

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Томский государственный университет
систем управления и радиоэлектроники»

На правах рукописи

Чжан Вэйцзя

Оптимизированные алгоритмы декодирования
для кодов с низкой плотностью проверок на четность
и их применение в системах связи

Специальность 2.2.13

Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
д-р техн. наук, профессор
Газизов Тальгат Рашитович

Томск 2025

ВВЕДЕНИЕ	4
1. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ОСНОВА И АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ КОДОВ С НИЗКОЙ ПЛОТНОСТЬЮ ПРОВЕРОК НА ЧЕТНОСТЬ (LDPC)	9
1.1 Характеристики и структуры	9
1.2 Алгоритмы декодирования	15
1.3 Процесс декодирования	22
1.4 Системная поддержка и применение для 6G	25
1.4.1 От 5G к 6G	25
1.4.2 Показатели 6G	32
1.4.3 Системная поддержка LDPC-кодов для 6G	37
1.4.4 Применение LDPC-кодов для 6G	47
1.5 Цель и задачи работы	51
2. LDPC- И ПОЛЯРНЫЕ КОДЫ ДЛЯ 6G: СРАВНЕНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ	52
2.1 Основа полярных кодов	52
2.2 Сравнение пропускной способности	55
2.3 Сравнение эффективности исправления ошибок	61
2.4 Сравнение сложности декодирования и аппаратной реализации	63
2.5 Сравнение гибкости и адаптивного кодирования	66
2.6 Единая структура канального кодирования	68
2.7 Основные результаты раздела	70
3. ОПТИМИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА ДЕКОДИРОВАНИЯ LDPC-КОДОВ	72
3.1 Вывод и доказательство алгоритма декодирования AEMS	72
3.2 Моделирование и сравнение с другими алгоритмами декодирования ..	77
3.3 Основные результаты раздела	83
4. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ АЛГОРИТМА ДЕКОДИРОВАНИЯ LDPC-КОДОВ	84
4.1 Граф Таннера и алгоритм декодирования AEMS	85
4.2 Методы организации нейронной сети для совместного AEMS	

декодирования.....	86
4.3 Процесс обучения алгоритма декодирования SNAEMS	89
4.4 Моделирование и сравнение с другими алгоритмами декодирования..	96
4.5 Основные результаты раздела.....	99
5. ПРИМЕНЕНИЕ QC-LDPC-КОДОВ В СИСТЕМЕ СВЯЗИ БПЛА	100
5.1 Анализ схем модуляции и кодирования в стандарте DVB-S2 и вычислительная сложность.....	101
5.2 Моделирование канала связи БПЛА	103
5.3 Анализ производительности предлагаемой модели системы и результаты моделирования	107
5.4 Сравнение результатов моделирования с алгоритмами декодирования OMS и AEMS	110
5.5 Основные результаты раздела.....	112
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	114
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ.....	117
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	120
ПРИЛОЖЕНИЕ	137

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность. 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.

Степень разработанности темы 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). M.K. Roberts, S.S. Mohanram, X. Wu, C. 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 исследования

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.

Использование полученных результатов

1. Результаты диссертации использованы в ФГАОУ ВО «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» (ТУСУР) при выполнении государственного задания Министерства науки и высшего образования РФ, проект FEWM-2023-0013 «Гибридная методология

построения цифровых моделей социально-экономических и технических систем со структурной и параметрической неопределенностью» (акт внедрения).

2. Результаты диссертации использованы в ТУСУРе при выполнении НИР «Методология оптимального проектирования критичных узлов печатных плат беспилотных авиационных систем с учетом влияния электромагнитных воздействий», грант РНФ 25-29-00139, 2025–2026 гг. (акт внедрения).

3. Результаты использованы в НИР «Научно-исследовательский центр по когнитивным и антропоцентричным вычислениям», UIDB/04111/2020, 2020–2024 гг. и НИР «Энергоэффективная виртуализированная коммуникационная сеть на основе искусственного интеллекта с участием БПЛА», 2022.03897.PTDC, 2022–2024 гг. Португальский фонд науки и технологий (акт внедрения).

Апробация результатов. 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 моделирование 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 работы опубликовано 8 научных трудов, в т.ч. 4 статьи 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 диссертационной работы. Диссертация состоит из 5 разделов и списка литературы из 161 источника. Общий объем работы составляет 140 страниц, в т.ч. 41 рисунок и 9 таблиц.

1. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ОСНОВА И АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ КОДОВ С НИЗКОЙ ПЛОТНОСТЬЮ ПРОВЕРОК НА ЧЕТНОСТЬ (LDPC)

LDPC-коды – класс линейных блочных кодов с разреженными матрицами проверок, впервые предложенный в работе [1]. По мере развития стандарта 3GPP 5G eMBB LDPC-коды привлекли более широкое внимание для кодирования информационных каналов. Структура LDPC-кодов гибка и применима почти ко всем каналам, но требует немалых аппаратных ресурсов. В связи с ограничениями вычислительной мощности аппаратуры развитие LDPC-кодов задержалось на 30 лет. Лишь в 1996 г. вновь обратились к ним и установили, что они могут приближаться к пределу Шеннона. Поэтому они стали предметом интенсивных исследований, которые с появлением 5G вышли на новый уровень. Здесь рассмотрено развитие, структурных характеристик их типов и алгоритмов их декодирования LDPC-кодов.

1.1 Характеристики и структуры

LDPC-код может быть однозначно определён матрицей проверок $\mathbf{H}$, представляющей собой разреженную матрицу размером $m \times n$, где m – число проверочных бит, n – длина LDPC-кода, а число информационных бит определяется как $k = n - m$. Структура LDPC-кодов является гибкой, главным образом за счёт проектирования их матрицы проверок: различные структуры $\mathbf{H}$ обладают разными характеристиками и существенно влияют на работу LDPC-кодов. На практике проектируют разные матрицы проверок для различных сценариев. Благодаря гибкости своей структуры LDPC-коды могут развиваться и приобретать новые достоинства.

Каждый LDPC-код характеризуется матрицей $\mathbf{H}$, соответствующей графу Таннера. Он предложен Таннером в 1981 г. и визуально представляет характеристики LDPC-кодов, что позволяет наглядно и интуитивно представить $\mathbf{H}$ [2]. Она содержит небольшое число элементов «1», а связанный с ней граф Таннера представляет собой двунаправленную структуру, включающую три компонента: CN, VN и рёбра, соединяющие CN и VN [2]. VN обозначаются кругами, а CN – квадратами. Если $\mathbf{H}(i, j) = 1$, то VN_i соединён с CN_j , иначе

соединения нет. На основе этого LDPC-коды делят на регулярные и нерегулярные [1–4]. Регулярные имеют одинаковое число «1» не только в каждой строке, но и в каждом столбце, а нерегулярные не подчиняются этому условию. Примеры регулярных и нерегулярных LDPC-кодов с 6 столбцами и 4 строками, а также их соответствующие графы Таннера приведены на рисунке 1.1. В общем, работа нерегулярных LDPC-кодов быстрее, чем регулярных. Например, наиболее близки к пределу Шеннона нерегулярные LDPC-коды [4], так как, по сравнению с регулярными, их структура более гибка, и распределение узлов в $\mathbf{H}$ можно настроить так, чтобы не было циклов длиной 4. Однако именно эта гибкость нерегулярных LDPC-кодов увеличивает сложность проектирования и диапазон колебаний производительности, затрудняя их применение.

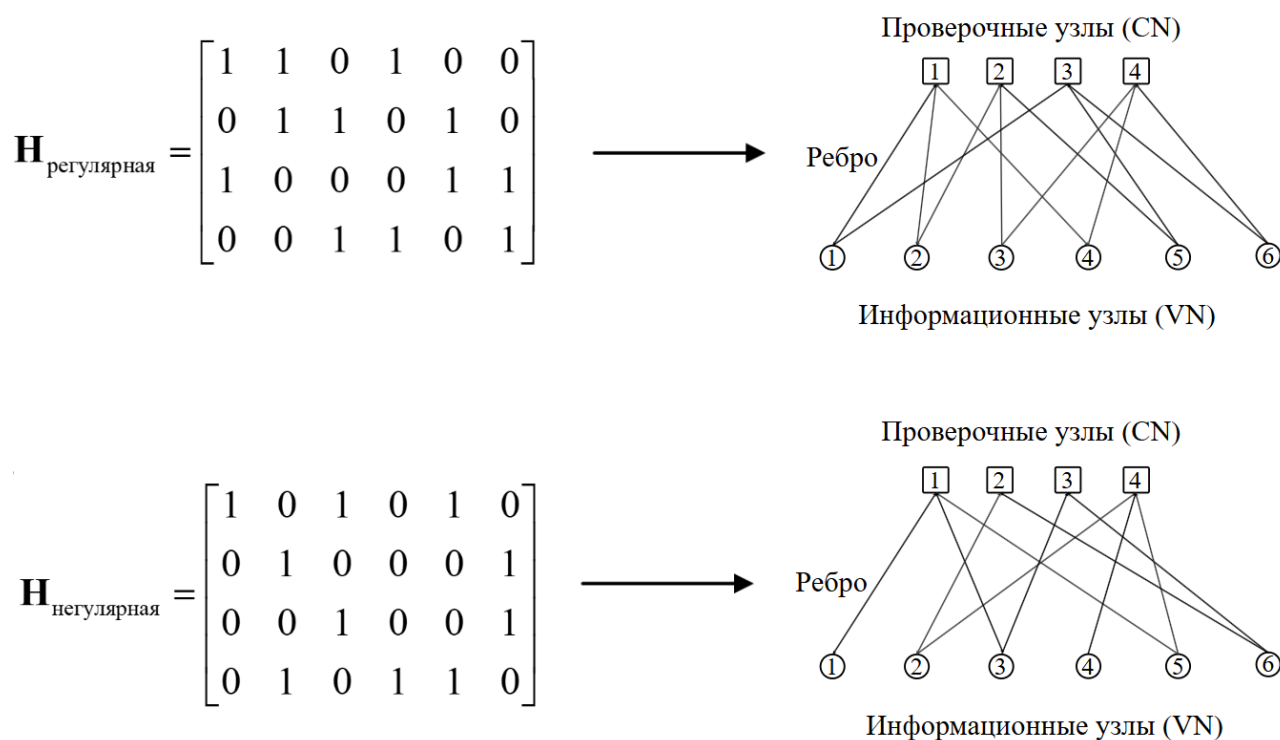


Рисунок 1.1 – Матрицы $\mathbf{H}$ регулярных и нерегулярных LDPC-кодов и соответствующие графы Таннера

Для эффективного применения LDPC-кодов при сохранении их высокой производительности предложены квазициклические LDPC-коды (QC-LDPC – quasicyclic low density parity check), которые основаны на протографах (P-LDPC – protograph-based low density parity check) и пространственно-связанные LDPC-

коды (SC-LDPC – spatially coupled low density parity check), которые относятся к полуструктурированным LDPC-кодам, объединяющим преимущества регулярных и нерегулярных.

QC-LDPC-код основан на методе циклической перестановочной матрицы [5]. Такая структура изначально применялась в регулярных LDPC-кодах. Она образует очень регулярную форму, характеристики которой можно анализировать теоретически. После эта идея была расширена на нерегулярные LDPC-коды, что обеспечило большую степень свободы в проектировании и расширило возможности для оптимизации производительности [6–8]. Двоичный QC-LDPC-код с параметрами N и K характеризуется ненулевой областью в $\mathbf{H}$ размером $M \times N$, которая состоит из массива циркулянтных матриц одинакового размера [6, 8]. Матрица $\mathbf{H}$ QC-LDPC-кода может быть представлена с помощью её базового графа (BG – base graph) и коэффициентов сдвига. Базовая матрица $\mathbf{H}_{BG}$ этого QC-LDPC-кода может быть задана как

$$\mathbf{H}_{BG} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}, \quad (1.1)$$

где $a_{ij} \in (0, 1)$, $i=1, \dots, m$, и $j=1, \dots, n$. Элемент в $\mathbf{H}_{BG}$ может принимать значение 1 или 0. Пусть L обозначает размер циклической перестановочной матрицы, а $P_{m,n}$ – коэффициент сдвига. Для любого целого значения $P_{m,n}$, в пределах $0 \leq P_{m,n} \leq L$, циклическая перестановочная матрица размером $L \times L$ получается циклическим сдвигом единичной матрицы $\mathbf{I}$ размером $L \times L$ вправо на $P_{m,n}$ позиций, что соответствует (m,n) -у ненулевому элементу в базовой матрице. Для упрощения обозначений, $\mathbf{Q}(-1)$ представляет собой нулевую матрицу того же размера. Рассмотрим $\mathbf{Q}(P_{1,1})=1$ в качестве примера, который можно представить как

$$\mathbf{Q}(P_{1,1} = 1) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}. \quad (1.2)$$

Каждый элемент $\mathbf{H}_{BG}$ заменяется квадратной матрицей порядка L : элементы – на циркулянтную подматрицу, полученную циклическим сдвигом единичной матрицы размером $L \times L$ вправо на P_{ij} позиций, а элементы 0 – на нулевую матрицу того же размера. Таким образом, получается матрица проверок QC-LDPC-кода ($\mathbf{H}_{QC}$), которая может быть выражена как

$$\mathbf{H}_{QC} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}(P_{1,1}) & \mathbf{Q}(P_{1,2}) & \cdots & \mathbf{Q}(P_{1,n}) \\ \mathbf{Q}(P_{2,1}) & \mathbf{Q}(P_{2,2}) & \cdots & \mathbf{Q}(P_{2,n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{Q}(P_{m,1}) & \mathbf{Q}(P_{m,2}) & \cdots & \mathbf{Q}(P_{m,n}) \end{bmatrix}. \quad (1.3)$$

QC-LDPC-коды обладают такими преимуществами, как лёгкость хранения и адресации, простота оптимизации, низкая сложность описания, а также низкая сложность кодирования и декодирования благодаря специальному методу построения, что улучшает работу. Благодаря этим преимуществам QC-LDPC-коды широко используются. В окончательной версии стандарта 5G новой радиосети (Release-15), разработанной 3GPP, LDPC-коды предложены для кодирования канала передачи данных eMBB в 5G [9, 38].

P-LDPC-коды конструируются с использованием небольшого шаблона, называемого протографом, для создания более крупных LDPC-кодов. Он позволяет строить LDPC-коды произвольного размера и предсказывать их характеристики за счёт анализа структуры базового протографа [10].

Протограф может быть любым графом Таннера и представляется как $G_p = (V, C, E)$, где V – множество переменных узлов VN, C – проверочных узлов CN, а E – рёбер. Каждое ребро e , $e \in E$ соединяет переменный узел $v_e \in V$ и проверочный узел $c_e \in C$. Допускаются параллельные рёбра, что означает, что отображение $e \rightarrow (v_e, c_e) \in V$ между рёбрами и соответствующими переменными и проверочными узлами не обязательно является взаимно-однозначным. Для иллюстрации рассмотрим протограф из рисунка 1.2а, содержащий $|V|=4$ переменных узла и $|C|=3$ проверочных узла, соединённых $|E|=8$ рёбрами. На рисунке 1.2б протограф копируется дважды. Эти две копии накладываются друг на друга так, чтобы вершины одного и того же типа (VN или CN) были близко друг к другу. Однако

результатирующий граф состоит из двух независимых подграфов, не связанных между собой. На рисунке 1.2в концы рёбер в двух копиях протографа переставлены между соответствующими VN и CN, что создаёт взаимосвязи между двумя ранее независимыми подграфами. Получившаяся взаимосвязанная структура на рисунке 1.2в называется производным графом, а соответствующий LDPC-код определяется как код на основе P-LDPC. Операции копирования и перестановки могут применяться к любому протографу для генерации производных графов разного размера. Любой производный граф сохраняет ту же скорость кодирования R , что и исходный протограф. В сравнении со случайно сгенерированными LDPC-кодами, P-LDPC-коды обеспечивают преимущество линейной сложности при кодировании и декодировании. Эта сниженная сложность не только повышает эффективность, но и делает P-LDPC-коды более пригодными для аппаратной реализации [10].

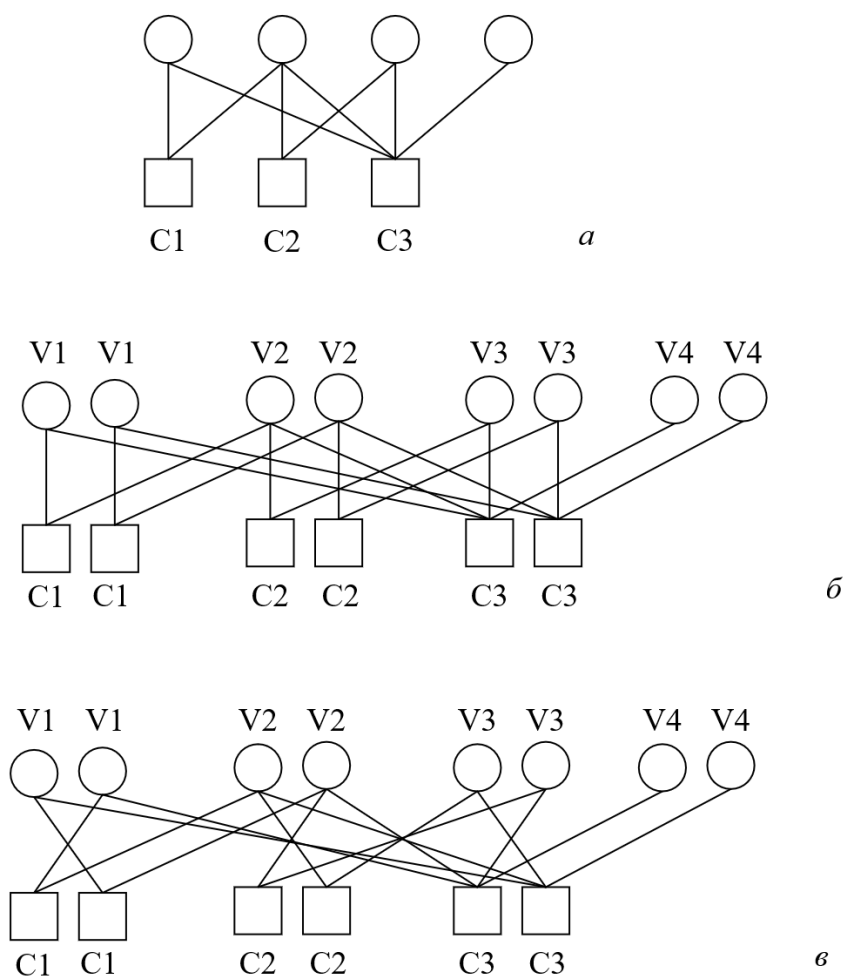


Рисунок 1.2 – Процесс перехода от протографа (а) через протограф, скопированный дважды (б), к производному графу (в) [10]

SC-LDPC-коды – это новый тип LDPC-кодов, сочетающий достоинства регулярных и нерегулярных LDPC-кодов. Они достигают производительности, близкой к ёмкости канала, сохраняя при этом структуру, благоприятную для аппаратной реализации [11].

SC-LDPC-коды построены на основе LDPC-кодов: протограф разделяет все узлы в кодовой структуре на две части – VN и CN, а рёбра между ними соединены по **H**. SC-LDPC-коды создаются путём соединения L одинаковых, но независимых регулярных LDPC-пакетных кодов в цепочку посредством пространственного сцепления [12, 13], где L обозначает коэффициент репликации. Конкретная реализация включает два этапа: расширение рёбер и случайную подстановку.

Рассмотрим L одинаковых, но несвязанных между собой регулярных LDPC-кодов с параметрами (dc, dv) , где dc обозначает степень CN, а dv – степень VN. Каждый LDPC-код соответствует позиции в цепочке сцепления SC-LDPC-кодов, обозначаемой как $t=(1, 2, \dots, L)$. Предположим, что a – это наибольший общий делитель dc и dv , и $a>1$. Тогда существует множество положительных целых чисел dc' и dv' , удовлетворяющих условиям $dc=adc'$ и $dv=adv'$, где $a=\text{gcd}(dc, dv)$, gcd – минимальный общий делитель. В этом случае каждый VN на позиции t соединяется с CN на позиции $t+i$ ($i=0, 1, \dots, a-1$) ровно одним ребром. Для обеспечения соединения всех рёбер VN необходимо добавить $a-1$ виртуальный CN в конце цепочки сцепления. Кодовые биты этих виртуальных позиций устанавливаются равными 0 и не требуют передачи, что позволяет удалить рёбра на следующем этапе. Определим ширину сцепления как $w=a-1$. Описанная выше операция расширения рёбер выполняется на каждой позиции для формирования сцепленной цепочки с параметрами (dc, dv, w, L) . Матрица проверок для данного SC-LDPC-кода

$$\mathbf{H}_{SC} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_0(1) \\ \mathbf{H}_1(1) & \ddots \\ \vdots & \ddots & \mathbf{H}_0(t) \\ \mathbf{H}_w(1) & \vdots & \mathbf{H}_1(t) & \mathbf{H}_0(t+1) \\ & \ddots & \vdots & \mathbf{H}_1(t+1) & \mathbf{H}_0(t+2) \\ & & \mathbf{H}_w(t) & \vdots & \mathbf{H}_1(t+2) & \ddots \\ & & & \mathbf{H}_w(t+1) & \vdots & \ddots & \mathbf{H}_0(L) \\ & & & & \mathbf{H}_w(t+2) & \vdots & \mathbf{H}_1(L) \\ & & & & & \ddots & \vdots \\ & & & & & & \mathbf{H}_w(L) \end{bmatrix}. \quad (1.4)$$

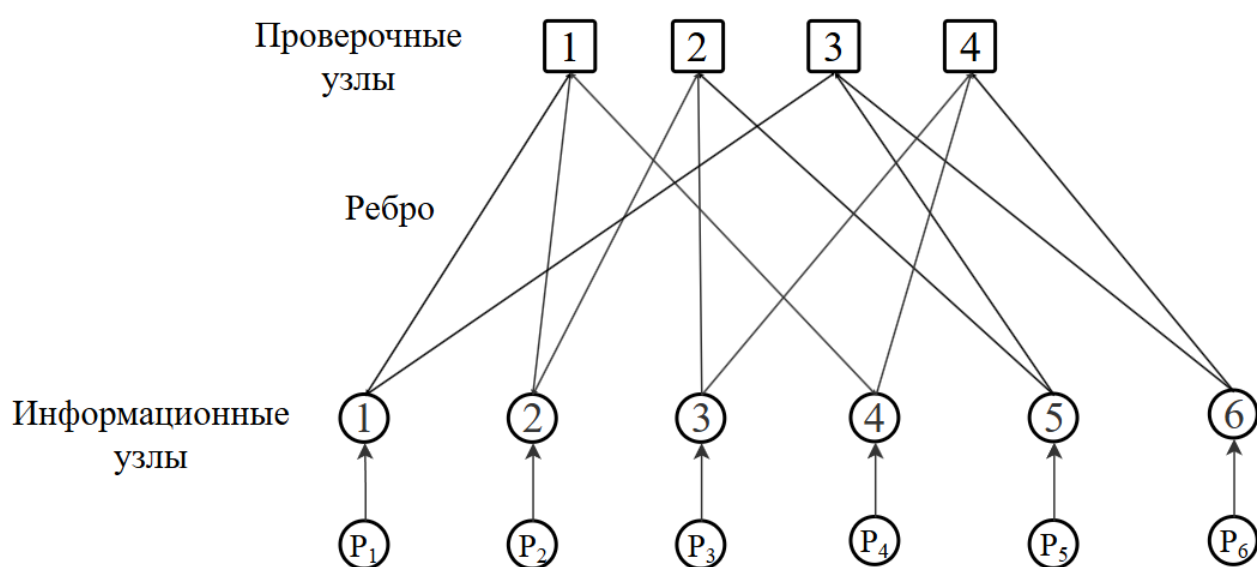
Режим сцепления SC-LDPC-кода позволяет эффективнее передавать информацию в итеративном декодировании (ID – iterative decoding), повышает скорость сходимости и производительность, позволяет каждому кодовому блоку опираться не только на свои собственные узлы, но и использовать информацию соседних блоков, тем самым усиливая способность к коррекции ошибок. SC-LDPC-код, построенный с использованием алгоритма прогрессивного наращивания рёбер (PEG – progressive edge growth) с увеличенной локальной длиной кольца в графе Таннера, лучше декодирует по сравнению с LDPC-кодом 5G-NR [14]. Кроме того, SC-LDPC-коды, построенные по методу «свободной передачи», позволяют передавать дополнительные биты без потери скорости кодирования, что увеличивает кодовый выигрыш [15].

1.2 Алгоритмы декодирования

Классическим алгоритмом декодирования для LDPC-кодов является алгоритм декодирования на основе ВР, который предпочтителен, когда LDPC-коды оптимально спроектированы и в соответствующем графе Таннера отсутствуют циклы [1]. Однако для LDPC-кодов конечной длины циклы неизбежны, и алгоритм ВР, несмотря на отличное декодирование, обладает высокой вычислительной сложностью. Для решения этой проблемы в алгоритме ВР операция умножения может быть заменена на операцию сложения путём добавления гиперболического тангенса, что приводит к алгоритму LLR-ВР [17]. Затем аппроксимировали операцию обновления проверочного узла в алгоритме LLR-ВР, получив алгоритм MS [16]. Он снизил вычислительную сложность, но

и способность декодирования. Поэтому на основе MS предложили алгоритмы смещённой минимальной суммы (OMS – offset min sum) и нормализованной минимальной суммы (NMS – normalized min sum) [16, 18].

BP – типичный алгоритм мягкого решения, основанный на теории вероятностей, когда передаваемое сообщение – вероятность появления конкретного бита [19]. Реализация алгоритма мягкого решения гораздо сложнее, чем жёсткого, но он имеет выдающиеся характеристики, приближающиеся к пределу пропускной способности [19], и является основным алгоритмом декодирования LDPC-кодов. В процессе декодирования алгоритмом BP информация, генерируемая при обновлении CN и переменных узлов, называется внешней, а исходная информация с канала в начале работы декодера называется апостериорной вероятностью. Алгоритм мягкого решения декодирует итеративно на основе графа Таннера, так что сообщения многократно обмениваются между переменными и проверочными узлами. После нескольких итераций значения сообщений стабилизируются, что позволяет принять оптимальное решение [19]. Таким образом, его представление в виде графа Таннера и простая модель инициализации итеративного процесса могут быть показаны на рисунке 1.3. Значения символов в формулах алгоритма перечислены в таблице 1.1.



Начальная апостериорная вероятность

Рисунок 1.3 – Модель вычислений алгоритма BP [33]

Таблица 1.1 – Объяснение символов в процессе вычислений

Символ	Значение
v_i	i -й переменный узел
c_j	j -й проверочный узел
$r_{ji}^l(b)$	внешняя информация, передаваемая от проверочного узла j к переменному узлу i на l -й итерации, $b=0,1$
$q_{ij}^l(b)$	внешняя информация, передаваемая от переменного узла i к проверочному узлу j на l -й итерации, $b=0,1$
$C(i)$	множество проверочных узлов, связанных с i -м переменным узлом
$V(j)$	множество переменных узлов, связанных с j -м проверочным узлом
$C(i) \setminus j$	множество проверочных узлов, связанных с i -м переменным узлом, за исключением узла j
$V(j) \setminus i$	множество переменных узлов, связанных с j -м проверочным узлом, за исключением узла i
$P_i(b)$	апостериорная вероятность приёма u_i на приёмной стороне, соответствующая биту $c_i=b$ на передающей стороне, $b=0,1$
$q_i^l(b)$	апостериорная вероятностная информация об i -м переменном узле на l -й итерации, $b=0,1$

Алгоритм ВР можно условно разделить на 5 этапов:

1. Вычислить начальную апостериорную вероятность того, что отправитель передал бит $v_i=1$ или 0, и установить начальное сообщение, передаваемое от переменных узлов к проверочным узлам, как

$$\begin{cases} q_{ij}^0(0) = P_i(0) = p(v_i = 0|y_i), \\ q_{ij}^0(1) = P_i(1) = p(v_i = 1|y_i). \end{cases} \quad (1.5)$$

2. Вычислить внешнее сообщение, передаваемое от проверочных узлов к переменным, как

$$\begin{cases} r_{ji}^l(0) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2 \prod_{i' \in V(j) \setminus i} (1 - 2q_{i'j}^{l-1}(1))}, \\ r_{ji}^l(1) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2 \prod_{i' \in V(j) \setminus i} (1 - 2q_{i'j}^{l-1}(1))}. \end{cases} \quad (1.6)$$

3. Вычислить внешнее сообщение, передаваемое от переменных узлов к проверочным, как

$$\begin{cases} q_{ij}^l(0) = K_{ij} q_{ij}^0(0) \prod_{j' \in C(i) \setminus j} r_{j'i}^l(0), \\ q_{ij}^l(1) = K_{ij} q_{ij}^1(1) \prod_{j' \in C(i) \setminus j} r_{j'i}^l(1). \end{cases} \quad (1.7)$$

4. Вычислить апостериорную вероятность переменных узлов после итерации: если вероятность 0 больше вероятности 1, то v_i определяется как 0, иначе – как 1:

$$\begin{cases} q_i^l(0) = K_{ij} q_{ij}^0(0) \prod_{j \in C(i)} r_{ji}^l(0), \\ q_i^l(1) = K_{ij} q_{ij}^1(1) \prod_{j \in C(i)} r_{ji}^l(1). \end{cases} \quad (1.8)$$

5. Декодирующее решение: если $\tilde{v} \mathbf{H}^T = 0$ или число итераций достигает максимального значения, то декодирование прекращается, иначе алгоритм возвращается к шагу 2.

Алгоритм ВР содержит много последовательных операций умножения, что приводит к высокой вычислительной сложности и большому потреблению ресурсов при аппаратной реализации. Представив вероятностную информацию в виде отношений правдоподобия (LLR – log likelihood ratio), получают алгоритм LLR-ВР, позволяющий преобразовать большое число операций умножения в операции сложения и упростить алгоритм ВР [17].

Алгоритм декодирования LLR-ВР представлен следующим образом:

1. Вычислить начальное сообщение переменных узлов, как

$$L(P_i) = \ln \left(\frac{P_i(0)}{P_i(1)} \right) = \ln \left(\frac{p(v_i = 0 | y_i)}{p(v_i = 1 | y_i)} \right). \quad (1.9)$$

2. Вычислить внешнее сообщение, передаваемое от проверочных узлов к переменным, как

$$L^l(r_{ji}) = \ln \left(\frac{r_{ji}(0)}{r_{ji}(1)} \right) = 2 \tanh^{-1} \left(\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \left(\tanh \frac{L^{l-1}(q_{i'j})}{2} \right) \right). \quad (1.10)$$

3. Вычислить внешнее сообщение, передаваемое от переменных узлов к проверочным, как

$$L^l(q_{ij}) = \ln \left(\frac{P_i(0) \prod_{j' \in C(i) \setminus j} r_{j'i}^l(0)}{P_i(1) \prod_{j' \in C(i) \setminus j} r_{j'i}^l(1)} \right) = L(P_i) + \sum_{j' \in C(i) \setminus j} L^l(r_{j'i}^l). \quad (1.11)$$

4. Вычислить апостериорную вероятность переменных узлов после итерации: если вероятность 0 больше вероятности 1, то v_i определяется как 0, иначе – как 1

$$L^l(q_i) = \ln \left(\frac{P_i(0) \prod_{j \in C(i)} r_{ji}^l(0)}{P_i(1) \prod_{j \in C(i)} r_{ji}^l(1)} \right) = L(P_i) + \sum_{j \in C(i)} L^l(r_{ji}^l). \quad (1.12)$$

5. Декодирующее решение: если $\tilde{v} \mathbf{H}^T = 0$ или число итераций достигает максимума, то декодирование прекращается, иначе возврат к шагу 2.

Фактически все алгоритмы мягкого решения, в основном, следуют этим 5 шагам, но различные алгоритмы вычисляют разными способами. Алгоритм LLR-BP значительно сокращает число операций умножения при сохранении производительности декодирования. Однако вычисление обновлений CN включает множество функций $\tanh$, которые могут быть эффективно реализованы с помощью операций поиска в таблице. Когда длина LDPC-кода очень велика, большое число операций поиска в таблице требует много памяти. Для решения этой проблемы предложен алгоритм MS. Он ещё больше упрощает вычисление (1.10), учитывая, что слагаемое, соответствующее наименьшему ($q^{i'j}$), доминирует в произведении, и поэтому произведение можно аппроксимировать минимумом. Таким образом разработан упрощённый алгоритм LLR-BP [16]. Его отличия состоят в двух пунктах:

1. Функция $\tanh$ (1.10) переписана, используя произведения функций знака (sgn) и функцию модуля как

$$L^l(r_{ji}) = 2 \prod_{i' \in V(j) \setminus i} \text{sgn} \left(L^{l-1}(q_{i'j}) \right) \tanh^{-1} \left(\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})|}{2} \right) \right). \quad (1.13)$$

2. $\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})|}{2} \right)$ в (1.13) заменено на $\tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})_{\min}|}{2} \right)$.

С учетом кривой $2 \tanh^{-1} \left(\tanh \left(\frac{x}{2} \right) \right)$ из рисунка 1.4 получается формула обновления информации всех CN для алгоритма MS

$$L^l(r_{ji}) = \prod_{i' \in V(j) \setminus i} \operatorname{sgn} \left(L^{l-1}(q_{i'j}) \right)_{i', \min} |L^{l-1}(q_{i'j})|. \quad (1.14)$$

Вычислительная структура алгоритма MS такая же, как и у LLR-BP, за исключением того, что формула обновления CN проще.

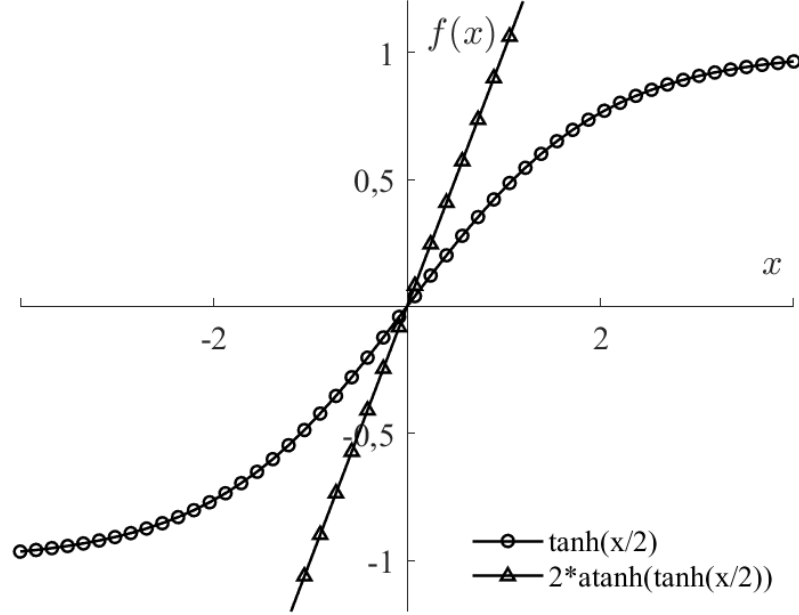


Рисунок 1.4 – Различные кривые функций $\tanh$, связанные с алгоритмом MS

Алгоритм MS снижает сложность вычисления $L^l(r_{ji})$, поскольку формула обновления CN (1.14) представляет собой упрощённую схему, а не точный расчёт. Поэтому есть разница между $L^l(r_{ji})_{\text{MS}}$ и $L^l(r_{ji})_{\text{LLRBP}}$. По кривой $\tanh \left(\frac{x}{2} \right)$ на рисунке 1.4 видно, что $\tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})|}{2} \right) < 1$ для любого значения, и с ростом числа последовательных умножений значение $\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})|}{2} \right)$ будет меньше, поэтому $\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})|}{2} \right) < \tanh \left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})_{\min 1}|}{2} \right)$. Таким образом, полученное значение $|L^l(r_{ji})_{\text{MS}}|$ завышено. Поэтому предложены два более эффективных алгоритма: NMS и OMS [16, 18]. Основная идея NMS заключается в корректировке результата вычислений путём умножения на коэффициент коррекции α ($0 < \alpha < 1$) при обновлении CN как

$$L^l(r_{ji}) = \alpha \left(\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \operatorname{sgn}(L^{l-1}(q_{i'j})) \min_{i' \in V(j) \setminus i} |L^{l-1}(q_{i'j})| \right). \quad (1.15)$$

Основная идея OMS заключается в вычитании коэффициента коррекции β ($\beta > 0$) при обновлении CN как

$$L^l(r_{ji}) = \prod_{i' \in V(j) \setminus i} \operatorname{sgn}(L^{l-1}(q_{i'j})) \max \left(\min_{i' \in V(j) \setminus i} |L^{l-1}(q_{i'j})| - \beta, 0 \right). \quad (1.16)$$

Алгоритмы NMS и OMS, хотя и реализуются разными способами, имеют общую основную идею: компенсировать переоценку значения информации обновления CN. Однако у NMS и OMS есть свои недостатки [20]. Коэффициенты α и β могут эффективно корректировать обновление CN в MS и ускорять декодирование, но постоянны при декодировании и не могут адаптивно изменяться. Поэтому NMS и OMS могут обеспечить лишь ограниченное улучшение, не достигая декодирования даже LLR-BP.

Алгоритмы декодирования, как правило, оптимизируются с использованием математических методов [21, 22], таких как в BP, LLR-BP и MS. В последние годы, с популяризацией машинного обучения и улучшением вычислительных возможностей компьютеров, для этого всё чаще используется машинное обучение [23–26]. На самом деле, независимо от того, оптимизирован ли алгоритм MS с помощью математических методов или схем машинного обучения, ему трудно превзойти алгоритм BP по скорости декодирования. Развитие алгоритмов мягкого декодирования обобщено на рисунке 1.5.

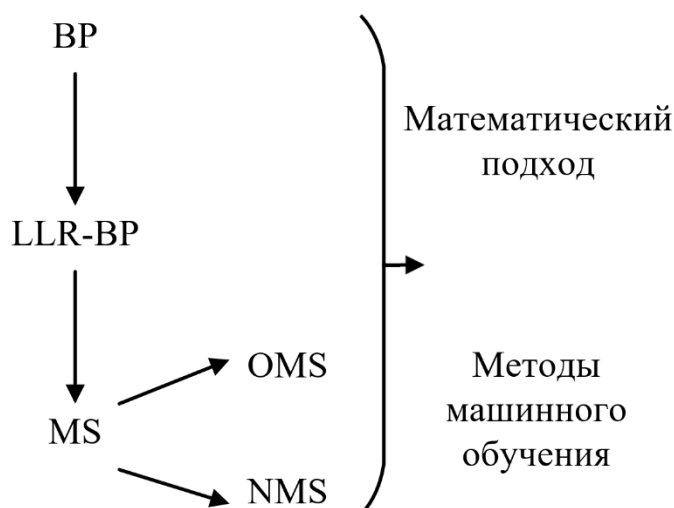


Рисунок 1.5 – Развитие методов мягкого декодирования

1.3 Процесс декодирования

Рабочий процесс LDPC-кодов представлен на рисунке 1.6, который также содержит важные компоненты системы LDPC-кодов. Исходное сообщение сначала умножается на матрицу $\mathbf{G}$ на приёмной стороне для получения кодовых слов и этот процесс называется кодированием. При этом матрица $\mathbf{G}$ получается из $\mathbf{H}$, поэтому на кодирование также влияет $\mathbf{H}$ [1].

