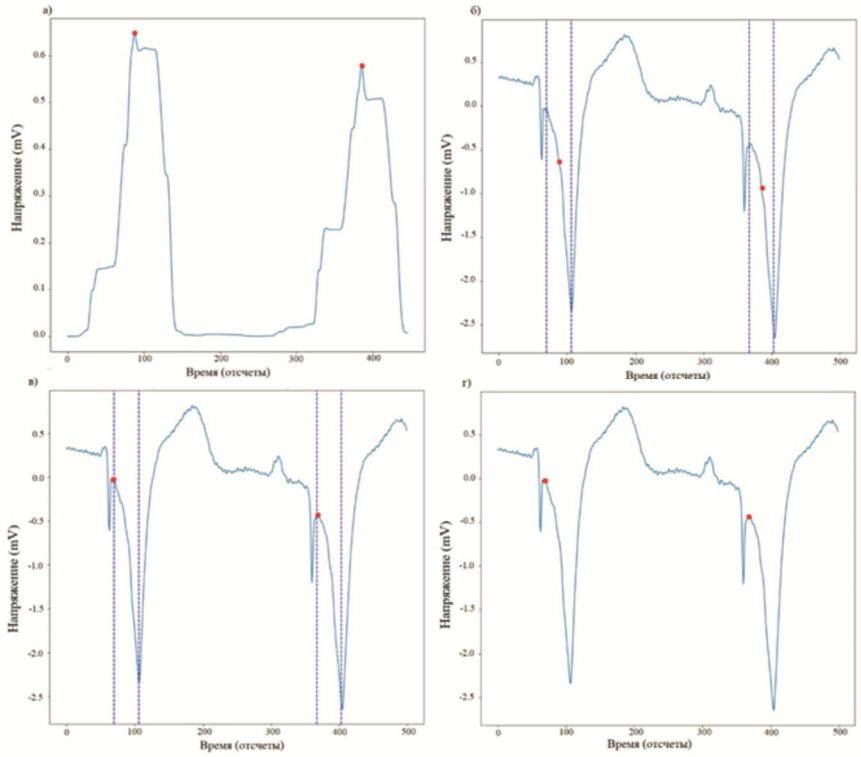


Рисунок 1. Определение границ предполагаемого R-пика: а) локальный пик на интегрированном сигнале; б) локальный пик на сигнале ЭКГ с границами QRS-комплекса; в) определенный R-пик на сигнале ЭКГ с границами QRS-комплекса; г) результат работы модифицированного алгоритма с адаптивным определением границ QRS-комплекса



Рисунок 2. Модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса

ное местоположение R-пика за счет поиска максимальной амплитуды в заданном интервале.

Пик будет определен, если его высота находится в пределах (1), и если пики находятся на минимальном расстоянии (2)

$$P_i \in [0,6 * A_{max}; A_{max}], \quad (1)$$

$$R_{min} = 0,2 * f + 10. \quad (2)$$

где P_i – локальный пик, A_{max} – максимальная амплитуда сигнала, R_{min} – минимальное расстояние между пиками, f – частота дискретизации

После определения локальных пиков на интегрированном сигнале, алгоритм корректирует полученные значения. Для этого рассчитывается окно, в которое предположительно попадает R-пик. Ширина данного окна рассчитывается по формуле:

$$W = 0,10 * f, \quad (3)$$

где W – окно предполагаемого местоположения R-пика.

Далее окно R-пика корректируется по формуле:

$$Win_R \epsilon [P_i - W/2; P_i + W/2]. \quad (4)$$

Затем в пределах каждого определенного окна находится наибольшее значение амплитуды и принимается за искомый пик. Результат работы алгоритма представлен на рисунке 3.

Модифицированный алгоритм реализован на языке Python с использованием библиотек numpy, scipy, matplotlib – для работы с сигналами и графиками, wfdb – для работы с базой данных PhysioNet. Результатом работы программного кода являются массивы отсчетов, в которых идентифицирован R-пик и изображение ЭКГ с точками R-пиков на сигнале.

