

На правах рукописи

Чжан Вэйцзя

**Разработка алгоритмов декодирования
для кодов с низкой плотностью проверок на четность
и применение этих кодов в системах связи**

Специальность 2.2.13 –

Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения

Автореферат диссертации
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Томск 2025

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования (ФГАОУ ВО) «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» (ТУСУР)

Научный руководитель – **Газизов Тальгат Рашитович**,
доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой телевидения и управления
ТУСУР

Официальные оппоненты – **Калмыков Игорь Анатольевич**,
доктор технических наук, профессор, профессор
кафедры вычислительной математики и
кибернетики ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский
федеральный университет»;

Портной Сергей Львович,
доктор технических наук, старший научный
сотрудник, профессор департамента электронной
инженерии ФГАОУ ВО «Национальный
исследовательский университет «Высшая школа
экономики»

Ведущая организация – **ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский
государственный университет
телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-
Бруевича»**

Защита состоится 23 декабря 2025 г. в 11 часов 30 минут на заседании диссертационного совета 24.2.415.01, созданного на базе Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники, по адресу: 634050, г. Томск, ул. Ленина, 40, ауд. 201.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ТУСУРа <https://postgraduate.tusur.ru/urls/5n15pa48>

Автореферат разослан «___» _____ 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
доктор физико-математических
наук



Мандель Аркадий Евсеевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Коды с низкой плотностью проверок на чётность (LDPC – low density parity check) представляют собой разновидность линейных блочных кодов, используемых для коррекции ошибок в процессе передачи данных в системе связи. LDPC-коды обладают гибкой структурой и могут быть оптимизированы под различные прикладные сценарии связи. Они используются в качестве схемы кодирования информационного канала в рамках технологии 5G расширенной мобильной широкополосной связи (eMBB – enhanced mobile broadband), а также широко применяются в других стандартах связи, таких как WiFi, WiMax и DVB-S2. Алгоритм декодирования LDPC-кодов существенно влияет на вероятность битовой ошибки (BER – bit error rate), задержку, пропускную способность и др. Разработка высокоэффективных алгоритмов декодирования с низкой вычислительной сложностью является ключевым фактором для раскрытия потенциала LDPC-кодов. Оптимизация передачи информации между проверочными узлами (CN – check nodes) и информационными узлами (VN – variable nodes) повышает эффективность алгоритмов декодирования. Это актуально для повышения помехоустойчивости.

Степень разработанности исследования

R. Gallager, R. Tanner, M.P. Fossorier, J. Chen внесли значительный вклад в теоретическое изучение основ LDPC-кодов и разработку базовых алгоритмов декодирования, включая алгоритмы распространения доверия (BP – belief propagation), распространения логарифмического отношения доверия (LLR-BP – log-likelihood ratio belief propagation) и минимальной суммы (MS – min sum). М.К. Робертс, С.С. Моханрам, Х. Ву, С. Zhao, К. Андреев, Д.А. Покаместов, А. Фролов и др. использовали методы математической статистики и машинного обучения для оптимизации алгоритма декодирования минимальной суммы LDPC-кодов и исследовали их. Хотя есть много методов оптимизации алгоритма MS-декодирования LDPC-кодов, эти методы позволяют лишь в ограниченной степени улучшить производительность, и она не превосходит эффективности алгоритма декодирования BP.

LDPC- и полярные коды широко применяются в современных стандартах связи благодаря своей высокой эффективности. Однако, несмотря на наличие сравнительных исследований для 6G, большинство из них имеет ограниченный характер. Поэтому актуально систематическое сравнение по ключевым для 6G метрикам, особенно адаптивности к длине кодового блока, с перспективой практической реализации унифицированной схемы кодирования. Целесообразна и разработка алгоритмов декодирования с низкой вычислительной сложностью и высокой точностью на основе математического вывода и методов нейросетевой оптимизации. Кроме того, для практики важно оценить влияние использования LDPC-кодов на улучшение характеристик системы связи с беспилотным летательным аппаратом (БПЛА), например при квадратурной амплитудной модуляции (QAM – quadrature amplitude modulation).

Цель работы – разработать высокоэффективные алгоритмы декодирования LDPC-кодов с исследованием их применения в системах связи БПЛА. Для этого надо решить следующие задачи:

1. Сравнить развитие LDPC- и полярных кодов для 6G.
2. Оптимизировать алгоритм декодирования MS.
3. Использовать нейронные сети для оптимизации алгоритма.
4. Исследовать применение LDPC-кодов в системе связи БПЛА.

Объект исследования – LDPC-коды, а **предмет** – оптимизация их алгоритмов декодирования в системах связи.

Научная новизна

1. Разработан алгоритм декодирования (адаптивной экспоненциальной минимальной суммы, AEMS – adaptive exponential MS), отличающийся использованием адаптивного экспоненциального корректирующего коэффициента.

2. Разработан алгоритм декодирования (адаптивной экспоненциальной минимальной суммы с общей нейросетевой структурой, SNAEMS – shared neural AEMS), отличающийся равенством весовых коэффициентов всех узлов каждого слоя в процессе итерации.

3. Создана модель системы связи беспилотного летательного аппарата с наземной станцией на малых высотах с учетом затухания Релея со списком модуляций квазициклических LDPC-кодов для различных амплитудных модуляций и условий канала.

Теоретическая значимость

1. Применительно к проблематике диссертации результативно использованы математические приближения и нейронные сети.

2. Изучено влияние применения квазициклических LDPC-кодов в сочетании с различными схемами квадратурной амплитудной модуляции на надёжность связи с БПЛА.

3. Проанализирована системная поддержка LDPC-кодов для 6G, а также выявлены их уникальные преимущества над полярными кодами.

Практическая значимость

1. Создана таблица сигнально-кодовых конструкций квазициклических LDPC-кодов с различными схемами квадратурной амплитудной модуляции для связи БПЛА на малой высоте при различных условиях канала.

2. Предложен алгоритм декодирования, снижающий относительно алгоритма смещённой минимальной суммы среднюю вероятность битовой ошибки в системе связи с БПЛА с учетом затухания Релея при низкоуровневой модуляции: до 11,7 раза при отношении сигнал/шум 16 дБ для 8-QAM.

3. Детально сравнены LDPC- и полярные коды с обсуждением единой системы кодирования.

4. Результаты использованы в 4 научных проектах (3 акта внедрения).

Методы исследования. В работе использованы математическое моделирование, аналитическое обоснование, оптимизация с использованием нейронных сетей. Программная реализация алгоритмов и моделирование выполнены в MATLAB и Python.

Положения, выносимые на защиту

1. Разработанный алгоритм декодирования с адаптивным экспоненциальным корректирующим коэффициентом позволяет повысить

эффективность декодирования при сохранении низкой вычислительной сложности: при 20 итерациях для кода Консультативного комитета по космическим информационным системам LDPC (512, 256) вероятность битовой ошибки 10^{-3} получается при отношении сигнал/шум на 0,18 дБ меньше, а 10^{-4} – 0,1 дБ, чем у алгоритма распространения доверия.

2. Оптимизированный алгоритм декодирования с адаптивным экспоненциальным корректирующим коэффициентом, за счет использования нейронной сети с добавлением одинаковых весовых коэффициентов к узлам каждого уровня в процессе итерации для снижения затрат на обучение, повышает эффективность декодирования: при 10 итерациях для кода Консультативного комитета по космическим системам данных LDPC (256, 128) при отношении сигнал/шум 4,5 дБ, оптимизированный алгоритм снижает вероятность битовой ошибки в 44 раза по сравнению с неоптимизированным алгоритмом.

3. Созданная модель системы связи беспилотного летательного аппарата с наземной станцией на малых высотах с учетом затухания Релея со списком модуляций квазициклических LDPC-кодов для различных амплитудных модуляций и условий канала существенно снижает негативное влияние затухания: при 4-QAM средняя вероятность битовой ошибки 10^{-4} получается при отношении сигнал/шум на 20 дБ меньше, чем в некодированной системе; при отношении сигнал/шум 11,5 дБ кодирование даёт среднюю вероятность битовой ошибки 10^{-4} , а без кодирования она больше 10^{-2} .

Степень достоверности результатов обеспечивается использованием современных методов и средств исследования, обоснованностью вывода математических формул, строгостью построения нейронных сетей, а также статистической обработкой данных вычислительного эксперимента.

Апробация результатов работы. Результаты представлялись и обсуждались на конференциях: MDCWC 2020 online conf., «Machine Learning Deep Learning and Computational Intelligence for wireless communication», Tiruchirappalli, India, 2020; IRC 2nd International Research Conference of SLTC, «Technological Advancements for Sustainability», Colombo, Sri Lanka, 2022; 6th conf. on Cloud and Internet of Things, Lisbon, Portugal, 2023; 2th CTR/Infocom ANNUAL WORKSHOP, Tomsk, Russia, 2023; 61-я Межд. Науч. студенческая конф., Новосибирск, Россия, 2023.

Личный вклад автора включает математический вывод формул алгоритмов декодирования, оптимизацию для алгоритмов декодирования с использованием нейронных сетей, а также программирование и имитационное моделирование систем связи. Результаты обсуждались с Д.Н.К. Джаякоди и Т.Р. Газизовым. Часть результатов получена с соавторами публикаций.