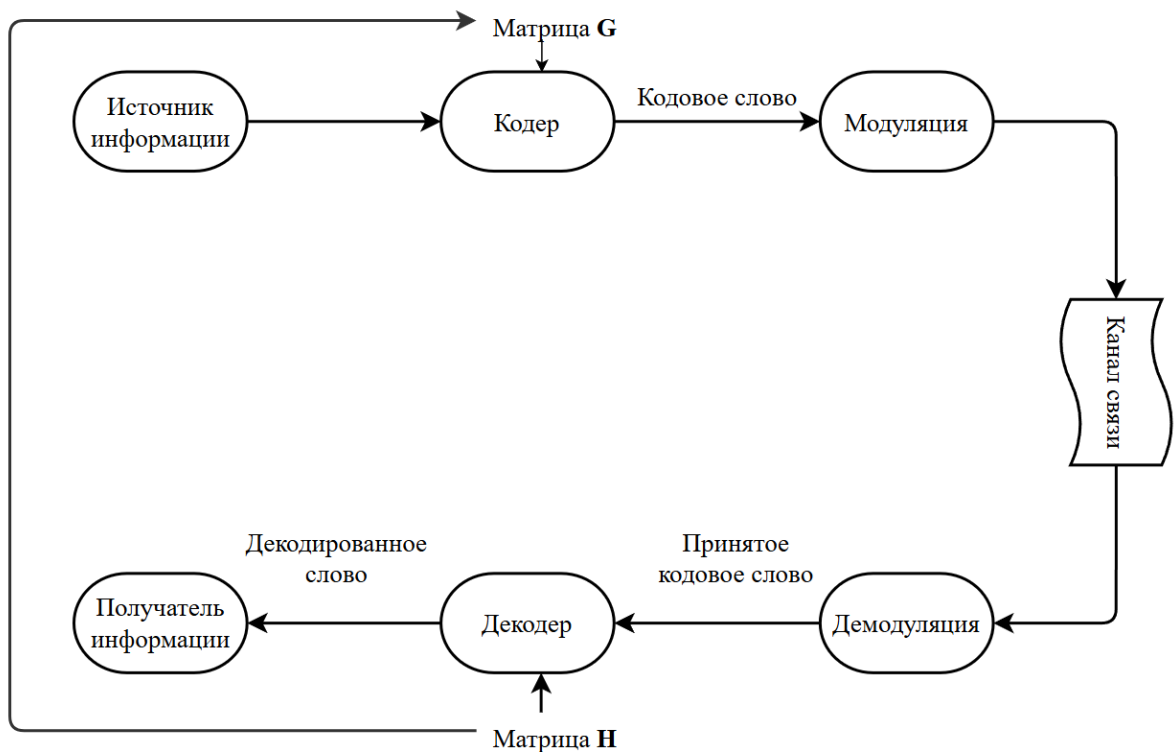


Рисунок 1.6 – Рабочий процесс LDPC-кодов

Полученные кодовые слова после модуляции передаются через канал связи, где могут быть искажены шумом, что приведёт к ошибкам в них после демодуляции. В этот момент кодовые слова могут быть некорректными. Поэтому они проверяются и корректируются с помощью матрицы $\mathbf{H}$ и различных алгоритмов декодирования на приёмной стороне для получения правильных кодовых слов. Этот процесс называется декодированием. В конечном итоге принимаются правильные кодовые слова.

Матрица $\mathbf{H}$ является важнейшим элементом всего рабочего процесса LDPC-кодов, так как она влияет на наиболее важную часть процесса декодирования LDPC-кодов. При этом матрица $\mathbf{G}$ генерируется на основе $\mathbf{H}$ и оказывает решающее влияние на процесс кодирования. Поэтому можно также

сказать, что $\mathbf{H}$ влияет на процесс кодирования. Понимание структуры и работы $\mathbf{H}$ является основой всего процесса LDPC-кодов. Основные типы и характеристики $\mathbf{H}$ у LDPC-кодов представлены в разделе 1.1 поэтому далее основное внимание уделяется процессу кодирования матрицей $\mathbf{G}$ и её формированию из $\mathbf{H}$.

Задача кодера заключается в том, чтобы поместить информацию всей последовательности в вектор фиксированной длины. Наиболее важным элементом, влияющим на процесс кодирования, является матрица $\mathbf{G}$. Классический процесс кодирования LDPC можно описать следующим образом. Бинарная последовательность информационных бит m длиной k , дополненная $n-k$ проверочными битами, формирует последовательность c из n закодированных бит при скорости кодирования $R=k/n$. Так как это линейный код, кодовое слово c можно представить как результат умножения m на матрицу генерации $\mathbf{G}$. Формула кодирования может быть кратко описана как

$$m\mathbf{G} = c, \quad (1.17)$$

где m – это исходное сообщение, $\mathbf{G}$ – матрица генерации, а c – кодовое слово. Исходное сообщение m кодируется для получения кодового слова c , которое связано с матрицей $\mathbf{H}$ и формирует основу для последующего процесса декодирования. Преобразование матрицы $\mathbf{G}$ в форму, использующую $\mathbf{P}$ (двоичную матрицу размером $k \times (n-k)$) и $\mathbf{I}_k$ (единичную матрицу размером k), облегчит понимание процесса кодирования LDPC-кодом:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_1 \\ \vdots \\ g_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{k1} & \cdots & g_{kn} \end{bmatrix} = [\mathbf{P} \quad \mathbf{I}_k] = \begin{bmatrix} p_{1,1} & \cdots & p_{1,n-k} & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ p_{2,1} & \cdots & p_{2,n-k} & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{k,1} & \cdots & p_{k,n-k} & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}. \quad (1.18)$$

Подставив матрицу $\mathbf{G}$ из (1.18) в (1.17), получают

$$c = m\mathbf{G} = m[\mathbf{P} \quad \mathbf{I}_k] = [m\mathbf{P} \quad m]. \quad (1.19)$$

Кодовое слово c в (1.19) состоит из двух частей (части проверочных битов $m\mathbf{P}$ и части сообщения m), что может быть представлено на рисунке 1.7, где всё кодовое слово c включает информационные и проверочные биты, поскольку содержит исходную информацию, умноженную на матрицу $\mathbf{G}$. Кодовое слово

включает все информационные биты, а также может быть проверено и исправлено с помощью матрицы $\mathbf{H}$, поэтому оно включает все проверочные биты.

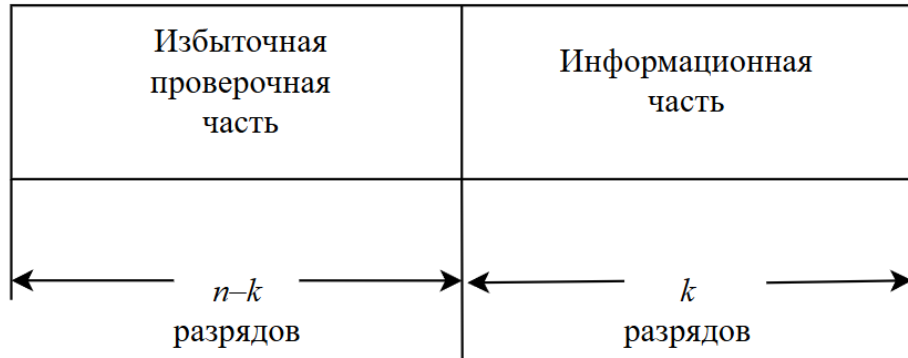


Рисунок 1.7 – Составные части кодового слова [1]

Классификация информационных и проверочных битов на рисунке 1.7 является устаревшим обобщением. На самом деле всё кодовое слово c содержит информационные и проверочные биты, расположенные не в последовательном порядке.

В процессе декодирования есть два важных элемента: матрица $\mathbf{H}$ и алгоритм декодирования. Основные типы $\mathbf{H}$ и алгоритмы декодирования описаны выше, поэтому далее основное внимание уделяется взаимосвязи между $\mathbf{H}$ и $\mathbf{G}$, а также роли $\mathbf{H}$ в проверке при декодировании. Поскольку $\mathbf{G}$ можно записать как $\mathbf{G} = [\mathbf{P} \ \mathbf{I}_k]$, где $\mathbf{P}$ – матрица размером $k \times (n-k)$, а транспонированная матрица $\mathbf{Q} = \mathbf{P}^T$, матрицу $\mathbf{H}$ можно получить как

$$\mathbf{H} = [\mathbf{I}_{n-k} \ \mathbf{Q}]. \quad (1.20)$$

Таким образом, кодовое слово c , $\mathbf{G}$ и $\mathbf{H}$ связаны как

$$m\mathbf{G}\mathbf{H}^T = c\mathbf{H}^T = 0. \quad (1.21)$$

На практике $\mathbf{H}$ обычно определяется первой. Это связано с тем, что её проектирование влияет на декодирование, число итераций алгоритма декодирования и потребление аппаратных ресурсов устройства связи. Затем $\mathbf{G}$ может быть получена путём преобразования $\mathbf{H}$ (рисунок 1.8).

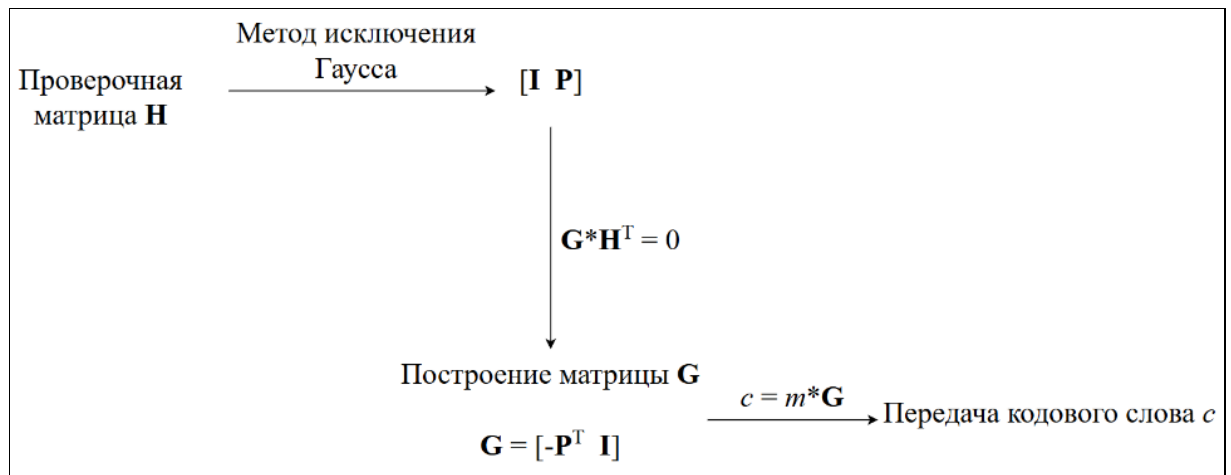


Рисунок 1.8 – Процесс получения матрицы $\mathbf{G}$ из матрицы $\mathbf{H}$

1.4 Системная поддержка и применение для 6G

Здесь представлены характеристики систем 6G, а также системная поддержка и преимущества применения кодов LDPC для систем 6G [38, 39].

1.4.1 От 5G к 6G

По сравнению с 5G, 6G улучшит производительность и многократно повысит качество обслуживания (QoS – quality of service) пользователей, обеспечивая повсеместную связь, чрезвычайно низкую задержку и сверхбыструю беспроводную передачу данных [63, 64]. Для достижения этих целей по производительности требуются методы кодирования канала, не только эффективно корректирующие ошибки, но и отвечающие строгим требованиям по пропускной способности, сложности и гибкости. Ключевые показатели эффективности 6G в 10–100 раз выше, чем 5G [65]. Для такого улучшения надо объединить новые технологии связи и разработать новые технические решения [66]. 6G интегрирует такие технологии, как терагерцовая (THz – terahertz) связь, оптическая связь (VLC – visible light communication), квантовые технологии (QT – quantum technology), перенастраиваемые интеллектуальные поверхности (RIS – reconfigurable intelligent surface) и искусственный интеллект (AI – artificial intelligence) для предоставления беспрецедентных сервисов [65–67]. Технология AI будет глубоко интегрирована со связью 6G, обеспечивая возможности во всех аспектах 6G [68]. Эти новые технологии связи, обеспечивая экстремальные показатели производительности для системы 6G, также сталкиваются с техническими проблемами в практическом применении. Например, THz-

диапазон частот удовлетворяет потребности в большой пропускной способности и сверхвысокой скорости передачи данных на уровне Тбит/с, но при этом длина волны мала, а расстояние передачи малое [69]. Это требует, чтобы кодирование канала для 6G не только широко поддерживало новые технологии связи 6G, но и в определённой мере компенсировало их недостатки на практике.

Кодирование канала добавляет избыточность к передаваемым данным, чтобы предотвратить их ослабление из-за шума, помех, затухания канала и других проблем передачи, тем самым обеспечивая соответствие принятых данных переданным [70]. Кодирование канала играет ключевую роль в обеспечении качества данных и пользовательского опыта связи. Современные исследования в области кодирования канала, в основном, сосредоточены на LDPC- и полярных кодах, каждый из которых обладает своими преимуществами и подходит для различных сценариев связи. При проектировании, выборе и применении кодирования канала для 6G необходимо учитывать специфику сценариев связи, чтобы эффективнее использовать преимущества LDPC- и полярных кодов.

LDPC-коды разрабатываются уже долгое время и обладают прочной промышленной базой, что позволяет им эффективно поддерживать новые технологии связи, применяемые в системе 6G, а также отчасти компенсировать недостатки практического применения этих технологий. Например, LDPC-коды могут улучшать BER в THz-связи и, следовательно, увеличивать дальность передачи в THz-системах. Они обладают высокой гибкостью, и их разные типы подходят для разных сценариев связи 6G в соответствии с их характеристиками. Благодаря своим уникальным преимуществам – высокой пропускной способности при декодировании длинных блоков и значительной поддержке технологий 6G – они останутся ключевыми для 6G.

Три сценария связи, определённые для 5G, довольно полно охватывают требования к разным сценариям связи. Развёртывание 6G займет время, и техническая структура всё ещё обсуждается. С развитием технологий предложена 5.5G, которая может удовлетворять потребности, не реализуемые в

5G, а также способствовать плавному переходу от 5G к 6G. Три основных сценария связи 6G – повсеместный мобильный ультраширокополосный доступ (uMUB – ubiquitous mobile ultra broadband), сверхвысокая плотность данных (uHDD – ultra high data density) и сверхвысокоскоростная связь с низкой задержкой (uHSLLC – ultra high speed with low latency communication) являются эволюцией и развитием сценариев связи 5G: eMBB, массовой машинной связи (mMTC – massive machine type communication) и сверхнадежной связи с низкой задержкой (uRLLC – ultra reliable low latency communication) [64]. 5.5G отличается от 6G, и чтобы справиться с разными потребностями связи, которые не могут быть удовлетворены сервисами 5G, 5.5G не обновляет три основных сценария 5G, а добавляет три расширенные функции к традиционным сценариям 5G: широкополосную связь в реальном времени (RTBC – real time broadband communication), восходящую широкополосную связь (UCBC – uplink centric broadband communication) и гармонизированную связь и сенсинг (HCS – harmonized communication and sensing) [71, 72]. Здесь рассмотрено развитие сценариев связи от 5G к 6G – их комплексному обновлению. 5.5G расширила три новых сценария связи на основе 5G. Внедрение 5.5G позволяет системе связи плавно двигаться к 6G. На рисунке 1.9 показано, что предоставляют различные сценарии связи.



Рисунок 1.9 – Сценарии связи и основные применения для 5G, 5.5G и 6G

Система 5G разработана для удовлетворения более широкого спектра требований к QoS, обслуживая разнообразные вертикальные приложения и сервисы, не имеющие аналогов в предыдущих поколениях мобильных сетей. Для определения 5G сектор радиосвязи международного союза электросвязи (ITU – international telecommunication union) в 2015 г. первоначально рекомендовал три основных сценария использования [73].

eMBB – это сценарий, ориентированный на человека, подчёркивающий сверхвысокие скорости передачи данных, обеспечение мобильности и широкое покрытие. Он представляет собой значительное улучшение скорости мобильных сетей, предлагая большую ёмкость и более высокие скорости для удовлетворения растущих требований приложений с высокой пропускной способностью, таких как потоковое видео, виртуальная реальность и видеозвонки в высоком разрешении. В будущем, по мере развития мобильных сетей, eMBB будет поддерживать ещё больше приложений, позволяя получать максимальную производительность сети. Ключевые характеристики сценария eMBB включают более широкое покрытие сети, более высокие скорости и

большую плотность подключений, обеспечивая улучшение разнообразных приложений.

mMTC относится к множеству устройств, включая различные датчики, счётчики и системы дистанционного мониторинга оборудования. В основном, такие устройства недорогие. Ещё одной их заметной особенностью являются минимальное энергопотребление и ограниченный объём передаваемых данных. Следовательно, высокие скорости передачи данных здесь не требуются. Поддержка множества устройств, периодически отправляющих небольшие пакеты, а также эффективные механизмы энергосбережения для пользовательского оборудования – ключевые компоненты mMTC как одного из сценариев применения интернета вещей (IoT – internet of things). Он фокусируется на информационном взаимодействии между людьми и вещами, в основном опираясь на большую ёмкость 5G для поддержки массового подключения терминалов при реализации умных городов, заводов, домов и др.

uRLLC частично относится к коммуникациям «машина-машина», как и mMTC, но в отличие от него характеризуется сверхнизкой задержкой (1 мс) и очень высокой надёжностью (99,999%, при скорости движения до 500 км/ч). Этот сценарий больше ориентирован на сетевые технологии для транспортных средств, промышленное управление, удалённую медицину и другие специальные применения, потенциальная ценность которых в будущем очень высока. uRLLC фокусируется на потребностях коммуникации «вещь-вещь» и опирается на низкую задержку, высокую надёжность и высокую доступность 5G для реализации телематики, автономного вождения, удалённого медицинского обслуживания и других подобных функций.

5.5G является естественным мостом для эволюции от 5G к 6G и этапом развития 5G [71]. По сравнению с 5G, 5.5G увеличивает скорость передачи данных и плотность подключений в 10 раз, сокращает задержку в 10 раз, повышает и улучшает точность позиционирования с субметрового до сантиметрового уровня. Поэтому 5.5G требует использования более широкого диапазона частот ниже 100 ГГц для полной развязки восходящего и нисходящего

каналов, а также агрегации несущих на полном диапазоне по требованию. Это значительно увеличивает требования к большим антенным решёткам. Рост числа антенн ведёт к огромному спросу на фильтры. Одновременно возможности 5.5G будут расширены за счёт развития радиочастотных (RF – radio frequency) технологий, улучшений программного обеспечения и интеграции искусственного интеллекта, что позволит обслуживать сервисы с разными требованиями к пропускной способности, спектральной и энергетической эффективности [72].

RTBC стремится обеспечить реалистичные запросы. Он даёт рост пропускной способности в 10 раз при сохранении заданной задержки и определённого уровня надёжности. Это позволит очень помочь пользователям расширенной реальности (XR – extended reality) и предоставить потребителям погружение в виртуальную реальность.

UCBC ускорит интеллектуальное развитие промышленных отраслей. Опираясь на возможности 5G, UCBC повысит производительность восходящего канала в 10 раз и обеспечит идеальное соответствие требованиям производителей, нуждающихся в видеозагрузке для машинного зрения и массовых широкополосных IoT, что ускорит интеллектуальное обновление промышленности. С распространением социальных медиа в наши дни появляется всё больше тиктокеров и ютуберов, и спрос на загрузку видео растёт. UCBC может очень помочь пользователям мобильных телефонов в помещениях благодаря своему превосходному покрытию и увеличенной пропускной способности восходящего канала.

HCS может способствовать развитию автономного вождения. Связь с автомобилями и дронами представляет собой основное, на чём фокусируется HCS, при этом автономное вождение является приоритетным требованием. HCS обеспечивает услуги сенсинга и связи с использованием сканирования луча в рамках технологий большого много антенного и многофазового ввода-вывода (MIMO – multiple input multiple output) в области сенсинга. HCS может

предоставлять высокоточные услуги определения местоположения как в помещениях, так и на открытом воздухе.

Текущие случаи использования 5G не полностью удовлетворяют технологическим требованиям продвинутых приложений 6G. Например, пользователь, играющий в иммерсивные игры с лёгкими очками виртуальной реальности (VR – virtual reality), требует сверхвысокой пропускной способности и низкой задержки. Аналогично, автономные автомобили и летающие дроны нуждаются в надёжных, высокоскоростных и с низкой задержкой соединениях для бесперебойной работы. Хотя некоторые исследования рассматривали потенциальные случаи использования 6G, их подходы часто фрагментированы и неясно, как сценарии 6G основываются на 5G или отличаются от него. В работе [64] предложена более комплексная методология определения сценариев 6G на основе расширения существующих случаев использования, как показано на рисунке 1.9. Для 6G существующие категории, такие как eMBB, mMTC и uRLLC, будут расширены в трёх направлениях: uMUB, uHDD и uHSLLC. uMUB обеспечивает пространственную передачу в воздухе, на земле и море, в то время как uHSLLC гарантирует сверхвысокие скорости с минимальной задержкой, а uHDD решает задачи плотности данных и стандартов надёжности. Эти три новых сценария дополняют друг друга, совместно поддерживая широкий спектр приложений 6G.

MBB должен быть доступен по всей поверхности Земли в системе 6G, что называется uMUB, чтобы обеспечить высококачественную связь на борту и глобальную повсеместную доступность. Помимо повсеместности, ещё одним улучшением uMBB является значительный рост ёмкости сети и скоростей передачи данных в зонах повышенной нагрузки для поддержки новых сервисов; например, группа пользователей с очками дополненной/виртуальной реальности (AR – augmented reality/VR – virtual reality) в ограниченном пространстве сможет достигать пиковых скоростей передачи данных от 100 Гбит/с до 1 Тбит/с. uMUB будет служить основой для цифровых двойников, повсеместного интеллекта, улучшенной связи на борту и глобальной повсеместной подключённости. uHDD

в первую очередь предназначен для будущих интеллектуальных производственных предприятий. В интеллектуальных фабриках будет высокая плотность интеллектуальных мобильных роботов, которым необходима беспроводная связь с передовыми вычислительными ресурсами. Роботы должны быстро реагировать на изменяющиеся условия, включая взаимодействие с людьми [74]. Это создаст распределённую интеллектуальную сеть с терабайтами вычислительных мощностей. Им потребуется исключительная вычислительная мощность для обработки информации, составляющей миллиарды операций с плавающей точкой, поэтому их межсоединения будут больше походить на параллельную шину суперкомпьютера. uHDD удовлетворяет требованиям к плотности данных и высокой надёжности, обеспечивая беспроводную пропускную способность около 100 Гбит/с на м² и сверхнизкую задержку менее 10 мкс.

uHSLLC – эволюция uRLLC для сверхвысоких скоростей передачи данных, значительного сокращения задержки (от 0,01 мс до 0,1 мс для 6G по сравнению с 1 мс в 5G) и улучшенной поддержки мобильности. uHSLLC подходит для промышленности 4.0 и критических машинных коммуникаций. uHSLLC может обеспечить точное позиционирование и детерминированную связь для поддержки взаимодействия в реальном времени между роботами в будущих автоматизированных и гибких производственных системах. Кроме того, uHSLLC подходит для новых приложений, связанных с широким использованием в государственных услугах, электронной медицине и автономном вождении. Для реализации масштабного машинного обучения и обмена знаниями между роботами также рассматривается необходимость переосмысления архитектуры сети.

1.4.2 Показатели 6G

Приведённые ниже 8 показателей считаются критическими для систем связи. Сравнение производительности 5G и 6G проиллюстрировано визуализацией этих 8 показателей с акцентом на их отличия (рисунок 1.10).



Рисунок 1.10 – Сравнение 8 важных показателей 5G и 6G

Пиковая скорость передачи данных (Peak data rate) – это максимальная скорость, которая может быть достигнута в идеальных условиях, когда все радиоресурсы полностью выделены одному мобильному устройству. Традиционно этот показатель служил основным символическим параметром, отличающим различные поколения мобильных систем. За последнее десятилетие мобильный трафик данных рос на 50–100% ежегодно. Ожидается, что число подключённых устройств (датчики, подключённые автомобили, устройства IoT и др.) продолжит расти вместе с ростом спроса на новые приложения и сервисы. Нет оснований полагать, что в ближайшее десятилетие рост мобильных данных замедлится. Поддерживаемый потребительским спросом и технологическими достижениями, такими как THz-связь, пиковая скорость передачи данных для 6G прогнозируется до 1 Тбит/с, что в 10 раз выше, чем в 5G.

Задержка (Latency) в системе связи, в основном, делится на пользовательскую задержку и задержку по управлению. Пользовательская задержка – это задержка в радиосети с момента отправки пакета от источника до

получения его в пункте назначения при мобильном устройстве в активном состоянии. В сетях 5G минимальные требования к задержке составляют 4 мс для сценариев eMBB и 1 мс для сценариев uRLLC. Для 6G ожидается её снижение до 100 мкс даже 10 мкс [65]. Задержка по управлению обозначает время для перехода из режима энергосбережения (например, режима ожидания) в активный режим непрерывной передачи данных. В 5G это время перехода не более 10 мс, но для 6G будет значительно меньше. Помимо этих двух видов задержек, более практична задержка «от конца до конца» – время с момента выхода данных из исходного узла до успешного получения их приложением на конечном узле, включая все задержки по всей цепочке связи: пользовательского и управляющего плейнов, а также возможные задержки в сети и обработке на устройствах. Расчёт задержки «от конца до конца» включает много составляющих и довольно сложен. Для её минимизации и обеспечения своевременности информации необходимо сбалансированное распределение сетевых ресурсов в аспектах сенсинга, планирования, принятия решений и других, а также совместная оптимизация этих аспектов.

Скорость передачи данных, воспринимаемая пользователем (User Experienced Data Rate) – средняя скорость передачи данных, достижимая устройством пользователя в реальных условиях сети. Она отражает фактический опыт пользователя в сети, а не только теоретическую максимальную пропускную способность сети. Точная величина User Experienced Data Rate зависит от множества факторов, таких как архитектура сети, пользовательское оборудование, спектральные ресурсы и др. Различные условия окружающей среды, сценарии использования и конфигурации сети также будут оказывать влияние на User Experienced Data Rate. В условиях городской наружной среды для 5G User Experienced Data Rate находится в диапазоне от 100 Мбит/с до 1 Гбит/с. Благодаря терагерцовым диапазонам частот User Experienced Data Rate в условиях городской внешней среды для 6G может достигать 1–10 Гбит/с, что около 10 раз выше, чем для 5G.

Мобильность (Mobility) обозначает способность системы связи предоставлять стабильные сетевые услуги в реальном времени с низкой задержкой и беспрепятственной связью при мобильности пользователей, особенно на высоких скоростях. 6G будет поддерживать терагерцовый диапазон частот, отличающийся очень высоким затуханием сигнала. Поэтому сети 6G будут полагаться на более эффективные технологии (такие как RIS и массивные MIMO), чтобы обеспечить стабильный сигнал даже при высокоскоростном движении. В сценарии развертывания на высокоскоростных поездах 5G поддерживает максимальную мобильность до 500 км/ч, а для коммерческих авиалиний – 1000 км/ч.

Плотность подключений (Connection density) – число устройств, поддерживаемых на единице площади сети связи (обычно на квадратном километре (км²)). В современных сетях связи, особенно в сценариях IoT, плотность подключений становится важной метрикой. Она связана с архитектурой сети, плотностью развертывания базовых станций и эффективностью использования спектра. В теории, сети 5G могут поддерживать плотность подключений 10⁶ устройств/км², а сети 6G будут еще больше расширять плотность подключений, поддерживая более 10⁷ устройств/км² или даже 10⁸ устройств/км², охватывая не только смартфоны и устройства IoT, но также автономные транспортные средства, беспилотники и инфраструктуру умного города.

Энергоэффективность (Energy Efficiency) – это отношение пропускной способности сети связи к её энергопотреблению. Более высокая энергоэффективность означает более высокие скорости передачи данных, большее число подключений или лучшее качество обслуживания при меньшем энергопотреблении. Энергоэффективность связана с другими показателями, такими как задержка, пропускная способность и плотность подключений. Оптимизация энергоэффективности не должна приводить к ухудшению качества пользовательского опыта (QoE – quality of experience). 6G необходимо справляться с крайне высокой плотностью подключений и сверхвысокими

скоростями передачи данных и при этом еще больше повышать энергоэффективность. Для этого 6G должно внедрять более интеллектуальное управление сетью и автоматизированное предоставление услуг, чтобы дополнительно оптимизировать энергопотребление и обеспечивать более экологичные и устойчивые услуги связи.

Пиковая спектральная эффективность (Peak Spectral Efficiency) – это максимальная скорость передачи данных, которую может достичь сеть связи на единицу спектральной полосы при оптимальных условиях, что отражает максимальную способность сети к передаче данных. Обычно измеряется в битах в секунду на герц (бит/с/Гц). Высокая спектральная эффективность позволяет ограниченными спектральными ресурсами поддерживать большее число пользователей и более высокую пропускную способность данных, снижая потери спектра и эксплуатационные расходы. Теоретическая пиковая спектральная эффективность для 5G в миллиметровом диапазоне может достигать 30 бит/с/Гц. 6G еще больше её улучшит, поскольку в терагерцовом диапазоне она ожидается на уровне 100 бит/с/Гц. При этом 6G будет использовать оптимизацию сети с применением ИИ и технологию RIS для еще более эффективного использования спектральных ресурсов.

Пропускная способность на единицу площади (Area Traffic Capacity) – это мера общего объема данных, который может быть передан сетью связи в заданной области, обычно выражаемая в виде трафика на единицу площади. Эта метрика помогает планировщикам сетей связи оценить максимальный трафик, который сеть может обработать в данной области, что позволяет им принимать решения о распределении ресурсов связи, развертывании базовых станций и планировании спектра. В условиях высокоплотной городской среды 5G нацелена на площадную пропускную способность в 10 Гбит/с/км², а 6G – до 1 Тбит/с/км² для голографической связи, автоматизированного вождения и большого числа устройств IoT.

1.4.3 Системная поддержка LDPC-кодов для 6G

Код LDPC обладает хорошей промышленной основой и может сочетаться с множеством технологий связи для повышения их применимости. Для удовлетворения высокопроизводительных потребностей связи для 6G будут использоваться новые передовые технологии, которые также имеют свои технические вызовы. LDPC-коды могут быть интегрированы с ключевыми технологиями 6G, чтобы преодолеть их недостатки для приложений 6G и обеспечить всестороннюю поддержку системы 6G. Технологии AI и машинного обучения играют не только важнейшую роль в оптимизации сетей 6G, но и являются ключевыми методами для оптимизации LDPC-кодов. По мере развития технологий 6G глубокая интеграция LDPC-кодов с ключевыми новыми технологиями 6G станет основным направлением их будущего применения.

Радиодоступ технологии системы связи 6G будет использовать диапазон терагерцовых частот [75]. Thz-лучи чувствительны к характеристикам среды и неизбежно подвергаются вблизи поверхности земли влиянию атмосферной турбулентности, ограничивающей дальность и скорость передачи данных и серьезно ухудшающей отношение сигнал шум (SNR – signal to noise ratio) и BER [76]. Как одни из самых эффективных для прямого исправления ошибок (FEC – forward error correction), LDPC-коды могут эффективно повышать производительность системы в аналогичных каналах [77, 78].

Шанхайский институт микросистем и информационных технологий разработал модель канала связи, основанную на характеристиках распространения Thz-волн в атмосфере, и внедрил в неё LDPC-коды [79]. Численное моделирование LDPC-кодов с алгоритмами декодирования с мягкими решениями, проведенное при различных атмосферных условиях, расстояниях передачи и скоростях передачи данных, выявило значительное отрицательное влияние атмосферной турбулентности на систему связи в Thz-диапазоне. Результаты показали, что LDPC-коды эффективно улучшают BER, расширяют дальность связи и увеличивают скорость передачи данных в Thz-системах связи, что делает их перспективным решением для смягчения проблем, связанных с

турбулентностью, в этих системах. THz-волны идеально подходят для сверхвысокоскоростной беспроводной связи в помещениях. Использование LDPC-кодов с длинными блоками кода и низкими кодовыми скоростями в беспроводной THz-связи может значительно повысить её производительность. Однако более длинные блоки кода и низкие кодовые скорости приводят к росту задержки и снижению скорости передачи информации, а также повышают сложность и ресурсы оборудования системы. В практических приложениях крайне важно выбирать подходящие LDPC-коды в зависимости от индивидуальных условий и требований системы THz-связи для оптимизации производительности. Индивидуальная настройка LDPC-кодов по потребностям системы может значительно повысить общую производительность THz-связи.

THz-связь требует использования массивного MIMO с большим числом антенных решеток для преодоления затухания сигнала и короткой дистанции связи. При таких условиях очень выражены межсимвольные помехи (ISI – intersymbol interference). LDPC-коды демонстрируют отличную работу в каналах с аддитивным белым гауссовым шумом, но в сценариях пространственного мультиплексирования с высоким уровнем ISI она может ухудшаться [80]. В [81] сравнены производительности LDPC-кодов и Turbo-кодов по уровню ошибок кадров (FER – frame error rate) в каналах с различными уровнями ISI. Исследование показывает, что LDPC-коды более предпочтительны, чем Turbo-коды, в большинстве каналов, подверженных ISI.

LDPC-коды могут улучшить качество THz-связи, снизить затухание, увеличить дальность связи и повысить BER. Сочетание LDPC-кодов и THz-связи, вероятно, станет важной частью связи 6G.

VLC, использующий оптическую связь в свободном пространстве (FSO – free space optical) как канал передачи, дает возможности для высокоскоростной передачи данных. Однако по сравнению с RF-связью, VLC обычно ограничен меньшими расстояниями передачи. Это связано с природой оптической связи, которая легко прерывается препятствиями и требует прямой видимости между передатчиком и приемником. VLC также подвержен воздействию

многолучевости и ISI, что снижает надежность связи, увеличивает число ошибок и может прерывать передачу данных [82]. Существует множество методов повышения эффективности передачи данных в системах VLC, одним из которых является коррекция ошибок. LDPC-коды контролируют ошибки в ненадежных или зашумленных каналах связи, тем самым улучшая работу всей системы связи [83].

Сравнение между неиспользующим кодирование вариантом и реализацией с QC-LDPC-кодами в системе VLC подчеркивает преимущества QC-LDPC-кодов [83]. Результаты моделирования показывают, что QC-LDPC-коды улучшают дальность связи VLC системы на 7% и повышают энергоэффективность на 27,5% по сравнению с системой VLC без кодирования, демонстрируя хорошую работу. Кроме того, рост числа итераций декодирования улучшает BER, хотя и увеличивает время декодирования [83]. Использование LDPC-кодов с низкими кодовыми скоростями также повышает кодовый выигрыш VLC системы [84], но со временем увеличение кодового выигрыша снижается.

Преимущество использования LDPC-кодов в любой системе связи заключается в низкой сложности их методов декодирования [85]. MS алгоритм, как практический подход к декодированию, предлагает более низкую вычислительную сложность по сравнению с BP алгоритмом. В [86] представлен усовершенствованный MS алгоритм, основанный на приближенных вычислениях логарифмического отношения правдоподобия, который снижает вычислительную сложность, увеличивает кодовый выигрыш и повышает надежность VLC системы.

Ожидается, что QT будут высоко интегрированы и внесут значительный вклад в беспроводные сети 6G, обеспечивая повышенную безопасность, конфиденциальность, рост скорости передачи данных и улучшение работы сети [87]. Квантовые вычисления используют принцип суперпозиции из квантовой механики для эффективного решения сложных задач оптимизации, которые трудно решаются классическими алгоритмами, и позволяют дополнительное

снижение вычислительной сложности [88, 89]. Квантовые алгоритмы дали улучшение декодирования LDPC-кодов [90, 91].

Квантовые алгоритмы могут решать дискретные комбинаторные задачи оптимизации, значительная часть которых может быть представлена в рамках единого фреймворка квадратичной безусловной бинарной оптимизации (QUBO – quadratic unconstrained binary optimization) [92]. Квантовый отжиг (QA – quantum annealing), использующий адиабатический принцип квантовой механики, является ценным методом для поиска конфигураций, соответствующих низкоэнергетическим состояниям в многомерных энергетических ландшафтах, и является одним из методов поиска решений формулы QUBO. QA может быть эффективно интегрирован с алгоритмами декодирования LDPC-кодов для роста их эффективности декодирования [90, 91].

В [90] предложен квантовый ВР (QBP – quantum BP) – проект декодера на основе QA, подходящий для использования с LDPC-кодами. Это новый восходящий LDPC-декодер, который пересматривает декодирование с контролем ошибок с новой точки зрения QA. QBP преобразует LDPC-декодирование в дискретную задачу оптимизации, интегрируя проект в QA-аппаратное обеспечение. Результаты моделирования показывают, что QBP достигает BER 10^{-8} за 20 мкс и FER 1500 байт на уровне 10^{-6} за 50 мкс при SNR=9 дБ в канале с гауссовым шумом. По сравнению с LDPC-декодерами ВР на программируемых пользователем вентильных матрицах (FPGA – field-programmable gate array), QBP достигает BER= 10^{-8} и FER= 10^{-8} при снижении SNR на 2,5–3,5 дБ, несмотря на то что классический декодер допускает много итераций. Используя весь потенциал QA-аппаратного обеспечения, QBP превосходит производительность передовых декодеров ВР.

RIS – это метаматериал, способный регулировать и контролировать беспроводные каналы, предоставляя дополнительные соединения для беспроводной системы связи. В сравнении с системами беспроводной связи с прямой связью и системами с релейной поддержкой, RIS-ассистированные системы могут достигать лучшего охвата [93]. Для выполнения показателей

будущей беспроводной системы связи 6G, RIS-ассистированная беспроводная система считается перспективным решением для повышения качества связи. Исследование её производительности с использованием LDPC-кодированного исходного сигнала особенно актуально.

В [94] разработана математическая модель для оценки производительности RIS-ассистированной беспроводной системы с LDPC-кодированным исходным сигналом. Эта модель устанавливает аналитические верхние и нижние границы BER для LDPC-кодированного исходного сигнала в RIS-ассистированной беспроводной системе, работающей в условиях каскадного замирания сигнала. Эти границы демонстрируют асимптотическую точность при росте SNR для различного числа RIS отражающих элементов. Эти аналитические выводы создают основу для разработки LDPC-кодов в RIS-ассистированных беспроводных системах. Развивая эту работу, [95] объединяет технологию RIS с релейной связью и создает RIS-ассистированную систему кодирования с релейной связью на основе LDPC-кодов. В этой системе как RIS, так и реле помогают источнику передавать информацию, а для роста производительности системы предложен эффективный алгоритм объединенного ID. Результаты моделирования показывают, что при достижении порогового числа RIS отражающих элементов предложенная система превосходит традиционную релейную. Кроме того, с ростом числа RIS элементов преимущества по производительности всё более заметны, а с ростом длины LDPC-кодов емкость канала предложенной системы при ограниченной длине кода постепенно приближается к идеальной.