Сравнительный анализ модифицированного алгоритма с аналогами

Тестирование модифицированного алгоритма Пана-

Томпкинса выполнялось с использованием данных открытых баз цифровых сигналов ЭКГ ресурса PhysioNet:

MIT-BIH Arrhythmia Database [15];

A large scale 12-lead electrocardiogram database for arrhythmia study [16].

Для сравнения выбраны следующие параметры:

– число правильно определенных R-пиков (TP),

– число ложноположительных R-пиков (FP),

– число ложноотрицательных R-пиков (FN).

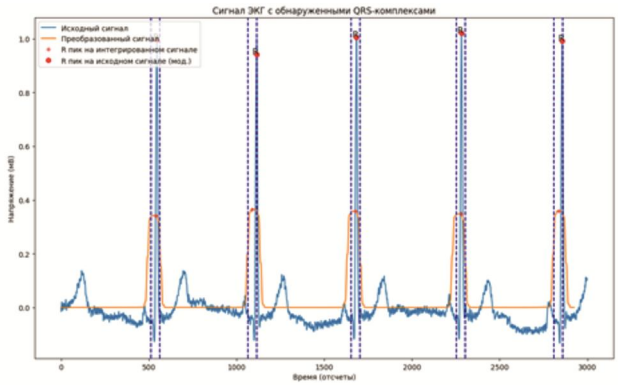


Рисунок 3. Результат работы модифицированного алгоритма Пана-Томпкинса

Ложноположительным считается некорректно определенный пик на ЭКГ, ложноотрицательным считается пик, которые вовсе не идентифицирован. В качестве статистических параметров выбраны следующие характеристики:

– чувствительность (Ch);

– специфичность (Sp);

– точность (T).

Результаты сравнительных тестов представлены в таблица 1. Для расчета чувствительности, специфичности и точности использовались формулы [17]:

$$Ch = \frac{TP}{TP + FN}, \quad Sp = \frac{TP}{TP + FP}, \quad T = TP / A, \tag{5}$$

где Ch – чувствительность; Sp – специфичность; TP – истинно положительные определения; FN – число ложных отрицаний; FP – число ложных обнаружений, T – точность; A – общее количество тактов.

Модифицированный алгоритм сравнивался с классическим алгоритмом Пана-Томпкинса и с алгоритмом Neurokit. Результаты работы программы представлены на рисунке 4.

Представлен сигнал из базы «A large scale 12-lead electrocardiogram database for arrhythmia study», где для анализа выбрано отведение V6, поскольку R-пики там имеют наибольшую амплитуду. По результатам исследования установлено, что модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса определяет R-пики точнее с точки зрения положения на оси времени и надежнее с точки зрения пропусков (рисунок 4, *а*).