Публикации: По теме опубликовано 9 научных работ, в т.ч. 5 статей в журналах, входящих в перечень ВАК, 2 доклада в трудах конференции, индексируемой Scopus, 1 доклад в трудах другой конференции и 1 тезисы доклада на конференции.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из 5 разделов и списка литературы из 161 источника. Объём 140 страниц, в т.ч. 41 рисунок и 9 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

1. Теоретическая основа и анализ применения кодов с низкой плотностью проверок на четность (LDPC)

Приведены основы LDPC-кодов, включая основные алгоритмы декодирования, структурные характеристики LDPC-кодов и направления их развития. Рассмотрены возможные применения LDPC-кодов для 6G и их поддержка ключевых технологий 6G. Сформулированы цель и задачи работы.

2. LDPC- и полярные коды для 6G: сравнение и перспективы

Представлено сравнение LDPC- и полярных кодов как кандидатов для канальных кодов в 6G. Показаны их преимущества по ключевым показателям, включая пропускную способность, способность исправления ошибок, сложность декодирования, аппаратную реализацию и адаптируемость к динамическим схемам связи. Кроме того, рассмотрены последние достижения в области унифицированных структур кодирования каналов, включая обобщённый LDPC-код с компонентами подобными полярным (GLDPC-PC – generalized LDPC with Polar-like components) и декодеры с искусственным интеллектом.

3. Оптимизация алгоритма декодирования LDPC-кодов

В подразделе 3.1 представлена разработка алгоритма AEMS. Эффективность исходного алгоритма MS повышается за счёт введения вторичного (субминимального) значения внешней информации (EI_{m2}). Адаптивный экспоненциальный корректирующий коэффициент (AECF – adaptively exponential correction factor) λ задается как

$$\lambda = 2 - (EI_{m2} - EI_{m1}). \quad (3.1)$$

Формула обновления CN алгоритма AEMS определяется как

$$\begin{cases} L^l(r_{ji})_{AEMS} = \prod \text{sgn}(EI)EI_{m1}^\lambda & EI_{m2} \leq 1, \\ L^l(r_{ji})_{AEMS} = \prod \text{sgn}(EI)EI_{m1} & EI_{m2} > 1. \end{cases} \quad (3.2)$$

Суть обновления CN алгоритма AEMS пояснена на рисунке 3.1. Первые три кривые соответствуют трём вариантам её формулы: стандартной MS и двум её версиям, полученным подстановкой минимума и максимума EI_{m2} . Кривые x^2 и x^{1+x} можно рассматривать как граничные линии CN алгоритма AEMS, в то время как остальные служат вспомогательными линиями для обоснования их корректности. Совместное рассмотрение взаимосвязи между LLR-BP и MS, а также предельных значений CN алгоритма AEMS позволяет глубже обосновать корректность формулы обновления CN. Подробнее это раскрыто в диссертации.

В подразделе 3.2 сравнивается производительность алгоритмов AEMS, LLR-BP, MS и NMS на регулярных и нерегулярных LDPC-кодах (2018, 1009) и двух коротких LDPC-кодах CCSDS, рекомендованных стандартом CCSDS-231.1-O-1. Использовался канал с аддитивным белым гауссовским шумом (AWGN – additive white gaussian noise), кодированные биты передавались с помощью бинарной фазовой манипуляции (BPSK – binary phase shift keying), при отношении сигнал/шум (SNR) от 1,0 до 4,5 дБ, 1000 кадрах и 20 итерациях. При этом вычислялась BER для различных алгоритмов.

По рисунку 3.2 AEMS превосходит MS и NMS: меньшая BER при умеренных и высоких SNR. На рисунке 3.2а при $\text{SNR} > 2,1$ дБ BER у AEMS ниже, чем у LLR-BP, и AEMS первым завершает работу, с выигрышем 0,25 дБ у LLR-BP.

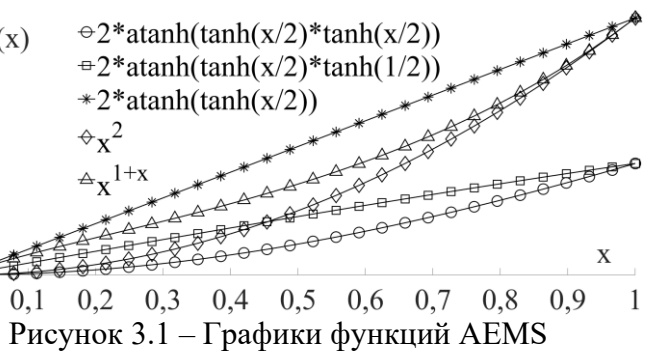
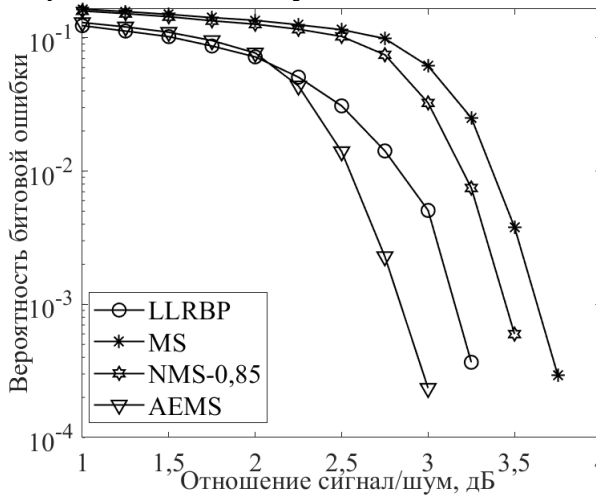


Рисунок 3.1 – Графики функций AEMS

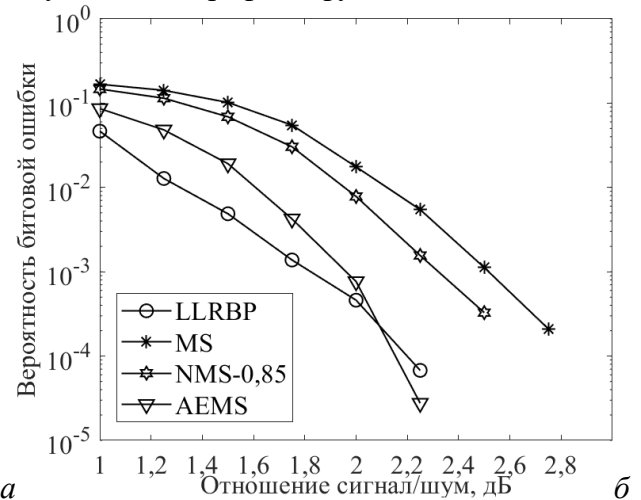


Рисунок 3.2 – Зависимости BER от SNR для регулярных (а) и нерегулярных (б) LDPC-кодов

На рисунке 3.2б при $\text{SNR} > 2,1$ дБ BER алгоритма AEMS меньше, чем у LLR-BP. При $\text{BER} = 10^{-4}$ AEMS лучше LLR-BP: кодовый выигрыш в 0,1 дБ. В итоге, AEMS хорошо работает на кодах регулярных и нерегулярных, а их структура мало на него влияет.

AEMS хорошо декодирует при двух коротких блоках LDPC-кодов CCSDS (рисунок 3.3). При средних и высоких SNR декодирование AEMS оптимально: при $\text{SNR} > 2,5$ дБ AEMS превосходит LLR-BP. Поскольку длина кода LDPC CCSDS (128, 64) мала, кривая BER не очень гладкая, а для (512, 256) более гладкая. Как видно из рисунка 3.3б, при $\text{BER} = 10^{-3}$, AEMS даёт кодовый выигрыш около 0,18 дБ у LLR-BP. Приведённые результаты доказывают, что AEMS обладает высокой практической ценностью и хорошо подходит для LDPC-кодов с короткой длиной, для управляющих команд, превосходя LLR-BP.

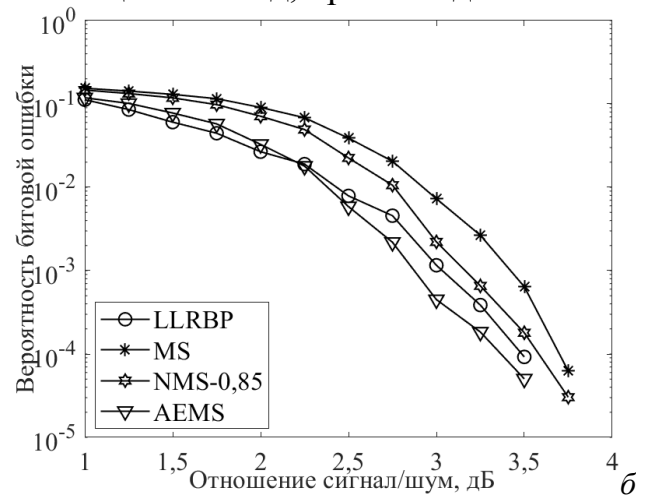
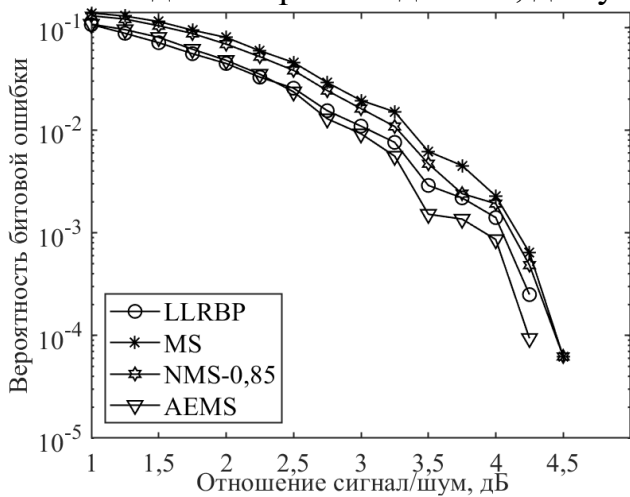


Рисунок 3.3 – Зависимости BER от SNR для CCSDS (128, 64) (а) и (512, 256) (б)

Для оценки итерационной эффективности AEMS на рисунке 3.4 представлены зависимости числа итераций от SNR для кодов CCSDS LDPC (128, 64) и (512, 256). Данные кривые и упомянутые ранее получены при одном моделировании и показывают результаты с двух точек зрения: итерационной эффективности и вероятности битовой ошибки. Из рисунка 3.4 видно, что AEMS имеет высокую эффективность по итерациям. Когда SNR низко и $\text{SNR} \geq 2,5$ дБ, число итераций AEMS немного ниже, чем у LLR-BP. В сочетании с рисунком 3.3, когда $\text{SNR} \geq 2,5$ дБ, BER AEMS также начинает превосходить LLR-BP. С ростом SNR на рисунке 3.4 кривые числа итераций AEMS и LLR-BP постепенно сходятся. На рисунке 3.4а две кривые почти совпадают при $\text{SNR} \geq 4$ дБ. На рисунке 3.4б при $\text{SNR} \geq 3,5$ дБ обе кривые почти совпадают, а на рисунке 3.3б при $\text{SNR} = 3,5$ дБ AEMS и LLR-BP завершают декодирование.