Ожидается, что устройства IoT будут шире использоваться в системе связи 6G, и IoT-связь должна поддерживать массовые подключения для удовлетворения разнообразных услуг. Поэтому связь устройств IoT с массовыми подключениями, поддерживаемая технологией неортогонального множественного доступа (NOMA – non orthogonal multiple access), стала горячей темой исследований [96]. На стороне приемника технология NOMA с последовательным устранением помех (SIC – successive interference cancellation)

может повысить число одновременных подключений и сократить задержку связи за счет устранения помех и различия сигналов пользователей, тем самым эффективно увеличивая емкость сети. Однако алгоритмы SIC должны быть безупречны, чтобы избежать столкновений сигналов и обеспечить минимум ошибок. Канальное кодирование играет ключевую роль в беспроводной связи, обеспечивая эффективный контроль ошибок для надежной передачи данных, особенно в условиях помех или ухудшения канала.

NOMA обслуживает нескольких пользователей. Канальное кодирование для беспроводной связи обычно рассчитано на одного пользователя, и для NOMA-ассистированной массовой IoT-связи надо использовать более продвинутые многопользовательские коды для повышения производительности связи. Разработано множество практических многопользовательских кодов, включая LDPC-коды [97], комбинацию QC-LDPC и SC-LDPC-кодов [98] и др. Основная идея многопользовательских кодов для систем массового IoT заключается во введении дополнительных степеней свободы проектирования, таких как шаблоны повторений или объединение графов Таннера с различными параметрами, чтобы повысить устойчивость кодов к сложным каналам в условиях некоординированных многопользовательских сред. В [99] предложен генетический алгоритм для построения матрицы проверки на четность LDPC-кодов с короткими блоками кода, которые хорошо подходят для типичного малого пакета данных устройств массового IoT. В этом методе проектирования ребра в графе Таннера LDPC-кодов динамически вставляются или удаляются посредством запусков генетического алгоритма, что позволяет изменять структуру кода для повышения производительности в условиях IoT. Этот подход использует эволюционные методы для адаптации структуры LDPC-кода к требованиям многопользовательской системы. LDPC-коды обладают высокой степенью совместимости с NOMA, подходят для многопользовательской связи и могут повысить производительность алгоритмов SIC.

Энергоэффективность схем контроля ошибок имеет решающее значение из-за строгих энергетических ограничений в сетях связи с беспроводным

питанием (WPCN – wireless powered communication network). WPCN требуют простых схем контроля ошибок для удовлетворения требований низкой сложности передачи данных узлами. FEC является ключевой стратегией контроля ошибок в WPCN, поскольку она обеспечивает надежную связь при меньшем энергопотреблении по сравнению с системами без FEC. LDPC-коды, как форма FEC с превосходной способностью к коррекции ошибок, также демонстрируют отличную энергоэффективность в беспроводной связи, что делает их хорошо подходящими для использования в энергетически ограниченных WPCN. По сравнению с Turbo-кодами LDPC-коды достигают лучшего декодирования при меньших вычислительной сложности и энергопотреблении. Беспроводные сенсорные сети, использующие нерегулярные LDPC-коды, демонстрируют примерно на 45% большую энергоэффективность по сравнению с сетями, использующими коды Боуза-Чоудхури-Хоквингема (BCH – Bose-Chaudhuri-Hocquenghem). При этом сами BCH-коды примерно на 15% более энергоэффективны, чем лучшие Turbo-коды, что подчеркивает преимущества нерегулярных LDPC-кодов в условиях энергетических ограничений [100]. Кроме того, оптимизация кодера LDPC-кода также экономит энергию. Разработана эффективная схема QC-LDPC-кодера, избегающая инверсии матриц, что повышает эффективность кодирования. Он обеспечивает кодовый выигрыш 17,9% и 36% по среднему количеству передач при мощностях передачи минус 19,2 дБм и минус 25 дБм соответственно, демонстрируя значительные улучшения производительности при низком энергопотреблении [101]. В [102] представлен маломощный декодер для универсальных QC-LDPC-кодов на основе алгоритма послойного MS декодирования. Декодер использует встроенную энергонезависимую динамическую память с произвольным доступом, что обеспечивает как низкое энергопотребление, так и высокую пропускную способность данных. Таким образом, правильно спроектированные LDPC-коды экономят энергопотребление при передаче информации, снижают потребление энергии беспроводных устройств и обеспечивают функционирование WPCN.

Улучшение технологий AI для LDPC-кодов, в основном, сосредоточено на усовершенствовании алгоритмов декодирования LDPC-кодов. Среди различных методов машинного обучения основными технологиями, используемыми для оптимизации алгоритмов канального декодирования, являются нейронные сети и методы глубокого обучения. Оптимизация обобщенного MS алгоритма декодирования с линейной аппроксимацией для P-LDPC-кодов с QC-структурой осуществляется с помощью небольшой и неглубокой нейронной сети, построенной на основе матрицы проверок на четность P-LDPC-кодов [24]. Моделирование показывает, что декодер MS с линейной аппроксимацией и нейронной оптимизацией значительно превосходит алгоритмы NMS и OMS, а в некоторых областях с высоким SNR, даже превосходит метод BP. Кроме того, моделировался высокопроизводительный нейронный MS алгоритм декодирования с использованием глубокого обучения. Результаты показывают, что оптимизированный MS-декодер обеспечивает более быструю сходимость и до 1 дБ кодового выигрыша по сравнению с NMS-декодером и его вариантами и даже может превзойти метод BP для некоторых коротких LDPC-кодов [103].

Нейронные сети обычно улучшают производительность алгоритма декодирования путем добавления весов к значениям обновлений CN на каждой итерации декодирования LDPC-кодов, что улучшает исправление ошибок, но также увеличивает сложность декодирования [31]. Поэтому использована техника совместного использования весов для снижения сложности. Есть подход к оптимизации нейронного нормализованного алгоритма MS (NNMS – neural NMS) на основе глубинного обучения с учетом модели. Посредством совместного использования весов CN для каждой итерации NNMS можно значительно сократить объем вычислений, получая таким образом алгоритм совместного нейронного нормализованного MS (SNNMS – shared neural NMS) декодирования [31]. Результаты моделирования показывают, что SNNMS-декодер достигает кодового выигрыша 1,5 дБ по сравнению с традиционным LDPC-декодером при меньшем числе итераций. Кроме того, SNNMS-декодер превосходит NNMS-декодер по общей производительности. Использование AI-

технологий, действительно, улучшает работу алгоритмов декодирования LDPC-кодов, но неизбежно увеличивает вычислительную сложность. Следует сбалансировать производительность и вычислительную сложность и правильно и эффективно использовать AI-технологии для оптимизации LDPC-кодов.

В настоящее время подводная оптическая связь привлекает внимание как средство коммуникации для различных приложений. Благодаря высокой пропускной способности и скорости передачи данных между подводными узлами связи оптическая связь играет важную роль по сравнению с традиционными акустическими и радиочастотными средствами коммуникации. Недостаток акустических волн заключается в очень низких скоростях их распространения и передачи данных, в то время как радиоволны в воде преодолевают только несколько метров. Альтернативная оптическая среда связи страдает из-за сильной турбулентности и требует поддержания точного направления передачи, что является достаточно сложной задачей [104]. Поэтому для обеспечения надежности передачи данных применяются FEC-коды. В [105] исследована разновидность LDPC-кодов для уменьшения влияния затухания сигнала, вызванного подводной турбулентностью канала с обобщенным гамма-распределением. Моделировалась работа системы подводной беспроводной оптической связи с кодами LDPC [106]. Показано, что LDPC-коды могут в определенной степени её улучшить. Однако следует отметить, что они эффективны только при низком коэффициенте сцинтилляции, а при превышении его определенного порога ситуация улучшается незначительно.

Гибридная подводная беспроводная связь может быть потенциальным решением для повышения эффективности системы и QoS. Существует несколько исследовательских работ по смешанным и несмешанным гибридным системам связи, таким как RF-VLC [107, 108], система с одним входом и несколькими выходами на основе VLC [109] и двухступенчатые гибридные каналы связи на основе FSO и VLC [104]. Кроме того, в [110] предложен подход, использующий каскадное кодирование Рида-Соломона и LDPC для связи по линии «вода–тире

воздух» с использованием VLC. При этом экспериментально изучена работа кодов в условиях волнистой поверхности воды.

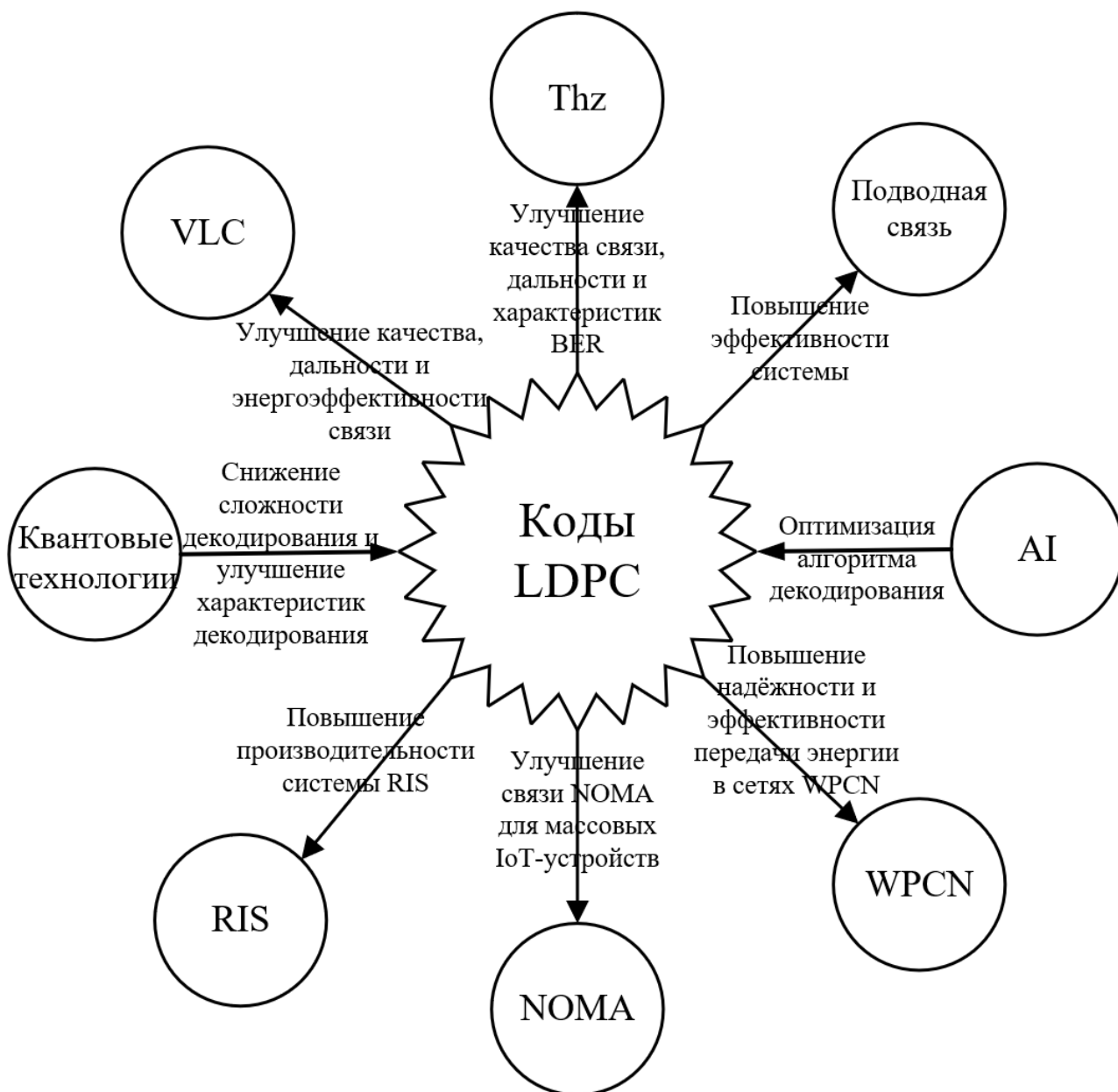


Рисунок 1.11 – Улучшения LDPC-кодов для ключевых технологий 6G и улучшения LDPC-кодов с помощью QT и AI

Как код FEC с отличной производительностью, LDPC-коды могут быть объединены со многими технологиями, связанными с 6G, чтобы повысить удобство использования этих технологий и компенсировать их недостатки при развертывании 6G. Например, LDPC-коды могут уменьшить влияние затухания на терагерцовых частотах, увеличить дальность связи VLC, повысить энергоэффективность RIS и поддерживать NOMA-ассистированную массовую IoT-связь. LDPC-коды также являются идеальными кодами коррекции ошибок

для WPCN в системе связи 6G. AI может оптимизировать фактическую структуру, кодирование и декодирование LDPC-кодов и является эффективным инструментом для их совершенствования. LDPC-коды могут поддерживать различные новые технологии связи, как показано на рисунке 1.11. AI и QT не только значительно улучшают интеллектуальные сети и безопасную связь системы 6G, но и значительно повышают производительность алгоритмов декодирования LDPC-кодов. Подводную связь, которая имеет очень широкие перспективы применения в будущем, LDPC-коды также могут улучшить.

1.4.4 Применение LDPC-кодов для 6G

LDPC-коды могут быть адаптированы к различным сценариям связи путем оптимизации конструкции матрицы проверок благодаря своей структурной гибкости, поэтому они могут продолжать развиваться для 6G для адаптации к новым требованиям связи. В практических приложениях крайне важно согласовывать выбор и проектирование LDPC-кодов с конкретными требованиями к производительности в различных сценариях 6G. Кроме того, необходимо достичь баланса между эффективностью декодирования и сложностью аппаратной реализации. В настоящее время три ключевых варианта LDPC-кодов (QC-LDPC, P-LDPC и SC-LDPC) вызывают – большой интерес для 6G. Результаты исследований этих кодов приведены в таблице 1.2.

Таблица 1.2 – Сводка исследований по актуальным LDPC-кодам для 6G

Док уме	QC-	P-	SC-	Направление оптимизации	Ключевые факторы
[153]	×	×	✓	Высокая пропускная способность данных. Энергоэффективность. Эффективность по площади. Низкая задержка.	Декодер на основе FPWD. Сравнение FPWD и RLPD. Моделирование и сравнение. Производительность в 22 нм FD-SOI. Пропускная способность 336 Гбит/с.
[15]	×	×	✓	Кодовый выигрыш.	Методика кодирования со «свободной ездой». Надежная передача дополнительных бит. Три конструкции SC-LDPC. Эффективное двухступенчатое декодирование, без потери скорости.

[158]	✗	✗	✓	Кодовый выигрыш. Коррекция ошибок.	Методика построения на основе алгоритма PEG. Максимизация длины локального кольца в графе Таннера. Лучшая производительность, чем у 5G-NR-LDPC.
[160]	✗	✗	✓	Кодовый выигрыш. Быстрая сходимость. Высокая надежность. Низкая задержка.	SC P-LDPC-кодированный HM-BICM-ID. Структурные созвездия квадранта. Анализ производительности. Алгоритм передачи внешнего сообщения на основе мультипотока. Поддержка IoT связи 6G.
[150]	✓	✗	✗	Высокая пропускная способность данных. Энергоэффективность. Эффективность по площади. Гибкость. Быстрая сходимость декодирования.	Многоядерная архитектура с полностью строчно-параллельным слоистым декодером с кадровой последовательностью. Моделирование и сравнение. Производительность в 16 нм FinFET. Пропускная способность 860 Гбит/с для среднего кода.
[154]	✓	✗	✗	Снижение числа итераций. Снижение вычислительной сложности. Улучшение BER.	Комбинированный полуслепой алгоритм. Подавление собственных помех. Оценка канала распространения. Поддержка IoT связи 6G.
[155]	✓	✗	✗	Гибкая аппаратная структура. Высокая пропускная способность. Коррекция ошибок.	Оптимизированное слоистое декодирование QC-LDPC. JSCC система на базе QC-LDPC. Решение для семантической связи 6G. Направления будущего развития.
[156]	✗	✓	✗	Высокая скорость. Низкая сложность. Низкая задержка.	Новый метод построения высокоскоростных P-LDPC. P-LDPC-кодированная система IM-BICM-ID. Моделирование и сравнение. Решение для сетей мобильной связи 6G с массовым хранением данных.
[157]	✗	✓	✗	Высокая пропускная способность. Совместимость по скорости. Коррекция ошибок.	Модифицированный алгоритм PEXIT. Моделирование и сравнение. Решение для системы 6G MIMO-VLC.

QC-LDPC-коды обладают такими преимуществами, как легкость хранения и адресации, простота оптимизации, низкая сложность описания, кодирования и

декодирования благодаря особому методу построения, что повышает производительность и эффективность. Благодаря этим преимуществам QC-LDPC-коды широко применяются в промышленности. В Release-15, опубликованных 3GPP, LDPC-коды предложены в качестве схемы кодирования для канала данных eMBB в 5G [9]. В то же время QC-LDPC-коды обладают потенциалом применения в сценариях с короткими блоками кода и высокой пропускной способностью для 6G, как описано в разделе 1.1: декодер QC-LDPC-кодов на базе многопроцессорной архитектуры может достигать пропускной способности 860 Гбит/с при длине кода 1к и кодовом коэффициенте 5/6 [150]. QC-LDPC-коды могут быть объединены с полуслепым алгоритмом для сокращения числа итераций и вычислительной сложности, что делает их перспективными для связи IoT для 6G [154]. Развертывание систем совместного кодирования источника и канала (JSCC – joint source channel coding) может быть улучшено за счет использования квазициркулярной природы QC-LDPC-кодов, которые обеспечивают высокую пропускную способность и отличную BER [155]. JSCC-код на основе QC-LDPC является привлекательным выбором для семантической связи 6G, ориентированной на задачи.

Передача внешней информации в протографах (PEXIT – protograph extrinsic information transfer) учитывает соединения ребер и оценивает эффективность декодирования P-LDPC-кодов путем анализа обмена внешней информацией между VN и CN, что облегчает анализ и проектирование P-LDPC-кодов [161]. Оптимизируя алгоритм PEXIT, можно разрабатывать P-LDPC-коды для различных сценариев, расширяя область их применения. Серия высокоскоростных P-LDPC-кодов построена на основе усовершенствованного алгоритма PEXIT, который достигает отличной производительности декодирования в новой системе (IM-BICM-ID – irregularly mapped bit interleaved coded modulation with iterative decoding). Эта система удовлетворяет требованиям сетей 6G к высокой скорости доступа и высокой надежности, давая ключевые преимущества: большой объем памяти, высокая скорость чтения/записи, низкое энергопотребление и повышенная надежность. Эти особенности делают ее

отличным выбором для поддержки приложений сетей 6G в автомобилях [156]. Кроме того, усовершенствованный алгоритм PEXIT может быть применён для разработки серии P-LDPC-кодов, согласованных по скорости, с низкими порогами декодирования и высокой производительностью, подходящей для приложений 6G MIMO-VLC с большой пропускной способностью [157].

Режим соединения SC-LDPC-кода позволяет эффективнее передавать информацию в процессе ID, повышает скорость сходимости и производительность, а также делает так, что каждый блок кода зависит не только от своих собственных узлов, но и использует информацию соседних блоков, тем самым лучше исправляются ошибки. SC-LDPC-код, построенный с использованием алгоритма PEG с увеличенной длиной локального кольца в графе Таннера, даёт лучшую производительность декодирования по сравнению с 5G-NR-LDPC-кодом [158]. Кроме того, SC-LDPC-коды, построенные с помощью подхода свободной передачи, могут передавать дополнительные биты без потери скорости, что увеличивает кодовый выигрыш [15].

SC-LDPC-код может быть сгенерирован путем объединения серии меньших LDPC-кодов. Аналогично, декодеры SC-LDPC могут быть разработаны путем межсоединения множества декодеров LDPC с меньшими блоками. Эти взаимосвязанные декодеры работают совместно, используя структурированные свойства SC-LDPC-кодов для достижения эффективного декодирования с улучшенной производительностью [159]. Характеристики SC-LDPC-кодов и их преимущества при декодировании длинных блоков обсуждались в разделе 1.1. SC-LDPC-коды могут быть объединены с P-LDPC-кодами, что приводит к созданию SC P-LDPC-кодов, которые не только наследуют преимущества низкой сложности декодирования P-LDPC-кодов, но и обладают сверточными свойствами для улучшения производительности декодирования [160]. SC P-LDPC-кодированная система с иерархической модуляцией (HM – hierarchical modulation) BICM-ID демонстрирует отличную скорость сходимости и кодовый выигрыш, может рассматриваться в качестве потенциальной альтернативной технологии для IoT-связи для 6G.

1.5 Цель и задачи работы

Несмотря на активные исследования по теме диссертации, ряд задач не решен. Так, LDPC- и полярные коды являются наиболее перспективными канальными кодами для 6G, однако в настоящее время нет работ, содержащих подробный анализ состояния их разработки и сравнение для 6G. Кроме того, алгоритм MS, являясь одним из ключевых алгоритмов декодирования LDPC-кодов, все еще отстает по производительности от алгоритма BP, что и служит основным стимулом для его оптимизации. Хотя существующие методы оптимизации позволяют достичь ограниченного улучшения производительности, превзойти BP им не удастся. В этой связи, оптимизация формулы обновления CN алгоритма MS на основе математического анализа, а также внедрение технологий AI для улучшения процесса декодирования стали двумя ключевыми направлениями исследований по повышению производительности MS. Наконец, связь БПЛА является важнейшим компонентом интеллектуальных систем связи в сетях 5G и 6G. БПЛА работают в динамичной и быстро меняющейся воздушной среде, поэтому разработка схем канального кодирования, обеспечивающих баланс между эффективностью декодирования и сложностью, имеет большое практическое значение.

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.

2. LDPC- И ПОЛЯРНЫЕ КОДЫ ДЛЯ 6G: СРАВНЕНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ

Здесь представлено всестороннее сравнение LDPC-кодов и полярных кодов, двух наиболее перспективных кандидатов в качестве канальных кодов для 6G [111]. Проанализированы 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, разработанные для устранения разрыва в производительности в различных сценариях 6G.

2.1 Основа полярных кодов

Строго доказано, что полярные коды достигают пропускной способности канала и способны достичь производительности, близкой к пределу Шеннона. Основная структура полярных кодов обрабатывается через процесс поляризации канала [112], включающий слияние и разложение каналов. Когда число объединённых каналов стремится к бесконечности, возникает явление поляризации: одна часть каналов стремится к каналу без шума, а другая – к полностью зашумлённому. Скорость передачи данных канала без шума достигает пропускной способности канала, а полностью зашумлённого – стремится к 0. Канал без шума используется для передачи полезной информации пользователя, а полностью зашумлённого канал передаёт согласованную информацию или не передаёт информацию вовсе. Рисунок 2.1 иллюстрирует поляризацию канала для полярных кодов.

В силу присущих свойств поляризации канала и рекурсивной конструкции порождающей матрицы длина кода N в полярных кодах должна иметь вид 2^n . Вследствие этого полярные коды обладают меньшей гибкостью по длине, чем LDPC-коды. На практике могут использоваться методы укорочения или прореживания (shortening/puncturing) для адаптации полярных кодов к длинам,

отличным от 2^n , однако это, как правило, приводит к ухудшению характеристик. В сценариях связи с короткими блоками кода, благодаря специфически оптимизированным алгоритмам декодирования, полярные коды могут обеспечивать быстрое декодирование при низкой сложности и достигать лучшей производительности декодирования [113, 114]. Таким образом, полярные коды могут применяться в сценариях сверхнизкой задержки связи 6G, особенно при передаче коротких блоков кода, например, в системах связи транспортного средства со всем (V2X – vehicle-to-everything) в интеллектуальной транспортной системе и IoT, требующих сверхбыстрой обратной связи.

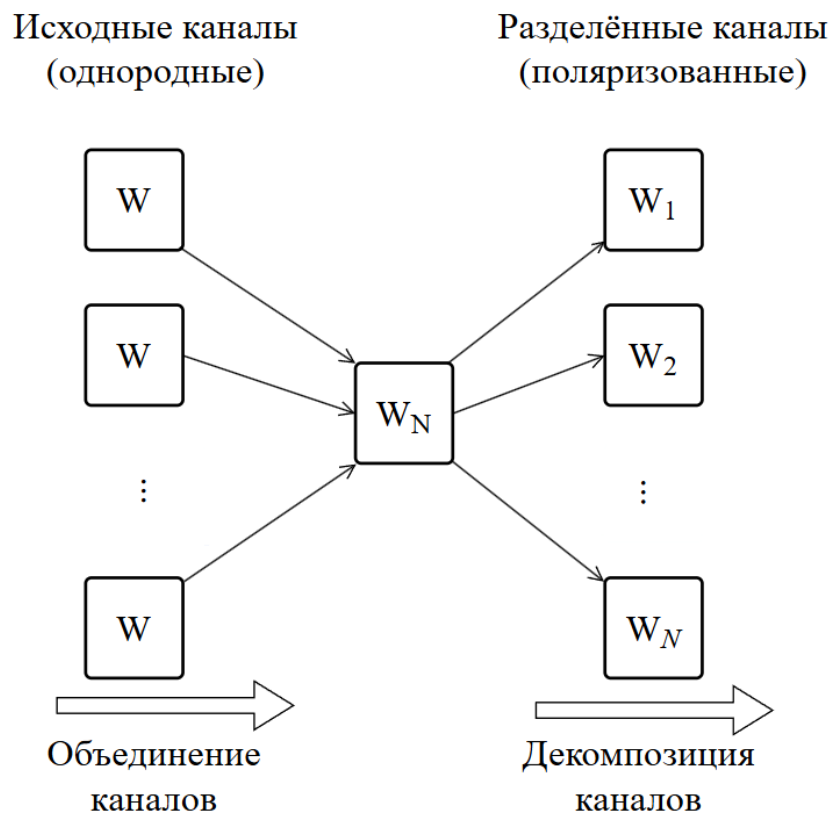


Рисунок 2.1 – Процесс поляризации канала для полярные кодов [112]

Поскольку поляризация канала по своей природе является последовательным процессом, наиболее естественным и эффективным выбором алгоритма декодирования становится алгоритм последовательной отмены (SC – successive cancellation) [112], который может быть абстрактно представлен в виде обхода бинарного дерева. На рисунке 2.2 показано дерево декодирования для полярного кода ($N=32$, $K=16$). Оно содержит $1+\log_2 N$ уровней (включая корневой

уровень), и на каждом уровне i располагаются 2^i узлов. Информационные и замороженные биты обозначены соответственно чёрными и белыми кругами. Для каждого внутреннего узла дерева, если оба его потомка имеют одинаковый цвет, узел помечается этим цветом; в противном случае он помечается серым. Алгоритм SC использует информацию из уже декодированных битов для помощи в принятии решений по последующим битам. Он прост в реализации и хорошо подходит для сценариев с низким энергопотреблением. Однако его главным недостатком является распространение ошибок в коротких кодовых блоках. Из-за недостаточной поляризации коротких кодовых блоков разрыв в надёжности между каналами невелик, что затрудняет эффективное различение «хороших» и «плохих» каналов в SC-декодере. Как только возникает ошибка, она имеет тенденцию распространяться вдоль пути декодирования, что приводит к дальнейшим сбоям декодирования.

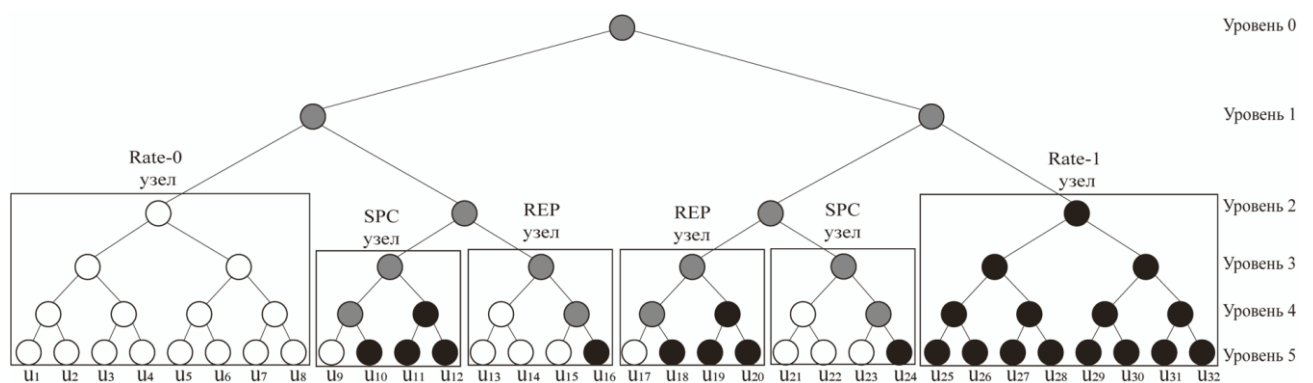


Рисунок 2.2 – Дерево декодирования полярного кода ($N=32$, $K=16$)

Для преодоления ограничений производительности базового алгоритма SC на коротких кодовых блоках предложены алгоритмы последовательной отмены со списком (SCL – successive cancellation list) и последовательной отмены со списком с использованием проверки циклического избыточного кода (CA-SCL – cyclic redundancy check-aided successive cancellation list) [114, 152]. Алгоритм SCL поддерживает список возможных путей декодирования (с размером списка L) и расширяет до L путей для каждого информационного бита, тем самым уменьшая влияние ошибок на любом отдельном пути декодирования. На заключительном этапе в качестве результата выбирается наиболее вероятный путь, что существенно повышает эффективность исправления ошибок [152]. Алгоритм

CA-SCL дополнительно интегрирует проверочные биты CRC (CRC – cyclic redundancy check) на этапе кодирования, а при декодировании отдаёт приоритет тем путям, которые проходят проверку CRC. В финальном выборе учитываются только пути, прошедшие проверку CRC, что дополнительно повышает точность декодирования [114]. В системе 5G NR (5G NR – 5th generation new radio), чтобы удовлетворить требования и высокой надёжности, и малой длины кода для управляющих каналов, управление, закодированное полярными кодами, декодируется с использованием алгоритма CA-SCL [115].

Как две наиболее перспективные мейнстримные технологии канального кодирования для 6G, LDPC-коды и полярные коды достигли существенных успехов в своих областях. Далее рассматривается и анализируется процесс их развития для 6G по 4 направлениям: пропускная способность данных, корректирующая способность, вычислительная сложность декодирования и аппаратная реализация, а также гибкость и адаптивное кодирование.

2.2 Сравнение пропускной способности

Достижение пропускной способности уровня Тбит/с неизбежно требует масштабных параллельных вычислений [116]. Однако вследствие рекурсивной структуры поляризации канала полярные коды обладают внутренними последовательными зависимостями. Несмотря на то, что алгоритмы SCL и CA-SCL допускают частичный параллелизм при расширении путей и выполнении проверки CRC, основной процесс декодирования, по-прежнему, требует последовательного выполнения, что ограничивает возможности параллельного декодирования полярных кодов. Недавно предложены высокоскоростные проекты декодеров полярных кодов, основанные на параллельной архитектуре, включая конвейерные структуры, частично параллельное декодирование и усовершенствованные SC [117–119]. Эти методы позволяют достичь более высокой пропускной способности и снизить сложность аппаратной реализации. Сегодня быстрые полярные коды достигли пропускной способности 1229 Гбит/с, что соответствует требованиям 6G [151]. Эффективность декодирования

повышена за счёт оптимизации всей архитектуры дерева декодирования и аппаратного дизайна.

Алгоритм декодирования быстрых полярных кодов базируется на структуре простого списка последовательной отмены SSCL (SSCL – simple successive cancellation list) [151, 119]. Алгоритм декодирования SSCL ускоряет традиционное SCL-декодирование за счёт выделения 4 типов специальных узлов: Rate-0, Rate-1, REP и SPC. Узел Rate-0 состоит полностью из замороженных битов, которые обычно фиксируются в ноль, тогда как узел Rate-1 содержит только информационные биты. Узел REP включает все замороженные биты, кроме последнего, являющегося информационным, в то время как узел SPC содержит только первый замороженный бит, а остальные служат информационными [151]. Рисунок 2.3 иллюстрирует дерево декодирования полярного кода ($N=32$, $K=16$), которое содержит 4 типа специальных узлов. Они повышают эффективность декодирования за счёт сокращения рекурсивных обходов, минимизации расширений путей и обеспечения параллельных вычислений.

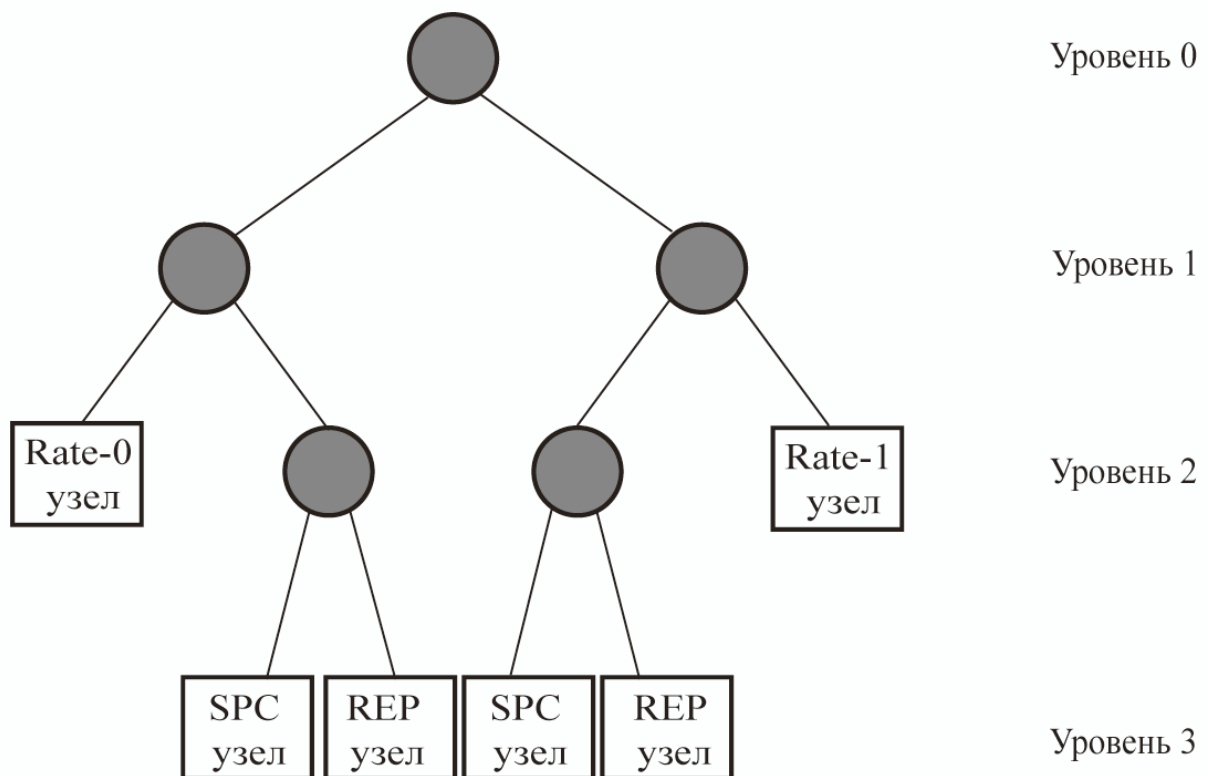


Рисунок 2.3 – Упрощенное дерево декодирования полярного кода ($N=32$, $K=16$)

Алгоритм быстрой SC дополнительно расширяет этот набор ещё 4 типами специальных узлов (поддеревьев): с двойной проверкой на чётность (SPC-2), с двойным повтором (REP-2), с повторной проверкой на чётность (RPC) и со вложенной проверкой на чётность (NPC) [151]. Для узлов со средней кодовой скоростью, которые не содержат ни одного из 8 специальных типов, вводятся два расширенных кода BCH, заменяющих исходный внешний полярный код. Использование больших кодов BCH с улучшенным минимальным кодовым расстоянием позволяет повысить корректирующую способность, одновременно уменьшая задержку декодирования. Благодаря перераспределению кодовой скорости во всём полярном коде все узлы, достигшие определённого размера, могут быть преобразованы в один из 8 типов специальных узлов либо заменены BCH-кодами, что максимально раскрывает потенциал быстрого декодирования. Структура дерева декодирования быстрых SC схематично показана на рисунке 2.4. Такой подход существенно упрощает структуру дерева декодирования, значительно сокращает глубину обхода, эффективно избегает неэффективных накладных затрат на обработку путей, характерных для традиционных SCL-декодеров, и тем самым существенно увеличивает скорость декодирования, закладывая основу для высокопараллельных архитектур декодирования.

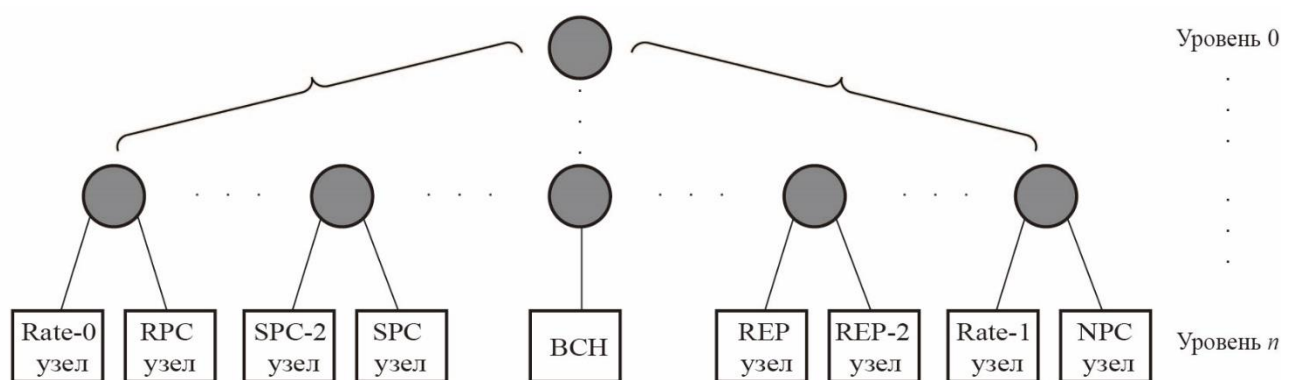


Рисунок 2.4 – Дерево декодирования быстрой SC
с 8 типами специальных узлов и BCH-кодами

В аппаратной реализации быстрые полярные декодеры обычно используют полностью развернутую конвейерную архитектуру, совмещённую с множеством специализированных вычислительных элементов, что позволяет одновременно

увеличить уровень параллельности декодирования и эффективность использования аппаратных ресурсов, тем самым поддерживая требования к сверхвысокоскоростной связи уровня Тбит/с [151]. Развёрнутый декодер быстрых полярных кодов, реализованный на FPGA с техпроцессом 16 нм, поддерживает длину кода $N=1024$ и кодовую скорость $R=0,875$. При площади кристалла всего $0,3 \text{ мм}^2$ он обеспечивает впечатляющую пропускную способность 1229 Гбит/с, достигая рекордной эффективности по площади 4096 Гбит/с/мм².