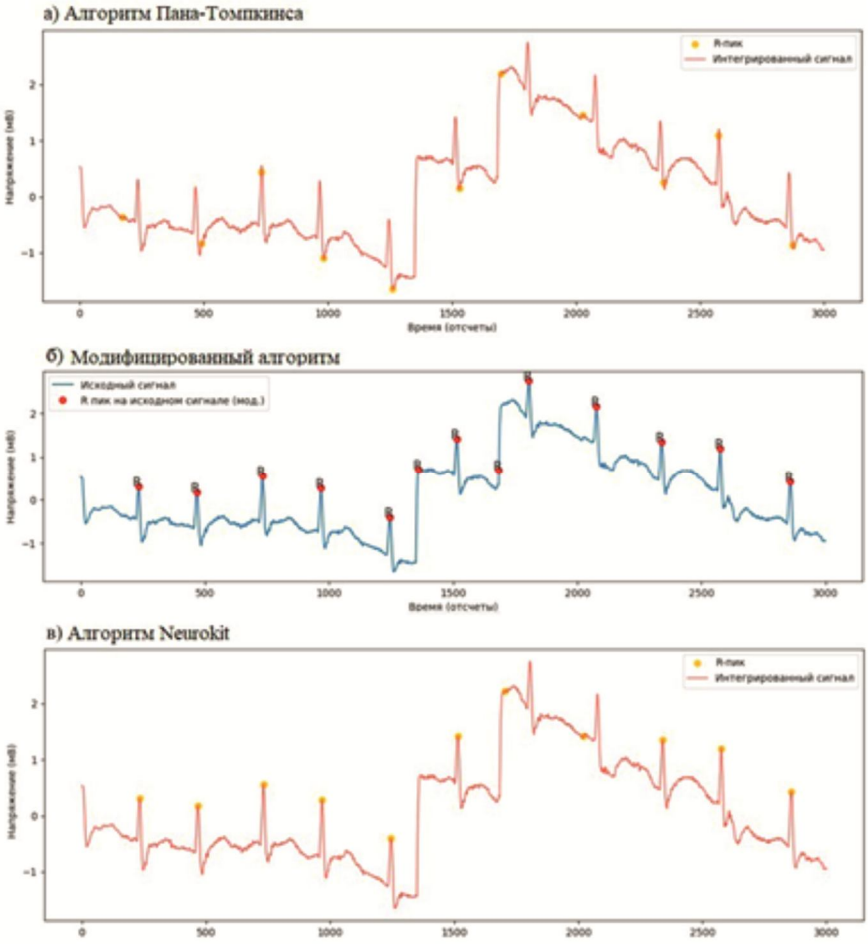


Рисунок 4. Сравнение результатов работы алгоритмов (отведение V6): а) классический алгоритмом Пана-Томпкинса; б) модифицированный алгоритм; в) алгоритм Neurokit

Таблица 1. Результаты сравнения алгоритмов определения R-пика

Показатель	MIT-BIH Arrhythmia Database			A large scale 12-lead electrocardiogram database for arrhythmia study		
	Модиф.	Пан-Томпкинс	Neuro-kit	**Модиф.**	Пан-Томпкинс	Neuro-kit
Ch	**79 %**	9 %	77%	**99%**	7 %	96 %
Sp	**76 %**	11 %	70%	90%	8 %	**94 %**
T	**74 %**	11 %	69%	91%	7 %	**95 %**