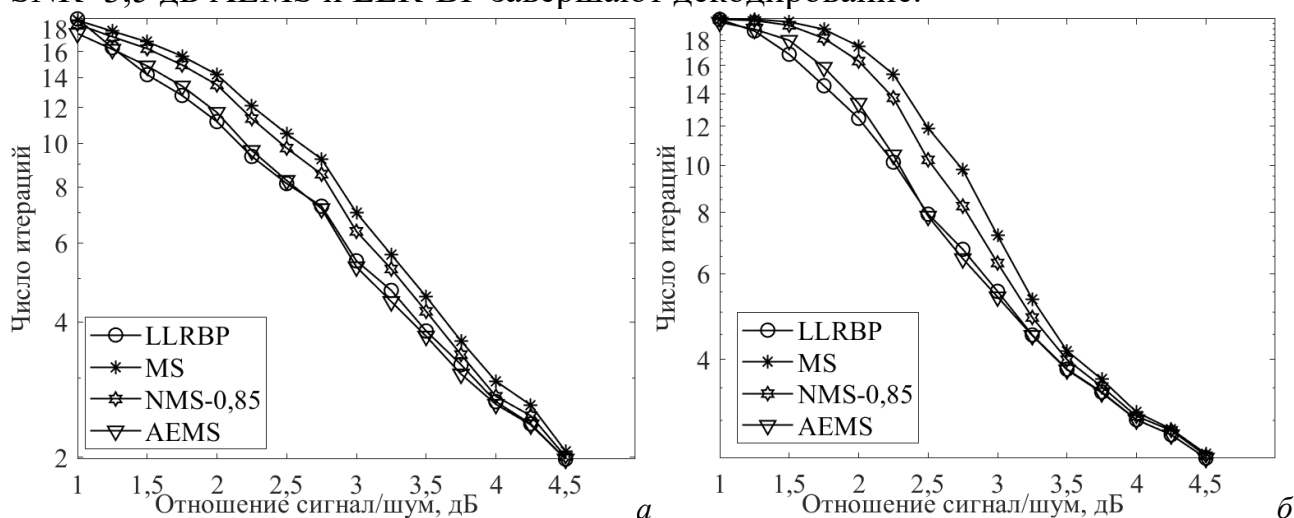


Рисунок 3.4 – Зависимости числа итераций от SNR для CCSDS (128, 64) (а) и (512, 256) (б)

4. Нейронные сети для оптимизации алгоритма декодирования LDPC-кодов

В подразделе 4.1 показана связь между матрицей $\mathbf{H}$ LDPC-кода и её графом Таннера, двунаправленной структурой из трех компонентов: CN, VN и соединяющих их рёбер. $\mathbf{H}$ размером 3 строки на 6 столбцов с её графом Таннера показана на рисунке 4.1.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

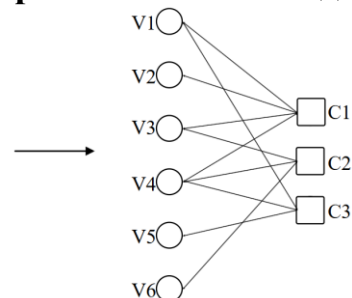


Рисунок 4.1 – LDPC (6,3) $\mathbf{H}$ и граф Таннера

В подразделе 4.2 представлено использование нейронной сети для оптимизации алгоритма AEMS. Итерации сообщений между CN и VN соответствуют графу Таннера по матрице $\mathbf{H}$. Алгоритм AEMS может быть развёрнут на основе графа Таннера и процесса итераций, из чего получается декодер в виде нейронной сети. Итерации AEMS можно представить в виде глубокой нейронной сети из $2l_{\max}+2$ слоёв, включая $l_{\max}$ слоёв CN, $l_{\max}$ слоёв VN, 1 входной и 1 выходной слою. Основываясь на вышеизложенном принципе и графе Таннера, построенном по матрице $\mathbf{H}$ на рисунке 4.1, процесс декодирования LDPC-кода можно развернуть в структуру нейронной сети. Рисунок 4.2 показывает структуру нейронной сети для декодирования с 3 полными итерациями, которая имеет ту же структуру матрицы $\mathbf{H}$, что и рисунок 4.1.

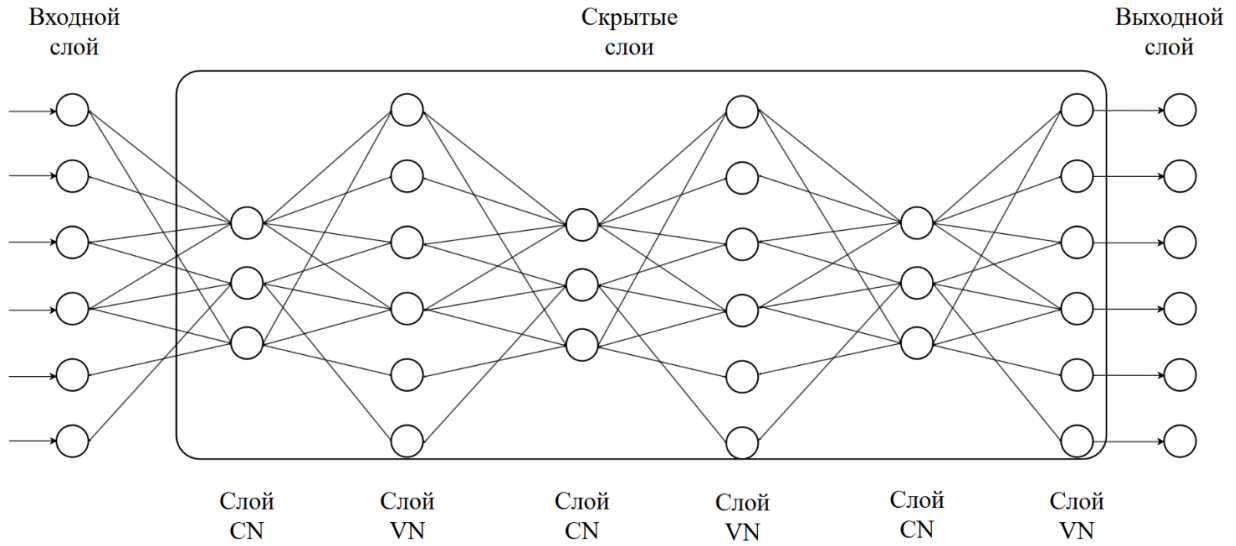


Рисунок 4.2 – Архитектура сети глубокого нейронного декодирования для LDPC (6,3) с 6 скрытыми слоями, соответствующими 3 полным итерациям

Традиционный декодер AEMS расширяется до нейронного сетевого декодера AEMS. Каждому скрытому слою присваивается одинаковый весовой коэффициент, чтобы весовые коэффициенты всех соединительных рёбер были одинаковыми на каждой итерации. Нейронный сетевой декодер AEMS с одинаковыми весами в слое назван SNAEMS. Таким образом, вычисление сообщений от CN к VN в слое CN представлено в SNAEMS как

$$\begin{cases} L^l(r_{ji})_{\text{SNAEMS}} = \alpha^{l-1} \prod \text{sgn}(EI) EI_{m1}^\lambda & EI_{m2} \leq 1, \\ L^l(r_{ji})_{\text{SNAEMS}} = \alpha^{l-1} \prod \text{sgn}(EI) EI_{m1} & EI_{m2} > 1. \end{cases} \quad (4.1)$$

Сообщения от VN к CN в слое VN в SNAEMS вычисляются как

$$L^l(q_{ij}) = L(P_i) + \beta^l \sum_{j' \in C(i) \setminus j} L^l(r_{j'i}). \quad (4.2)$$

В подразделе 4.3 представлено обучение SNAEMS. В среде TensorFlow выполнено сквозное (end-to-end) обучение параметризованного декодера LDPC на основе нормализованного варианта AEMS. Сделано 100 шагов обучения, а на каждом шаге формируется мини-батч из 216 случайно сгенерированных образцов, равномерно распределяемых по 9 значениям SNR от 1 до 5 дБ с шагом 0,5 дБ. Нейросетевая модель разворачивается по итерационному процессу декодирования AEMS. При l итерациях общее число слоёв $2l+2$. Первый и последний слои соответствуют входному и выходному уровням и не обучаются. Передача сообщений от контрольных узлов к узлам переменных (CN→VN) соответствует уровням 2, 4, ..., $2l$ с обучаемым весом α , а от узлов переменных к контрольным (VN→CN) – уровням 3, 5, ..., $2l+1$ с весом β . Обучение нейросети показано на LDPC-коде CCSDS (128, 64). Изменения обучаемых нормирующих коэффициентов α^l и β^l показали, что нейронная сеть самостоятельно формирует итерационную стратегию декодирования с чётким функциональным разделением.