В отличие от полярных кодов, LDPC-коды благодаря разреженной структуре матрицы проверок на чётность и особенностям алгоритмов передачи сообщений обеспечивают эффективное параллельное декодирование за счёт одновременной обработки множества узлов в графе Таннера [1, 120, 150]. В практических приложениях высокий уровень параллелизма LDPC-кодов может приводить к тому, что несколько вычислительных блоков одновременно обращаются к одним и тем же узлам, что вызывает конфликты при доступе к данным и перегрузку маршрутизации, в конечном счёте ухудшая характеристики декодирования [120]. Проблема перегрузки маршрутизации в высокопроизводительных LDPC-декодерах, по сути, связана с конкуренцией за аппаратные ресурсы, вызванной параллельным режимом вычислений. Оптимизация алгоритмов декодирования и аппаратных архитектур позволяет смягчить данные ограничения, максимально увеличив эффективность использования аппаратуры. Алгоритмы послойного декодирования по строкам и столбцам группируют проверочные или переменные узлы в слои, обрабатывая по одному слою за итерацию. После обновления каждого слоя соответствующие узлы немедленно обновляются и используются для следующего слоя, что повышает эффективность и скорость сходимости итеративного процесса. Такой метод декодирования уже не является полностью параллельным, а лишь частично параллельным, однако он всё равно существенно повышает пропускную способность и одновременно снижает проблемы, связанные с перегрузкой маршрутизации [120, 150].

Сегодня наивысшая пропускная способность LDPC-декодера достигается с использованием полностью построчного послойного алгоритма декодирования, дополненного чередованием кадров и многопроцессорной архитектурой, что даёт 860 Гбит/с [150]. Весь процесс декодирования выполняется всего в трёхступенчатом конвейере: чередование кадров обеспечивает возможность параллельной обработки данных различных кадров внутри конвейера, повышая параллелизм и эффективность использования аппаратных ресурсов при сохранении простоты архитектуры. Указанный декодер реализован на основе 8-ядерной параллельной архитектуры с применением технологии специализированных интегральных схем (ASIC – application-specific integrated circuit) 16 нм и обеспечивает пропускную способность 860 Гбит/с для LDPC-кода (1032, 860). Площадь кристалла составляет 1,48 мм², что соответствует эффективности 581,1 Гбит/с/мм². При этом декодер сохраняет гибкость по скорости кода, числу итераций, механизму ранней остановки и подходит для LDPC-кодов средней длины (1–2 кбит). Современные решения с наивысшей пропускной способностью для полярных и LDPC-кодов представлены в таблице 2.1.

Пропускная способность полярных кодов значительно выше, что в первую очередь связано с использованием полностью развёрнутой конвейерной архитектуры. Однако лидерство по показателю пропускной способности не означает всеобъемлющего превосходства: достигается оно за счёт чрезвычайно высоких затрат аппаратных ресурсов. Декодер быстрых полярных кодов полностью разворачивает всё дерево декодирования полярного кода, назначая выделенный вычислительный блок каждому узлу для обеспечения максимального параллелизма. При увеличении длины кода число требуемых логических элементов растёт экспоненциально, что серьёзно ограничивает практическое применение. На практике полярные коды могут быть реализованы только для ограниченной длины – более длинные коды (например, ≥ 10000 бит) становятся неприемлемыми. Такой подход является высокоспециализированным и поддерживает только фиксированные длины и скорости кодов.

Таблица 2.1 – Сравнение декодеров
с самой высокой пропускной способностью для LDPC- и полярных кодов

	Полярные коды	LDPC-коды
Пропускная способность (Гбит/с)	1229	860
Алгоритм	Быстрый полярные кодов	Послойный
Архитектура декодирования	Полностью развёрнутая. Конвейерная. Специализированные вычислительные элементы.	Многоядерная. Полностью построчная параллельная. Чередование кадров.
Длина кода	1024	1032
Кодовая скорость	7/8	5/6
Технология	16 нм FPGA	16 нм ASIC
Частота (МГц)	1200	1000
Площадь кристалла (мм ²)	0,30	1,48
Эффективность по площади (Гбит/с/мм ²)	4096	581,1
Энергоэффективность (пДж/бит)	0,63	3,24
Поддерживаемые длины кодов	Фиксированные	(1–2 к)
Поддерживаемые скорости кодов	Фиксированные	Гибкая кодовая скорость

Любые изменения стандартов связи или требований приложения требуют полной переработки аппаратуры, что делает массовое производство затруднительным. В реальных системах связи канальное кодирование должно динамически адаптироваться к различным сценариям, и отсутствие гибкости здесь является существенным недостатком. В противоположность этому решения для декодирования LDPC-кодов достигают более сбалансированного сочетания высокой пропускной способности и гибкости. Хотя многоядерная архитектура позволяет повысить производительность, она также влечёт значительное потребление аппаратных ресурсов, что может ограничить применение в условиях дефицита ресурсов. В итоге, если приоритетом являются экстремальная пропускная способность и энергоэффективность при наличии достаточных ресурсов, полностью развёрнутое решение для полярных кодов

можно считать удачным выбором. Однако если на первый план выходят практичность, гибкость и масштабируемость, то многоядерная архитектура LDPC-декодеров является более рациональным и прикладным вариантом.

2.3 Сравнение эффективности исправления ошибок

Корректирующая способность как LDPC-кодов, так и полярных кодов существенно возрастает с увеличением длины кода, однако механизмы оптимизации у них различаются. LDPC-коды выигрывают за счёт большей структурной гибкости матрицы проверок на чётность, что позволяет конструировать разреженные матрицы с большим минимальным размером цикла (girth), эффективно уменьшающим вероятность возникновения ошибочного плато (error floor) [121]. В отличие от этого, полярные коды опираются на эффект поляризации канала: при увеличении длины кода N доля надёжных подканалов K/N стремится к ёмкости канала C , что теоретически обеспечивает характеристики, близкие к пределу Шеннона [112]. При малых длинах LDPC-коды страдают от повышенного ошибочного плато из-за ограниченной разреженности и малых циклов, тогда как полярные коды демонстрируют снижение корректирующей способности из-за неполной поляризации канала и большего числа ненадёжных подканалов. Помимо длины кода и структуры, на корректирующую способность значительно влияет выбор алгоритма декодирования: как правило, более продвинутые и сложные алгоритмы обеспечивают лучшие характеристики [122, 123].

В системе 6G корректирующая способность LDPC- и полярных кодов продолжает совершенствоваться для удовлетворения требований к сверхмасштабной передаче данных и сверхвысокой надёжности, и постоянно оптимизируется под их целевые сценарии применения.

Для LDPC-кодов:

- Для улучшения проектирования базовой матрицы предложен графотеоретический метод на основе раскраски рёбер. При построении кода анализируются свойства раскраски рёбер VN-графа, чтобы выявить

специфические структуры 6 и 8 циклов, которых следует избегать в показательной матрице. Эффективное устранение 8 циклов повышает корректирующую способность и существенно снижает ошибочное плато [121].

- Для повышения эффективности послонных алгоритмов декодирования анализ профиля ловушечных множеств (trapping sets) и оптимизация порядка обновления слоёв позволяют снизить ошибочное плато LDPC-декодеров и увеличить корректирующую способность [122].

- Для улучшения характеристик при коротких кодах предложены обобщённые LDPC-коды (GLDPC – generalized LDPC), где часть узлов с проверкой на чётность заменена более мощными ограничительными узлами (например, BCH). В сочетании с оптимизированными алгоритмами декодирования этот подход повышает корректирующую способность и эффективность декодирования на коротких блоках, превосходя полярные коды и схемы CA-SCL [124].

Для полярных кодов:

- Для повышения характеристик при малой длине предложены полярные коды с добавленной проверкой на чётность (PCC-Polar – parity-check-concatenated Polar codes). Введение внешних проверочных кодов и использование их гибкой структуры с распределённым расположением помогают SCL-декодеру эффективно выявлять и отсекалть ошибочные пути [125], повышая корректирующую способность в сценариях коротких кодов и низкой кодовой скорости.

- В области усовершенствования декодеров предложены методы, использующие возможности CRC для повышения корректирующей способности полярных кодов. Табличный сегментированный CA-SCL-декодер с исправлением ошибок вводит сегментированные проверки CRC и заранее построенные таблицы ошибок, что позволяет эффективно выявлять и исправлять локальные ошибки, улучшая общую производительность декодирования.

- Сегментированный CA-SCL-декодер на основе глубокого обучения (DL – deep learning) использует модели DL для автоматического выявления сложных

паттернов ошибок и комбинирует их с сегментированным CRC для динамической коррекции путей и ошибок, что повышает точность, надёжность и адаптивность декодирования [123].

В целом, направление развития LDPC-кодов для 6G сосредоточено на обеспечении высокой корректирующей способности как для длинных, так и для коротких кодов за счёт увеличения минимального размера цикла, устранения влияния ловушечных множеств и оптимизации структур коротких кодов. Полярные коды, благодаря усовершенствованию структуры и декодеров, усилили преимущества при коротких кодах, демонстрируя конкурентоспособность в задачах передачи управляющих сигналов и малых пакетов данных с высокой надёжностью.

2.4 Сравнение сложности декодирования и аппаратной реализации

LDPC-коды используют основанные на передаче сообщений итеративные алгоритмы декодирования, такие как алгоритм BP, алгоритм MS и их усовершенствованные модификации [126, 127]. Основная идея передачи сообщений заключается в последовательном уточнении оценки кодового слова за счёт обмена информацией между переменными узлами VN и проверочными узлами CN. Типичная вычислительная сложность декодирования LDPC-кодов составляет $O(NdcI)$, где N – длина кода, dc – степень проверочного узла, I – число итераций. Это выражение отражает асимптотический рост сложности, однако, поскольку вычислительная нагрузка для одного обновления сообщения различается для разных алгоритмов, реальная сложность должна умножаться на соответствующий коэффициент.

В полярных кодах алгоритм SC обрабатывает каждый бит, выполняя обход дерева глубиной $\log N$, что приводит к общей сложности $O(N \log N)$ для N бит [112]. Алгоритм SCL расширяет SC за счёт поддержания L декодирующих путей. Дополнительная сложность SCL возникает из-за расширения путей, вычисления метрик и операции отсечения, увеличивая общую сложность до $O(LN \log N + LN \log L)$ [152]. Алгоритм CA-SCL (CA-SCL – cyclic redundancy check-aided successive cancellation list) дополняет SCL проверкой CRC. Для каждого из

L кандидатов выполняется CRC-проверка со сложностью $O(m)$ (где m – длина CRC). Таким образом, стадия CRC добавляет $O(Lm)$ к общей сложности, что в сумме даёт $O(L\log N + L\log L + Lm)$ [114, 152]. В целом, более сложные алгоритмы декодирования демонстрируют более высокую вычислительную сложность и лучшие характеристики, однако при этом необходимо учитывать не только теоретическую производительность, но и практическую реализуемость на аппаратном уровне.

В практических приложениях LDPC- и полярные коды сталкиваются с разными вызовами в аппаратной реализации. Декодирование LDPC в значительной степени опирается на параллельные и итеративные вычисления, что генерирует большой объём промежуточных данных, часто приводя к перегрузке маршрутизации и существенно повышая требования к ресурсам памяти [153, 146]. В отличие от этого, полярные коды используют SCL и его усовершенствованные модификации, которые требуют одновременного отслеживания множества путей декодирования. Каждый путь должен независимо хранить свои промежуточные состояния, что создаёт серьёзные проблемы в управлении памятью при большом числе путей, сортировке путей и параллелизации в рамках рекурсивной структуры декодирования [128, 129, 152].

Для LDPC-кодов:

- Снизить сложность маршрутизации можно за счёт оптимизации межсоединений между узлами.
- Использование послойного декодирования и фазовых механизмов обновления позволяет эффективно уменьшить конкуренцию за вычислительные ресурсы и снизить нагрузку на маршруты [120, 150, 153].
- Введение многоуровневых архитектур хранения и интеллектуальных механизмов планирования данных обеспечивает локальную обработку большинства потоков, существенно сокращая межмодульные передачи и использование маршрутизируемых ресурсов, избегая избыточных доступов к данным, вычислений и операций записи/чтения [130]. Эти приёмы позволяют существенно снизить потребление аппаратных ресурсов при сохранении

высокой пропускной способности, что делает LDPC особенно подходящими для систем 6G, где критически важны энергоэффективность и высокая скорость передачи данных.

Для полярных кодов:

- Алгоритмы SCL и их модификации могут динамически устранять избыточные пути с помощью методов объединения и отсечения, сокращая число путей, подлежащих хранению и обработке [128, 129].

- Использование параллельной обработки на уровне узлов, развёрнутых аппаратных реализаций рекурсивных структур и конвейерной оптимизации позволяет увеличить пропускную способность и повысить эффективность использования аппаратных ресурсов при сохранении требуемых характеристик декодирования [118, 151].

Основные практические проблемы LDPC- и полярных кодов, а также соответствующие решения в части алгоритмов декодирования и оптимизации аппаратуры, сведены в таблицу 2.2.

Таблица 2.2 – Основные проблемы применения LDPC- и полярных кодов и их решения в алгоритмах декодирования и оптимизации оборудования

Проблема	LDPC-коды	Полярные коды
Основные аппаратные проблемы	Высокое потребление ресурсов памяти. Перегрузка маршрутизации. Конкуренция за ресурсы.	Большие издержки многопутевого хранения. Сложные сортировка и управление путями. Рекурсивная структура ограничивает параллелизм.
Стратегии оптимизации алгоритмов	Послойное декодирование. Частичное обновление. Оптимизированная связность графа Таннера.	Отсечение и объединение путей. Упрощённое разбиение путей. Параллелизм на уровне узлов.
Методы оптимизации аппаратуры	Многоуровневая иерархия памяти. Интеллектуальное планирование данных. Локализованный доступ к памяти. Повторное использование модулей и разделение вычислений/данных.	Развёрнутая рекурсивная структура. Проектирование конвейерной структуры. Сжатое хранение и повторное использование путей.

В заключение следует отметить, что более рациональное проектирование алгоритмов декодирования позволяет существенно смягчить типичные проблемы аппаратной реализации. Комбинирование структурных оптимизаций, ориентированных на аппаратное обеспечение, с эффективными стратегиями реализации даёт возможность не только повысить общую эффективность декодирования, но и сократить площадь кристалла и энергопотребление при сохранении требуемых характеристик. Тем самым достигается разработка системы связи с более высокой инженерной реализуемостью.

2.5 Сравнение гибкости и адаптивного кодирования

Для 6G среда передачи становится более сложной и динамичной, что предъявляет повышенные требования к схемам канального кодирования, которые должны обладать высокой степенью гибкости и адаптивности. Гибкость определяется как способность схемы кодирования поддерживать различные длины кодов, кодовые скорости и архитектуры аппаратной реализации. Она является основой для адаптивности. Адаптивность подразумевает возможность схемы кодирования динамически изменять свои параметры в зависимости от текущих условий канала, запросов пользователей и доступных ресурсов.

Будучи двумя основными схемами канального кодирования, LDPC-коды и полярные коды демонстрируют различные преимущества и области применения в аспектах гибкости и адаптивности, что обусловлено особенностями их структурного проектирования.

LDPC-коды, благодаря разреженной структуре матриц проверок на чётность, обладают высокой гибкостью и адаптивностью [127, 134]. За счёт конфигурации структуры матриц LDPC-коды поддерживают широкий диапазон длин кодов и скоростей, адаптируясь к различным схемам модуляции и частотным конфигурациям, что позволяет эффективно поддерживать динамический доступ к спектру и гибкое распределение ресурсов [132]. На аппаратном уровне квазициркулярная структура LDPC-кодов облегчает модульное проектирование аппаратуры, повышает её повторное использование и допускает гибкую подстройку параметров в зависимости от требований

сервиса, обеспечивая динамическую реконфигурируемость архитектур кодеров и декодеров [132, 134]. В аспекте адаптивности LDPC-коды применяют механизмы прореживания (puncturing), повторения (repetition) и согласования скоростей (rate matching) для гибкой настройки эффективной скорости кода в условиях изменяющегося канала [132, 133]. В схемах HARQ (HARQ – hybrid automatic repeat request) LDPC-коды поддерживают повторные передачи с приращением избыточности и декодирование с накоплением мягкой информации, что существенно повышает надёжность канала и эффективность передачи [134]. Кроме того, LDPC-коды способны динамически оптимизировать процесс декодирования в зависимости от состояния канала: за счёт небольших издержек в логике и памяти можно адаптивно изменять максимальное число итераций декодирования, добиваясь оптимального баланса между корректирующей способностью и вычислительной сложностью [135].

Полярные коды в сравнении с LDPC-кодами обладают определёнными ограничениями по гибкости, так как длина кода должна иметь вид 2^n [112, 136]. Это снижает эффективность и производительность традиционных методов построения, когда длины кодовых слов не равны 2^n , и ограничивает применимость полярных кодов в сценариях масштабного динамического распределения ресурсов [136]. Для преодоления этих ограничений предложены различные улучшения. Во-первых, на уровне построения кода введены универсальные методы, такие как интерполяция замороженных битов и оптимизация кодовых слов на основе моделирования. Эти подходы снижают зависимость от конкретных моделей каналов и повышают применимость полярных кодов в разнообразных условиях [137–139]. Во-вторых, для устранения исходного ограничения, связанного с поддержкой только длин 2^n , разработаны методы переменной длины, такие как прореживание и укорочение, которые позволяют кодировать кадры произвольной длины [140, 141]. В аспекте адаптивности полярные коды также демонстрируют прогресс. За счёт динамического выбора позиций замороженных битов, отсечения путей декодирования и регулировки глубины декодирования они могут

оптимизировать процесс декодирования в реальном времени в зависимости от качества канала [142, 143]. Более того, в ряде исследований предложены механизмы, основанные на AI, для интеллектуального выбора путей с учётом состояния канала, что позволяет реализовать адаптивную оптимизацию нового уровня [123].

2.6 Единая структура канального кодирования

Поскольку организация 3GPP ещё не утвердила стандарт канального кодирования для 6G, как академическое сообщество, так и индустрия активно исследуют возможность разработки единой структуры канального кодирования [144]. Важно отметить, что термин «единая» вовсе не обязательно означает использование одного-единственного канального кода [144–146]. Единая структура канального кодирования может реализовываться двумя основными подходами: применение одного канального кода для охвата всех сценариев и построение гибкой платформы, способной динамически переключаться между несколькими схемами кодирования или комбинировать их.

Первый подход направлен на разработку хорошо масштабируемого универсального канального кода, охватывающего широкий спектр коммуникационных сценариев – от сверхкоротких до длинных пакетов, от сверхмалой задержки до сверхвысокой пропускной способности. Ярким примером в этом направлении является код GLDPC-PC, сочетающий разреженность LDPC-кодов и структурные свойства полярных кодов [146]. Результаты моделирования показали, что GLDPC-PC способен превзойти LDPC-коды, используемые в 5G, примерно на 0,3 дБ при $BER=10^{-4}$ в области средних длин кодов (1024–8192 бит), одновременно сокращая число итераций декодирования примерно в 2–3 раза. Это делает GLDPC-PC перспективным кандидатом для единой структуры кодирования для 6G. Однако его устойчивость и масштабируемость для экстремально коротких кодов (<128 бит) и длинных кодов ($>10^5$ бит) всё ещё требуют дальнейших исследований.

Второй подход в рамках создания многокодовых кооперативных унифицированных архитектур FEC иллюстрируется тремя недавними работами,

которые отражают различные, но взаимодополняющие стратегии: абстракция на уровне моделей с использованием нейронных сетей, программируемость на уровне инструкций и полная интеграция на аппаратном уровне [145, 147, 148].

Во-первых, унифицированный трансформер кодов с исправлением ошибок (UECCT – Unified Error Correction Code Transformer) способен одновременно декодировать несколько линейных блоковых кодов: LDPC, полярные и BCH в рамках одной архитектуры [145]. Эта работа закладывает новый парадигмальный подход к унификации на уровне моделей на базе DL, обеспечивая повышенную гибкость и масштабируемость для AI-native приёмников 6G. Она особенно хорошо подходит для сценариев с короткими пакетами, управляющих каналов и интеллектуальных edge-приложений.

На микроархитектурном уровне многорежимные платформы, такие как QFEC ASIP (QFEC ASIP – quad-mode forward error correction application-specific-instruction-set processor), предлагают программно-определяемый декодер, поддерживающий LDPC, полярные, Turbo и сверточные коды (convolutional codes) [145]. QFEC ASIP представляет собой привлекательное решение с программируемой архитектурой декодирования, отличающейся высокой энергоэффективностью, в том числе по площади, что делает его пригодным для системы на кристалле (SoC – system on chip) и платформ программно-определяемого радио (SDR – software-defined radio) в условиях гетерогенных сетей.

Наконец, на уровне интеграции оборудования разработано решение на уровне микросхемы, поддерживающее LDPC, полярные, Turbo и сверточные коды в рамках единого конвейера обработки данных и общей памяти [145]. Такая конструкция представляет собой аппаратную конвергенцию множества логик декодирования и ресурсов, эффективно устраняя узкие места масштабируемости для больших структурированных кодов и обеспечивая возможность декодирования в реальном времени для 6G-трансиверов.

Состояние разработки этих трёх типов многокодовых кооперативных структур обобщено в таблице 2.3. Совокупно данные исследования

демонстрируют, что многокодовые структуры являются жизнеспособным направлением на пути к унификации FEC для 6G. Дальнейшее развитие связано с межуровневым совместным проектированием, обеспечивающим адаптивность, повторное использование и эффективность на нескольких уровнях абстракции. Однако такое объединение также влечёт за собой накладные расходы, связанные со сложностью проектирования, планированием и управлением памятью, что может ограничивать масштабируемость в приложениях реального времени. Более того, несмотря на то что указанные решения достигают унификации на уровне декодеров, полная конвергенция на уровне протокольного стека, особенно в области адаптации каналов связи и межуровневого управления, остаётся нерешенной задачей.

Таблица 2.3 – Состояние развития трех типов многокодовых структур

Уровень	Показательная работа	Ключевая инновация
Модель	UECCT	Нейронный декодер на основе трансформера с общей логикой
Микро-архитектура	QFEC ASIP	Декодер на уровне инструкций с повторным использованием режимов
Аппаратный SoC	Полностью конфигурируемый декодер	Унифицированный тракт данных, сжатие, четырёхрежимный чип.

2.7 Основные результаты раздела

Проанализировано развитие LDPC- и полярных кодов для систем связи 6G с особым акцентом на проектирование длинных и коротких кодовых блоков.

1. Для коротких кодов достигнут значительный прогресс в росте пропускной способности до уровня Тбит/с: полярные коды демонстрируют выдающуюся эффективность декодирования и высокую энергоэффективность, однако LDPC-коды обладают большей адаптивностью, что делает их более предпочтительными в динамичных условиях передачи данных.

2. При длинных кодовых блоках LDPC-коды сохраняют преимущество благодаря структурированному параллелизму и аппаратной масштабируемости, тогда как полярные коды ограничены последовательным характером декодирования, зависимостью от поляризации канала и трудностями реализации

при больших длинах кода.

3. Эволюцию канального кодирования для 6G следует рассматривать не как конкуренцию между LDPC- и полярными кодами, а как путь к их сосуществованию и интеграции. Перспективны унифицированные структуры (GLDPC-PC-коды), стратегии декодирования с использованием AI, а также реконфигурируемые мультирежимные платформы, способные удовлетворять разнообразные требования систем связи 6G.

3. ОПТИМИЗАЦИЯ АЛГОРИТМА ДЕКОДИРОВАНИЯ LDPC-КОДОВ

Здесь оптимизирован алгоритм декодирования LDPC-кодов за счёт формулы обновления CN в алгоритме MS [33, 34]. Алгоритм MS упрощает формулу обновления CN алгоритма LLR-BP, заменяя всю внешнюю информацию на минимальное внешнее значение, тем самым упрощая сложные вычисления. На этой основе, здесь дополнительно вводится вторичное (субминимальное) значение внешней информации. Чтобы позволить субминимальному значению оптимизировать операцию обновления CN в алгоритме MS, это значение математически преобразуется и используется в качестве адаптивного экспоненциального корректирующего фактора (AECF – adaptively exponential correction factor) для ускорения декодирования алгоритма MS. Оптимизированный алгоритм MS называется AEMS. По сравнению с рядом методов оптимизации алгоритма MS, AECF значительно ускоряет MS. AEMS всесторонне исследуется для регулярных, нерегулярных и LDPC-кодов. Сравнены вычислительные сложности AEMS и других алгоритмов. Показано, что AEMS превосходит OMS и NMS, и даже BP с ростом SNR.

3.1 Вывод и доказательство алгоритма декодирования AEMS

Оптимизация алгоритма MS заключается в изменении вычисления $L^l(r_{ji})_{MS}$, чтобы его значение было ближе к $L^l(r_{ji})_{LLRBP}$. $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min1}|$ сильно влияет на $L^l(r_{ji})$. Введение только $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min1}|$ позволяет MS улучшить декодирование, хотя и уступая LLR-BP. Здесь на основе алгоритма MS вводится величина $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min2}|$ с целью уменьшения $L^l(r_{ji})_{MS}$, что может дополнительно улучшить MS.

Неспособность коэффициента нормализации α и коэффициента смещения β адаптивно изменяться в процессе итераций алгоритма является основной причиной ограничений NMS и OMS. Значение $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min2}|$ само адаптивно изменяется в процессе итераций. Чтобы позволить $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min2}|$ уменьшать $L^l(r_{ji})_{MS}$ с учетом большого числа нелинейных операций $\tanh$ в вычислении $L^l(r_{ji})_{LLRBP}$, $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min2}|$ может использоваться как AECF для снижения $L^l(r_{ji})_{MS}$ и придания нелинейных характеристик. $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min2}|$ не может быть использован напрямую как AECF, чтобы его влияние на $\min1$ оставалось в разумных пределах и могло

играть роль оптимизации. Далее описан вывод алгоритма АЕМС. Поскольку $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min 1}|$ и $|L^{l-1}(q_{ij})_{\min 2}|$ часто используются, обозначая минимальное и второе минимальное значения во внешней информации, для упрощения они обозначены как EL_{m1} и EL_{m2} соответственно.

Вычисление $L^l(r_{ji})_{\text{АЕМС}}$ требует определения, выполняется ли условие $EL_{m2} \leq 1$. Если $EL_{m2} \leq 1$, то EL_{m1} и EL_{m2} связаны как

$$0 < EL_{m1} \leq EL_{m2} \leq 1. \quad (3.1)$$

Исходя из свойств функции $\tanh$ можно получить

$$\tanh^2\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \leq \tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{EL_{m2}}{2}\right) \leq \tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{1}{2}\right). \quad (3.2)$$

По идее алгоритма MS выражение $\prod_{i' \in V(j) \setminus i} \tanh\left(\frac{|L^{l-1}(q_{i'j})|}{2}\right)$ в (1.13)

заменяется на $\tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{EL_{m2}}{2}\right)$. С учетом кривых $2 \tanh^{-1}\left(\tanh\left(\frac{x}{2}\right) \tanh\left(\frac{x}{2}\right)\right)$ и $2 \tanh^{-1}\left(\tanh\left(\frac{x}{2}\right) \tanh\left(\frac{1}{2}\right)\right)$ из рисунка 3.1

$$2 \tanh^{-1}\left(\tanh^2\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right)\right) \leq 2 \tanh^{-1}\left(\tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{EL_{m2}}{2}\right)\right), \quad (3.3)$$

$$2 \tanh^{-1}\left(\tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{EL_{m2}}{2}\right)\right) \leq 2 \tanh^{-1}\left(\tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{1}{2}\right)\right). \quad (3.4)$$

Из этого видно, что значение $2 \tanh^{-1}\left(\tanh\left(\frac{EL_{m1}}{2}\right) \tanh\left(\frac{1}{2}\right)\right)$ находится в области 1 или 2. Разные области обозначены цифрами на рисунке 3.1.

Влияние АЕСФ на обновление СН должно контролироваться в определённых пределах, чтобы улучшить декодирование алгоритма MS. Обозначим разницу между двумя значениями как $\text{diff} = EL_{m2} - EL_{m1}$. Чем меньше diff , тем ближе EL_{m2} к EL_{m1} , и в крайнем случае, когда $EL_{m2} = EL_{m1} \rightarrow 0$, EL_{m2} максимально уменьшает на $L^l(r_{ji})_{\text{MS}}$. Увеличение diff означает, что EL_{m2} приближается к 1, и в крайнем случае, когда $EL_{m1} \rightarrow 0$, $EL_{m2} = 1$, и EL_{m2} меньше уменьшает $L^l(r_{ji})_{\text{MS}}$. Учитывая тенденцию изменения diff и математическую связь между EL_{m1} и EL_{m2} , АЕСФ λ для алгоритма АЕМС может быть определён как

$$\lambda = 2 - (EL_{m2} - EL_{m1}). \quad (3.5)$$

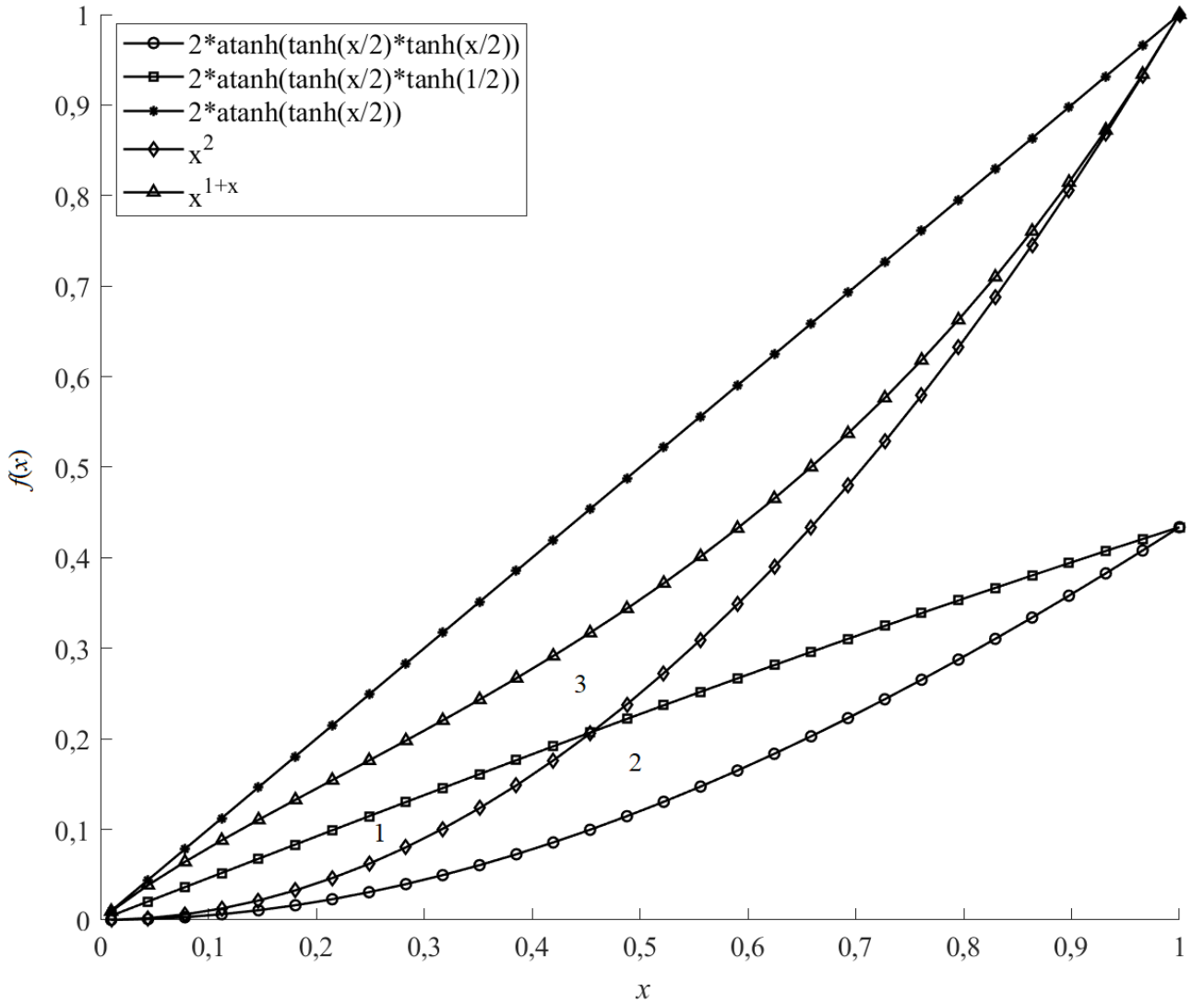


Рисунок 3.1 – Графики различных функций, связанных с алгоритмом AEMS

Рассмотрение значений для крайних случаев позволяет лучше понять данный подход. Подстановка λ в качестве экспоненциального фактора в (1.14), даёт формулу обновления информации CN алгоритма AEMS

$$L^l(r_{ji})_{\text{AEMS}} = \prod \operatorname{sgn}(EI) EI_{m1}^{\lambda}, \text{ при } EI_{m2} \leq 1, \quad (3.6)$$

где ранее использованное $L^{l-1}(q_{ij})$ обозначено как EI . Ниже приводится математическое доказательство обоснованности значения $L^l(r_{ji})_{\text{AEMS}}$. В сочетании с (3.1) и диапазоном значений EI_{m2} видно, что для EI_{m1}^{λ} справедливо

$$EI_{m1}^2 \leq EI_{m1}^{\lambda} \leq EI_{m1}^{1+EI_{m1}}. \quad (3.7)$$

В сочетании с кривыми x^2 и x^{1+x} из рисунка 3.1 видно, что EI_{m1}^{λ} находится в областях 1 и 3. Когда EI_{m1}^{λ} находится в области 1, имеет место

$$2 \tanh^{-1} \left(\tanh \left(\frac{EI_{m1}}{2} \right) \tanh \left(\frac{EI_{m2}}{2} \right) \right) \approx EI_{m1}^\lambda < |L^l(r_{ji})_{MS}|, \quad (3.8)$$

а в области 3 –

$$2 \tanh^{-1} \left(\tanh \left(\frac{EI_{m1}}{2} \right) \tanh \left(\frac{EI_{m2}}{2} \right) \right) < EI_{m1}^\lambda < |L^l(r_{ji})_{MS}|. \quad (3.9)$$

В совокупности с (3.8) и (3.9) формула обновления CN $L^l(r_{ji})_{AEMS}$ алгоритма AEMS более обоснована по сравнению с алгоритмом MS.

Здесь рассматривается случай $EI_{m2} \leq 1$, а обоснованность данного значения доказывается с помощью математической логики и графического анализа функции. Когда $EI_{m2} > 1$, EI_{m2} не влияет на уменьшение $L^l(r_{ji})_{MS}$. Тогда исходная формула обновления CN алгоритма MS используется без изменений:

$$L^l(r_{ji})_{AEMS} = \prod \operatorname{sgn}(EI) EI_{m1}, \quad EI_{m2} > 1. \quad (3.10)$$

В итоге формула обновления CN алгоритма AEMS определяется как

$$\begin{cases} L^l(r_{ji})_{AEMS} = \prod \operatorname{sgn}(EI) EI_{m1}^\lambda & EI_{m2} \leq 1, \\ L^l(r_{ji})_{AEMS} = \prod \operatorname{sgn}(EI) EI_{m1} & EI_{m2} > 1. \end{cases} \quad (3.11)$$

Последовательность вычислений алгоритма декодирования AEMS представлена в рисунке 3.2. Для оценки и сравнения вычислительной сложности различных алгоритмов декодирования число арифметических операций для вычисления обновления CN за одну итерацию декодирования сведено в таблицу 3.1, где M_p – общее число ненулевых элементов в $\mathbf{H}$, p – распределение степеней по строкам в $\mathbf{H}$, а K – число итераций.

Таблица 3.1 – Число арифметических операций для одной итерации обновления CN в алгоритмах BP, AEMS, MS и NMS

Тип вычисления	BP	AEMS	MS	NMS
Возведение в степень	$2M_p$	M_p	0	0
Табличный поиск	0	M_p	0	0
Сложение	$6M_p - K$	$2M_p$	0	0
XOR	$2M_p - K$	$2M_p - K$	$2M_p - K$	$2M_p - K$
Логарифм	$2M_p$	0	0	0
Деление	$2M_p$	0	0	0
Умножение	0	0	0	M_p
Сравнение	0	$2M_p$	$2M_p$	$2M_p$

Input: H ($M \times N$ Check matrix), $MAXITER$ (Maximum iterations for decoding), RS (Received soft information from the channel)

Output: $\tilde{v}(\text{Decoded codeword})$

```

1 Initialize  $L(q_{ij}) = L(P_i) = RS$ ,  $L(r_{ji}) = 0$  and  $MAXITER$ ;
2 for  $iter = 1$  to  $MAXITER$  do
3   for all check nodes  $c_j, j \in 1, 2, \dots, M$  do
4     for all variables nodes  $v_i, v_i \in V(j)$  do
5       if  $|L^{l-1}(q_{ij})_{min2}| \leq 1$  then
6          $L^l(r_{ji}) = \prod_{i' \in V(j) \setminus i} \text{sgn}(L^{l-1}(q_{i'j})) \min_{i' \in V(j) \setminus i} (|L^{l-1}(q_{i'j})|^\lambda)$ ;
7       else
8          $L^l(r_{ji}) = \prod_{i' \in V(j) \setminus i} \text{sgn}(L^{l-1}(q_{i'j})) \min_{i' \in V(j) \setminus i} |L^{l-1}(q_{i'j})|$ ;
9       end
10    end
11  end
12  for all variables nodes  $v_i, i \in 1, 2, \dots, N$  do
13     $L^l(q_{ij}) = L(P_i) + \sum_{j' \in C(i) \setminus j} L^l(r_{ji'})$ ;
14     $L^l(q_i) = L(P_i) + \sum_{j \in C(i)} L^l(r_{ji})$ ;
15  end
16  if  $L(q_i)^l \geq 0$  then
17     $\tilde{v}_i = 0$ ;
18  else
19     $\tilde{v}_i = 1$ ;
20  end
21  if  $\tilde{v}H^T \neq 0$  then
22    Break;
23  end
24 end

```

Рисунок 3.2 – Псевдокод алгоритма декодирования АЕМС

Из таблицы 3.1 видно, что вычислительная сложность АЕМС меньше, чем ВР, но больше, чем MS и NMS. АЕМС лучше MS. Так, в АЕМС надо получить $\min_2$, связанное с проверочным узлом, но поскольку MS сам сортирует всю информацию по рёбрам, связанным с проверочным узлом, это не увеличивает сложность сравнения. АЕМС λ у АЕМС содержит две операции сложения, одну операцию возведения в степень и одну операцию поиска в таблице для функции $\tanh$. Поэтому, по сравнению с MS, алгоритм АЕМС увеличивает сложность на

$2M_p$ операций сложения, M_p операций возведения в степень и M_p операций поиска в таблице. Алгоритм AEMS включает больше типов вычислений, среди которых операция поиска в таблице занимает больше памяти, но требует мало времени. Поэтому общий рост вычислительной сложности мал.

3.2 Моделирование и сравнение с другими алгоритмами декодирования

Здесь сравнивается производительность алгоритма AEMS, описанного выше, и алгоритмов LLR-BP, MS и NMS на различных LDPC-кодах, включая регулярные LDPC-коды, нерегулярные LDPC-коды, а также два коротких блока LDPC-кодов CCSDS, рекомендованных CCSDS-231.1-O-1 для синхронизации телекоманды и кодирования каналов [27]. 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), диапазон SNR устанавливался от 1,0 дБ до 4,5 дБ, количество кадров – 1000. При этом вычислялась BER для различных алгоритмов.