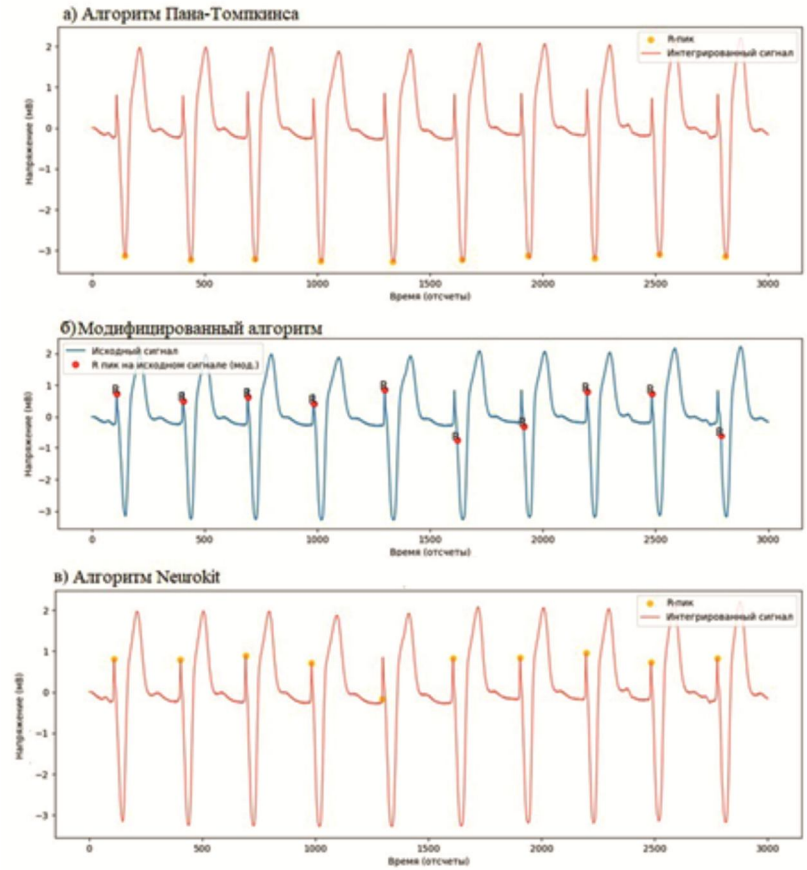


Рисунок 5. Сравнение результатов работы алгоритмов (отведение V2):
а) классический алгоритмом Пана-Томпкинса; б) модифицированный алгоритм; в) алгоритм Neurokit

Алгоритм Neurokit показывает более высокую специфичность и точность определения R-пиков на отведении V6, проигрывая модификации в чувствительности 3 % (таблица 1). Это позволяет модифицированному алгоритму давать ложноположительные результаты, при этом не пропуская действительное местоположение пиков. Фрагмент работы программы по диагностике R-пиков на указанной базе представлен на рисунок 4, *б*. Модификация алгоритма Пана-Томпкинса имеет только два ложноположительных сигнала, в то время как аналог дает дополнительно еще два. Это говорит о том, что в случае анализа ЭКГ, аналог может не идентифицировать реальное положение R-зубца, что приведет к отсутствию должного лечения и развитию заболевания.

Для полноты сравнения протестируем модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса на базе данных «MIT-BIH Arrhythmia Database», где в большей степени представлено только два отведения. На рисунке 5, *а* показаны результаты сравнения модификации с классическим алгоритмом Пана-Томпкинса в отведении V2. Сложность определения R-пика в данном отведении состоит в том, что он может быть минимальным или отсутствовать вовсе.

По результатам сравнительного анализа определено, что модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса имеет относительно классической версии большую чувствительность и специфичность (таблица 1), а также он в разы ее точнее. Классическая реализация не устойчива к артефактам и шуму, поэтому результаты тестирования оказались невысокими.

В ходе исследования модифицированный алгоритм сравнивался также с алгоритмом Neurokit, реализованным в одноименной библиотеке для языка программирования Python. На рисунке 5, *б* представлен фрагмент работы программы по определению R-пиков на базе данных «MIT-BIH Arrhythmia Database», отведение V2. Видно, что алгоритм Neurokit показывает высокую точность определения R-пиков, а предложенная модификация незначительно уступает ему в точности их идентификации. В ходе сравнительных тестов установлено следующее: модифицированный алгоритм показал более высокую специфичность (76 %) и чувствительность

(79 %), при этом, не уступая в точности определения (74 %) (таблица 1).

Таким образом, по результатам сравнительного тестирования установлено следующее: модифицированный алгоритм Пана-Томпкинса показал свою эффективность в сравнении с классическим вариантом, превысив показатели точности определения R-пиков. Также стоит отметить, что он обнаруживает R-пики стабильнее на всех отведениях кардиограммы, незначительно уступая алгоритму Neurokit в V6 отведении, где R-пик имеет максимальную амплитуду, и показывая более высокую точность и чувствительность на отведении V2, где R-пик может иметь незначительные амплитудные характеристики.

Заключение

Предложен алгоритм поиска R-пиков с адаптивным определением QRS-комплекса, являющийся модификацией классического алгоритма Пана-Томпкинса. Отличительной особенностью алгоритма является поиск пиков сигналов с последующим уточнением положения R-пика в пределах рассчитанного локального окна по критерию максимальности значения отсчета сигнала.