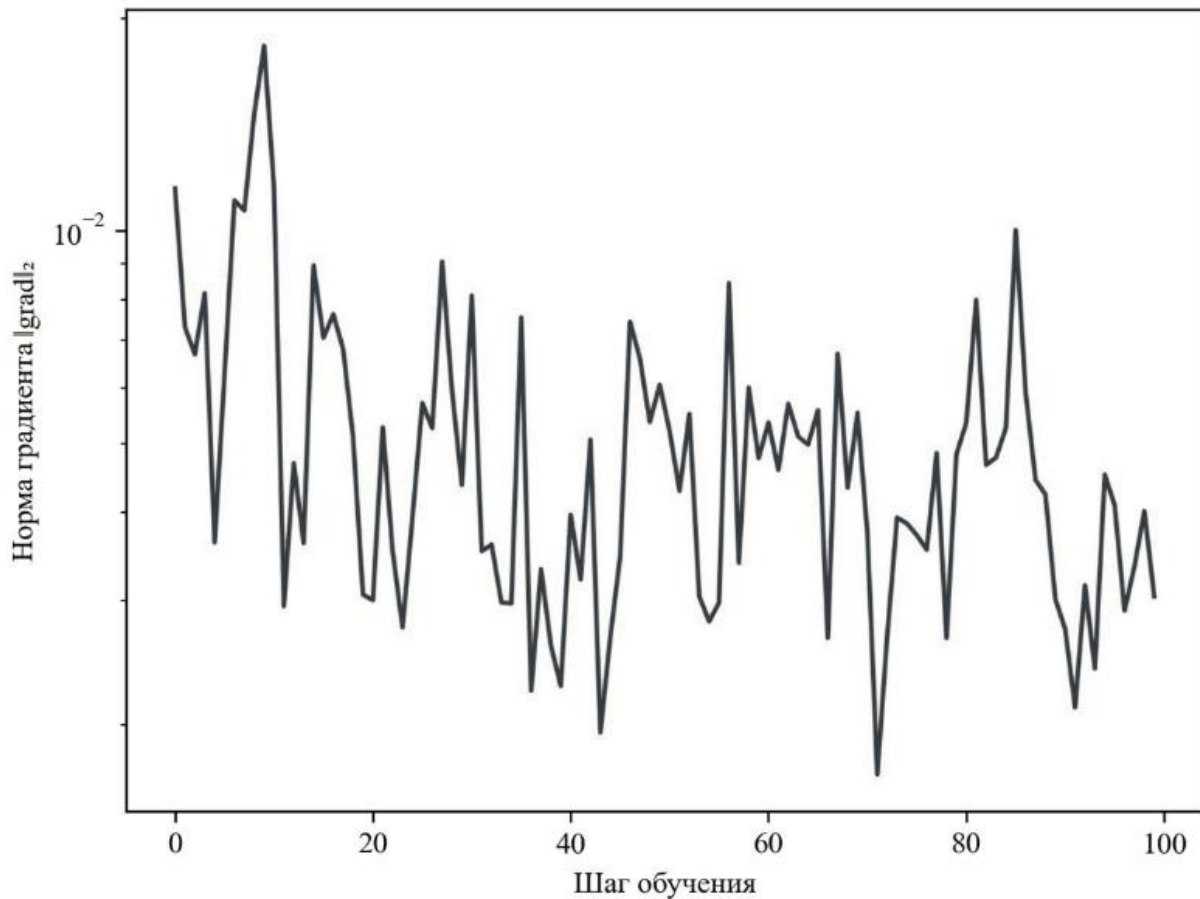


Рисунок 4.3 – Зависимость нормы градиента $\|\text{grad}\|_2$ от шага обучения

Рисунок 4.3 показывает изменение нормы градиента $\|\text{grad}\|_2$ (для мониторинга численной устойчивости оптимизации) по мере обучения. По оси абсцисс – шаг обучения, по оси ординат – $\|\text{grad}\|_2$ по α и β (логарифмическая шкала). В начальных шагах $\|\text{grad}\|_2$ велика (близка к 10^{-2}), затем в целом снижается в диапазон 10^{-3} – 10^{-2} . Наблюдаются пики и провалы: профиль «сначала выше, затем ниже» объясняется тем, что на старте α , β далеки от оптимума и градиенты велики; пики/провалы вызваны стохастичностью мини-батчей и изменением SNR. Кривая не возрастает сильно и не устремляется к нулю; в области шагов 60–100 амплитуда и диапазон колебаний уменьшаются, что свидетельствует о численной стабильности процесса оптимизации.

В подразделе 4.4 сравнено декодирование SNAEMS с AEMS, MS и BP на трех кодах, рекомендованных CCSDS 231.1-O-1 с параметрами (128, 64), (256, 128) и (512, 256). Взят канал с AWGN, а кодированные биты передавались с помощью модуляции BPSK при SNR от 1 до 5 дБ с шагом 0,5 дБ, 10000 кадров и 10 итерациях, после чего вычислялась BER. SNAEMS реализован на Python.

Рисунки 4.4–4.6 показывают зависимости BER от SNR. Видно, что SNAEMS лучший среди трёх коротких блоков LDPC-кодов CCSDS и AEMS. При этом AEMS лучше, чем у BP и MS. Из рисунка 4.4 видно, что при SNR=5 дБ, алгоритм SNAEMS обеспечивает снижение BER более 3 раз по сравнению с AEMS. Как видно из рисунка 4.5, при SNR>2 дБ SNAEMS превосходит AEMS и при SNR=4,5 дБ, алгоритм SNAEMS обеспечивает снижение BER в 44 раза по сравнению с AEMS. На рисунке 4.6 преимущество SNAEMS более очевидно: при SNR=2,5 дБ BER SNAEMS чуть ниже, чем у AEMS, при SNR=3,5 дБ,

алгоритм SNAEMS обеспечивает снижение BER примерно в 3,6 раза по сравнению с AEMS и завершает декодирование первым при $\text{SNR} > 3,5$ дБ, тогда как другие алгоритмы ещё декодируют. Совместный анализ рисунков 4.4–4.6 показывает, что с ростом длины LDPC-кода CCSDS работа SNAEMS постепенно улучшается, поскольку BER, по сравнению с AEMS, уменьшается. Приведённые результаты доказывают, что алгоритм AEMS, оптимизированный с помощью нейронной сети, стал быстрее и становится ещё быстрее с ростом длины кода.

В сети декодирования SNAEMS сообщения, между CN и VN на каждой итерации умножаются на различные корректирующие коэффициенты α и β , тем самым вводя весовые параметры в рёбра графа Таннера. Эти веса получаются в результате обучения глубокой нейронной сети и частично компенсируют негативное влияние малых циклов в графе Таннера. Такие «нейронные декодеры» превосходят традиционные декодеры, поскольку они учатся использовать веса во время итераций декодирования для повышения скорости. Применение SNAEMS делится на две фазы: на этапе обучения SNAEMS потребляет значительные вычислительные ресурсы и время для подбора подходящих весов α и β . На этапе использования, по сравнению с традиционным AEMS, SNAEMS требует больше памяти для хранения соответствующих весов α и β , и с ростом длины кода и числа итераций объём хранимых значений пропорционально возрастает. Кроме того, SNAEMS выполняет на одно умножение больше в каждой итерации. Поэтому SNAEMS подходит для коммуникационных сценариев, требующих чрезвычайно высокой точности декодирования и обладающих достаточными аппаратными ресурсами.

