

Санкт-Петербургский государственный университет

Кафедра информатики

Группа 22.М07-мм

Применение методов глубокого обучения для решения проблемы декодирования полярных кодов

Горелов Борис Романович

Отчёт по учебной практике в форме «Эксперимент»

Научный руководитель:
Старший преподаватель кафедры информатики, к. ф.-м. н., С. И. Салищев

Санкт-Петербург
2023

Оглавление

Введение	3
1. Постановка задачи	4
2. Обзор	5
Заключение	8
Список литературы	9

Введение

В теории информации полярный код представляет собой линейный блочный код с исправлением ошибок. Коды с коррекцией ошибок играют важную роль в обеспечении надежной передачи информации по зашумленным каналам связи. Они используются для обнаружения и исправления ошибок, которые могут возникнуть во время передачи данных, тем самым обеспечивая эффективную и безопасную связь. Примечательно, что полярные коды имеют скромную сложность кодирования и декодирования $O(n \log n)$. Вышеуказанные достоинства делают полярные коды привлекательными для использования в системах мобильной связи, в том числе в сетях пятого поколения. Однако, несмотря на приемлемую асимптотическую сложность декодирования полярных кодов, в реальных системах связи именно этот этап может служить “узким местом” в цепочке вычислений. Современные стандарты связи предъявляют очень высокие требования к задержке декодирования. Традиционные методы предполагают большое количество последовательных итераций вычисления, что ставит под вопрос использование данного вида кодов. Для решения данной проблемы существует несколько подходов. Один из них - алгебраический: предлагается использовать многобитные каналы. Это позволяет распараллелить вычисления, однако ухудшает свойства кода. Другой класс решений представляет собой различные нейросетевые модели. Современные графические ускорители обеспечивают высокую плотность вычислений и большую производительность, что делает этот класс перспективным. В данной работе будут рассмотрены существующие подходы к декодированию, проведен их сравнительный анализ и предложен способ усовершенствования данного процесса.

1. Постановка задачи

Целью работы является применение нейросетевых моделей для решения задачи декодирования полярных кодов. Для её выполнения были поставлены следующие задачи:

1. Провести анализ существующих подходов к решению данной проблемы, выявить их достоинства и недостатки;
2. Реализовать наиболее перспективную модель на практике

2. Обзор

Полярные коды были предложены Ариканом [1] в 2009 году как новая схема канального кодирования, которая превосходит многие существующие коды по эффективности исправления ошибок. Принцип полярного кодирования основан на поляризации канала, которая преобразует набор зашумленных каналов в набор хороших и плохих каналов. Это преобразование достигается путем рекурсивного применения двоичной операции, называемой объединением каналов, которая принимает два канала в качестве входов и производит два поляризованных канала в качестве выходов. Результирующие поляризованные каналы имеют совершенно разные вероятности ошибок, причем один из них практически безошибочен, а другой подвержен большим ошибкам.

Полярные коды привлекли значительный исследовательский интерес благодаря их теоретической гарантии достижения пропускной способности канала при низкой сложности. Они были приняты в качестве схемы кодирования канала в стандарте нового радио 5G (NR) и, как ожидается, будут играть ключевую роль в будущих системах связи. Однако высокая сложность декодирования и задержка полярных кодов были определены как основные проблемы для их практической реализации.

Для решения этих проблем были предложены различные алгоритмы декодирования для полярных кодов. Наиболее известным алгоритмом декодирования является алгоритм последовательного декодирования с отменой (SCD) [5], [4], который имеет линейную сложность декодирования, но требует большого количества итераций для достижения высокой точности декодирования. Алгоритм распространения убеждений (BP) [7], который является алгоритмом передачи сообщений, также был предложен в качестве алгоритма декодирования с низкой сложностью для полярных кодов. Преимущество BP заключается в том, что он обеспечивает хороший компромисс между сложностью декодирования и точностью, но он страдает от медленной сходимости и высоких требований к памяти. В последние годы было предложено несколько