Для тестирования AEMS использовались регулярные и нерегулярные LDPC-коды с параметрами (2018, 1009). При этом максимальное число итераций установлено на 20. Поскольку структуры нерегулярных и регулярных LDPC-кодов существенно отличаются, данное исследование, в первую очередь, направлено на проверку применимости алгоритма AEMS для обоих типов кодов. Результаты моделирования, представленные на рисунках 3.3 и 3.4, показывают, что AEMS значительно превосходит MS и NMS, достигая меньшей BER при умеренных и высоких SNR. Из рисунка 3.3 видно, что при $\text{SNR} > 2,1$ дБ BER у AEMS становится ниже, чем у LLR-BP. AEMS первым завершает процесс декодирования и обеспечивает примерно 0,25 дБ кодового выигрыша по сравнению с LLR-BP. На рисунке 3.4 показано, что при $\text{SNR} > 2,1$ дБ BER алгоритма AEMS меньше, чем у LLR-BP. При $\text{BER} = 10^{-4}$ алгоритм AEMS превосходит алгоритм LLR-BP, обеспечивая кодовый выигрыш в 0,1 дБ. Приведённые результаты доказывают, что AEMS показывает отличную

производительность как на регулярных, так и на нерегулярных LDPC-кодах, а структура LDPC-кодов мало на него влияет.

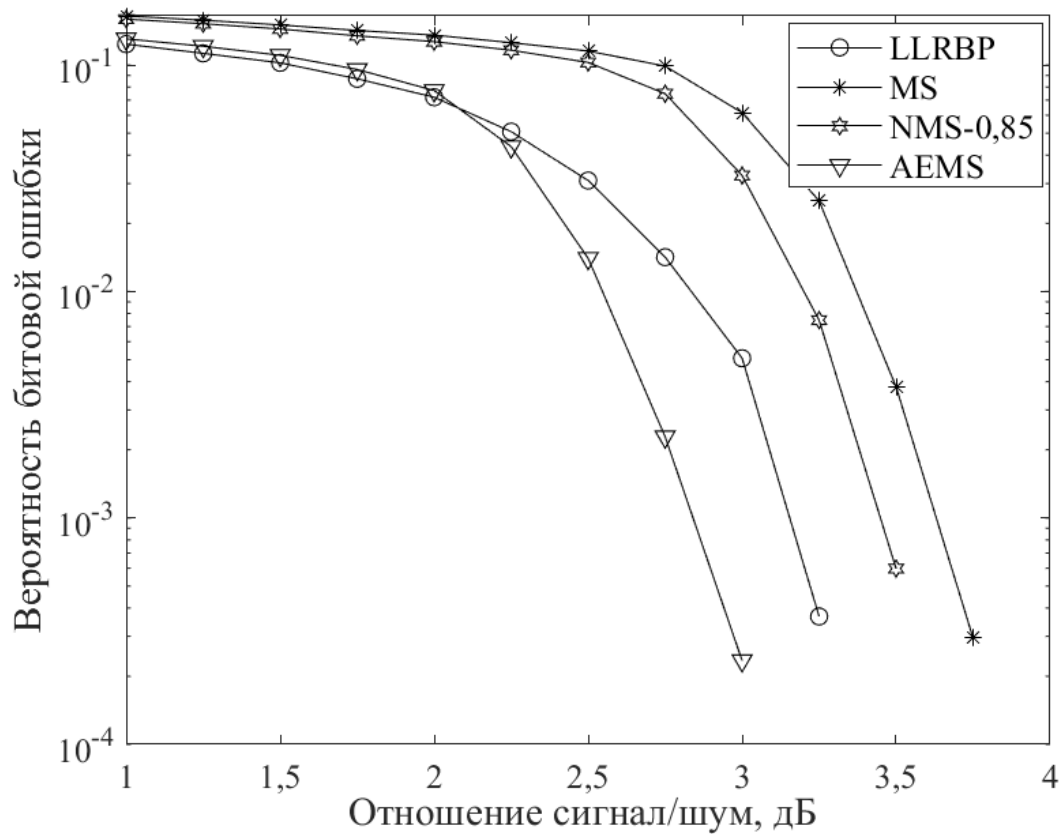


Рисунок 3.3 – Зависимости BER от SNR для регулярных LDPC-кодов

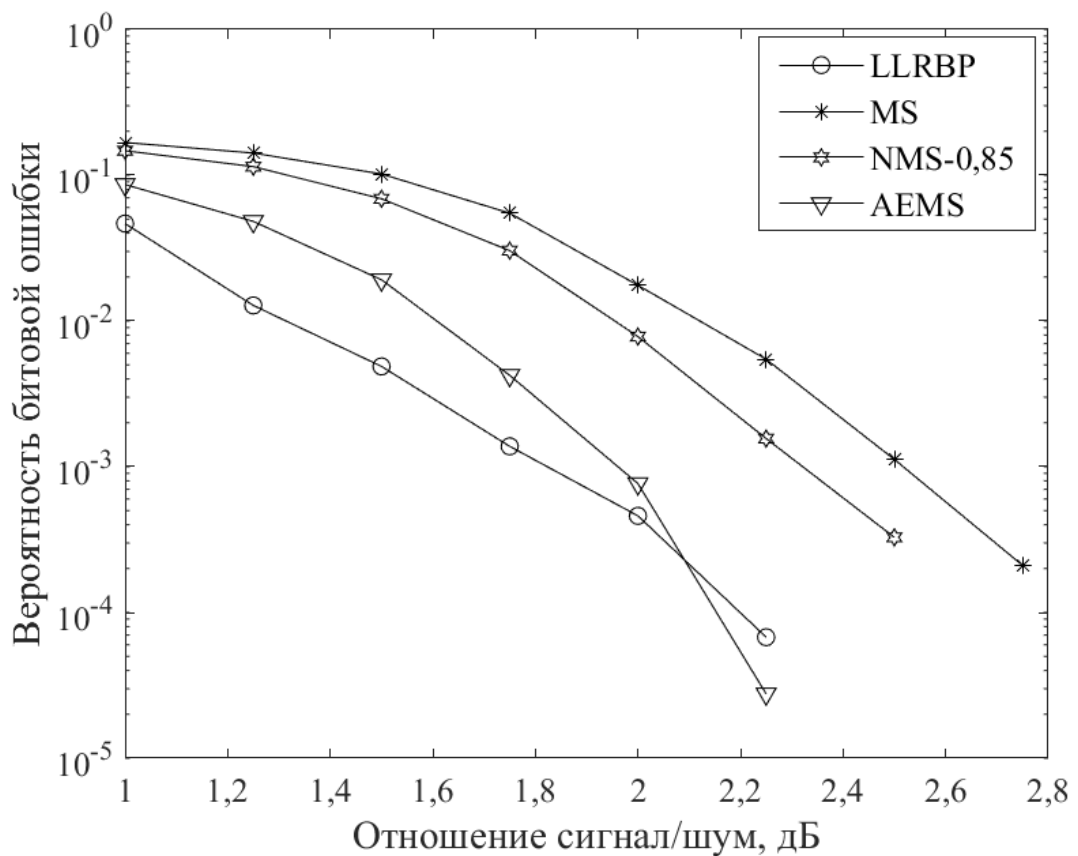


Рисунок 3.4 – Зависимости BER от SNR для нерегулярных LDPC-кодов

Два коротких блока, рекомендованных CCSDS 231.1-O-1 для синхронизации телекоманды и кодирования канала, подходят для дистанционного управления с короткой длиной кода, обладают хорошими способностями к коррекции ошибок и низкой сложностью декодирования [27]. Здесь для проверки практической применимости алгоритма AEMS используются CCSDS LDPC-коды с параметрами (128, 64) и (512, 256). При этом максимальное число итераций устанавливается равным 20. Структуры матриц $\mathbf{H}$ кодов LDPC CCSDS (128, 64) и (512, 256) показаны на рисунках 3.5 и 3.6. Видно, что большая часть области на обоих рисунках белая, что соответствует нулям, указывая на разреженную структуру.

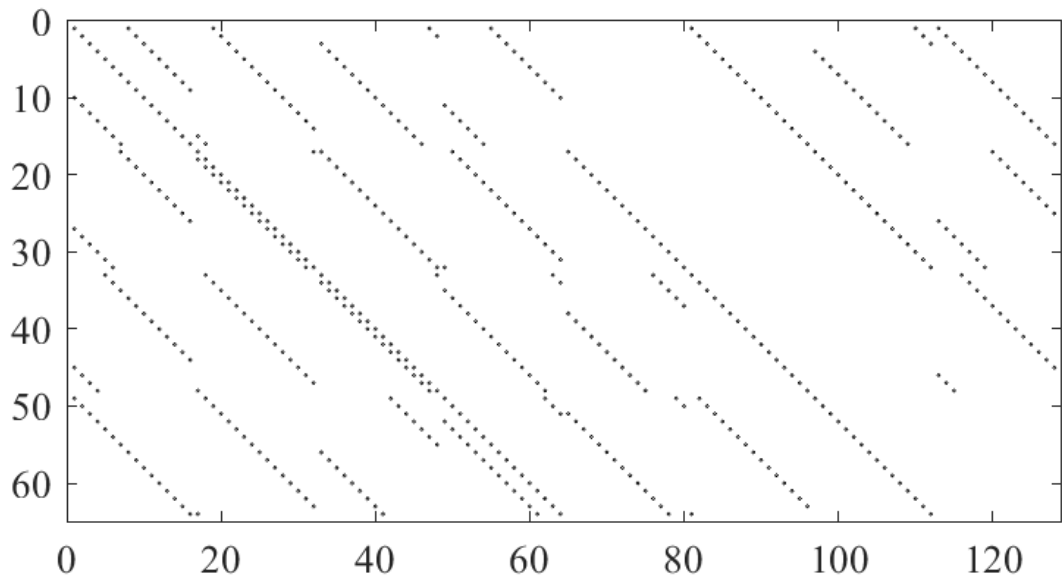


Рисунок 3.5 – Структура матрицы $\mathbf{H}$ CCSDS (128, 64)

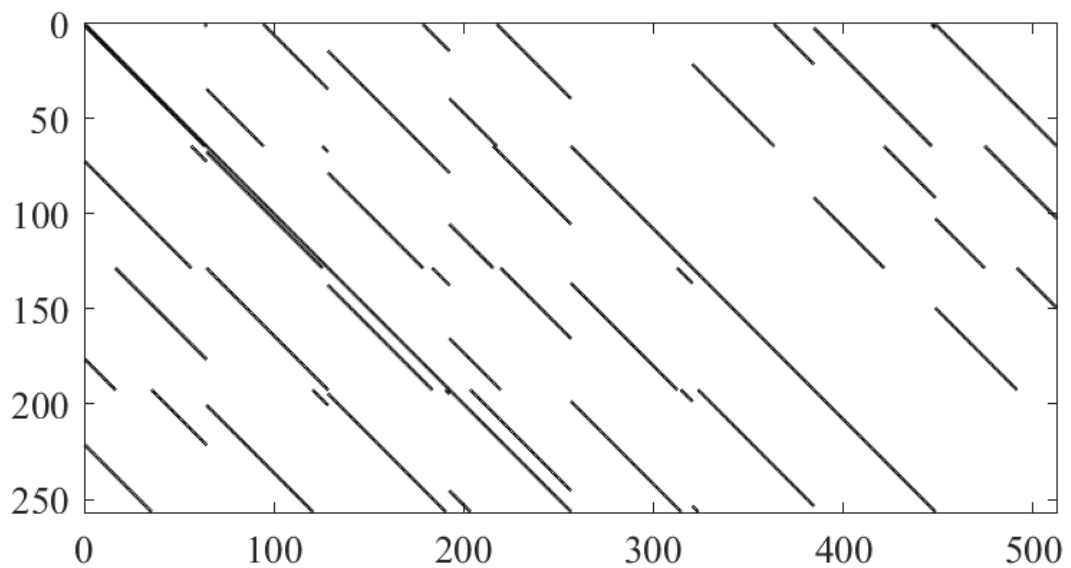


Рисунок 3.6 – Структура матрицы $\mathbf{H}$ CCSDS (512, 256)

Из рисунков 3.7 и 3.8 видно, что AEMS демонстрирует отличное декодирование для двух коротких блоков LDPC-кодов CCSDS. При средних и высоких SNR декодирование алгоритма AEMS оптимально: примерно при $\text{SNR} > 2,5$ дБ AEMS начинает превосходить LLR-BP. Поскольку длина кода LDPC CCSDS (128, 64) слишком мала, кривая BER не очень гладкая, а для (512, 256) относительно более гладкая. Как видно из рисунка 3.8, при $\text{BER} = 10^{-3}$, алгоритм AEMS даёт кодовый выигрыш примерно на 0,18 дБ выше, чем у алгоритма LLR-BP. Приведённые результаты доказывают, что AEMS обладает высокой практической ценностью и отлично подходит для LDPC-кодов с короткой длиной кода, используемых для управляющих команд, превосходя LLR-BP в практических приложениях.

Для оценки итерационной эффективности алгоритма AEMS на рисунках 3.9 и 3.10 представлены зависимости числа итераций от SNR для кодов CCSDS LDPC (128, 64) и LDPC (512, 256) соответственно. Данные кривые и упомянутые ранее кривые (рисунки 3.7 и 3.8) получены в ходе одного и того же моделирования и демонстрируют результаты с двух различных точек зрения: итерационной эффективности и вероятности битовой ошибки. Из рисунков 3.9 и 3.10 видно, что AEMS имеет высокую эффективность по итерациям. Когда SNR низкое и $\text{SNR} \geq 2,5$ дБ, число итераций AEMS немного ниже, чем у LLR-BP. В сочетании с рисунками 3.7 и 3.8, когда $\text{SNR} \geq 2,5$ дБ, BER AEMS также начинает превосходить LLR-BP. С ростом SNR на рисунках 3.9 и 3.10 кривые числа итераций AEMS и LLR-BP постепенно сходятся. На рисунке 3.9 две кривые почти совпадают при $\text{SNR} \geq 4$ дБ. На рисунке 3.10 при $\text{SNR} \geq 3,5$ дБ обе кривые почти совпадают, а на рисунке 3.8 при $\text{SNR} = 3,5$ дБ AEMS и LLR-BP завершают декодирование.

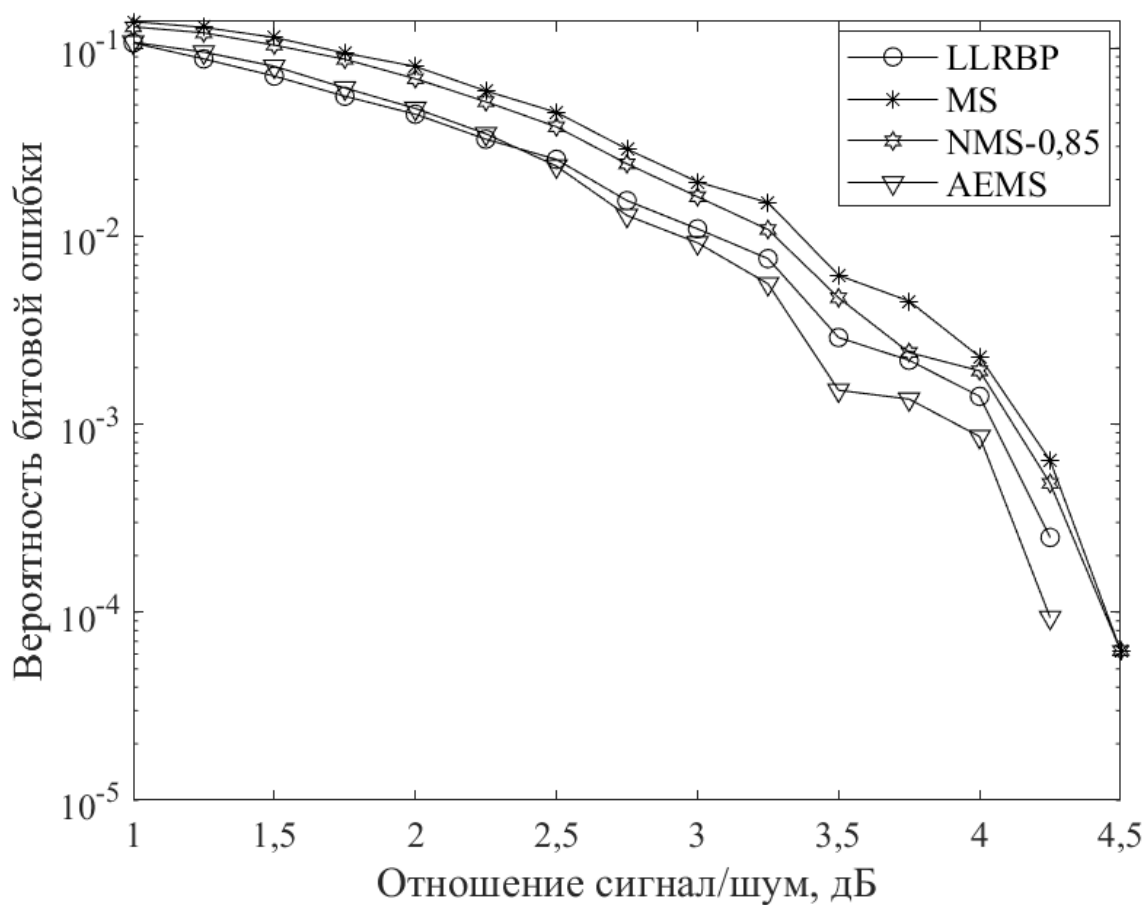


Рисунок 3.7 – Зависимости BER от SNR для CCSDS (128, 64)

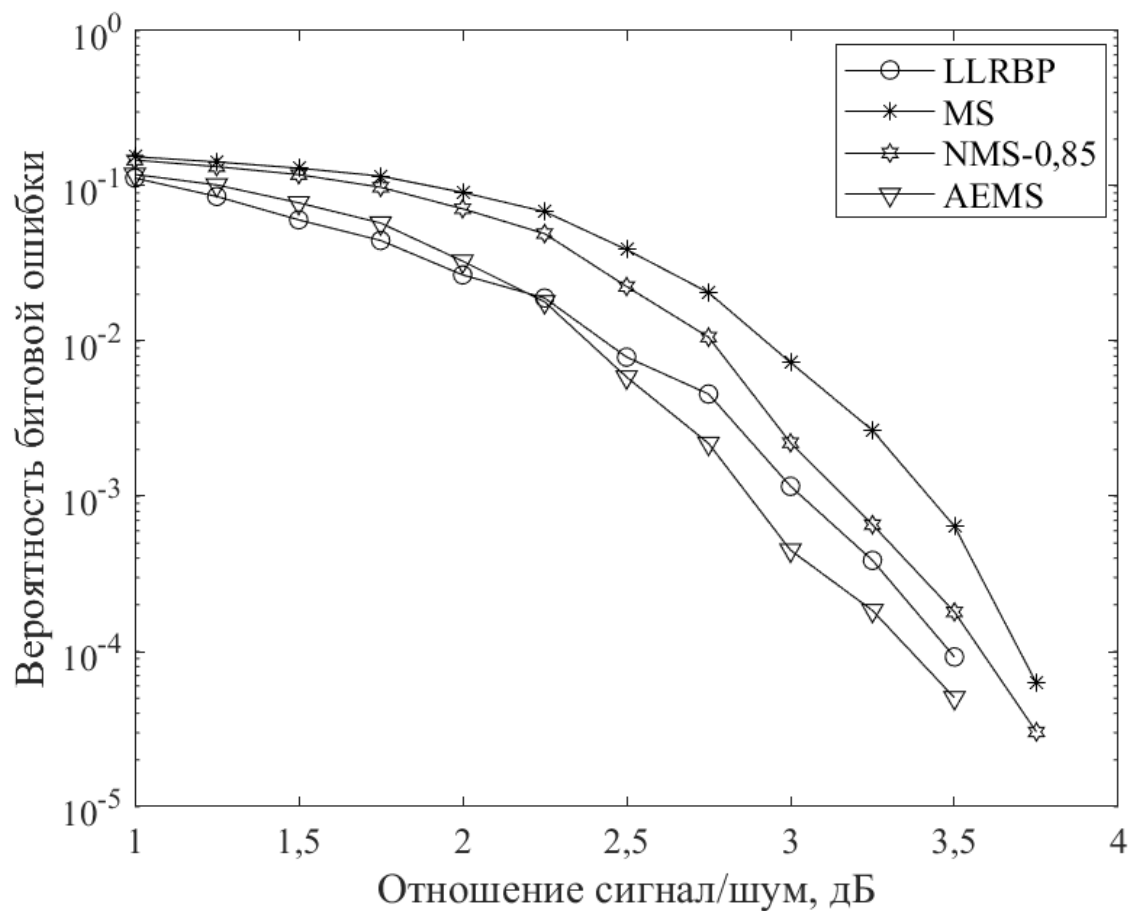


Рисунок 3.8 – Зависимости BER от SNR для CCSDS (512, 256)

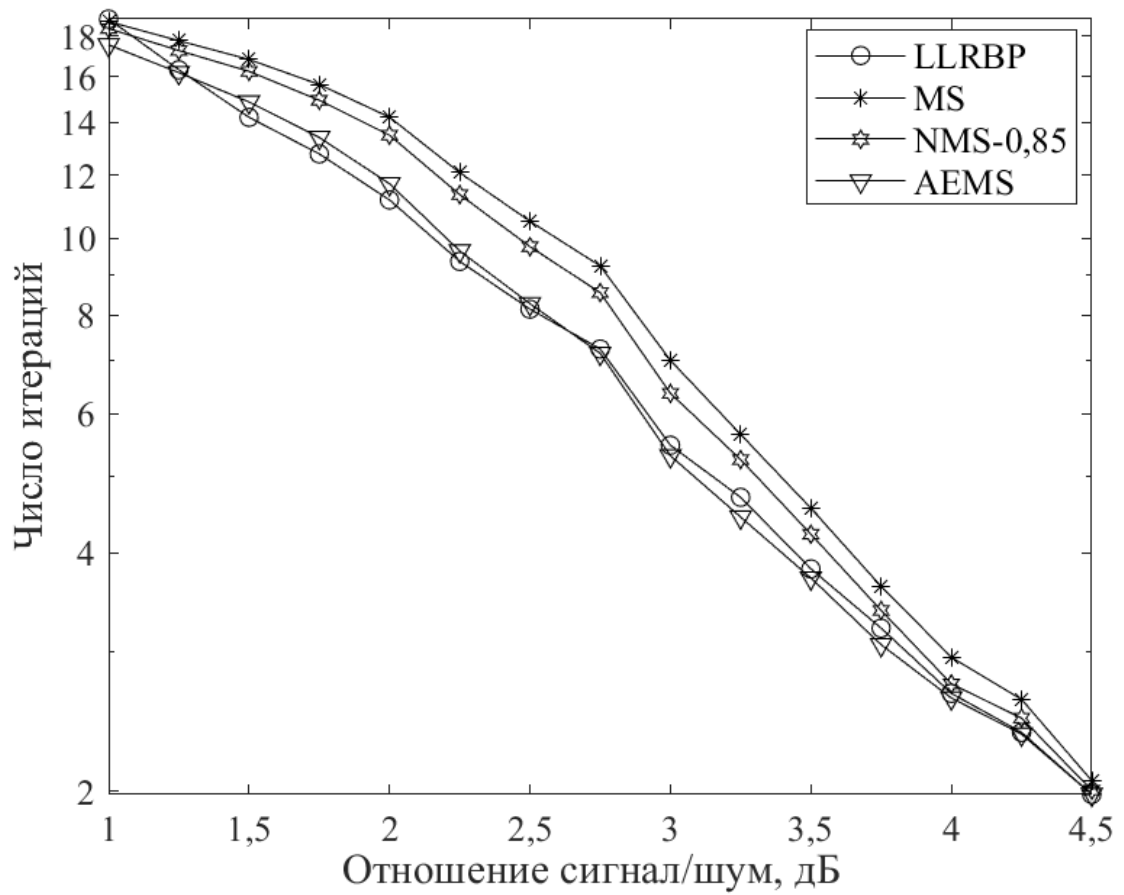


Рисунок 3.9 – Зависимости числа итераций от SNR для CCSDS (128, 64)

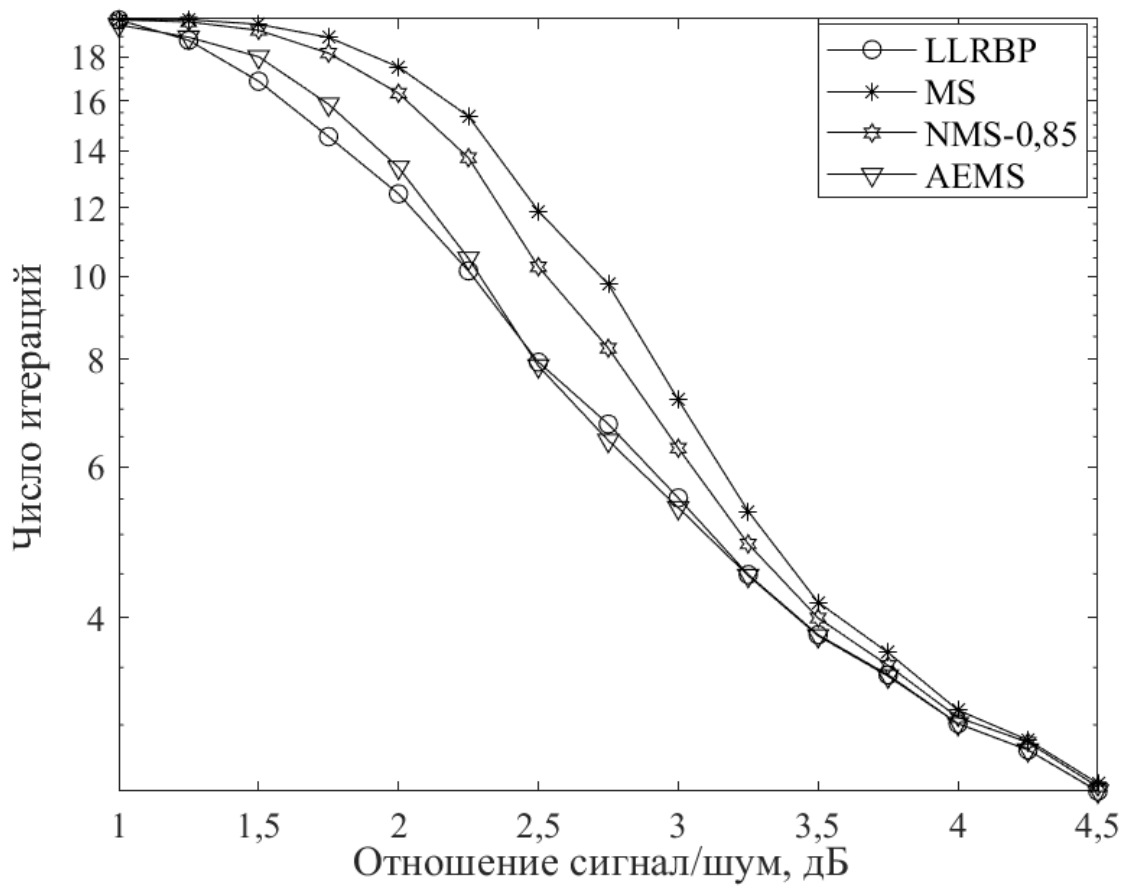


Рисунок 3.10 – Зависимости числа итераций от SNR для CCSDS (512, 256)

3.3 Основные результаты раздела

Для повышения точности декодирования алгоритма MS оптимизирована формула обновления CN, что позволило улучшить его производительность декодирования. Путём моделирования на регулярных, нерегулярных и CCSDS LDPC-кодах была получена BER оптимизированного алгоритма и других традиционных алгоритмов декодирования LDPC.

1. Исследование показало, что введение адаптивного корректирующего фактора в формулу обновления CN классического алгоритма MS значительно улучшает точность декодирования, а полученный алгоритм AEMS даже превосходит алгоритм BP.

2. AEMS по сравнению с MS, при вычислении информации CN добавляет одно сравнение, две операции сложения и одну операцию возведения в степень, при этом сложность декодирования остаётся относительно низкой.

3. AEMS обладает высокой точностью декодирования и низкой сложностью, что делает его очень подходящим для IoT-устройств с короткой длиной кода и управляющими командами с низким уровнем кодирования.

4. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ АЛГОРИТМА ДЕКОДИРОВАНИЯ LDPC-КОДОВ

Здесь представлено использование нейронной сети для оптимизации предложенного алгоритма AEMS [28]. Глубокое обучение моделирует работу человеческого мозга путём построения многослойной нейронной сети [29], широко применяется в распознавании лиц, обработке естественного языка и автономном вождении [29, 30], но может успешно сочетаться и с алгоритмом декодирования LDPC-кода для улучшения его работы [23, 31].

Методы мягкого решения для LDPC-кодов, включая алгоритмы BP и MS, являются итеративными, основанными на графах Таннера, и их относительно легко расширить до структуры нейронной сети [32]. При развёртывании графа Таннера каждый процесс итеративного декодирования рассматривается отдельно, и каждому побочному сообщению присваивается вес. В результате получается структура нейронной сети. Производительность такого «нейронного сетевого декодера» превосходит традиционные алгоритмы мягкого решения, поскольку он использует соответствующие веса для улучшения работы алгоритма в процессе итераций через обучение.

Оптимизация AEMS осуществляется с применением нейронных сетей. Поскольку алгоритм BP требует большого числа логарифмических операций и умножений, для вычисления сообщений CN, алгоритм MS существенно снижает вычислительные требования и сложность устройства, однако за счёт ухудшения производительности декодирования [16]. AEMS использует улучшенный MS с AECSF, обеспечивая лучшее декодирование, чем BP, при сохранении более низкой сложности [34]. Итеративный процесс обмена сообщениями между CN и VN в AEMS расширяется до сети прямого распространения с целью ускорения декодирования. Для более быстрого обучения нейронной сети используется одинаковый весовой коэффициент для информации о рёбрах на каждом слое сети декодирования AEMS, что значительно сокращает число умножений в сети. Это названо адаптивным экспоненциальным методом минимальной суммы с общей

нейросетевой структурой (SNAEMS – shared neural AEMS). Сеть SNAEMS быстро обучается и декодирует быстрее традиционного AEMS.

4.1 Граф Таннера и алгоритм декодирования AEMS

Каждый LDPC-код может быть охарактеризован разреженной матрицей проверок $\mathbf{H}$ в соответствии графом Таннера. $\mathbf{H}$ содержит мало элементов «1», а связанный с ней граф Таннера представляет собой двунаправленную структуру, включающую три компонента: CN, VN и соединяющие их рёбра [2]. VN обозначаются квадратами, а CN представлены кругами. Если $\mathbf{H}(i,j)=1$, то VN_i соединён с CN_j , в противном случае соединения нет. $\mathbf{H}$ размером 3 строки на 6 столбцов с её графом Таннера представлена на рисунке 4.1. Алгоритм мягкого решения является итеративным методом декодирования, основанным на графе Таннера, при котором сообщения многократно обмениваются между VN и CN в процессе итераций. После нескольких итераций полученные значения сообщений стабилизируются, что позволяет принять оптимальное решение. Информация, получаемая при обновлениях CN и VN в процессе декодирования, называется внешней, а исходная, полученная с канала в начале декодирования – начальной LLR-информацией.

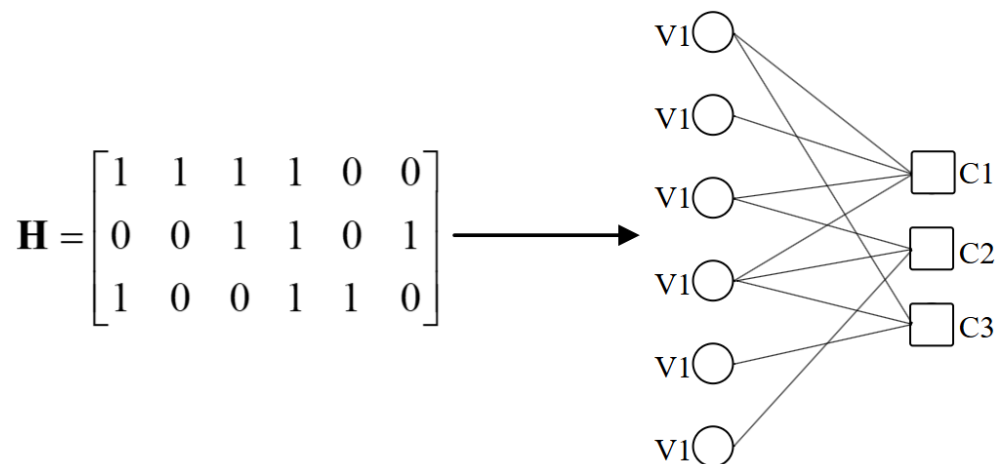


Рисунок 4.1 – LDPC (6,3) контрольной матрицы $\mathbf{H}$ и соответствующий ей граф Таннера

AEMS является алгоритмом мягкого решения на основе MS, упрощающего сложные вычисления формулы обновления CN в ВР, минимизируя внешнюю информацию. На этой основе AEMS дополнительно вводит вторичные (вторые минимальные) значения внешней информации для оптимизации обновления CN

в MS. MS ускоряется за счёт математического преобразования вторичного минимального значения внешней информации и использования его в качестве экспоненциального корректирующего фактора. По сравнению с существующими методами оптимизации MS, AEMS сохраняет низкую вычислительную сложность, значительно ускоряя декодирование [34]. Конкретное декодирование представлено ниже, а значения переменных – в таблице 1.1.

4.2 Методы организации нейронной сети для совместного AEMS декодирования

Нейронные сети работают на основе многослойной каскадной модели с нелинейными элементами обработки, имитируя работу нейронов человеческого мозга для принятия решений, распознавания явлений, оценки преимуществ и недостатков и выработки выводов [35, 36]. Нейронная сеть состоит из нескольких слоёв узлов, включая входной слой, один или несколько скрытых слоёв и выходной слой, каждый из которых содержит одинаковое или различное число нейронов. Каждый нейрон в одном слое связан с нейроном в соседнем слое с соответствующими весами. Во время обучения нейронная сеть корректирует эти веса для улучшения своей производительности в решаемой задаче. После завершения обучения модель нейронной сети с подобранными весами может использоваться для предсказаний или распознавания шаблонов. Матрица проверок $\mathbf{H}$ LDPC-кода определяет число CN и VN, а также рёбра, соединяющие их. Итерации сообщений между CN и VN соответствуют графу Таннера, построенному по матрице $\mathbf{H}$. Алгоритм декодирования AEMS может быть развёрнут на основе графа Таннера и процесса итераций, в результате чего получается декодер в виде нейронной сети [37]. Процесс вычисления сообщений от CN к VN может быть реализован с помощью скрытых слоёв. Для лучшего разграничения функций скрытого слоя его можно разделить на два типа: слой CN и слой VN. Нейроны слоя CN вычисляют сообщения от CN к VN, а слоя VN – от VN к CN. Вычислительная сложность в каждом скрытом слое нейронной сети пропорциональна размеру графа Таннера [24]. Таким образом, 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 слой. Основываясь на вышеизложенном принципе и графе Таннера, построенном по матрице **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 **H**, что и рисунок 4.1. Каждая дополнительная итерация означает добавление одного слоя CN и одного слоя VN в скрытые слои.

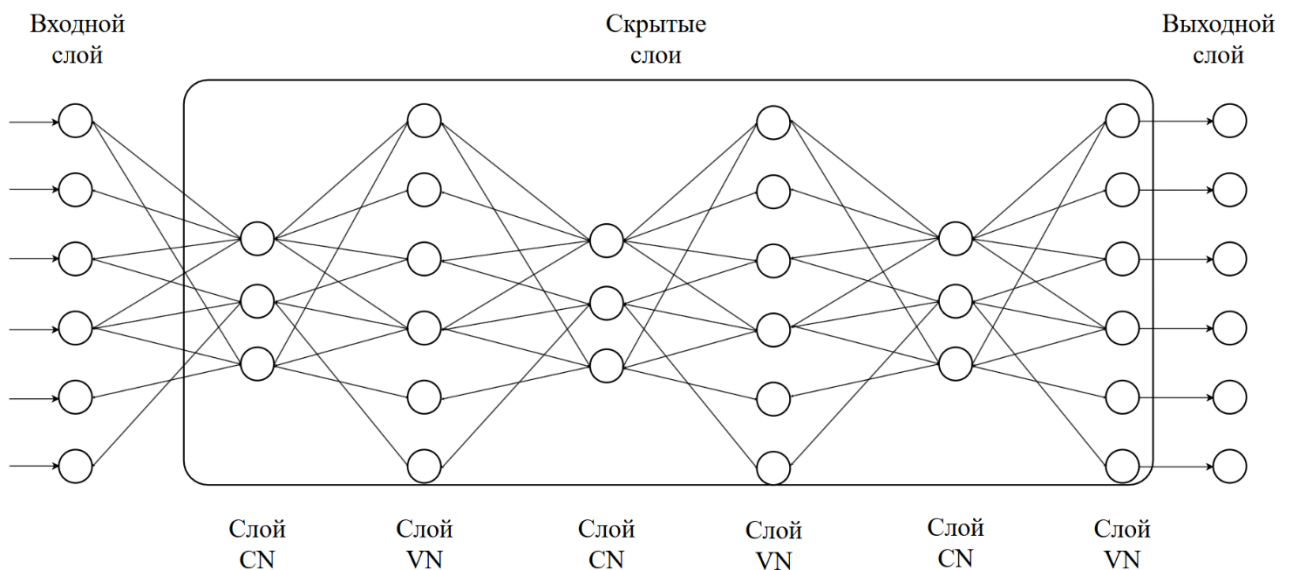


Рисунок 4.2 – Архитектура сети глубокого нейронного декодирования для LDPC (6,3) с 6 скрытыми слоями, соответствующими 3 полным итерациям

Исходя из характеристик вышеописанного нейронного сетевого декодера, традиционный декодер AEMS расширяется до нейронного сетевого декодера AEMS. Всем слоям, кроме входного, присваивается одинаковый весовой коэффициент, чтобы весовые коэффициенты всех соединительных рёбер были одинаковыми на каждой итерации. Использование одинакового весового коэффициента на каждом слое не изменяет структуру матрицы **H**, что способствует тому, чтобы нейронный сетевой декодер AEMS лучше улавливал топологические связи между узлами всего LDPC-кода во время прямого распространения [4], а также значительно повышает эффективность обучения нейронного сетевого декодера. Нейронный сетевой декодер AEMS с

одинаковыми весами в слое назван SNAEMS. Таким образом, вычисление сообщений от CN к VN в слое CN представлен 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

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

Функция активации может вводить нелинейность в работу нейронов, позволяя нейронной сети аппроксимировать любую нелинейную функцию, иначе выход каждого слоя нейронной сети представляет собой только линейное преобразование входной функции предыдущего слоя. В SNAEMS, в связи с тем, что выходной сигнал v_i принимает бинарные значения (0 или 1), что соответствует задаче бинарной классификации, в качестве функции активации применяется сигмоида. Она является мощным инструментом для решения задач бинарной классификации (так как отображает любое действительное число в интервал $(0, 1)$, что указывает на вероятность принадлежности к определённом классу) и представляется как

$$\sigma(x) = (1 + e^{-x})^{-1}. \quad (4.3)$$

Таким образом, для выходного слоя каждый выход v_i SNAEMS представлен как

$$v_i = \sigma \left(L(P_i) + \sum_{j \in C(i)} \left(\beta^{l_{\max}} L^{l_{\max}}(r_{ji}) \right) \right). \quad (4.4)$$

Для обучения сети SNAEMS используется функция потерь, основанная на перекрёстной энтропии. Функция потерь перекрёстной энтропии измеряет расхождение между выходом нейронной сети $\tilde{v}_i$ и переданным кодовым словом v_i как

$$L(v, \tilde{v}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \log(v_i) + (1 - v_i) \log(1 - \tilde{v}_i), \quad (4.5)$$

где v_i и $\tilde{v}_i$ – i -е переданный информационный бит и его оценка в SNAEMS соответственно. Функция потерь отражает разницу между предсказанным и идеальным значениями. Чем она меньше, тем ближе предсказание к идеалу, что косвенно указывает на более адекватные параметры весов модели нейронной сети.