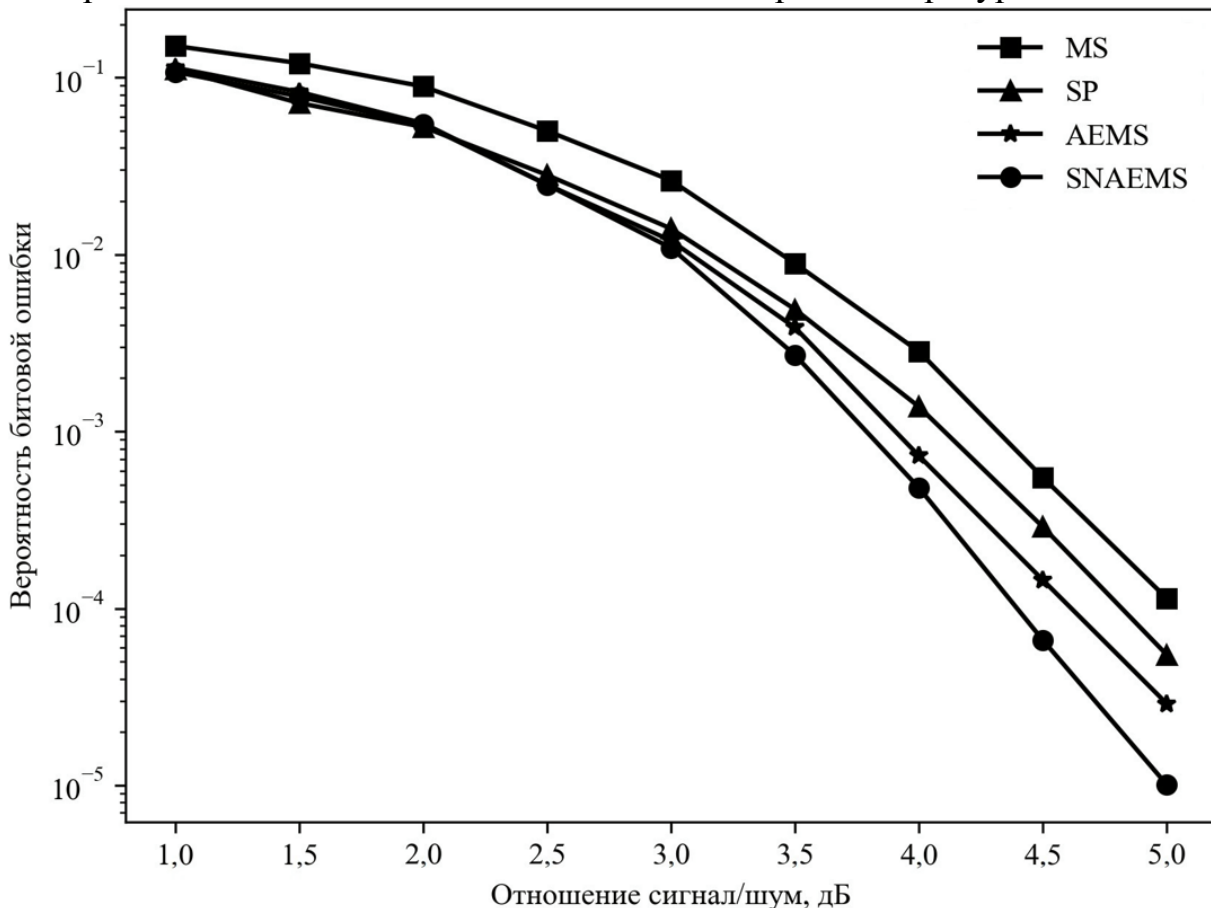


Рисунок 4.4 – Зависимости BER в (128, 64) CCSDS с 10 итерациями от SNR

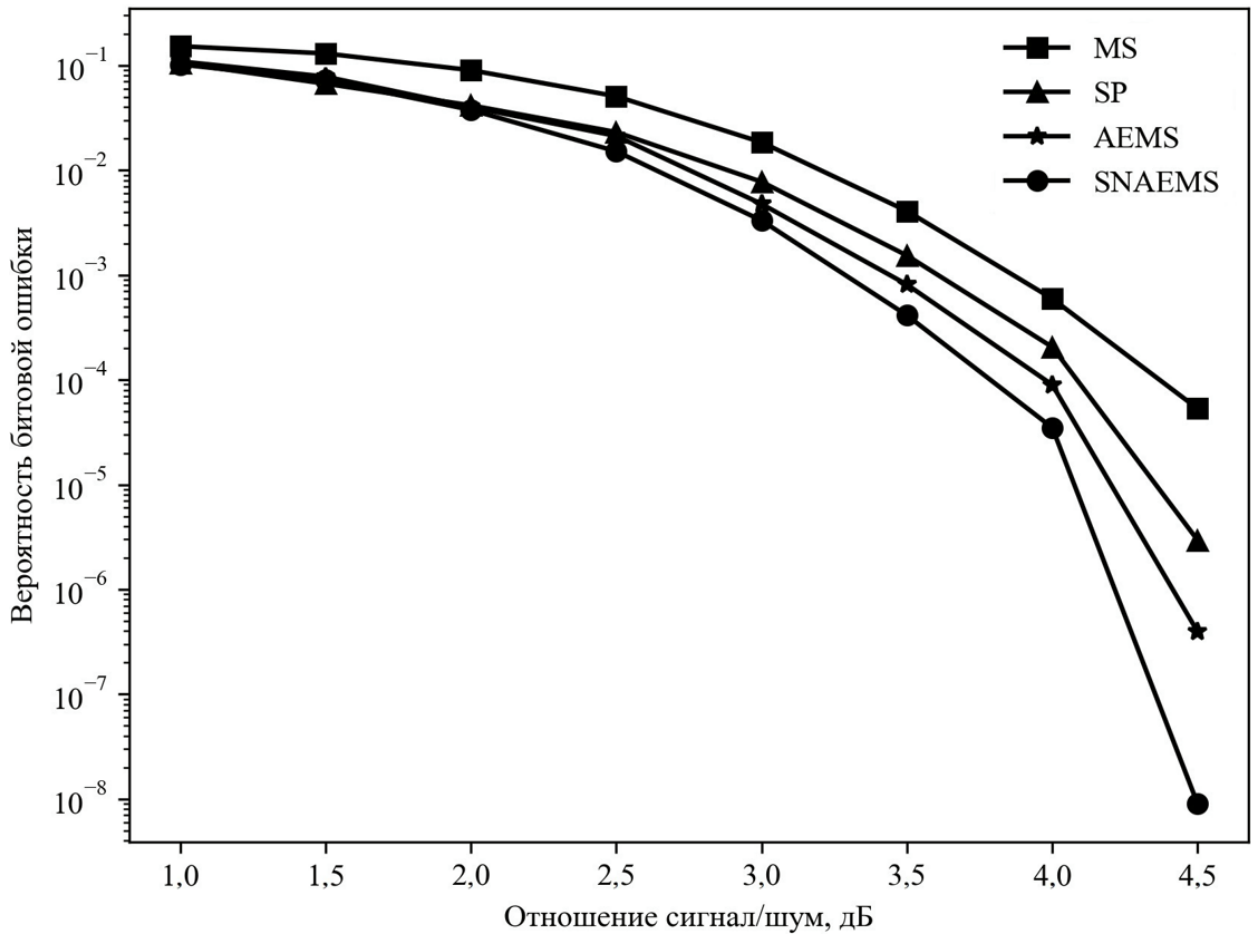


Рисунок 4.5 – Зависимости BER в (256, 128) CCSDS с 10 итерациями от SNR

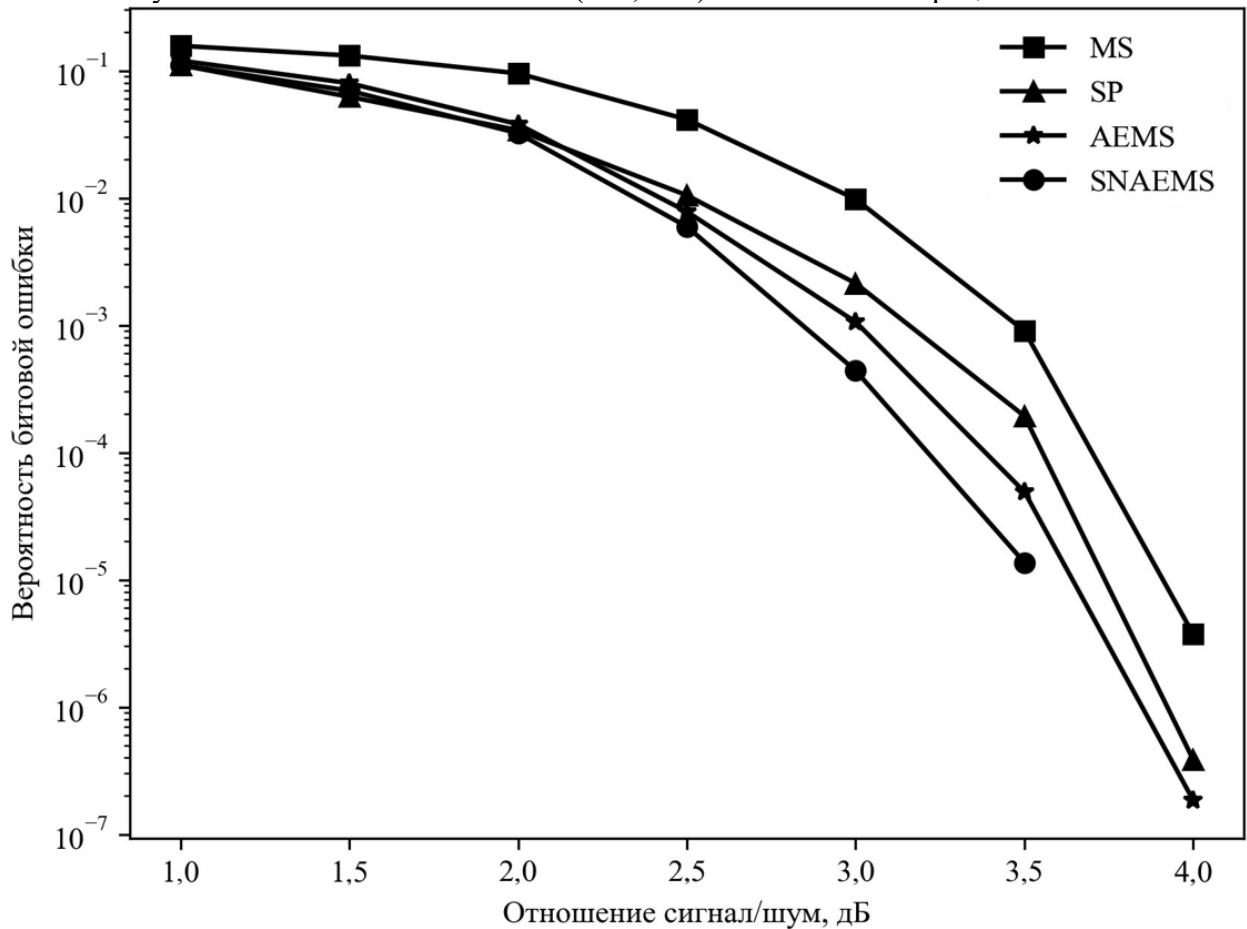


Рисунок 4.6 – Зависимости BER в (512, 256) CCSDS с 10 итерациями от SNR

5. Применение QC-LDPC-кодов в системе связи БПЛА

В подразделе 5.1 представлена схема кодирования QC-LDPC стандарта DVB-S2. На основе анализа соответствующей схемы модуляции и кодирования (MCS – modulation and coding scheme) решено использовать QC-LDPC код со скоростью $2/3$ в сочетании с QAM и нормальным кадром. С учетом энергоэффективности БПЛА на малых высотах, для декодирования взят OMS.