подходов для уменьшения сложности декодирования и задержки полярных кодов. Один из подходов заключается в использовании методов параллельных вычислений для ускорения процесса декодирования. Было показано, что параллельный алгоритм ВР и его варианты значительно сокращают время декодирования полярных кодов на многоядерных процессорах и графических процессорах (GPU)[2]. Другой подход заключается в использовании алгебраических методов для снижения сложности декодирования полярных кодов. В качестве алгебраического алгоритма декодирования полярных кодов был предложен алгоритм декодирования на основе синдрома, который использует структуру полярных кодов для уменьшения количества операций декодирования. В дополнение к этим классическим подходам, глубокое обучение стало перспективным подходом для сокращения задержки декодирования полярных кодов. Нейронные сети показали большой потенциал в обучении эффективной стратегии декодирования полярных кодов. В нескольких работах были предложены алгоритмы декодирования на основе нейронных сетей для полярных кодов, такие как использование автоэнкодеров и рекуррентных нейронных сетей. Эти подходы показали, что они позволяют значительно уменьшить задержку декодирования полярных кодов при сохранении высокой точности декодирования. Использование нейронных сетей также открывает возможности для распараллеливания на GPU и других высокопроизводительных вычислительных платформах. Одной из первых работ, в которой исследовалось использование глубокого обучения для декодирования полярных кодов, является работа Kim et al. (2018), где был предложен декодер на основе нейронной сети для полярных кодов. Декодер был основан на нейронной сети с прямой связью, которая принимает на вход сигнал и выдает кодовое слово. Нейронная сеть обучалась с помощью комбинации методов с учителем и без учителя, где первый использовался для обучения сети для аппроксимации правила декодирования с максимальным правдоподобием, а второй для уточнения параметров сети путем минимизации ошибки декодирования. В другой работе Wang et al. (2019) предложили новый алгоритм декодирования на основе ав-

тоэнкодера для полярных кодов. Предложенный алгоритм состоит из кодера, который отображает биты сообщения в кодовое слово, зашумленного канала, который вносит ошибки в кодовое слово, и декодера, который отображает полученный сигнал обратно в оцененные биты сообщения. Кодер и декодер реализуются с помощью нейронных сетей, а автокодер обучается с помощью комбинации методов контролируемого и неконтролируемого обучения. Было показано, что предложенный алгоритм позволяет значительно уменьшить задержку декодирования полярных кодов при сохранении высокой точности декодирования. В дополнение к вышеуказанным подходам, некоторые недавние работы были направлены на улучшение производительности полярных кодов путем их объединения с кодами с низкой плотностью проверки на четность (LDPC) [3], [6]. LDPC-коды известны своими превосходными характеристиками коррекции ошибок и низкой сложностью декодирования, что делает их подходящим кандидатом для объединения с полярными кодами. Одной из таких работ является статья He et al. (2019), где был предложен алгоритм слитного BP-декодирования для полярных LDPC-конкатенированных кодов. Предложенный алгоритм объединяет преимущества BP-декодирования для LDPC-кодов и алгоритма SCD для полярных кодов, в результате чего получается алгоритм декодирования с низкой сложностью и высокой производительностью. Несмотря на прогресс, достигнутый в снижении сложности декодирования и задержки полярных кодов, все еще остаются проблемы, требующие лучшего решения. Одной из основных проблем является разработка эффективных и масштабируемых алгоритмов декодирования полярных кодов, которые используются в высокоскоростных системах связи. Другой проблемой является устойчивость алгоритмов декодирования на основе глубокого обучения к изменяющимся условиям канала и уровням шума. Необходимы дальнейшие исследования для изучения производительности алгоритмов декодирования на основе нейронных сетей в практических сценариях и разработки адаптивных алгоритмов обучения, которые могут приспосабливаться к изменяющимся условиям канала.

Заключение

На данный момент проведен обзор предметной области, выявлены достоинства и недостатки существующих подходов.

В дальнейшем планируется реализовать на практике выбранные подходы и сравнить результаты.

Список литературы

- [1] Arikan Erdal. Channel Polarization: A Method for Constructing Capacity-Achieving Codes for Symmetric Binary-Input Memoryless Channels // [IEEE Transactions on Information Theory](#). — 2009. — jul. — Vol. 55, no. 7. — P. 3051–3073. — URL:
- [2] [GPU-based Implementation of Belief Propagation Decoding for Polar Codes](#) / Zhanxian Liu, Rongke Liu, Zhiyuan Yan, Ling Zhao // ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). — 2019. — P. 1513–1517.
- [3] [A Unified Deep Learning Based Polar-LDPC Decoder for 5G Communication Systems](#) / Yaohan Wang, Zhichao Zhang, Shunqing Zhang et al. — 2018. — 10. — P. 1–6.
- [4] Yuan Bo, Parhi Keshab. Low-Latency Successive-Cancellation Polar Decoder Architectures Using 2-Bit Decoding // [Circuits and Systems I: Regular Papers, IEEE Transactions on](#). — 2014. — 04. — Vol. 61. — P. 1241–1254.
- [5] Yuan Bo, Parhi Keshab K. Successive Cancellation List Polar Decoder using Log-likelihood Ratios. — 2014. — 1411.7282.
- [6] A merged BP decoding algorithm for polar-LDPC concatenated codes / Jiaai Liu, Shusen Jing, Xiaohu You, Chuan Zhang // 2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP). — 2017. — P. 1–5.
- [7] [A simplified belief propagation decoder for polar codes](#) / Yingxian Zhang, Qingshuang Zhang, Xiaofei Pan et al. // 2014 IEEE International Wireless Symposium (IWS 2014). — 2014. — P. 1–4.