4.3 Процесс обучения алгоритма декодирования SNAEMS

В среде TensorFlow выполнено сквозное (end-to-end) обучение параметризованного декодера LDPC, основанного на нормализованном варианте AEMS. Во избежание переобучения, на нулевом кодовом слове каждого шага обучения генерируются случайные сообщения, которые затем кодируются LDPC. Далее применяется заданная модуляция BPSK, после чего наблюдения формируются при прохождении через AWGN канал, а LLR, вычисленные на основе SNR, подаются на вход сети. Используется мини-батч со смещением по SNR: предварительно задаётся набор равноотстоящих значений SNR; каждый мини-батч равномерно делится по размерности партии на несколько подблоков; каждый подблок привязывается к своему значению SNR и дополнительно загрязняется гауссовым шумом с дисперсией, согласованной с этим SNR. В данном эксперименте выполняется 100 шагов обучения, а на каждом шаге формируется мини-батч из 216 случайно сгенерированных образцов, которые равномерно распределяются по 9 значениям SNR от 1 до 5 дБ с шагом 0,5 дБ (по 24 образца на каждое значение SNR).

Нейросетевая модель разворачивается по итерационному процессу декодирования AEMS. Пусть число итераций равно l . Тогда общее число слоёв составляет $2l+2$. Первый и последний слой соответствуют, соответственно, входному и выходному уровням и не подлежат обучению. Передача сообщений от контрольных узлов к узлам переменных (CN→VN) соответствует уровням 2, 4, ..., $2l$, причём на каждом таком уровне вводится обучаемый вес α . Передача сообщений от узлов переменных к контрольным узлам (VN→CN) соответствует

уровням 3, 5, ..., $2l+1$, и на каждом из них вводится обучаемый вес β . Внутри уровня обученные нормирующие коэффициенты α и β используются для улучшения передачи сообщений.

В процессе обучения фиксируются перекрёстная энтропия (CE – cross entropy) на каждой итерации и суммарная перекрёстная энтропия, а также градиентная норма $\|\text{grad}\|_2$ и обученные по слоям коэффициенты, что позволяет выполнить последующие визуализацию и анализ. Для иллюстрации механизма обучения нейросети приведён пример для LDPC-кода CCSDS (128, 64). По его результатам получены рисунки 4.3–4.8.

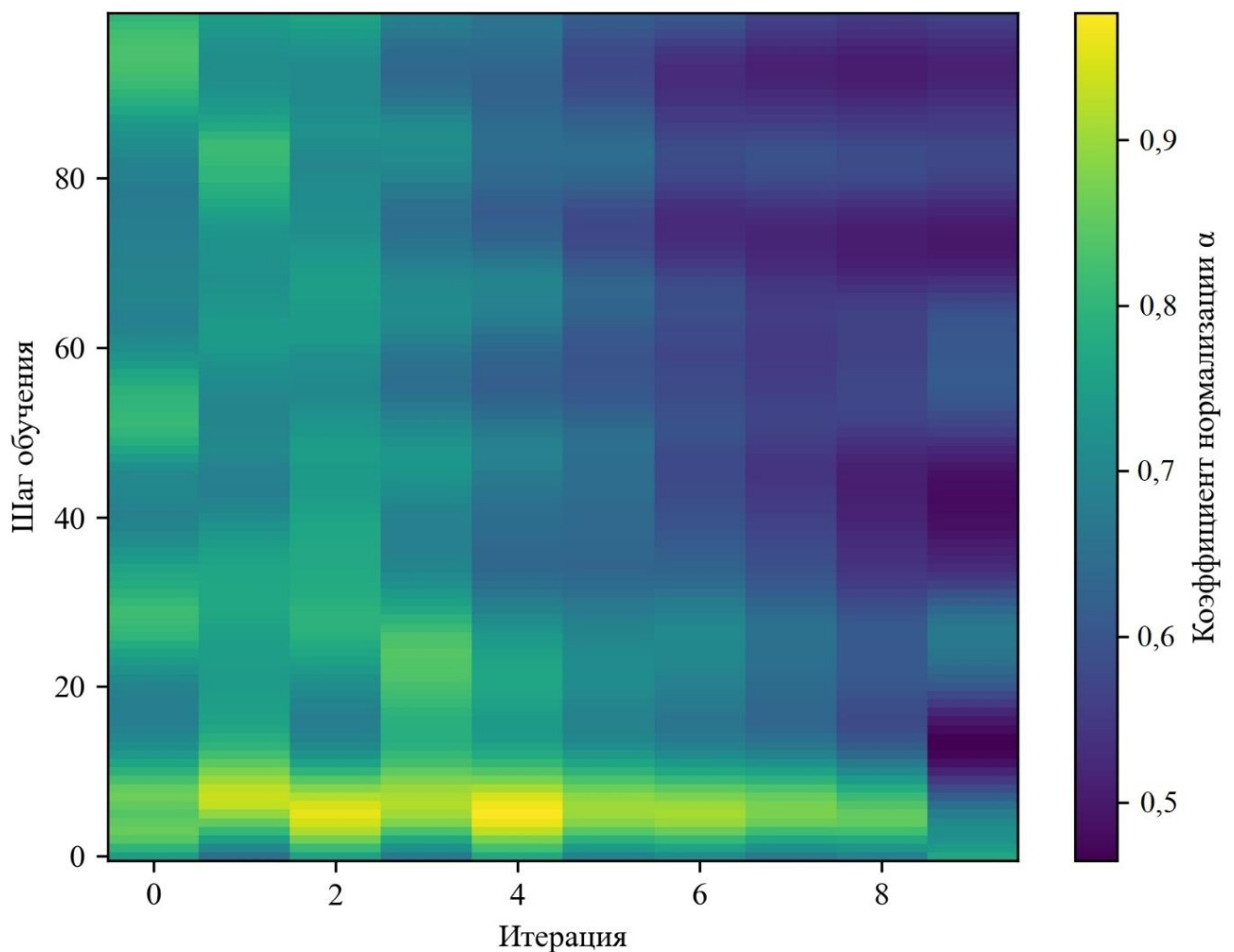


Рисунок 4.3 – Тепловая карта эволюции α по итерациям в ходе обучения

Рисунок 4.3 показывает тепловую карту эволюции в ходе обучения коэффициентов нормализации α^l по итерационным слоям (по оси абсцисс – номер итерационного слоя, по оси ординат – шаг обучения). Видно, что несколько левых столбцов заметно светлее, а правые темнее, что

свидетельствует о выучивании моделью межслойного распределения усиления по принципу «сильнее в начале, слабее в конце»: на ранних слоях коэффициенты больше, на поздних меньше. По вертикали: на ранней стадии обучения (в нижней части рисунка) наблюдаются выраженные колебания и в целом более высокая яркость; по мере продвижения обучения (вверх) цвета постепенно темнеют и стабилизируются; на шагах 60–90 формируются отчётливые горизонтальные полосы, что указывает на быстрое начальное изменение α^l с последующей сходимостью к устойчивым значениям. Различия по конечной яркости столбцов означают, что оптимумы α^l неодинаковы для разных итерационных слоёв; тем самым подтверждается функциональная дифференциация слоёв и то, что сеть выучила разумную конфигурацию межслойных коэффициентов усиления.

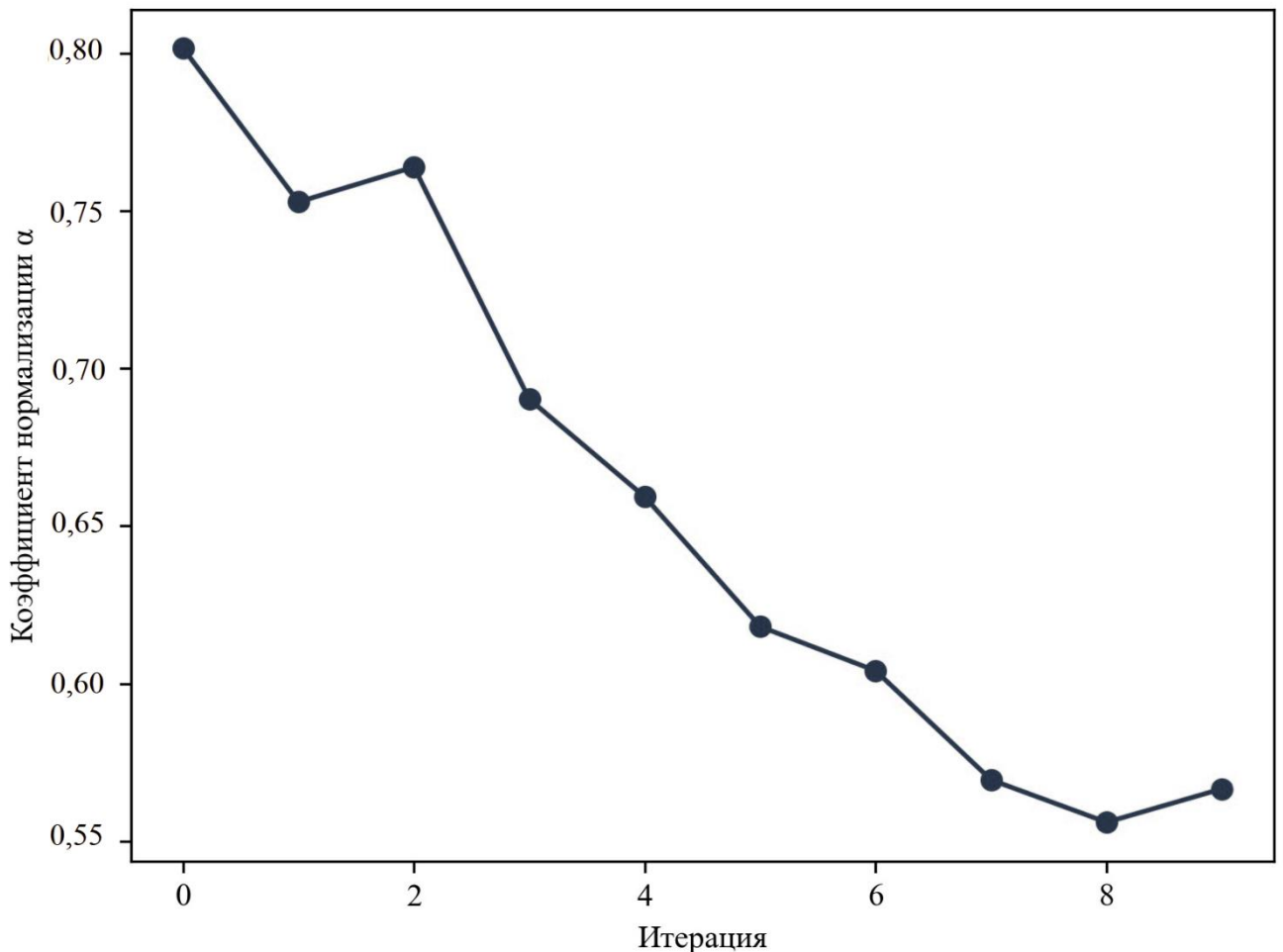


Рисунок 4.4 – Зависимость коэффициента нормализации α от числа итераций

Рисунок 4.4 показывает значения α^l для каждого итерационного слоя по завершении обучения. Кривая в целом монотонно убывает: от $\approx 0,80$ на слое 0 (наибольшее усиление) к $\approx 0,56$ – $0,57$ на слоях 8, 9 (наименьшее). Посередине

заметны небольшие колебания (например, слой 2 чуть выше), однако общий паттерн «сильнее в начале, слабее в конце» выражен отчётливо. Это указывает на то, что сеть выучила стратегию «быстрое наращивание информации на ранних итерациях и более осторожная коррекция на поздних», что согласуется с тепловой картой на рисунке 4.3 и свидетельствует о корректном обучении.

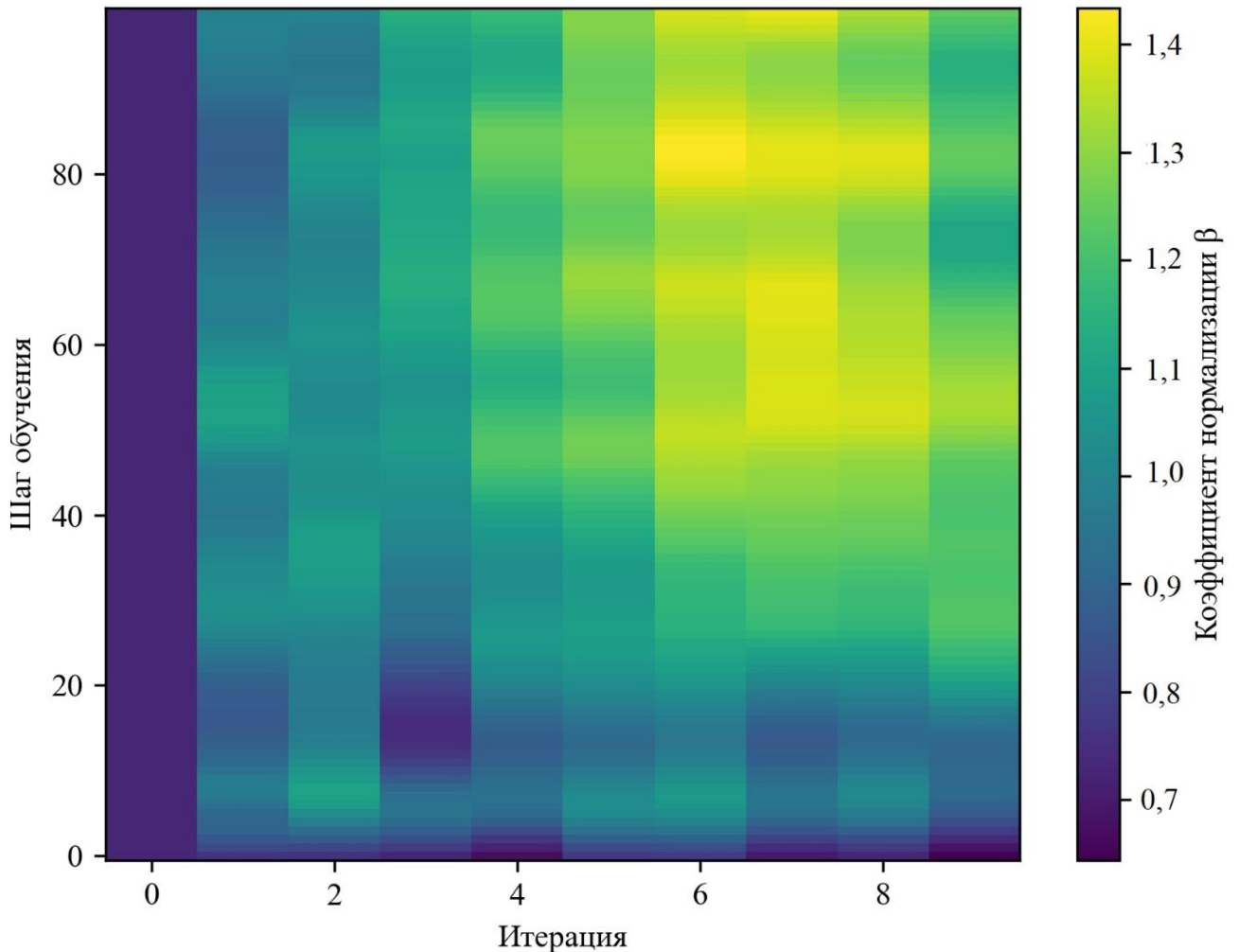


Рисунок 4.5 – Тепловая карта эволюции β по итерациям в ходе обучения

Рисунок 4.5 представляет эволюцию обучаемого нормирующего коэффициента β^l по итерационным слоям в ходе всего процесса обучения. Справа столбцы заметно светлее, слева темнее. Это означает, что на поздних итерациях значения β^l больше, а ранних – меньше. Модель делает передачу сообщений VN→CN на ранних слоях более сдержанной (малые β^l не позволяют преждевременно усиливать шум), а на поздних – усиленной (большие β^l способствуют финальной согласованности и ускоряют сходимость). Это дополняет типичную для коэффициентов α^l (CN→VN) конфигурацию «сильнее

в начале, слабее в конце». Верхняя часть рисунка заметно светлее и характеризуется более гладкими горизонтальными полосами, что указывает на постепенный рост и последующую сходимость β^l ; к шагам 60–90 большинство столбцов формирует устойчивые «горизонтальные ленты», то есть значения стабилизируются. Совместно с α^l коэффициенты β^l реализуют стратегию «сначала подавление шума, затем ускорение сходимости».

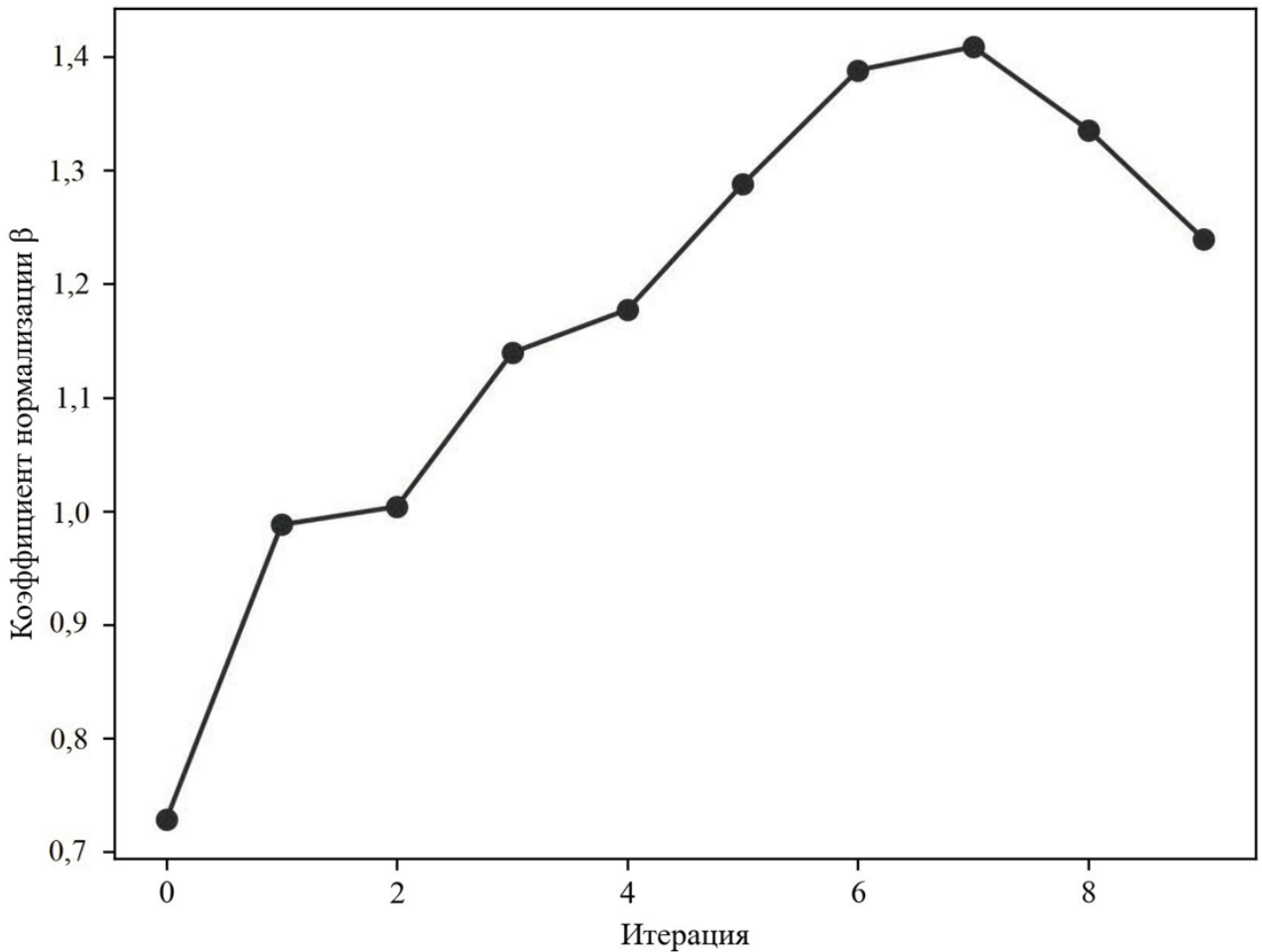


Рисунок 4.6 – Зависимость коэффициента нормализации β от числа итераций

Рисунок 4.6 показывает значения β^l по итерационным слоям по завершении обучения. Кривая в целом имеет форму «слабее в начале, сильнее в середине/конце, лёгкий откат на последнем этапе»: при $l=0$, $\beta^l \approx 0,7$; далее она монотонно возрастает до пика $\sim 1,4$ при $l \approx 7$, после чего при $l=9$ немного снижается до $\sim 1,25$. Это указывает на то, что сеть выучила стратегию «сначала подавление шума, затем ускорение сходимости и в конце умеренное демпфирование». Полученный профиль согласуется с показанной на тепловой карте межслойной конфигурацией «слабее в начале, сильнее в конце».

Рисунок 4.7 показывает изменение суммарной потери по кросс-энтропии и кросс-энтропии конечного слоя в зависимости от шага обучения. Обе кривые лежат примерно в диапазоне 0,06–0,10 и демонстрируют выраженные колебания без отчётливого монотонного убывания. Это, главным образом, обусловлено конфигурацией мини-батча с изменением SNR: на каждом шаге случайно генерируются 120 образцов, которые равномерно распределяются по 5 значениям SNR (по 24 образца на каждое значение SNR); вклад различных батчей и SNR срезов в кросс-энтропию существенно различается. Суммарная кросс-энтропия равна среднему арифметическому CE по всем итерационным слоям; поскольку на ранних итерациях значения CE обычно выше, суммарная кросс-энтропия, как правило, превышает CE конечного слоя, что соответствует ожиданиям. Обе кривые колеблются вокруг плато; более низкое значение CE конечного слоя указывает на корректное обучение и выход на устойчивую сходимость.

Рисунок 4.8 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} или немного ниже), затем в целом постепенно снижается в диапазон 10^{-3} – 10^{-2} . По всей траектории 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.

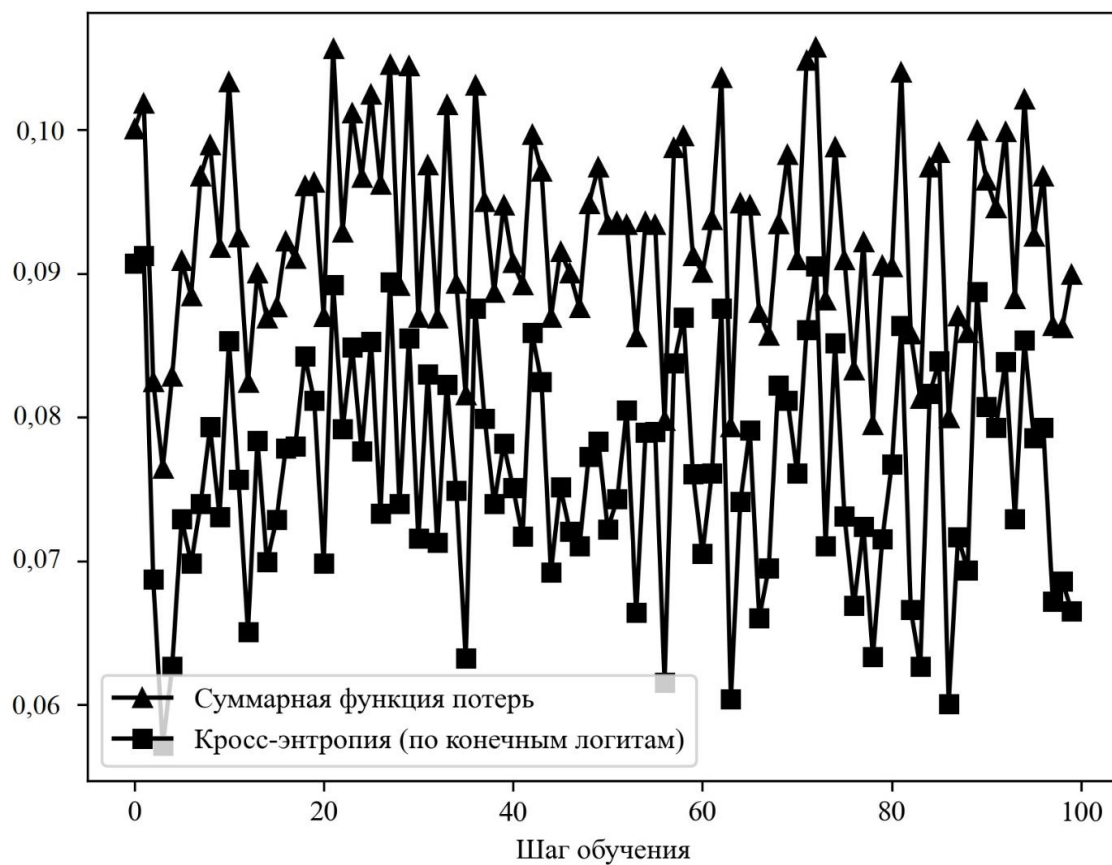


Рисунок 4.7 – Зависимости суммарной функции потерь и кросс-энтропии конечного слоя от шага обучения

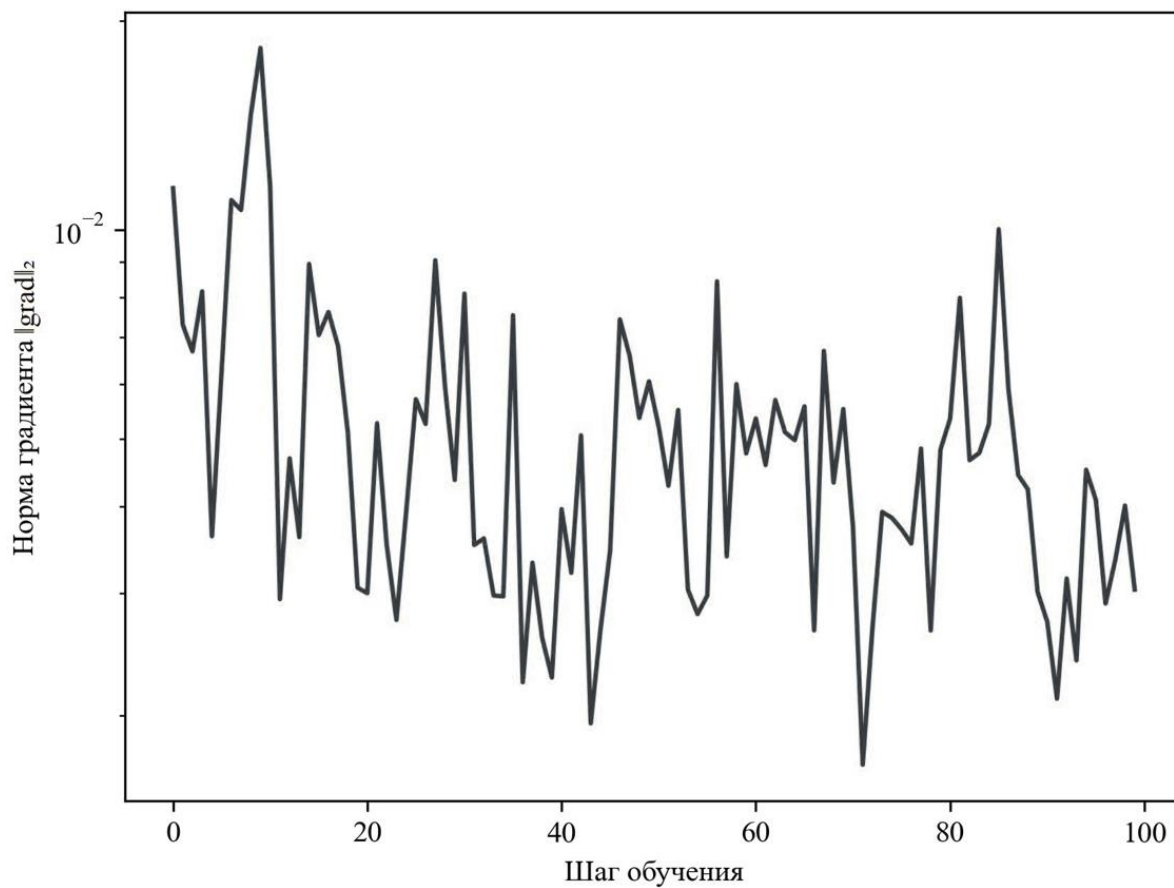


Рисунок 4.8 – Зависимость нормы градиента $\|\text{grad}\|_2$ от шага обучения

4.4 Моделирование и сравнение с другими алгоритмами декодирования

Декодирование сети SNAEMS сравнено с алгоритмами AEMS, MS и BP на различных LDPC-кодах. Используются три коротких блочных канальных кода, рекомендованных CCSDS 231.1-O-1 для синхронизации телекоманды, которые подходят для дистанционного управления и обладают хорошими способностями к коррекции ошибок и низкой сложностью декодирования [27]. Взят канал с AWGN, а кодированные биты передавались с помощью модуляции BPSK. Диапазон SNR установлен от 1,0 дБ до 5,0 дБ с шагом 0,5 дБ, число кадров – 10000, максимальное число итераций – 10, после чего вычислялась BER. Для моделирования применяются LDPC-коды CCSDS с параметрами (128, 64), (256, 128) и (512, 256), а SNAEMS реализован на языке Python, который стал мощным языком программирования нейронных сетей и имеет богатую библиотеку и поддержку инструментов, из которых использован TensorFlow 2.3.1.

Рисунки 4.9–4.11 показывают зависимости BER от SNR для трёх LDPC-кодов CCSDS (128, 64), (256, 128) и (512, 256) при различных алгоритмах декодирования. Видно, что SNAEMS лучший среди трёх коротких блоков LDPC-кодов CCSDS и AEMS. При этом AEMS лучше, чем у BP и MS. Из рисунка 4.9 видно, что при SNR=5 дБ, алгоритм SNAEMS обеспечивает снижение BER более 3 раз по сравнению с AEMS. Как видно из рисунка 4.10, 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 4.11 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 SNR>3,5 дБ, тогда как другие алгоритмы ещё декодируют. Совместный анализ рисунков 4.9–4.11 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.

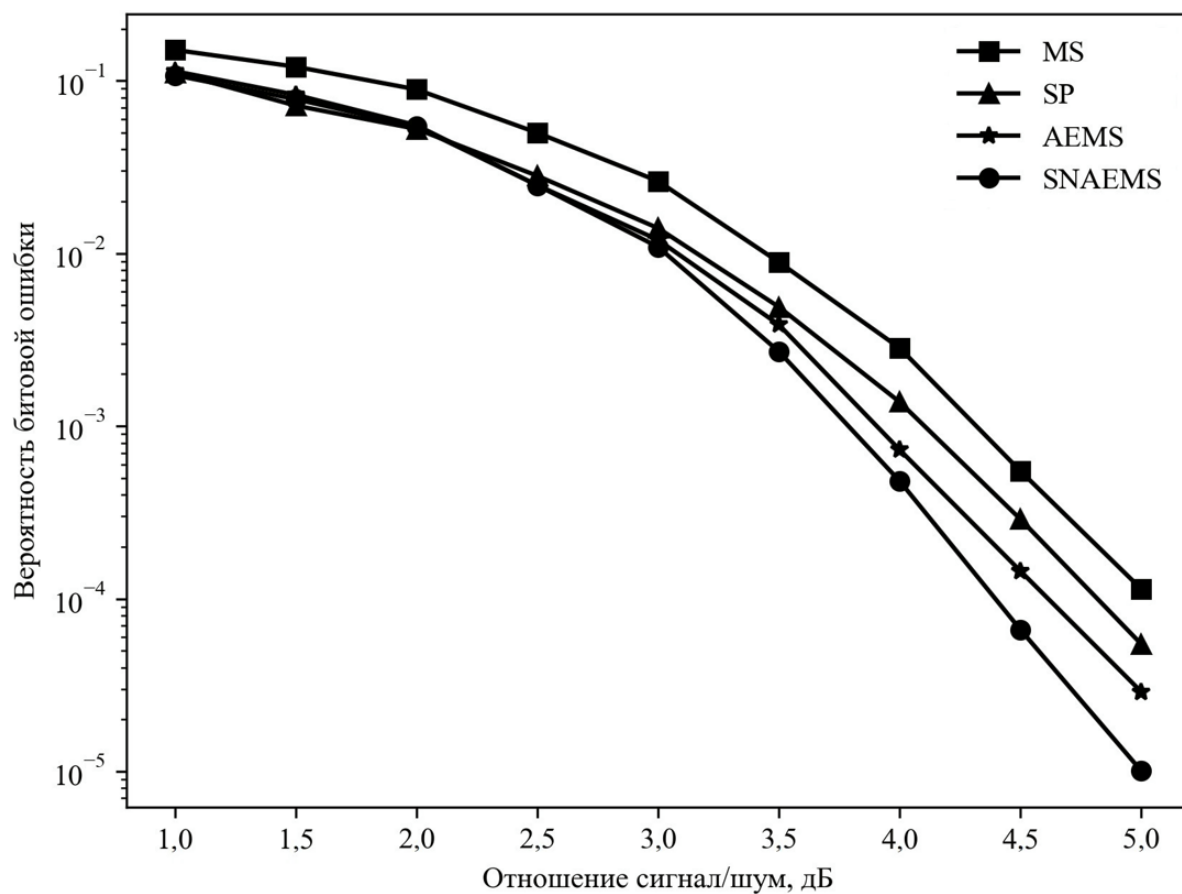


Рисунок 4.9 – Зависимости BER в (128, 64) CCSDS с 10 итерациями от SNR

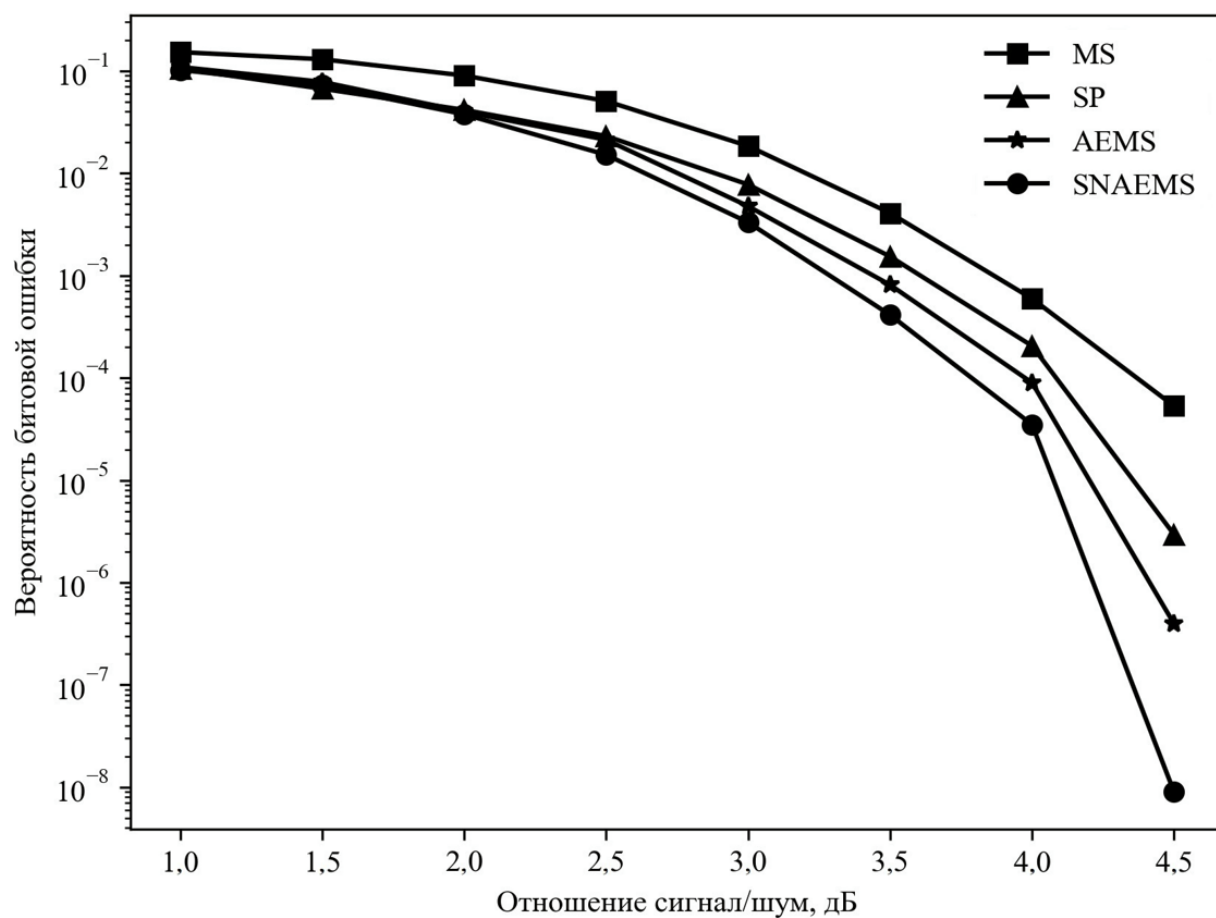


Рисунок 4.10 – Зависимости BER в (256, 128) CCSDS с 10 итерациями от SNR

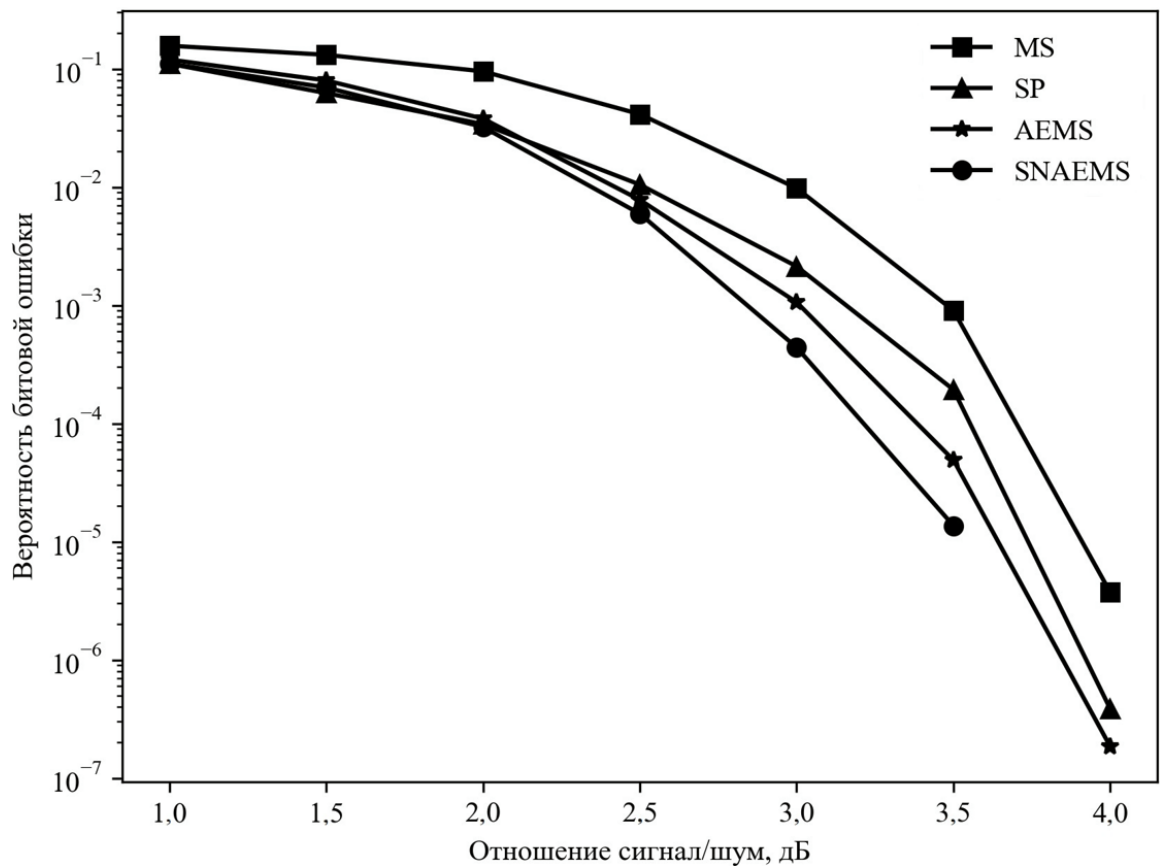


Рисунок 4.11 – Зависимости BER в (512, 256) CCSDS с 10 итерациями от SNR

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.