В подразделе 5.2 предложена модель системы связи БПЛА с анализом её сложной канальной среды. В этой модели зависающий БПЛА связывается с наземной базовой станцией (БС) в условиях многолучевого канала. Вся связь рассматривается в рамках схемы модуляции QAM, где многолучевое затухание моделируется с помощью быстрого затухания Рэля в различных условиях канала. Таким образом, принимаемые сигналы на БС могут быть записаны как

$$y(t) = \sqrt{\frac{P}{L\tau}} \eta h_{\text{Ray}}(t) x(t) + n(t), \quad (5.1)$$

где P – мощность сигнала, L – высота БПЛА, τ – коэффициент распространения, η – к.п.д. передатчика, $h_{\text{Ray}}(t)$ – коэффициент затухания Рэля (рисунок 5.1), $x(t)$ – передаваемые бинарные данные, $n(t)$ – AWGN с нулевым средним и дисперсией σ^2 . Функция плотности вероятности (PDF – probability density function) и функция накопленного распределения (CDF – cumulative density function) коэффициента затухания Рэля выглядят как

$$f_{\text{Ray}}(\gamma) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{\gamma}{\mu}\right), \quad (5.2)$$

$$F_{\text{Ray}}(\gamma) = 1 - \exp\left(-\frac{\gamma}{\mu}\right), \quad (5.3)$$

где μ – моментальное SNR, γ – среднее SNR.

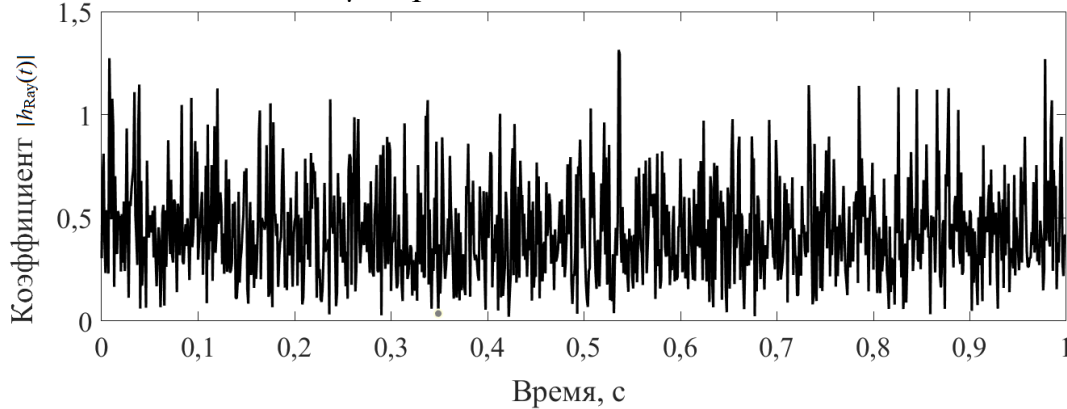


Рисунок 5.1 – Огибающая замираний Рэля $|h_{\text{Ray}}(t)|$ во времени

Случайный процесс и неоднородность условий канала связаны с показателем преломления, вызывающим многолучевое затухание электромагнитных сигналов и зависящим от случайных параметров канала, таких как атмосферное давление, температура и др. Обычно он задаётся как

$$n(L) = 1 + \left(\frac{N}{10^6}\right) = 1 + \frac{1}{10^6} \left[77,6 \frac{P}{T} + 3,73 \times 10^5 \frac{e}{T^2} \right], \quad (5.4)$$

где n – показатель преломления, N – показатель преломляемости, P – атмосферное давление, T – температура, e – парциальное давление водяного пара.

Типично n зависит от высоты БПЛА L и слегка уменьшается с её ростом. Однако по стандарту ITU-R P.453–13, N зависит от нормирующей высоты H и преломляемости на уровне моря или на начальной высоте N_0 как

$$N(L) = N_0 e^{-L/H}. \quad (5.5)$$

Обычно $H=7,35$ км и определяет скорость экспоненциального убывания плотности атмосферы с высотой. Тогда, высота БПЛА L может записаться как

$$L = -H \times \ln \left(\frac{N(L)}{N_0} \right) = -H \times \ln \left(\frac{10^6(n-1)}{N_0} \right). \quad (5.6)$$

В подразделе 5.3 предложен анализ производительности предложенной модели системы и представлены результаты моделирования. На основе схемы модуляции QAM аналитически выводится величина BER предложенной системы связи БПЛА с использованием QC-LDPC, а также проводится её дальнейшая оценка посредством численного моделирования. Соответственно, условная вероятность ошибки системы при QAM-модуляции выражается как

$$P_b = \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \operatorname{erfc} \left[\sqrt{\frac{3 \log_2(M)}{2M - 1}} \gamma \right], \quad (5.7)$$

где M – порядок модуляции QAM (например, 8, 16, 32).

Средняя BER системы записывается как

$$\overline{\text{BER}} = \int_0^\infty \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \operatorname{erfc} \left[\sqrt{\frac{3 \log_2(M)}{2M - 1}} \gamma \right] f_{\text{Ray}}(\gamma) d\gamma. \quad (5.8)$$

Тогда, замена PDF затухания Рэлея из (5.2) и подстановка её в (5.8) дадут

$$\overline{\text{BER}} = \int_0^\infty \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \operatorname{erfc} \left[\sqrt{\frac{3 \log_2(M)}{2M - 1}} \gamma \right] \frac{1}{\mu} \exp \left(-\frac{\gamma}{\mu} \right) d\gamma. \quad (5.9)$$

Интегрирование в (5.9) с использованием возможностей Wolfram Mathematica и преобразование функции $\exp(\cdot)$ в G-функцию Мейера, а также функции $\operatorname{erfc}(\cdot)$ в G-функцию Мейера, даёт

$$\overline{\text{BER}} = z_1 \int_0^\infty G_{1,2}^{2,0} \left[\left[\left(\frac{3 \log_2(M)}{2(M-1)} \gamma \right) \right] \middle| 0, \frac{1}{2} \right] G_{0,1}^{1,0} \left[\left(\frac{\gamma}{\mu} \right) \middle| 0 \right] d\gamma. \quad (5.10)$$

Для вычисления (5.10) используется Wolfram Mathematica как

$$\overline{\text{BER}} = z_2 G_{2,2}^{1,2} \left[\left[\left(\frac{2\mu^{-1}(M-1)}{3 \log_2(M)} \gamma \right) \right] \middle| 0, \frac{1}{2} \right]_{0, -1}, \quad (5.11)$$

где

$$z_1 = \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \times \frac{1}{\mu \sqrt{\pi}}, \quad (5.12)$$

$$z_2 = \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \times \frac{2(M - 1)}{3 \log_2(M) \mu \sqrt{\pi}}. \quad (5.13)$$

Получены результаты для предложенной модели системы связи БПЛА-QAM с QC-LDPC в условиях канала с распределением Рэля и схемами модуляции M-QAM. Минимум L для БПЛА принят на уровне моря, а максимум – 300 м, при этом $H=7,35$ км, $N_0=315$, что дает $n \approx 1,0003$. На рисунке 5.2 сравнены характеристики модели без кодирования и с QC-LDPC с матрицей $\mathbf{H}$ (32400, 10800) и кодовой скоростью $2/3$. Модель канала учитывает затухание Рэля, имитируя реальные условия связи БПЛА, включая затухание и многолучевость.

Сплошными кривыми на рисунке 5.2 показаны средние BER предложенной системы связи БПЛА с кодированием QC-LDPC для 4-QAM, 8-QAM, 16-QAM и 32-QAM, в зависимости от SNR. Видно, что схемы модуляции низкого порядка, особенно 4-QAM, обеспечивают лучшую BER при низких SNR: 10^{-4} при SNR=11,5 дБ. Схемы модуляции высокого порядка, такие как 32-QAM, показывают ухудшение BER даже при больших SNR из-за высокой плотности символов и уменьшенного евклидова расстояния между точками созвездия, что делает их более уязвимыми к помехам канала. Поэтому при распространении в жестких условиях приоритет должен отдаваться надёжности связи, и рекомендуются схемы модуляции низкого порядка, в частности 4-QAM. Напротив, при благоприятном канале и высокой пропускной способности можно применять 32-QAM для повышения спектральной эффективности. Это подчёркивает компромисс между спектральной эффективностью и BER, что особенно важно в системах связи БПЛА, где надёжность канала часто превалирует над пропускной способностью. Таким образом, тщательный выбор схем модуляции является ключевым для стабильной работы в динамичных и сложных условиях передачи. Пунктирными кривыми на рисунке 5.2 показаны те же зависимости в условиях сильного изменения атмосферы без кодирования. Они служат эталоном для оценки влияния кодирования канала на общую надёжность системы. Чётко видно, что с ростом порядка модуляции BER значительно ухудшается. 4-QAM показывает наилучшую устойчивость к ошибкам, 32-QAM показывает худшую производительность, но даже при SNR около 35 дБ средняя BER не достигает 10^{-4} . Отсутствие кодирования QC-LDPC приводит к более резкому ухудшению BER, особенно для модуляций высокого порядка, подчёркивая критическую роль коррекции ошибок в обеспечении надёжных каналов связи в неблагоприятных условиях. Разрыв между некодированными кривыми 32-QAM и 4-QAM дополнительно подчёркивает уязвимость сложных схем модуляции при отсутствии кодирования.