Модифицированный алгоритм по результатам тестирования имеет чувствительность 79 %, специфичность 76 %, точность около 74 % в отведении V2. Для отведения V6 результаты оказались следующими: чувствительность 99%, специфичность 90 %, точность 91 %. Относительно низкая специфичность в отведении V6 для модифицированного алгоритма свидетельствует о том, что вероятность обнаружения пика там, где его нет в модифицированном алгоритме чуть выше, чем в аналоге Neurokit.

Литература

1. Патент № 2312593 C1 Российская Федерация, МПК A61B 5/0452. Способ выделения начала кардиоцикла в реальном времени и устройство для его осуществления: № 2006117600/14: заявл. 22.05.2006: опубл. 20.12.2007 / А.Н. Варнавский, О.В. Мельник, А.А. Михеев; заявитель ГОУВПО Рязанская государственная радиотехническая академия. EDN WDUPSO.

2. Патент № 2294139 C1 Российская Федерация, МПК A61B 5/0452. Способ выделения начала кардиоцикла и устройство для его осуществления: № 2005115597/14: заявл. 23.05.2005: опубл. 27.02.2007 / О.Н. Бодин, И.О. Жулев, Д. С. Логинов [и др.] ; заявитель Пензенский государственный университет (ПГУ). EDN FKMTPZ.

3. Pan J., Tompkins W.J. A Real-Time QRS Detection Algorithm. IEEE Trans. Biomed. Eng. 1985, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236.

4. Rangayyan R.M. Biomedical Signal Analysis. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, Incorporated, 2015. 1 p.

5. Balta D., Akyemis E.M. Arrhythmia Detection using Pan-Tompkins Algorithm and Hilbert Transform with Real-Time ECG Signals. Acperpro. 2021, vol. 4, no. 1, pp. 307-315.

6. Khan N., Imtiaz M.N. Pan-Tompkins++: A Robust Approach to Detect R-peaks in ECG Signals. 2023.

7. Леонова А.В., Агейченко А.А. Модификация алгоритма распознавания QRS комплексов в реальном времени Пана-Томпкинсона. Инженерный вестник Дона. 2015. № 2-2(36). С. 106. EDN UICJYL.

8. Hamilton P.S., Tompkins W.J. Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database. IEEE Trans. Biomed. Eng. 1986, vol. BME-33, no. 12, pp. 1157-1165.

9. Zong W., Moody G.B., Jiang D. A robust open-source algorithm to detect onset and duration of QRS complexes. Computers in Cardiology, 2003. Thessaloniki Chalkidiki, Greece: IEEE, 2003, pp. 737-740.

10. Christov I.I. Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold. BioMed Eng OnLine. 2004, vol. 3, no. 1, 28 p.

11. Velychko O., Dias K.K. Method of QRS complex definition in ECG signals without pre-processing. Bulletin of the National Technical University «KhPI». A series of «Information and Modeling». 2019, vol. 0, no. 28 (1353).

12. Elgendi M. et al. Systolic Peak Detection in Acceleration Photoplethysmograms Measured from Emergency Responders in Tropical Conditions. PLoS ONE / ed. Bondarenko V.E. 2013, vol. 8, no. 10, e76585 p.

13. Emrich J. et al. Accelerated Sample-Accurate R-Peak Detectors Based on Visibility Graphs. 2023 31st European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Helsinki, Finland: IEEE, 2023, pp. 1090-1094.

14. Makowski D. et al. NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing. Behav Res. 2021, vol. 53, no. 4, pp. 1689-1696.

15. Moody G.B., Mark R.G. MIT-BIH Arrhythmia Database. physionet.org, 1992.

16. Zheng J., Guo H., Chu H. A large scale 12-lead electrocardiogram database for arrhythmia study. PhysioNet.

17. Рослякова А.В., Чупраков П.Г. Сравнительный анализ алгоритмов обнаружения R зубца электрокардиосигнала. Вятский медицинский вестник. 2012. № 2. С. 29-35. EDN PARSIL.