4.5 Основные результаты раздела

Для дополнительной оптимизации работы алгоритма декодирования AEMS он расширен до нейронной сети прямого распространения, после чего к нему добавлены веса. Наиболее подходящие весовые коэффициенты получаются в результате большого объёма обучения. Затем сравнены BER оптимизированного алгоритма, AEMS и других традиционных алгоритмов декодирования LDPC на трёх коротких LDPC-кодах CCSDS.

1. Показано, что алгоритм декодирования LDPC выполняет итеративные операции на основе графа Таннера, что очень подходит для развёртывания в структуру нейронной сети и может ускорить декодирование, поскольку нейронная сеть является мощным инструментом для оптимизации.

2. Совместное использование весовых коэффициентов снижает вычислительные ресурсы для обучения, повышает эффективность обучения и может ускорить декодирования. Большее число весовых коэффициентов в нейронном сетевом декодере не всегда улучшает декодирование.

3. По сравнению с традиционными алгоритмами декодирования, нейронные сетевые алгоритмы требуют обширного предварительного обучения перед их практическим применением в коммуникационных сценариях, и надо учитывать, стоит ли выбранный сценарий таких затрат на обучение.

4. Алгоритм декодирования SNAEMS с использованием нейронных сетей подходит для сценариев связи IoT с высокими требованиями к точности декодирования и определённым объёмом памяти в самом устройстве.

5. ПРИМЕНЕНИЕ QC-LDPC-КОДОВ В СИСТЕМЕ СВЯЗИ БПЛА

Здесь представлено применение кодов QC-LDPC с модуляциями QAM для связи с БПЛА [40, 41]. Электромагнитные волны в радиочастотных системах связи обладают потенциальными преимуществами перед другими видами волн для наземной беспроводной передачи сигналов на максимальные расстояния покрытия. Кроме того, с внедрением современных сетевых технологий 5G и последующих поколений (Beyond 5G), радиочастотные системы связи превосходят многие приложения реального времени как в условиях прямой видимости (LOS – line of sight), так и в условиях отсутствия прямой видимости (NLOS – non-line of sight). Для удовлетворения высоких требований к передаче данных значимым решением для различных специфических приложений реального времени является использование БПЛА. Среди многочисленных преимуществ систем связи БПЛА – широкий радиус покрытия и возможность экстренной связи при ликвидации последствий стихийных бедствий [42–44]. Изменение атмосферы вызывает флуктуации принимаемого сигнала, ухудшая его качество. В предлагаемом исследовании канал связи моделируется с учётом распределения быстрого затухания Рэля (Rayleigh fast fading) для многолучевого замирания. Нарушения канала приводят к ухудшению качества на приёмной стороне. Поэтому для улучшения качества обслуживания связи необходимы коды коррекции ошибок (ECC – error correction code) канала [45]. Эффективные для кодирования канала LDPC-коды могут стать перспективным решением для сетей 5G [46]. Коды QC-LDPC также являются надёжным способом улучшить дальность связи БПЛА при использовании высокоэффективных схем модуляции сигнала [47]. QAM позволяет передавать данные с высокой скоростью без роста полосы пропускания в беспроводных системах связи [48, 49]. В сочетании с дополнительными технологиями QAM привлекла значительное внимание благодаря своей способности снижать влияние помех в канале связи.

5.1 Анализ схем модуляции и кодирования в стандарте DVB-S2

и вычислительная сложность

В условиях сложной среды, характерной для поисково-спасательных операций и борьбы с лесными пожарами, где предъявляются высокие требования к надежности связи и передаче изображений высокой четкости с БПЛА, используется схема кодирования QC-LDPC, соответствующая стандарту DVB-S2. Коды QC-LDPC, предусмотренные стандартом DVB-S2, поддерживают два варианта длины кодового слова: нормальный кадр (64800 бит) и короткий кадр (16200 бит) [50]. Короткий подходит для каналов управления и телеметрии с низкой задержкой, а нормальный предпочтителен для передачи видео и изображений высокой четкости. DVB-S2 предоставляет 11 вариантов кодовых скоростей: от 1/4 до 9/10, обеспечивая гибкую адаптацию к различным условиям канала и требованиям приложений.

Для обеспечения качества декодирования при одновременном учёте энергопотребления оборудования БПЛА здесь используется алгоритм OMS: приближённая версия алгоритма BP со сниженной вычислительной сложностью при сохранении высокой способности к исправлению ошибок и устойчивости к помехам. Кроме того, OMS декодирование лучше подходит для встраиваемых и энергоэффективных аппаратных платформ, дополнительно удовлетворяя требованиям к энергоэффективности в системах связи БПЛА. Из-за большой длины блока кода и сильной способности к защите от помех, в алгоритме OMS используется 10 итераций.

Стандарт DVB-S2 поддерживает различные способы модуляции, включая квадратурную фазовую манипуляцию (QPSK – quadrature phase shift keying) 8PSK, амплитудно-фазовую манипуляцию (APSK – amplitude and phase shift keying) 16APSK и 32APSK [51]. 32APSK является самой высокоуровневой модуляцией в DVB-S2. Эти способы разрабатывались совместно с LDPC-кодированием для обеспечения гибкой адаптации кодовой скорости и высокой спектральной эффективности. В режиме нормального кадра стандарта DVB-S2 наиболее часто используемые в практических системах связи схемы модуляции

и кодирования (MCS – modulation and coding scheme) приведены в таблице 5.1 [52]. Из неё видно, что с ростом кодовой скорости применяются модуляционные схемы более высокого порядка, что значительно повышает пропускную способность системы. Однако при этом снижается способность к исправлению ошибок и устойчивость к шумам, что требует более высокого качества канала связи.

Таблица 5.1 – Распространённые схемы модуляции и кодирования в DVB-S2 (нормальный кадр)

MCS	Тип модуляции	Кодовая скорость
MCS 1	QPSK	1/4
MCS 4	QPSK	1/2
MCS 6	QPSK	2/3
MCS 13	8PSK	2/3
MCS 19	16APSK	3/4
MCS 25	32APSK	4/5
MCS 27	32APSK	8/9

В системах связи БПЛА на малой высоте и вблизи земли передача изображений, как правило, требует высокой скорости передачи данных и низкого уровня ошибок [53]. Для обеспечения баланса между стабильностью канала и пропускной способностью обычно используется модуляция QPSK с умеренной кодовой скоростью (например, MCS 6). При хороших условиях канала может применяться модуляция 8PSK с такой же кодовой скоростью (например, MCS 13), что позволяет повысить спектральную эффективность. Стандарт DVB-S2 не использует традиционные схемы модуляции QAM (например, 16-QAM и 32-QAM). Согласно вышеизложенному анализу, здесь используется QC-LDPC-код, соответствующий стандарту DVB-S2 и обладающий кодовой скоростью 2/3. Соответствующая матрица **H** имеет размер 10800×32400 и формируется путём замены каждого элемента базовой матрицы размером 45×90 на циркулянтную перестановочную матрицу размером 360×360 (или нулевую матрицу). В условиях реальной передачи один нормальный кадр (64800 бит) включает два таких кодовых слова.

Определённые в DVB-S2 форматы модуляции 16APSK и 32APSK по числу точек созвездия и характеристикам передачи сопоставимы с 16QAM и 32QAM соответственно [54]. APSK лучше подходит для компенсации сильных нелинейных искажений, характерных для спутниковых каналов, QAM обладает значительными преимуществами по простоте аппаратной реализации, эффективности использования спектра и использованию в развитой промышленной экосистеме. Поэтому в типичных сценариях связи с БПЛА, таких как низковысотные, наземные или энергосберегающие системы, QAM, как правило, является более предпочтительной модуляцией.

В системах связи БПЛА сложность блоков кодирования и декодирования напрямую влияет на параметры работы в реальном времени, энергоэффективность и использование встроенных вычислительных ресурсов, что особенно критично для платформ с автопилотом и периферийных устройств с ограниченными возможностями. В соответствии со стандартом DVB-S2, система использует структуру нормального кадра (64800 бит) и QC-LDPC-код с высокоорганизованной квазициркулярной структурой. Это позволяет реализовать кодирование с линейной сложностью с помощью сдвиговых регистров или таблиц поиска, обеспечивая хорошую совместимость с аппаратной реализацией [55]. В частности, сложность QC-LDPC-кодирования оценивается как $O(N)$ и сводится к операциям сдвига и исключающего ИЛИ. Алгоритм OMS не использует сложные нелинейные функции и опирается только на простые операции (вычисление минимума, знак произведения и вычитание), что упрощает его аппаратную реализацию. Это позволяет ограничить сложность одной итерации до $O(E)$, где E – количество рёбер в графе Таннера [56]. При типичном числе итераций (I), равном 10, общая сложность декодирования составляет приблизительно $O(EI)$, что приемлемо для высокоскоростных каналов передачи изображений в системах БПЛА.

5.2 Моделирование канала связи БПЛА

В модели системы связи БПЛА зависающий БПЛА связывается с наземной базовой станцией (БС) в условиях многолучевого канала (Рисунок 5.1).

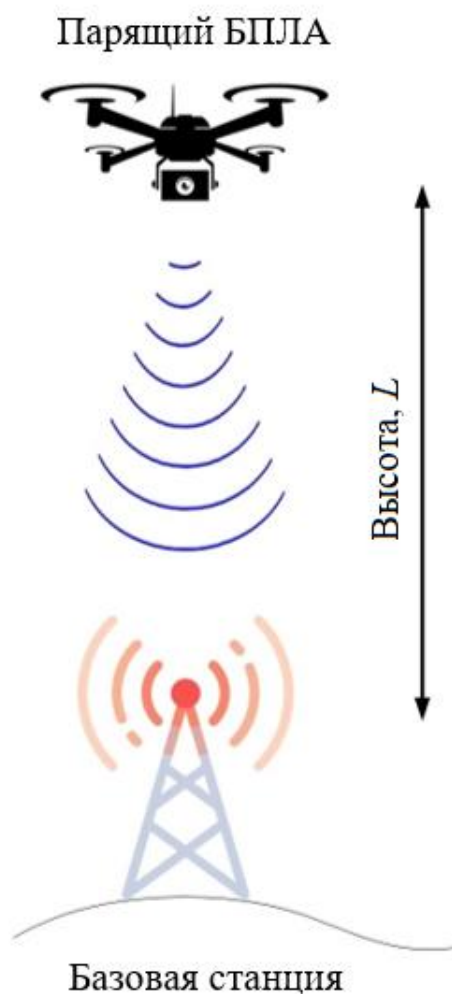


Рисунок 5.1 – Модель связи БПЛА с наземной БС

Вся связь рассматривается в рамках схемы модуляции QAM, где многолучевое затухание моделируется с помощью быстрого затухания Рэля в различных условиях канала. Для коррекции ошибок между передатчиками и приёмниками используется QC-LDPC-кодирование. 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 L – высота БПЛА, τ – коэффициент распространения, P – мощность сигнала, η – коэффициент полезного действия передатчика, $h_{\text{Ray}}(t)$ – коэффициент затухания, $x(t)$ – передаваемые бинарные данные, $n(t)$ – аддитивный белый гауссов шум (AWGN) с нулевым средним и дисперсией σ^2 .

Считается, что условия канала $h_{\text{Ray}}(t)$ подвергаются мультипликативным факторам распределения многолучевого замирания. Функция плотности вероятности (PDF – probability density function) и функция накопленного распределения (CDF – cumulative density function) коэффициента затухания Рэля в зависимости от отношения сигнал/шум (SNR) выглядят как [57]

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

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

где μ – моментальное SNR, γ – среднее SNR,

где

$$\gamma \triangleq \frac{\left(\sqrt{\frac{P}{L\tau}}\eta\right)^2}{\sigma^2} \mathbb{E}|h_{\text{Ray}}|^2, \quad (5.4)$$

где математическое ожидание $\mathbb{E}|h_{\text{Ray}}|^2$ обычно равно 1 в стандартном канале с замиранием Рэля, поскольку $h_{\text{Ray}}(t) \sim CN(0,1)$. На рисунке 5.2 показано, как модуль коэффициента передачи канала Рэля $|h_{\text{Ray}}(t)|$ изменяется во времени. На рисунке 5.3 представлена плотность вероятности $|h_{\text{Ray}}(t)|$, включая гистограмму, полученную в результате моделирования, и теоретическое распределение Рэля.

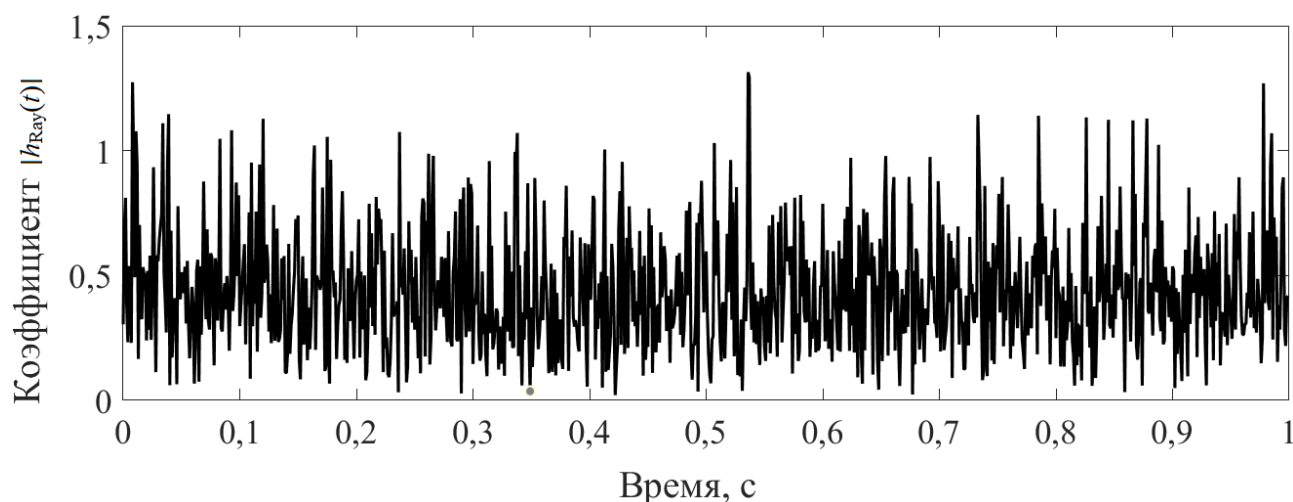


Рисунок 5.2 – Огибающая замираний Рэля $|h_{\text{Ray}}(t)|$ во времени

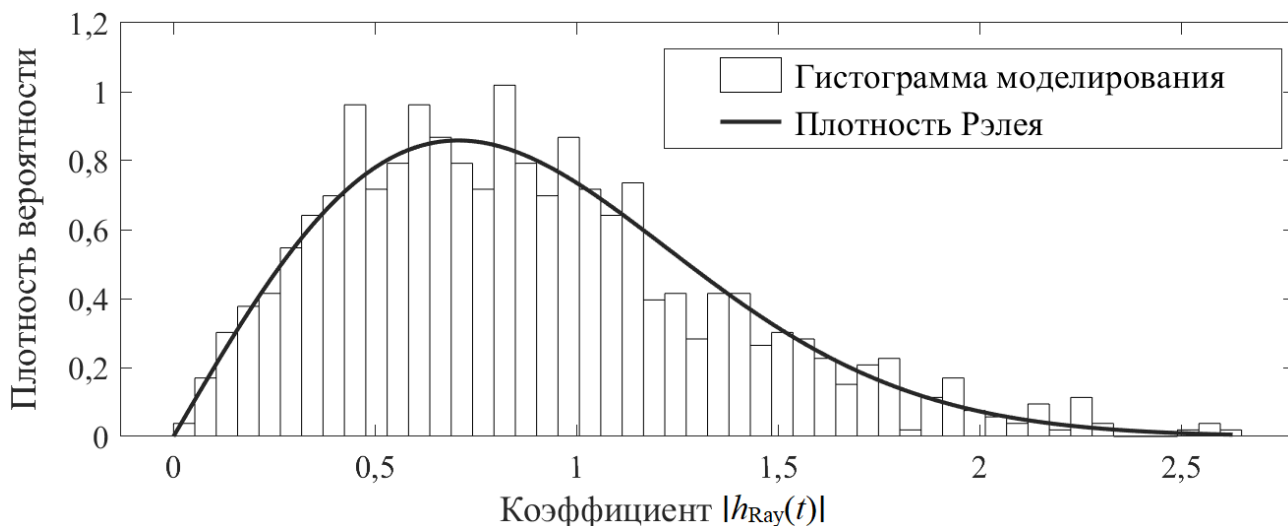


Рисунок 5.3 – Зависимости плотности вероятности для $|h_{\text{Ray}}(t)|$ по результатам моделирования и теории Рэля

Случайный процесс и неоднородность условий канала связаны с показателем преломления [58], вызывающим многолучевое затухание электромагнитных сигналов и зависящим от случайных параметров канала, таких как атмосферное давление, температура, влажность и др. Обычно он задаётся как [59–61]

$$n(L) = 1 + \left(\frac{N}{10^6}\right) = 1 + \frac{1}{10^6} \left[77,6 \frac{P}{T} + 3,73 \times 10^5 \frac{e}{T^2} \right], \quad (5.5)$$

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, как показано в таблице 5.2. 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

$$N(L) = N_0 e^{-L/H}. \quad (5.6)$$

Обычно $H=7,35$ км и определяет скорость экспоненциального убывания плотности атмосферы с высотой. Таким образом, высота БПЛА L может быть записана как

$$L = -H \times \ln \left(\frac{N(L)}{N_0} \right) = -H \times \ln \left(\frac{10^6(n-1)}{N_0} \right). \quad (5.7)$$

Таблица 5.2 – Типичные значения
показателя преломления на различных высотах БПЛА

Высота (L)	Приблизительная преломляемость (N)	Показатель преломления (n)
Уровень моря (0 км)	от 300 до 350	$\approx 1,00030$
1 км	до 250	$\approx 1,00025$
5 км	до 200	$\approx 1,00020$
10 км	до 150	$\approx 1,00015$

5.3 Анализ производительности предлагаемой модели системы и 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

$$P_b = \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \operatorname{erfc} \left[\sqrt{\frac{3 \log_2(M)}{2M - 1}} \gamma \right], \quad (5.8)$$

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

Средняя BER системы записывается как

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

Тогда, замена PDF затухания Рэлея из (5.2) и подстановка её в (5.9) дадут

$$\overline{\text{BER}} = \int_0^\infty \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \operatorname{erfc} \left[\sqrt{\frac{3 \log_2(M)}{2M - 1}} \gamma \right] \frac{1}{\mu} \exp \left(-\frac{\gamma}{\mu} \right) d\gamma. \quad (5.10)$$

Интегрирование в (5.10) с использованием возможностей Wolfram Mathematica [62, формула 06.27.0006.01] и преобразование функции $\exp(\cdot)$ в G-функцию Мейера, а также функции $\operatorname{erfc}(\cdot)$ в G-функцию Мейера, даёт

$$\overline{\text{BER}} = z_1 \int_0^\infty G_{1,2}^{2,0} \left[\left[\left(\frac{3 \log_2(M)}{2(M-1)} \gamma \right) \right] \middle| 0, \frac{1}{2} \right] G_{0,1}^{1,0} \left[\left(\frac{\gamma}{\mu} \right) \middle| 0 \right] d\gamma. \quad (5.11)$$

Для вычисления (5.11) используется Wolfram Mathematica [62, формула 07.34.21.0011.01] как

$$\overline{\text{BER}} = z_2 G_{2,2}^{1,2} \left[\left[\left(\frac{2\mu^{-1}(M-1)}{3 \log_2(M)} \gamma \right) \right] \middle| 0, \frac{1}{2} \right]_{0, -1}, \quad (5.12)$$

где

$$z_1 = \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \times \frac{1}{\mu \sqrt{\pi}}, \quad (5.13)$$

$$z_2 = \frac{\sqrt{M} - 1}{\sqrt{M} \log_2(\sqrt{M})} \times \frac{2(M-1)}{3 \log_2(M) \mu \sqrt{\pi}}. \quad (5.14)$$

Получены результаты для предложенной модели системы связи БПЛА-QAM с QC-LDPC в условиях канала с распределением Рэлея и схемами модуляции M-QAM. Минимальная L для БПЛА принимается на уровне моря, максимальная высота $L=300$ м, при этом $H=7,35$ км, $N_0=315$, что соответствует $n \approx 1,00030$. На рисунок 5.4 сравнены характеристики предложенной модели с кодированием QC-LDPC и без него. В моделировании используется QC-LDPC-код с матрицей $\mathbf{H}$ (32400, 10800) и кодовой скоростью $2/3$. Длина кодового слова составляет 32400 бит, и один кадр содержит два таких кодовых слова. Модель канала учитывает затухание Рэлея, чтобы имитировать реальные условия связи БПЛА, включая затухание и многолучевость.

Сплошными кривыми на рисунке 5.4 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. Результаты показывают, 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, демонстрируют ухудшение BER даже при больших SNR из-за высокой плотности символов и уменьшенного евклидова расстояния между точками созвездия, что делает их более уязвимыми к шуму и помехам

канала. Поэтому при распространении в жестких условиях приоритет должен отдаваться надёжности связи, и рекомендуются схемы модуляции низкого порядка, в частности 4-QAM. Напротив, в условиях благоприятного канала и высокой пропускной способности можно применять 32-QAM для повышения спектральной эффективности. Эти результаты подчёркивают 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.

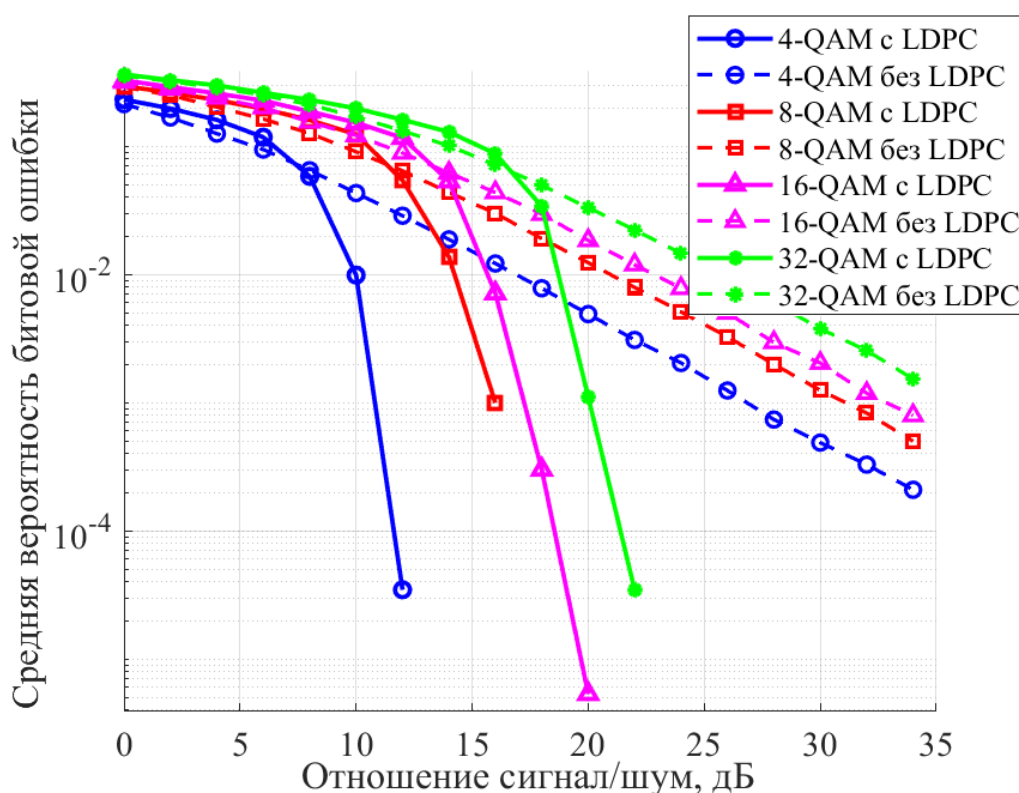


Рисунок 5.4 – Сравнение зависимостей средней BER предложенной системы с QC-LDPC и без неё от SNR при затухании по распределению Рэля

Пунктирными кривыми на рисунке 5.4 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 демонстрирует наилучшую устойчивость к ошибкам, 32-QAM показывает худшую производительность, но даже при SNR около 35 дБ средняя BER не достигает порогового значения 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 эффективного кодирования.

Кроме того, сравнение демонстрирует, что внедрение кодов QC-LDPC улучшает производительность по сравнению с отсутствием кодирования канала при использовании высокого порядка схем модуляции и условиях многолучевого замирания. Лучшие результаты достигаются при модуляциях 4-QAM. При хороших условиях канала можно использовать 8-QAM и 16-QAM, тогда как 32-QAM требует большей энергии и применяется только при очень высоком уровне сигнала. Коды LDPC не всегда могут полностью компенсировать уменьшение шумового запаса в схемах высокого порядка модуляции, особенно при низком SNR, что приводит к ухудшению BER. На основе вышеизложенного анализа для системы связи с БПЛА на малой высоте может быть построена соответствующая таблица отображения MCS (Таблица 5.3). В ней представлены значения необходимого SNR для средней BER не более 10^{-4} при различных схемах модуляции QAM, а также соответствующая спектральная эффективность.

Таблица 5.3 – MCS для связи с низколетящими БПЛА

Модуляция	Требуемый 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

5.4 Сравнение результатов моделирования с алгоритмами декодирования OMS и AEMS

С целью анализа эффективности предложенного в разделе 3 алгоритма декодирования AEMS в системе связи БПЛА, использующей QC-LDPC-кодирование стандарта DVB-S2, выполнено аналогичное моделирование с

алгоритмом AEMS. Основное различие между алгоритмами декодирования AEMS и OMS заключается в формуле обновления CN: формула для OMS представлена в (1.16), а AEMS – в (3.11). По сравнению с OMS, алгоритм AEMS обладает несколько более высокой вычислительной сложностью, но обеспечивает улучшенные характеристики декодирования. В настоящем моделировании число итераций декодирования для обоих алгоритмов установлено равным 10. Параметр β для OMS принят равным 0,35, а другие параметры соответствуют приведённым в разделе 5.3.

Результаты алгоритмов OMS и AEMS при разных схемах модуляции QAM сравнены на рисунке 5.5. 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.

Улучшение, достигаемое AEMS, обусловлено применением AECF, обеспечивающим адаптивную корректировку минимальных значений сообщений и тем самым повышающим точность передачи мягкой информации на этапе обновления проверочных узлов. В совокупности с результатами рисунка 5.4, можно заключить, что использование LDPC-кодов в системах связи БПЛА значительно повышает точность и надёжность передачи данных. При наличии достаточных вычислительных ресурсов на БПЛА более сложные алгоритмы декодирования дополнительно улучшают его точность.

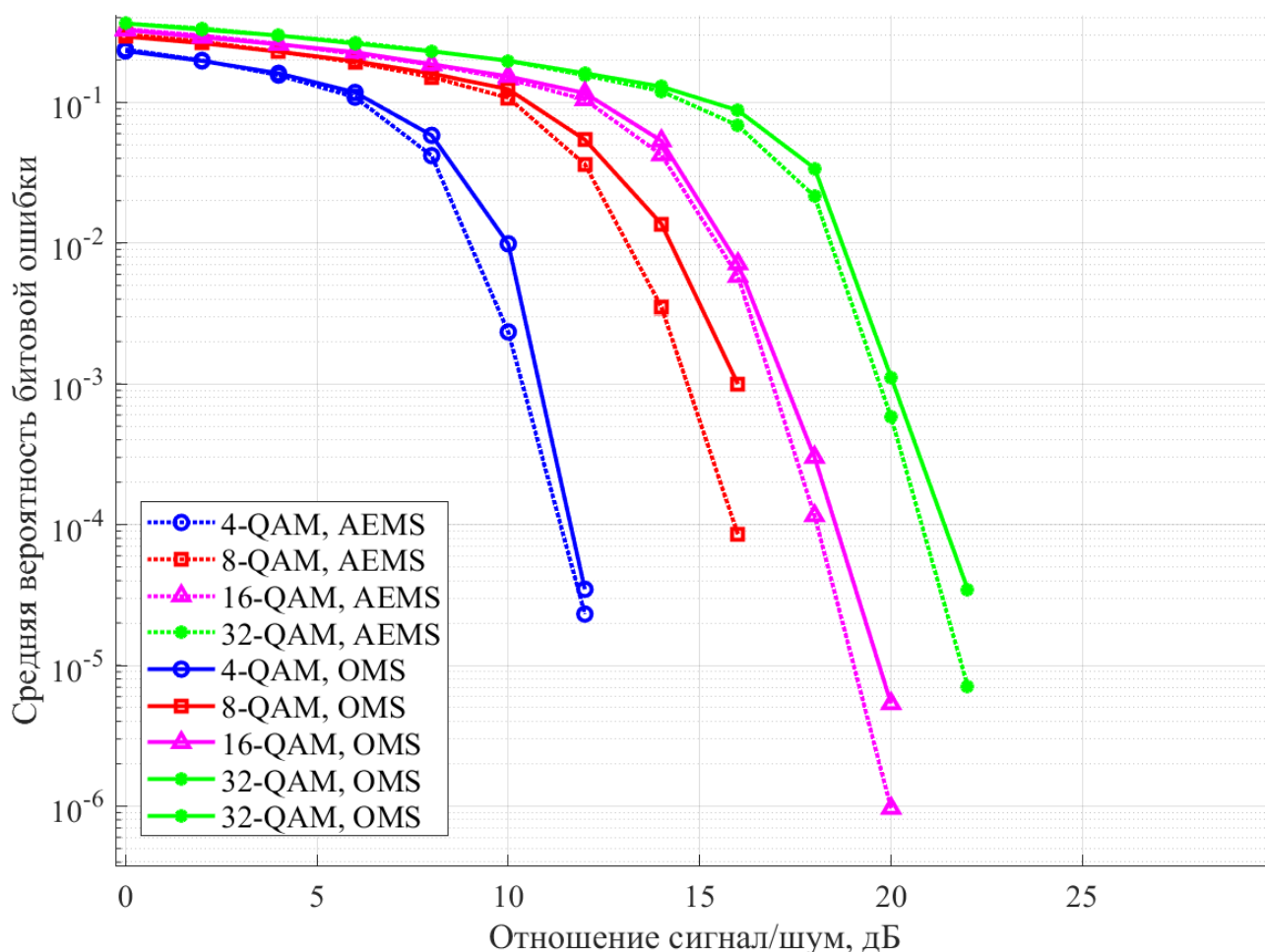


Рисунок 5.5 – Сравнение зависимостей средней BER предложенной системы с OMS и AEMS от SNR при затухании по распределению Рэля

5.5 Основные результаты раздела

Для изучения возможности и эффективности применения кодов QC-LDPC в сочетании с технологиями высокoeffективной модуляции для повышения эффективности связи в системе БПЛА при условиях затухания Рэля построена соответствующая модель системы и оценены её характеристики. Получены следующие результаты:

1. Интеграция кодов QC-LDPC с модуляцией M-QAM оценена в рамках связи БПЛА–наземная станция, подтвердив, что коды QC-LDPC существенно снижают негативное влияние затухания при различных высотах и помехах канала. Например, 4-QAM с QC-LDPC-кодированием даёт кодовый выигрыш в более чем 20 дБ при средней BER 10^{-4} по сравнению с некодированной системой. При SNR=11,5 дБ, кодирование даёт среднюю BER 10^{-4} , а без него – более 10^{-2} , что значительно улучшает коррекцию ошибок благодаря коду.

2. Алгоритм AEMS дополнительно снижает среднее BER по сравнению с алгоритмом OMS, особенно при низкоуровневой QAM-модуляции: для 8-QAM при SNR=16 дБ – в 11,7 раза.

3. Аналитические и имитационные оценки подтвердили надёжность и устойчивость предложенной системы, подчеркивая её пригодность для улучшения качества связи в сценариях БПЛА.

4. Результаты продемонстрировали потенциал схем M-QAM с кодированием QC-LDPC для поддержки высококачественных и устойчивых каналов связи, что делает их применимыми для таких задач, как воздушное наблюдение, экстренное реагирование и беспроводные сети будущего.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты

1. Анализ эволюции LDPC- и полярных кодов для 6G показал, что для коротких блоков предпочтительна адаптивность LDPC-кодов или эффективность полярных кодов, а для длинных 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. В целом, 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 декодирование, расширяя его до структуры нейронной сети прямого распространения и добавляя веса в исходную формулу вычислений в ходе итерации.

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

1. 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.
2. Алгоритм декодирования SNAEMS необходимо настроить на приемлемое число итераций, так как слишком большое может привести к трудоемкому процессу обучения модели.
3. Для повышения эффективности разработки и скорости обучения рекомендуется использовать программу tensorflow 2,0 и выше.

Перспективы дальнейшей разработки темы

1. Улучшение алгоритма декодирования AEMS для различных структур LDPC-кодов с целью его адаптации к различным кодовым структурам, таким как P-LDPC, SC-LDPC-коды и т.д.
2. Оптимизация процесса обучения и параметров алгоритма декодирования SNAEMS для ускорения обучения нейронной сети.
3. Моделирование условий канала на разных высотах для связи с БПЛА в сочетании со сравнением LDPC-кодов DVB-S2 с различными кодовыми скоростями для разработки более полной таблицы MCS.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

LDPC – код с низкой плотностью проверок

eMBB – расширенный мобильный широкополосный доступ

BER – вероятность битовой ошибки

BP – распространение доверия

LLR-BP – BP с использованием логарифмических отношений правдоподобия

MS – метод минимальной суммы

CN – проверочные узлы

AECF – адаптивный экспоненциальный коэффициент коррекции

IoT – интернет вещей

V2X – транспортное средство – всё

SC-LDPC – пространственно-связанные LDPC

VN – переменные узлы

QC-LDPC – квазициркулярный LDPC

P-LDPC – LDPC на основе протографа

BG – базовый граф

OMS – смещенный MS

NMS – нормализованный MS

AEMS – адаптивный экспоненциальный MS

SNR – отношение сигнал/шум

CCSDS – Консультативный комитет по космическим системам передачи данных

SNAEMS – совместный нейронный адаптивный экспоненциальный MS

AWGN – аддитивный белый гауссов шум

BPSK – двоичная фазовая манипуляция

GLDPC – обобщённый LDPC

GLDPC-PC – GLDPC-код с Polar-подобными компонентами

FPGA – программируемой пользователем вентильной матрице

SoC – система-на-кристалле

SDR – программно-определяемого радио

QFEC ASIP – специализированный процессор с 4 режимами коррекции ошибок

UECCT – унифицированный трансформер кодов с исправлением ошибок

LOS – прямая видимость

NLOS – отсутствие прямой видимости

QAM – квадратурная амплитудная модуляция

PDF – функция плотности вероятности

CDF – функция распределения

QoS – качество обслуживания

Thz – терагерц

VLC – видимая световая связь

FSO – оптическая связь в свободном пространстве

QT – квантовые технологии

AI – искусственный интеллект

DL – глубокое обучение

uMUB – повсеместная мобильная ультраширокополосная связь

uHDD – ультравысокая плотность данных

uHSLLC – ультравысокоскоростная связь с низкой задержкой

mMTC – массовая связь между машинами

uRLLC – ультранадежная связь с низкой задержкой

RTBC – широкополосная связь в реальном времени

UCBC – широкополосная связь с приоритетом восходящего канала

HCS – гармонизированная связь и сенсоры

RF – радиочастота

QUBO – квадратичная безусловная бинарная оптимизация

QA – квантовый отжиг

QBP – квантовый BP

RIS – перепрограммируемые интеллектуальные поверхности

NOMA – неортогональный множественный доступ

SIC – последовательное устранение помех

WPCN – беспроводные сети с питанием

FEC – прямое исправление ошибок

BCH – коды Боуза-Чоудхури-Хоквингема

NNMS – нейронный нормализованный MS

SNNMS – совместный нейронный NMS

SC – последовательное устранение

SCL – список SC

CA-SCL – список SC с циклической избыточной проверкой

FD-SOI – полностью истощенный кремний на изоляторе

FinFET – транзистор с затвором в виде плавника

ASIC – специализированная интегральная схема

FPWD – полностью параллельный оконный декодер

JSCC – совместное кодирование источника и канала

PEXIT – протографический анализ внешней информации

IM – нерегулярное отображение

BICM – битово-интерлививированная кодированная модуляция

ID – итеративное декодирование

PEG – прогрессивный рост рёбер

NM – иерархическая модуляция

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Gallager R. Low-density parity-check codes / R. Gallager // IRE Transactions on Information Theory. – 1962. – Vol. 8. – P. 21–28.
2. Tanner R. A recursive approach to low complexity codes / R. Tanner // IEEE Transactions on Information Theory. – 1981. – Vol. 27. – P. 533–547.
3. MacKay D. J. Near Shannon limit performance of low density parity check codes / D. J. MacKay, R. M. Neal // Electronics Letters. – 1997. – Vol. 33. – P. 457–458.
4. Chung S.-Y. On the design of low-density parity-check codes within 0.0045 dB of the Shannon limit / S.-Y. Chung, G. D. Forney, T. J. Richardson, R. Urbanke // IEEE Communications Letters. – 2001. – Vol. 5. – P. 58–60.
5. Fossorier M. P. Quasicyclic low-density parity-check codes from circulant permutation matrices / M. P. Fossorier // IEEE Transactions on Information Theory. – 2004. – Vol. 50. – P. 1788–1793.
6. Tang H. On algebraic construction of Gallager and circulant low-density parity-check codes / H. Tang, J. Xu, Y. Kou, S. Lin, K. Abdel-Ghaffar // IEEE Transactions on Information Theory. – 2004. – Vol. 50. – P. 1269–1279.
7. Chen X. Construction of regular and irregular QC-LDPC codes: A finite field approach and masking / X. Chen, L. Zhou, R. Zhao, Y. He // International Symposium on Advances in Electrical, Electronics and Computer Engineering. – 2016. – P. 216–220.
8. Chen L. Near-Shannon-limit quasicyclic low-density parity-check codes / L. Chen, J. Xu, I. Djurdjevic, S. Lin // IEEE Transactions on Communications. – 2004. – Vol. 52. – P. 1038–1042.
9. Ad-Hoc Chair (Nokia). Chairman's Notes of Agenda Item 7.1.4. Channel Coding // 3GPP TSG RAN WG1 Meeting AH 2, R1-1711982. – 2017 – URL: <https://portal.3gpp.org/ngppapp/CreateTdoc>.
10. Thorpe J. Low-density parity-check (LDPC) codes constructed from protographs / J. Thorpe // IPN Progress Report. – 2003. – Vol. 42. – P. 42–154.
11. Zhu K. Comprehensive study on CC-LDPC, BC-LDPC and polar code / K. Zhu,

- Z. Wu // IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). – 2020. – P. 1–6.
12. Felstrom A. J. Time-varying periodic convolutional codes with low-density parity-check matrix / A. J. Felstrom, K. S. Zigangirov // IEEE Transactions on Information Theory. – 1999. – Vol. 45. – P. 2181–2191.
 13. Tadayon M. H. Efficient search of compact QC-LDPC and SC-LDPC convolutional codes with large girth / M. H. Tadayon, A. Tasdighi, M. Battaglioni, M. Baldi, F. Chiaraluce // IEEE Communications Letters. – 2018. – Vol. 22. – P. 1156–1159.
 14. Xie C. A random construction method of SC-LDPC code with changed check structure / C. Xie, J. Yang, H. Tian, D. Zhao, T. Han // 2021 IEEE 21st International Conference on Communication Technology (ICCT). – IEEE, 2021. – P. 105–110.
 15. Wang Q. Free-ride coding for constructions of coupled LDPC codes / Q. Wang, S. Cai, X. Ma // IEEE Transactions on Communications. – 2023. – Vol. 71. – P. 1259–1270.
 16. Fossorier M. P. Reduced complexity iterative decoding of low-density parity check codes based on belief propagation / M. P. Fossorier, M. Mihaljevic, H. Imai // IEEE Transactions on Communications. – 1999. – Vol. 47. – P. 673–680.
 17. Chen J. Near optimum universal belief propagation based decoding of low-density parity check codes / J. Chen, M. P. Fossorier // IEEE Transactions on Communications. – 2002. – Vol. 50. – P. 406–414.
 18. Chen J. Density evolution for two improved BP-based decoding algorithms of LDPC codes / J. Chen, M. P. Fossorier // IEEE Communications Letters. – 2002. – Vol. 6. – P. 208–210.
 19. Jadhav M. Analysis and implementation of soft decision decoding algorithm of LDPC / M. Jadhav, A. Pancholi, A. Sapkal // International Journal of Engineering Trends and Technology. – 2013. – Vol. 4.
 20. Jiang M. Adaptive offset min-sum algorithm for low-density parity check codes / M. Jiang, C. Zhao, L. Zhang, E. Xu // IEEE Communications Letters. – 2006. –

Vol. 10. – P. 483–485.