Сравнение показывает, что с кодами QC-LDPC работа лучше, чем без кодирования при высоком порядке схем модуляции и условиях многолучевого замирания. Лучшие результаты достигаются при 4-QAM. При хороших условиях канала приемлемы 8-QAM и 16-QAM, тогда как 32-QAM требует большей энергии и применяется только при высоком уровне сигнала. Коды LDPC могут не полностью компенсировать уменьшение шумового запаса при высоком порядке модуляции, особенно при низком SNR, что ухудшает BER.

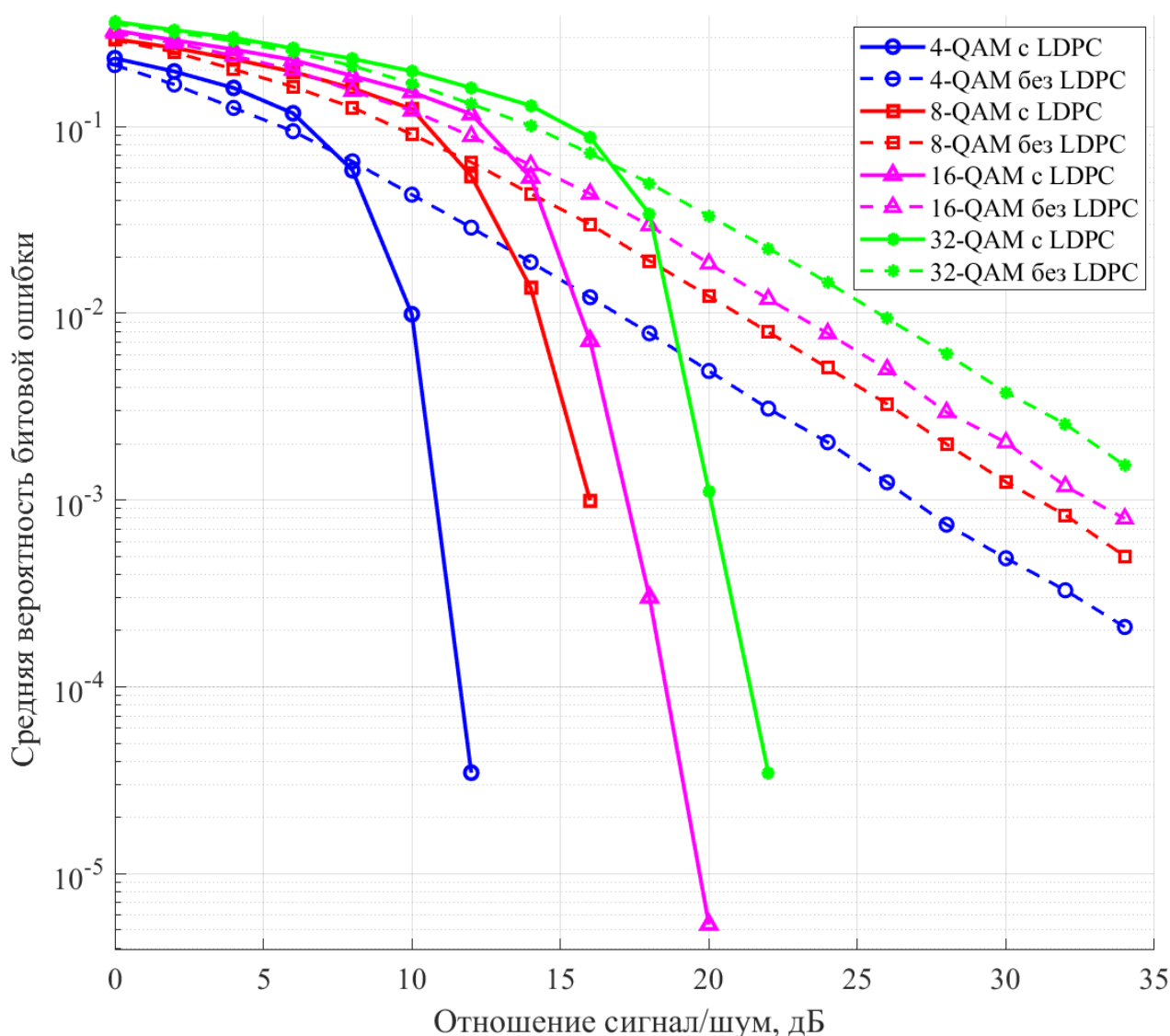


Рисунок 5.2 – Средние BER предложенной системы с QC-LDPC и без неё от SNR

На основе вышеизложенного анализа для системы связи с БПЛА на малой высоте может быть построена таблица отображения MCS (Таблица 5.1). В ней представлены значения SNR для средней BER не более 10^{-4} при различных схемах модуляции QAM, а также спектральная эффективность.

Таблица 5.1 – MCS для связи с БПЛА

Модуляция	SNR (дБ)	Спектральная эффективность (бит/с/Гц)
4-QAM	$\geq 11,5$	1,33
8-QAM	≥ 16	2,00
16-QAM	≥ 18	2,67
32-QAM	$\geq 21,5$	3,33

В подразделе 5.4 сравнены результаты моделирования с алгоритмами декодирования OMS и AEMS при разных схемах модуляции QAM (рисунок 5.3). Как видно, декодер AEMS демонстрирует более высокую производительность по сравнению с OMS для всех типов модуляции. Анализ зависимостей BER от SNR показывает, что для 4-QAM при SNR=10 дБ, алгоритм AEMS обеспечивает снижение средней BER в 4,2 раза по сравнению с OMS; для 8-QAM при SNR=16 дБ – в 11,7 раза; для 16-QAM при SNR=20 дБ – в 5,5 раза; для 32-QAM при SNR=22 дБ – в 4,9 раза. Таким образом, при низкоуровневой QAM-модуляции алгоритм AEMS демонстрирует снижение BER и общее улучшение характеристик декодирования.