21. Zhao J. On implementation of min-sum algorithm and its modifications for decoding low-density parity-check (LDPC) codes / J. Zhao, F. Zarkeshvari, A. Banihashemi // IEEE Transactions on Communications. – 2005. – Vol. 53. – P. 549–554.
22. Roberts M. K. An improved low complex offset min-sum based decoding algorithm for LDPC codes / M. K. Roberts, S. S. Mohanram, N. Shanmugasundaram // Mobile Networks and Applications. – 2019. – Vol. 24. – P. 1848–1852.
23. Nachmani E. Deep learning methods for improved decoding of linear codes / E. Nachmani, E. Marciano, L. Lugosch, W. J. Gross, D. Burshtein, Y. Be'ery // IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing. – 2018. – Vol. 12. – P. 119–131.
24. Wu X. Decoding optimization for 5G LDPC codes by machine learning / X. Wu, M. Jiang, C. Zhao // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – P. 50179–50186.
25. Kuzurman V. On Joint Neural Min-Sum Decoding and Quantization Optimization / V. Kuzurman, D. Artemasov, K. Andreev, A. Frolov // 2024 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences. – 2024. – P. 58–64.
26. Andreev K. Deep Neural Network Based Decoding of Short 5G LDPC Codes / K. Andreev, A. Frolov, G. Svistunov, K. Wu, J. Liang // 2021 XVII IEEE International Symposium "Problems of Redundancy in Information and Control Systems". – 2021. – P. 155–160.
27. CCSDS Historical Document. Short block length LDPC codes for TC synchronization and channel coding. – 2015. – URL: <https://public.ccsds.org/Pubs/231x1o1s.pdf>.
28. 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.
29. Mathew A. Deep learning techniques: an overview / A. Mathew, P. Amudha, S.

- Sivakumari // Advanced Machine Learning Technologies and Applications: Proceedings of AMLTA 2020. – 2021. – P. 599–608.
30. Li L. A review of face recognition technology / L. Li, X. Mu, S. Li, H. Peng // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 139110–139120.
 31. Wang Q. A model-driven deep learning method for normalized min-sum LDPC decoding / Q. Wang, S. Wang, H. Fang, L. Chen, L. Chen, Y. Guo // 2020 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). – 2020. – P. 1–6.
 32. Lugosch L. Neural offset min-sum decoding / L. Lugosch, W. J. Gross // 2017 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT). – 2017. – P. 1361–1365.
 33. 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 (CIoT). – 2023. – P. 34-39.
 34. 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.
 35. Lyu W. Performance evaluation of channel decoding with deep neural networks / W. Lyu, Z. Zhang, C. Jiao, K. Qin, H. Zhang // 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC). – 2018. – P. 1–6.
 36. Goodfellow I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. – MIT Press, 2016. – URL: <http://www.deeplearningbook.org>.
 37. Nachmani E. Learning to decode linear codes using deep learning / E. Nachmani, Y. Be'ery, D. Burshtein // 2016 54th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton). – 2016. – P. 341–346.
 38. Zhang W. On the competitiveness of LDPC codes in wireless / W. Zhang, D. N. K. Jayakody // 2022 2th International Research Conference of SLTC (IRC). – 2022. – P. 93–95.
 39. Zhang W. A Glance of LDPC Codes Deployment for 6G Wireless Communication System / W. Zhang, M. F. Ali // НГУ 61-я Международная

научная студенческая конференция (МНСК-2023). – 2023. – С. 66.

40. Mouhamad I. A deep neural network based UAV assisted wireless network / I. Mouhamad, W. Zhang // *International Journal of Open Information Technologies*. – 2025. – Vol. 13. – P. 75–82.
41. Чжан В. Применение QC-LDPC-кодов в системе связи БПЛА / В. Чжан, Т. Т. Газизов // *Доклады ТУСУР*. – 2025. – Т. 28, № 2. – С. 14–21.
42. Zeng Y. Wireless communications with unmanned aerial vehicles: Opportunities and challenges / Y. Zeng, R. Zhang, T. J. Lim // *IEEE Communications Magazine*. – 2016. – Vol. 54. – P. 36–42.
43. Mozaffari M. A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems / M. Mozaffari, W. Saad, M. Bennis, Y.-H. Nam, M. Debbah // *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. – 2019. – Vol. 21. – P. 2334–2360.
44. Ali M. F. Revolutionizing firefighting: UAV-based optical communication systems for wildfires / M. F. Ali, D. N. K. Jayakody, P. Muthuchidambaranathan // *Photonics*. – 2024. – Vol. 11. – P. 656.
45. Almazrouei K. Error-correcting codes in communication systems / K. Almazrouei, K. A. Alnajjar // *2024 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*. – 2024. – P. 1–6.
46. Wu H. A high throughput implementation of QC-LDPC codes for 5G NR / H. Wu, H. Wang // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 185373–185384.
47. Zhang C. Construction of multi-rate quasi-cyclic LDPC codes for satellite communications / C. Zhang, X. Mu, J. Yuan, H. Li, B. Bai // *IEEE Transactions on Communications*. – 2021. – Vol. 69. – P. 7154–7166.
48. Singya P. K. A survey on higher-order QAM constellations: Technical challenges, recent advances, and future trends / P. K. Singya, P. Shaik, N. Kumar, V. Bhatia, M.-S. Alouini // *IEEE Open Journal of the Communications Society*. – 2021. – Vol. 2. – P. 617–655.
49. Rybalov D. V. Formation of extended modulation code schemes based on the LDPC codec 5G NR / D. V. Rybalov, A. A. Moiseenko, D. A. Pokamestov, Y. V. Kryu-kov, A. V. Filatov, and A. M. Zabolotsky // *T-Comm*. – 2024. – Vol. 18, no.

12. – P. 41–46.
50. Sravanty K. Implementation of forward error correction encoder for DVB-S2 / K. Sravanty // International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. – 2019. – Vol. 7. – P. 268–271.
51. Morello A. DVB-S2: The second generation standard for satellite broad-band services / A. Morello, V. Mignone // Proceedings of the IEEE. – 2006. – Vol. 94. – P. 210–227.
52. ETSI. ETSI EN 302 307: Second generation framing structure, channel coding and modulation systems for broadcasting, interactive services, news gathering and other broadband satellite applications / ETSI // ETSI Standard Document. – 2004.
53. Li M. Investigation on the UAV-to-satellite optical communication systems / M. Li, Y. Hong, C. Zeng, Y. Song, X Zhang // IEEE Journal on Selected Areas in Communications. – 2018. – Vol. 36. – P. 2128–2138.
54. Xing Z. A modulation classification algorithm for multipath signals based on cepstrum / Z. Xing, Y. Gao // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2019. – Vol. 69. – P. 4742–4752.
55. Likhobabin E. High throughput FPGA implementation of LDPC decoder architecture for DVB-S2X standard / E. Likhobabin, A. Ovinnikov, R. Goriushkin, P. Nikishkin, E. Khokhryakov // 2022 International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT). – 2022. – P. 1–4.
56. Verma A. Low computational-complexity SOMS-algorithm and high-throughput decoder architecture for QC-LDPC codes / A. Verma, R. Shrestha // IEEE Transactions on Vehicular Technology. – 2022. – Vol. 72. – P. 66–80.
57. Abdelbari A. The derivation of the probability of error for BPSK, 16-QAM and 64-QAM in Rayleigh fading channel: A unified approach / A. Abdelbari, B. Bilgehan // arXiv preprint. – 2024. – arXiv:2406.16548.
58. Chen C. Performance analysis and experimental evaluation of modulating retroreflector and UAV based free space optical transmission systems / C. Chen, J. Ji, H. Zhao, Y. Song // Optics Express. – 2024. – Vol. 32. – P. 33830–33851.
59. Gvozdev A. S. Reliability analysis of RF-FSO relay-assisted communications

- under hyper-Rayleigh fading / A. S. Gvozdev, T. K. Artemova, A. M. Alischuk // 2024 IEEE 9th All-Russian Microwave Conference (RMC). – 2024. – P. 145–150.
60. Ali M. F. Dual-hop mixed FSO-VLC underwater wireless communication link / M. F. Ali, D. N. K. Jayakody, S. Garg, G. Kaddoum, M. S. Hossain // IEEE Transactions on Network and Service Management. – 2022. – Vol. 19. – P. 3105–3120.
 61. Esfahani S. N. Relative altitude estimation of infrared thermal UAV images using SIFT features / S. N. Esfahani, J. Sarangapani // 2024 IEEE 26th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). – 2024. – P. 1–6.
 62. Generalized G-Meijer function // Integral Table. – 2024. – URL: <https://functions.wolfram.com/GeneralizedFunctions>. – Accessed: March 15, 2025.
 63. Lu Y. 6G: A survey on technologies, scenarios, challenges, and the related issues / Y. Lu, X. Zheng // Journal of Industrial Information Integration. – 2020. – Vol. 19. – P. 100–158.
 64. Zong B. 6G technologies: Key drivers, core requirements, system architectures, and enabling technologies / B. Zong, C. Fan, X. Wang, X. Duan, B. Wang, J. Wang // IEEE Vehicular Technology Magazine. – 2019. – Vol. 14. – P. 18–27.
 65. Jiang W. The road towards 6G: A comprehensive survey / W. Jiang, B. Han, M. A. Habibi, H. D. Schotten // IEEE Open Journal of the Communications Society. – 2021. – Vol. 2. – P. 334–366.
 66. Hakeem S. A. A. Vision and research directions of 6G technologies and applications / S. A. A. Hakeem, H. H. Hussein, H. Kim // Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences. – 2022. – Vol. 34. – P. 2419–2442.
 67. Jiang W. Terahertz communications and sensing for 6G and beyond: A comprehensive review / W. Jiang, Q. Zhou, J. He, M. A. Habibi, S. Melnyk, M. El-Absi, B. Han, M. Di Renzo, H. D. Schotten, F.-L. Luo // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2024.

68. Alhammadi A. Artificial intelligence in 6G wireless networks: Opportunities, applications, and challenges / A. Alhammadi, I. Shayea, A. A. El-Saleh, M. H. Azmi, Z. H. Ismail, L. Kouhalvandi, S. A. Saad // International Journal of Intelligent Systems. – 2024. – Vol. 2024. – P. 8845070.
69. Zhao Y. 6G mobile communication network: Vision, challenges and key technologies / Y. Zhao, G. Yu, H. Xu // arXiv preprint. – 2019. – arXiv:1905.04983.
70. Zhang H. Channel coding for 6G extreme connectivity requirements, capabilities and fundamental tradeoffs / H. Zhang, W. Tong // IEEE BITS the Information Theory Magazine. – 2023.
71. MWC. 5g business dialogue // 2023 – URL: <https://www.mwcshanghai.cn/conference-programmes/agenda>.
72. HUAWEI. Huawei's david wang: Defining 5.5g for a better, intelligent world // 2020 – URL: <https://www.huawei.com/en/news/2020/11/mbbfshanghai-huawei-david-wang-5dot5g>.
73. Series M. Imt vision–framework and overall objectives of the future development of imt for 2020 and beyond // Recommendation ITU – 2015 – Vol. 2083 – P. 0
74. Torfs G. Atto: Wireless networking at fiber speed / G. Torfs, H. Li, S. Agneessens, J. Bauwelinck, L. Breyne, O. Caytan, W. Joseph, S. Lemey, H. Rogier, A. Thielens et al. // Journal of Lightwave Technology – 2017 – Vol. 36 – P. 1468–1477
75. Golos E. Optimizing service areas in 6G mmWave/THz systems with dual blockage and micromobility / E. Golos, A. Daraseliya, E. Sopin, V. Begishev, Y. Gaidamaka // Mathematics. – 2023. – Vol. 11. – P. 870.
76. Ma J. Experimental comparison of terahertz and infrared signaling in controlled atmospheric turbulence / J. Ma, L. Moeller, J. F. Federici // Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves. – 2015. – Vol. 36. – P. 130–143.
77. Sahuguede S. LDPC code design and performance analysis on OOK chi-square-based optical channels / S. Sahuguede, D. Fafchamps, A. Julien-Vergonjanne, G. Rodriguez, J.-P. Cances, P. Gallion // IEEE Photonics Technology Letters. – 2009.

– Vol. 21. – P. 1190–1192.

78. Xu F. Channel coding and time-diversity for optical wireless links / F. Xu, A. Khalighi, P. Causse, S. Bourennane // *Optics Express*. – 2009. – Vol. 17. – P. 872–887.
79. Liu C. Performance analysis of LDPC codes on OOK terahertz wireless channels / C. Liu, C. Wang, J.-C. Cao // *Chinese Physics B*. – 2016. – Vol. 25. – P. 028702.
80. Matthe M. Low-complexity iterative mmse-pic detection for mimo-gfdm / M. Matthe, D. Zhang, G. Fettweis // *IEEE Transactions on Communications*. – 2017. – Vol. 66. – P. 1467–1480.
81. Bomfin R. A study on iterative equalization for dfts-ofdm waveform under sub-thz channels / R. Bomfin, A. Nimr, G. Fettweis // *IEEE 19th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*. – 2022. – P. 1–6.
82. Han Q. Performance improvement of visible light communication system using reed-solomon code / Q. Han, H. Lu // *IEEE 12th Intl Conf on Ubiquitous Intelligence and Computing*. – 2015. – P. 822–825.
83. Pamukti B. Low density parity check code (LDPC) for enhancement of visible light communication (VLC) performance / B. Pamukti, F. Arifin, N. M. Adriansyah // *2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*. – 2020. – P. 262–266.
84. Khalid A. Enhancement of visible light communication transceiver using ldpc codes / A. Khalid, M. Ahmad, N. Khan, A. Ali // *International Conference on Frontiers of Information Technology (FIT)*. – 2018. – P. 94–98.
85. Ryan W. E. An introduction to ldpc codes / W. E. Ryan // *CRC Handbook for Coding and Signal Processing for Recording Systems*. – 2004. – Vol. 5. – P. 1–23.
86. Yuan M. LDPC decoding for signal dependent visible light communication channels / M. Yuan, X. Sha, X. Liang, M. Jiang, J. Wang, C. Zhao // *ZTE Communications*. – 2019. – Vol. 14. – P. 41–46.
87. Rozenman G. G. The quantum internet: A synergy of quantum information technologies and 6g networks / G. G. Rozenman, N. K. Kundu, R. Liu, L. Zhang,

- A. Maslennikov, Y. Reches, H. Y. Youm // IET Quantum Communication. – 2023. – Vol. 4. – P. 147–166.
88. Martyn J. M. Grand unification of quantum algorithms / J. M. Martyn, Z. M. Rossi, A. K. Tan, I. L. Chuang // PRX Quantum. – 2021. – Vol. 2. – P. 040203.
 89. Botsinis P. Noncoherent quantum multiple symbol differential detection for wireless systems / P. Botsinis, D. Alanis, Z. Babar, S. X. Ng, L. Hanzo // IEEE Access. – 2015. – Vol. 3. – P. 569–598.
 90. Kasi S. Towards quantum belief propagation for ldpc decoding in wireless networks / S. Kasi, K. Jamieson // International Conference on Mobile Computing and Networking. – 2020. – P. 1–14.
 91. Piveteau C. Quantum message-passing algorithm for optimal and efficient decoding / C. Piveteau, J. M. Renes // Quantum. – 2022. – Vol. 6. – P. 784.
 92. Das Sarma A. On quantum-assisted ldpc decoding augmented with classical post-processing / A. Das Sarma, U. Majumder, V. Vaidya, M. G. Chandra, A. A. Kumar, S. Pramanik // International Conference on Parallel Processing and Applied Mathematics. – 2022. – P. 153–164.
 93. Yang L. Coverage, probability of snr gain, and dor analysis of ris-aided communication systems / L. Yang, Y. Yang, M. O. Hasna, M.-S. Alouini // IEEE Wireless Communications Letters. – 2020. – Vol. 9. – P. 1268–1272.
 94. Hu Y. Performance analysis of reconfigurable intelligent surface assisted wireless system with low-density parity-check code / Y. Hu, P. Wang, Z. Lin, M. Ding // IEEE Communications Letters. – 2021. – Vol. 25. – P. 2879–2883.
 95. Wang J. RIS-assisted coded relay cooperation based on LDPC product codes with finite code length / J. Wang, S. Zhang, Z. Mei, H. Cheng, R. Song // International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). – 2023. – P. 1038–1043.
 96. Yuan Y. NOMA for next-generation massive IoT: Performance potential and technology directions / Y. Yuan, S. Wang, Y. Wu, H. V. Poor, Z. Ding, X. You, L. Hanzo // IEEE Communications Magazine. – 2021. – Vol. 59. – P. 115–121.
 97. Wang X. Near-capacity detection and decoding: Code design for dynamic user

- loads in Gaussian multiple access channels / X. Wang, S. Cammerer, S. Ten Brink // IEEE Transactions on Communications. – 2019. – Vol. 67. – P. 7417–7430.
98. Zhang Y. Quasi-cyclic spatially coupled LDPC code for broadcasting / Y. Zhang, K. Peng, J. Song, Y. Wu // IEEE Transactions on Broadcasting. – 2019. – Vol. 66. – P. 187–194.
 99. Elkelesh A. Decoder-in-the-loop: Genetic optimization-based LDPC code design / A. Elkelesh, M. Ebada, S. Cammerer, L. Schmalen, S. Ten Brink // IEEE Access. – 2019. – Vol. 7. – P. 141161–141170.
 100. Sartipi M. Source and channel coding in wireless sensor networks using LDPC codes / M. Sartipi, F. Fekri // IEEE SECON. – 2004. – Vol. 2004. – P. 309–316.
 101. Choi S.-M. Implementation of energy efficient LDPC code for wireless sensor node / S.-M. Choi, B.-H. Moon // International Conference on Future Generation Communication and Networking. – 2011. – P. 248–257.
 102. Park Y. S. Low-power high-throughput LDPC decoder using non-refresh embedded DRAM / Y. S. Park, D. Blaauw, D. Sylvester, Z. Zhang // IEEE Journal of Solid-State Circuits. – 2014. – Vol. 49. – P. 783–794.
 103. Dai J. Learning to decode protograph LDPC codes / J. Dai, K. Tan, Z. Si, K. Niu, M. Chen, H. V. Poor, S. Cui // IEEE Journal on Selected Areas in Communications – 2021. – Vol. 39 – P. 1983–1999.
 104. Ali M. F. Dual-hop underwater wireless optical communication system / M. F. Ali, D. N. K. Jayakody, P. T. P. Gamage, R. Dinis // IEEE VTC-Spring. – 2022. – P. 1–6.
 105. Jiang H. LDPC-coded CAP with spatial diversity for UVLC systems over generalized-gamma fading channel / H. Jiang, H. Qiu, N. He, Z. Zhao, W. Popoola, Z. Ahmad, S. Rajbhandari // Sensors. – 2020. – Vol. 20. – P. 3378.
 106. Guo J. Performance analysis of LDPC-coded OFDM in underwater wireless optical communications / J. Guo, J. Xiao, J. Chen, X. Shan, D. Kong, Y. Wu, Y. Ai // Photonics. – 2023. – Vol. 10. – P. 330.
 107. 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. – 2021. – P. 177–192.
108. Ali M. F. A hybrid UVLC-RF and optical cooperative relay communication system / M. F. Ali, D. N. K. Jayakody, M. V. Ribeiro // IEEE ICIAfS. – 2021. – P. 13–18.
 109. Ali M. F. SIMO-underwater visible light communication (UVLC) system / M. F. Ali, D. N. K. Jayakody // Computer Networks. – 2023. – P. 109750.
 110. Fu C. Concatenated RS-LDPC coding for water-to-air visible light communication through wavy water surface / C. Fu, C. Gong, N. Huang, J. Luo, Z. Xu // IEEE WCSP. – 2021. – P. 1–5.
 111. Zhang W. LDPC and Polar codes in 6G: A comparative study and unified frameworks / W. Zhang, T. R. Gazizov // Труды учебных заведений связи. – 2025. – № 5. – С. 1–25.
 112. Arikan E. Channel polarization: A method for constructing capacity-achieving codes for symmetric binary-input memoryless channels / E. Arikan // IEEE Transactions on Information Theory. – 2009. – Vol. 55. – P. 3051–3073.
 113. Balatsoukas-Stimming A. LLR-based successive cancellation list decoding of polar codes / A. Balatsoukas-Stimming, M. B. Parizi, A. Burg // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2015. – Vol. 63. – P. 5165–5179.
 114. Niu K. CRC-aided decoding of polar codes / K. Niu, K. Chen // IEEE Communications Letters. – 2012. – Vol. 16. – P. 1668–1671.
 115. 3GPP. NR; multiplexing and channel coding // 2018 – URL: <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=3214> – Accessed July 2025.
 116. Kestel C. When channel coding hits the implementation wall / C. Kestel, M. Herrmann // IEEE 10th International Symposium on Turbo Codes & Iterative Information Processing (ISTC). – 2018. – P. 1–6.
 117. Sarkis G. Fast polar decoders: Algorithm and implementation / G. Sarkis, P. Giard, A. Vardy, C. Thibault, W. J. Gross // IEEE Journal on Selected Areas in

Communications. – 2014. – Vol. 32. – P. 946–957.

118. Giard P. Multi-mode unrolled architectures for polar decoders / P. Giard, G. Sarkis, C. Thibault, W. J. Gross // IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers. – 2016. – Vol. 63. – P. 1443–1453.
119. Alamdar-Yazdi A. A simplified successive-cancellation decoder for polar codes / A. Alamdar-Yazdi, F. R. Kschischang // IEEE Communications Letters. – 2011. – Vol. 15. – P. 1378–1380.
120. Ghanaatian R. A 588-Gb/s LDPC decoder based on finite-alphabet message passing / R. Ghanaatian, A. Balatsoukas-Stimming, T. C. Müller, M. Meidlinger, G. Matz, A. Teman, A. Burg // IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems. – 2017. – Vol. 26. – P. 329–340.
121. Amirzade F. QC-LDPC codes with large column weight and free of small size ETSS / F. Amirzade, M.-R. Sadeghi, D. Panario // IEEE Communications Letters. – 2021. – Vol. 26. – P. 500–504.
122. Farsiabi A. Error floor analysis of LDPC row layered decoders / A. Farsiabi, A. H. Banihashemi // IEEE Transactions on Information Theory. – 2021. – Vol. 67. – P. 5804–5826.
123. Liu X. Exploiting error-correction-CRC for polar SCL decoding: A deep learning-based approach / X. Liu, S. Wu, Y. Wang, N. Zhang, J. Jiao, Q. Zhang // IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking. – 2019. – Vol. 6. – P. 817–828.
124. Liu Y. Generalized LDPC codes for ultra reliable low latency communication in 5G and beyond / Y. Liu, P. M. Olmos, D. G. Mitchell // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – P. 72002–72014.
125. Wang T. Parity-check-concatenated polar codes / T. Wang, D. Qu, T. Jiang // IEEE Communications Letters. – 2016. – Vol. 20. – P. 2342–2345.
126. Asif M. Reduced-complexity LDPC decoding for next-generation IoT networks / M. Asif, W. U. Khan, H. R. Afzal, J. Nebhen, I. Ullah, A. U. Rehman, M. K. Kaabar // Wireless Communications and Mobile Computing. – 2021. – Vol. 2021. – P. 1–10.

127. Niu K. Advanced channel coding for 6G / K. Niu // *Fundamentals of 6G Communications and Networking*. – Springer, 2023. – P. 259–290.
128. Kam D. Low-latency SCL polar decoder architecture using overlapped pruning operations / D. Kam, B. Y. Kong, Y. Lee // *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*. – 2023. – Vol. 70. – P. 1417–1427.
129. Tai Y. An improved CA-SCL decoding algorithm for polar code / Y. Tai, K. Li, L. Zhou, S. Liu, X. Zhang // *International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC)*. – IEEE, 2022. – P. 1–5.
130. Kim B. Area-efficient QC-LDPC decoder architecture based on stride scheduling and memory bank division / B. Kim, I.-C. Park // *IEICE Transactions on Communications*. – 2013. – Vol. 96. – P. 1772–1779.
131. Bezner P. Towards flexible LDPC coding for 6G / P. Bezner, J. Clausius, M. Geiselhart, T. Janz, F. Krieg, S. Obermüller, D. Tandler, S. ten Brink // *Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. – IEEE, 2024. – P. 1119–1125.
132. Bae J. H. An overview of channel coding for 5G NR cellular communications / J. H. Bae, A. Abotabl, H.-P. Lin, K.-B. Song, J. Lee // *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*. – 2019. – Vol. 8. – P. e17.
133. Alqudah A. A. Efficient generation of puncturing-assisted rate-matched 5G New Radio LDPC codes for faster-than-Nyquist signaling / A. A. Alqudah, K. F. Hayajneh, H. A. Aldiabat, H. M. Shakhathreh // *Journal of Communications*. – 2024. – Vol. 19.
134. Nguyen C. T. Toward practical HARQ-based RC-LDPC design for optical satellite-assisted vehicular networks / C. T. Nguyen, H. D. Le, C. T. Nguyen, A. T. Pham // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. – 2024.
135. Yuan R. Dynamic maximum iteration number scheduling LDPC decoder for space-based internet of things / R. Yuan, T. Xie, Y. Jin // *IoT as a Service: 5th EAI International Conference, IoTaaS 2019, Xi'an, China, November 16–17, 2019, Proceedings 5*. – Springer, 2020. – P. 235–241.
136. Korada S. B. Polar codes: Characterization of exponent, bounds, and constructions / S. B. Korada, E. Şaşıoğlu, R. Urbanke // *IEEE Transactions on*

Information Theory. – 2010. – Vol. 56. – P. 6253–6264.

137. Hassani S. H. Universal polar codes / S. H. Hassani, R. Urbanke // IEEE International Symposium on Information Theory. – IEEE, 2014. – P. 1451–1455.
138. Sun S. Designing practical polar codes using simulation-based bit selection / S. Sun, Z. Zhang // IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems. – 2017. – Vol. 7. – P. 594–603.
139. Miloslavskaya V. Frozen set design for precoded polar codes / V. Miloslavskaya, Y. Li, B. Vucetic // IEEE Transactions on Communications. – 2024. – Vol. 73. – P. 77–92.
140. Zhu H. A mapping shortening algorithm for polar codes / H. Zhu, Y. Zhao // IEEE Access. – 2019. – Vol. 7. – P. 87110–87117.
141. Zhu H. Rate-compatible systematic polar codes / H. Zhu, P. Guan, Z. Cao, Y. Zhao // IET Communications. – 2021. – Vol. 15. – P. 1930–1940.
142. Trifonov P. Polar codes with dynamic frozen symbols and their decoding by directed search / P. Trifonov, V. Miloslavskaya // IEEE Information Theory Workshop (ITW). – IEEE, 2013. – P. 1–5.
143. Miloslavskaya V. Design of compactly specified polar codes with dynamic frozen bits based on reinforcement learning / V. Miloslavskaya, Y. Li, B. Vucetic // IEEE Transactions on Communications. – 2023. – Vol. 72. – P. 1257–1272.
144. Geiselhart M. 6G: A welcome chance to unify channel coding? / M. Geiselhart, F. Krieg, J. Clausius, D. Tandler, S. ten Brink // IEEE BITS the Information Theory Magazine. – 2023. – Vol. 3. – P. 67–80.
145. Yan Y. Error correction code transformer: From non-unified to unified / Y. Yan, J. Zhu, T. Zheng, J. He, L. Dai // arXiv preprint arXiv:2410.03364. – 2024.
146. Shen L. GLDPC-PC codes: Channel coding toward 6G communications / L. Shen, Y. Wu, Y. Xu, X. You, X. Gao, W. Zhang // IEEE Communications Magazine. – 2025.
147. Qiao W. QFEC ASIP: A flexible quad-mode FEC ASIP for polar, LDPC, turbo, and convolutional code decoding / W. Qiao, D. Liu, S. Liu // IEEE Access. – 2018. – Vol. 6. – P. 72189–72200.

148. Yue Y. A fully configurable unified FEC decoder for LDPC, polar, turbo, and convolutional codes with row-first collision-free compression / Y. Yue, S. Choi, T. Ajayi, X. Wei, R. Dreslinski, D. Blaauw, H. S. Kim // *Authorea Preprints*. – 2024.
149. Coskun M. C. Efficient error-correcting codes in the short blocklength regime / M. C. Coskun, G. Durisi, T. Jerkovits, G. Liva, W. Ryan, B. Stein, F. Steiner // *Physical Communication*. – 2019. – Vol. 34. – P. 66–79.
150. Li M. High-speed LDPC decoders towards 1 Tb/s / M. Li, V. Derudder, K. Bertrand, C. Desset, A. Bourdoux // *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*. – 2021. – Vol. 68. – P. 2224–2233.
151. Tong J. Fast polar codes for terabits-per-second throughput communications / J. Tong, X. Wang, Q. Zhang, H. Zhang, J. Wang, W. Tong // *2023 IEEE 34th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*. – 2023. – P. 1–6.
152. Tal I. List decoding of polar codes / I. Tal, A. Vardy // *IEEE Transactions on Information Theory*. – 2015. – Vol. 61. – P. 2213–2226.
153. Herrmann M. A 336 Gbit/s full-parallel window decoder for spatially coupled LDPC codes / M. Herrmann, N. Wehn, M. Thalmaier, M. Fehrenz, T. Lehnigk-Emden, M. Alles // *2021 Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit (EuCNC/6G Summit)*. – 2021. – P. 508–513.
154. Vuong B. Q. Joint semi-blind self-interference cancellation and equalisation processes in 5G QC-LDPC-encoded short-packet full-duplex transmissions / B. Q. Vuong, R. Gautier, H. Q. Ta, L. L. Nguyen, A. Fiche, M. Marazin // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22. – P. 2204.
155. Zhong X. Joint source-channel coding system for 6G communication: Design, prototype and future directions / X. Zhong, C.-W. Sham, S. L. Ma, H.-F. Chou, A. Mostaani, T. X. Vu, S. Chatzinotas // *IEEE Access*. – 2024.
156. Fang Y. Irregular-mapped protograph LDPC-coded modulation: A bandwidth-efficient solution for 6G-enabled mobile networks / Y. Fang, Y. Bu, P. Chen, F. C. Lau, S. Al Otaibi // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*.

– 2021. – Vol. 24. – P. 2060–2073.

157. Lin D. Design of protograph LDPC-coded MIMO-VLC systems with generalized spatial modulation / D. Lin, F. Yi, G. Yongliang, M. Guizani // *China Communications*. – 2024. – Vol. 21. – P. 118–136.
158. Xie C. A random construction method of SC-LDPC code with changed check structure / C. Xie, J. Yang, H. Tian, D. Zhao, T. Han // *2021 IEEE 21st International Conference on Communication Technology (ICCT)*. – IEEE, 2021. – P. 105–110.
159. Herrmann M. Beyond 100 Gbit/s pipeline decoders for spatially coupled LDPC codes / M. Herrmann, N. Wehn // *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*. – 2022. – Vol. 2022. – P. 90.
160. Yang Z. Spatially coupled protograph LDPC-coded hierarchical modulated BICM-ID systems: A promising transmission technique for 6G-enabled Internet of Things / Z. Yang, Y. Fang, G. Han, K. M. S. Huq // *IEEE Internet of Things Journal*. – 2020. – Vol. 8. – P. 5149–5163.
161. Liva G. Protograph LDPC codes design based on EXIT analysis / G. Liva, M. Chiani // *2007 IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*. – IEEE, 2007. – P. 3250–3254.

ПРИЛОЖЕНИЕ

УТВЕРЖДАЮ



Проректор по научной работе
и инновациям ТУСУРа,
д-р техн. наук, доцент

С.П. Куксенко

09 2025 г.

внедрения (использования) результатов диссертационной работы

Чжан Вэйцзя

Комиссия в составе:

Председатель комиссии –

Ехлаков Ю.П., д-р техн. наук, профессор, главный научный сотрудник лаборатории объектно-ориентированного моделирования информационных систем (ЛООМИС) кафедры автоматизации обработки информации (каф. АОИ);

Члены комиссии –

Сенченко Павел Васильевич, канд. техн. наук, доцент, ведущий научный сотрудник ЛООМИС каф. АОИ;

Сидоров Анатолий Анатольевич, канд. экон. наук, ведущий научный сотрудник ЛООМИС каф. АОИ

составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы Чжан Вэйцзя используются при выполнении НИР по государственному заданию FEWM-2023-0013 «Гибридная методология построения цифровых моделей социально-экономических и технических систем со структурной и параметрической неопределенностью» в Томском государственном университете систем управления и радиоэлектроники:

- разработанный алгоритм (AEMS) декодирования с адаптивным экспоненциальным корректирующим коэффициентом, позволяющий повысить точность и эффективность декодирования при сохранении низкой вычислительной сложности.
- разработанный алгоритм (SNAEMS) декодирования с адаптивным экспоненциальным корректирующим коэффициентом, использующий нейронные сети для совершенствования алгоритма декодирования, добавляя одинаковые весовые коэффициенты к узлам каждого уровня в процессе итерации, что снижает затраты на обучение и повышает точность декодирования.

Указанные результаты представлены в отчет по проекту, позволили успешно завершить работы и выполнить показатели за отчетный год проекта.

Главный научный сотрудник
ЛООМИС каф. АОИ,
д-р техн. наук, профессор

Ю.П. Ехлаков

Ведущий научный сотрудник
ЛООМИС каф. АОИ,
канд техн. наук, доцент

П.В. Сенченко

Ведущий научный сотрудник
ЛООМИС каф. АОИ,
канд экон. наук, доцент

А.А. Сидоров

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по научной работе
и инновациям ФГАОУ ВО

«ТУСУР»



С.П. Куксенко

«19» 09 2025 г.

АКТ

внедрения (использования) результатов диссертационной работы

Чжан Вэйцзя

Мы, нижеподписавшиеся, зав. каф. телевидения и управления (ТУ), д.т.н., профессор, Газизов Т.Р. и руководитель проекта РНФ №25-29-00139 «Методология оптимального проектирования критичных узлов печатных плат беспилотных авиационных систем с учетом влияния электромагнитных воздействий», д.т.н., в.н.с. Газизов Т.Т., настоящим актом подтверждаем факт использования следующих результатов диссертационной работы Чжан В. при выполнении работ по проекту:

1. Анализ состояния и развития LDPC- и Polar-кодов для систем связи 6G. Сравнительная оценка их гибкости, адаптивности и эффективности декодирования в динамичных условиях передачи данных.

2. Модель системы связи беспилотного летающего аппарата, объединяющая коды QC-LDPC с высокоэффективной модуляцией для повышения эффективности и надёжности связи в условиях затухания Рэлея, позволяющая оценить кодовый выигрыш и устойчивость канала. Сравнительная оценка характеристик системы с использованием классического (OMS) и предложенного (AEMS) алгоритмов демодуляции и их влияния на вероятность битовой ошибки при различной модуляции.

Указанные результаты представлены в отчёт по проекту РНФ №25-29-00139. Они представлены в статьях журналов из Перечня ВАК, способствовали успешному завершению первого года проекта и открыли новое направление возможных работ во втором году проекта.

Заведующий каф. ТУ, д.т.н., профессор

 Т.Р. Газизов
«19» 09 2025 г.

Руководитель проекта РНФ №25-29-00139,
д.т.н., в.н.с.

 Т.Т. Газизов
«19» 09 2025 г.

ACT
on the Utilization of Dissertation Research Outcomes in Scientific Research
Zhang Weijia

I, the undersigned, Head of Research Projects UIDB/04111/2020 and 2022.03897.PTDC of the FCT Fundacao para a Ciencia e a Tecnologia, Ph.D, Professor Jayakody, D. N. K., hereby by this official act confirm the fact of utilizing the following results from the dissertation research of Zhang W. in the execution of work within the aforementioned research projects:

1. The AEMS decoding algorithm with an adaptive exponential correction factor, which improved decoding efficiency and accuracy while maintaining low computational complexity (FCT Project UIDB/04111/2020 "Cognitive and People-centric Computing R&D Unit").

2. Analysis of the competitive landscape of LDPC codes in wireless communications reveals that LDPC codes currently hold a nearly unchallenged position as long codes. With the increasing demand for long codes and high data throughput in 6G communications, the advantages of LDPC codes will be further strengthened. (FCT Project 2022.03897.PTDC "AI-based Energy Efficient UAV-assisted Virtualized Communication Networks").

Research Supervisor: Ph.D, Professor
D.N.K. Jayakody