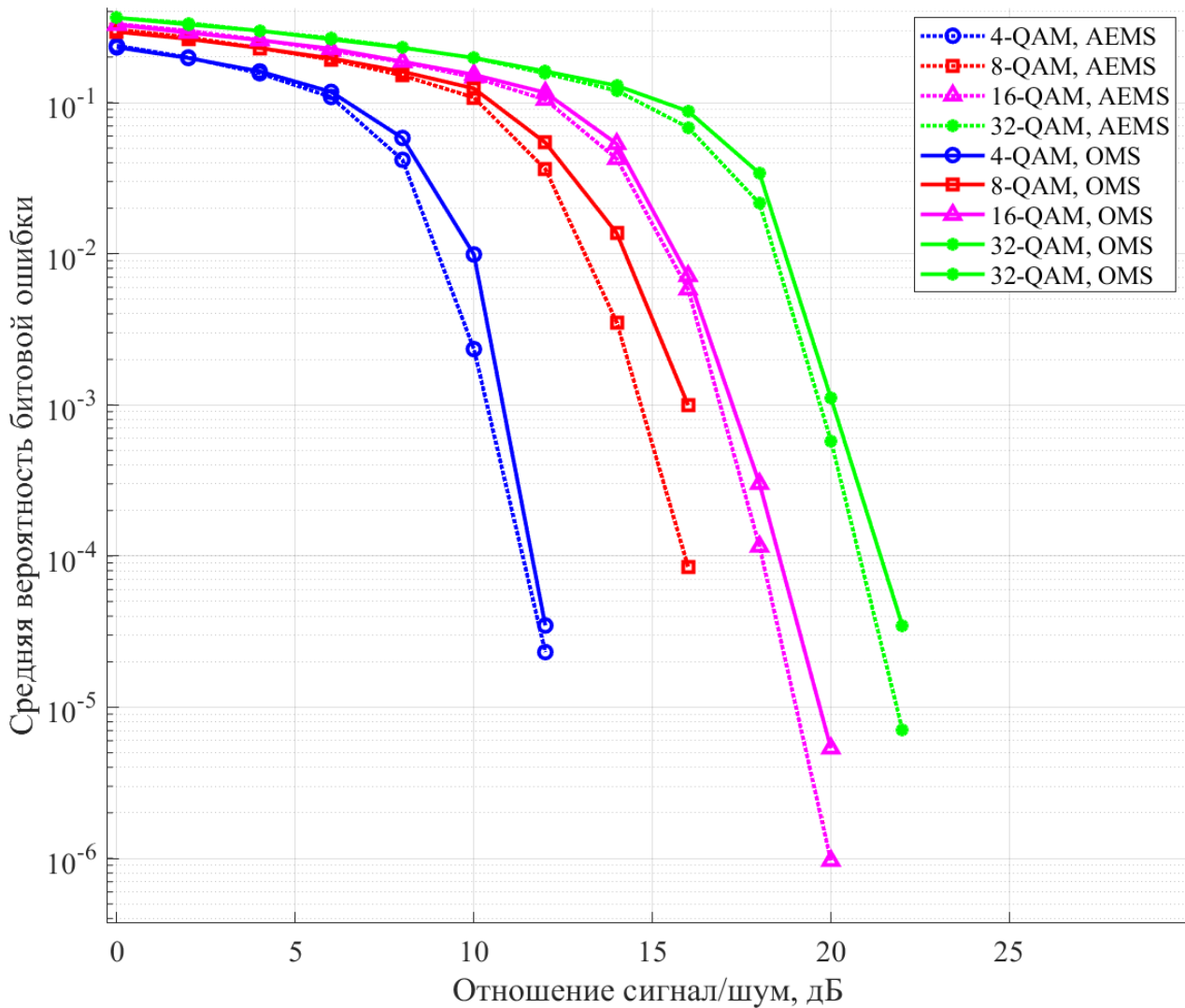


Рисунок 5.3 – Средние BER предложенной системы с OMS и AEMS от SNR

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты исследования

1. Анализ эволюции LDPC- и полярных кодов для 6G показал, что для коротких блоков предпочтительна адаптивность LDPC-кодов или эффективность полярных кодов (в зависимости от сценария), а для длинных блоков неоспоримо преимущество масштабируемых LDPC-кодов. Будущее канального кодирования – не в конкуренции, а в синергии этих технологий на основе гибридизации, AI-управляемого декодирования и реконфигурируемых платформ.

2. Исследование показало, что математическое приближение и технологии нейронных сетей – два важных метода оптимизации алгоритма декодирования LDPC-кодов. Хотя структура декодирования алгоритма MS проста, его верхний предел оптимизации высок, и правильный метод оптимизации может значительно повысить точность декодирования. Математические методы обычно улучшают способность декодирования алгоритма путем оптимизации формулы обновления CN в алгоритме декодирования LDPC-кодов, чтобы его вычисляемое значение было ближе к идеальному. Технология нейронных сетей оптимизирует алгоритм декодирования, расширяя его до структуры нейронной сети прямого распространения и добавляя веса в исходную формулу вычислений.

3. Исследования показывают, что адаптивный коэффициент коррекции лучше, чем общий фиксированный коэффициент коррекции. AECF, предложенный в разделе 3, представляет собой адаптивный коэффициент коррекции, который изменяется в соответствии с итерационным процессом алгоритма декодирования. Благодаря введению экспоненциальных изменений, он добавляет нелинейные характеристики, значительно улучшая способность декодирования исходного алгоритма MS. Моделирование на регулярных и нерегулярных LDPC-кодах показывает, что алгоритм AEMS с AECF обладает отличной производительностью декодирования и подходит для этих двух типов LDPC-кодов с большими структурными различиями. Он значительно превосходит алгоритмы NMS и OMS. С ростом SNR производительность декодирования даже превосходит алгоритм LLR-BP. Моделирование различных алгоритмов декодирования на CCSDS LDPC-кодах (128, 64) и (512, 256) показывает, что предложенный AEMS обладает отличной производительностью декодирования. На коде CCSDS LDPC (128, 64), когда $\text{SNR} > 2,5$ дБ, он превосходит алгоритм LLR-BP. На коде CCSDS LDPC (512, 256), при $\text{BER} = 10^{-3}$, алгоритм AEMS даёт кодовый выигрыш на 0,18 дБ выше, чем у алгоритма LLR-BP, что доказывает его преимущества на практике.

4. Исследования показывают, что технологии нейронных сетей могут в определенной степени повысить производительность декодирования алгоритмов LDPC-кодов. В разделе 4 алгоритм AEMS расширен до нейронной сети прямого распространения, в которой скрытый слой и выходной слой используются для имитации итерационного процесса алгоритма AEMS. Чтобы уменьшить сложность обучения нейронной сети декодирования, формулам вычислений, соответствующим одному и тому же скрытому слою и выходному слою, присваиваются одинаковые веса. Оптимизированный алгоритм AEMS получил название SNAEMS. Проведенное моделирование и тестирование алгоритмов SNAEMS, AEMS и других классических алгоритмов декодирования на трех LDPC-кодах CCSDS показало, что алгоритм SNAEMS имеет наилучшую производительность декодирования. На коде CCSDS LDPC (128, 64) кодовый выигрыш незначителен по сравнению с алгоритмом AEMS, но с ростом длины кода кодовый выигрыш SNAEMS постепенно растет. На коде CCSDS LDPC (512, 256), при $\text{SNR} > 3,5$ дБ, BER SNAEMS алгоритма стремится к нулю, что свидетельствует о раннем завершении декодирования. В то же время алгоритмы MS, BP и AEMS ещё сохраняют остаточные ошибки и достигают аналогичного уровня надёжности лишь при $\text{SNR} > 4$ дБ.

5. QC-LDPC-коды эффективно смягчают неблагоприятное воздействие атмосферной турбулентности и замираний Рэлея, значительно повышая надежность каналов в системах связи БПЛА, работающих на различных высотах и в сложных условиях каналов. Эти улучшения особенно важны для мобильных и динамичных сред, где искажения сигнала могут быть значительными. Метрики производительности системы, проверенные с помощью строгого аналитического моделирования и симуляций, дают ценные представления о надежности, стабильности и практической реализуемости предлагаемой схемы связи. Результаты подчеркивают высокий потенциал схем модуляции M-QAM с QC-

LDPC-кодами для обеспечения качественной и надежной передачи данных в приложениях БПЛА. Это делает их особенно подходящими для критически важных сценариев, таких как воздушное наблюдение, координация аварийного реагирования и мониторинг интеллектуальной инфраструктуры. Кроме того, их эффективность в поддержании низкой битовой ошибки при неблагоприятных условиях распространения открывает путь для их интеграции в архитектуры беспроводной связи следующего поколения, включая сети БПЛА с 6G.

Рекомендации. Моделирование алгоритмов декодирования AEMS и SNAEMS апробировано на LDPC-кодах CCSDS с кодовой частотой 1/2, а применимость более высоких кодовых скоростей нуждается в дальнейшем изучении. Алгоритм декодирования SNAEMS необходимо настроить на приемлемое число итераций, так как слишком большое может привести к трудоемкому процессу обучения модели. Для повышения эффективности разработки и скорости обучения рекомендуется использовать программу tensorflow 2,0 и выше.

Перспективы дальнейшей разработки темы. Улучшение алгоритма декодирования AEMS для различных структур LDPC-кодов с целью его адаптации к различным кодовым структурам: P-LDPC, SC-LDPC-коды и др. Оптимизация процесса обучения и параметров алгоритма декодирования SNAEMS для ускорения обучения нейронной сети. Моделирование условий канала на разных высотах для связи с БПЛА со сравнением LDPC-кодов DVB-S2 с различными кодовыми скоростями для более полной таблицы MCS.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в журналах из перечня ВАК по специальности 2.2.13 (4)

1. **Zhang W.** Development of adaptive exponential min sum decoding algorithm / **W. Zhang**, I. Mouhamad, V. M. Saklakov // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – Т. 12, № 4. – С. 1–11.

2. **Zhang W.** Neural network to optimize the adaptive exponential min sum decoding algorithm / **W. Zhang**, I. Mouhamad, V. M. Saklakov, D. N. K. Jayakody // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2025. – Т. 13, № 1. – С. 1–10.

3. **Чжан В.** Применение QC-LDPC кодов в системе связи БПЛА / **В. Чжан**, Т. Т. Газизов // Доклады ТУСУР. – 2025. – Т. 28, № 2. – С. 14–21.

4. **Чжан В.** LDPC and polar codes in 6G: A comparative study and unified frameworks / **В. Чжан**, Т. Р. Газизов // Труды учебных заведений связи. 2025. – Т. 11, № 5. – С. 42–59.

Статьи в журнале из перечня ВАК по смежной специальности (1)

5. Mouhamad I. A deep neural network based UAV assisted wireless network / I. Mouhamad, **W. Zhang** // International Journal of Open Information Technologies. – 2025. – Vol. 13, no. 1. – P. 75–82.

Доклады в трудах конференций, индексируемых Scopus (2)

6. Ali M. F. Selection relay-based RF-VLC underwater communication system / M. F. Ali, T. D. Ponnimbaduge Perera, V. S. Sergeevich, S. Arbid Irfan, E. V. Unzhakova, **W. Zhang**, A. Camponogara, D. N. K. Jayakody // Machine Learning, Deep Learning and Computational Intelligence for Wireless Communication:

Proceedings of MDCWC 2020. – 2020, 22–24 October. – Tiruchirappalli, India. – P. 177–192.

7. **Zhang W.** An adaptive exponential min sum decoding algorithm / **W. Zhang**, D. N. K. Jayakody // 2023 IEEE 6th Conference on Cloud and Internet of Things. – 2023, 20–22 March. – Lisbon, Portugal. – P. 34–39.

Доклад в трудах другой конференции (1)

8. **Zhang W.** On the competitiveness of LDPC codes in wireless / **W. Zhang**, D. N. K. Jayakody // 2022 2th International Research Conference of SLTC. – 2022, 29–30 September. – Colombo, Sri Lanka. – P. 93–95.

Тезисы доклада на конференции (1)

9. **Zhang W.** A Glance of LDPC Codes Deployment for 6G Wireless Communication System / **W. Zhang**, M. F. Ali // Тезисы докладов 61-й Международной научной студенческой конференции (МНСК-2023). – 2023, 17–26 апреля. – Новосибирск, Россия. – С. 66.