

Тема работы:

Применение нейронных сетей с комплекснозначной арифметикой для компенсации нелинейных эффектов в волоконно-оптических линиях связи с поляризационным уплотнением каналов.

Состав коллектива:

Сидельников Олег Сергеевич, к.ф.-м.н., с.н.с. ЛНФ НГУ.

Редюк Алексей Александрович, к.ф.-м.н., н.с. ЛНФ НГУ.

Федорук Михаил Петрович, чл.-корр. РАН, академик, ректор НГУ.

Информация о гранте:

РНФ № 17-72-30006-П «Нелинейные технологии для оптических коммуникаций и лазерных приложений», рук. Редюк А.А., 2021-2023.

Научное содержание работы:**1. Постановка задачи.**

Целью работы является разработка и исследование методов обработки принятых сигналов, основанных на нейронных сетях различных конфигураций. Для разработанных методов исследована эффективность компенсации нелинейных искажений в линии связи с поляризационным уплотнением каналов и выполнена оптимизация характеристик нейронной сети.

2. Современное состояние проблемы.

В настоящее время в связи с постоянным появлением новых мультимедийных приложений и сервисов растет спрос на повышение пропускной способности современных систем передачи информации [1]. Разработка когерентных систем дальней связи, основанных на технологии поляризационного уплотнения каналов, позволяет повысить скорость передачи данных за счет одновременного распространения оптических сигналов по двум поляризационным компонентам волокна. Однако эксплуатация таких систем предполагает увеличение полной мощности сигнала в волокне, что приводит к росту воздействия нелинейных эффектов распространения, которые, как известно, являются одним из ключевых факторов, ограничивающих дальнейшее повышение пропускной способности современных систем передачи информации [2]. Для преодоления данного ограничения в настоящее время разрабатываются различные технологии генерации и обработки оптического сигнала.

Методы машинного обучения (МО) являются мощным инструментом, который находит большое число применений для анализа сложных нелинейных систем. Одним из основных направлений применения алгоритмов МО в системах связи является разработка методов компенсации нелинейных искажений сигнала. Большое число работ посвящено исследованию методов обработки оптических сигналов, основанных на искусственных нейронных сетях (НС). Так, например, в работе [3] с помощью нейронных сетей моделируется метод обратного распространения сигнала (DBP, digital backpropagation), что позволило добиться высокой эффективности компенсации нелинейных искажений. В работе [4] демонстрируется схема обработки сигналов в приемнике линии связи, основанная на долгой краткосрочной памяти (LSTM, long short-term memory), разновидности рекуррентных НС. В работе [5] с помощью полносвязных нейронных сетей компенсируется нелинейность в системах с 16-позиционной квадратурно-амплитудной модуляцией. Однако практически во всех рассмотренных работах архитектура таких сетей реализована с использованием действительных чисел.

1. E. Temprana et al., Overcoming Kerr-induced capacity limit in optical fiber transmission // Science. 2015. Vol. 348, No. 1445. P. 1445-1448.
2. G. P. Agrawal, Nonlinear Fiber Optics (Fifth Edition) / Boston : Academic Press, 2013. 648 p.
3. C. Hager et al., Nonlinear Interference Mitigation via Deep Neural Networks // Proc. in Optical Fiber Communication Conference (OFC). 2018. p. W3A.4.
4. S. Deligiannidis et al., Compensation of Fiber Nonlinearities in Digital Coherent Systems Leveraging Long Short-Term Memory Neural Networks // Journal of Lightwave Technology. 2020. Vol. 38. P. 5991-5999.
5. O. Sidelnikov et al., Equalization performance and complexity analysis of dynamic deep neural networks in long haul transmission systems // Optics Express. 2018. Vol. 26, No. 25. P. 32765-32776.

3. Подробное описание работы, включая используемые алгоритмы.

Архитектура предложенной в настоящей работе комплексной нейронной сети изображена на рисунке 1. Сеть состоит из двух полносвязных подсетей, каждая из которых обрабатывает одну из поляризаций. В предложенной архитектуре подсети между собой связаны через нелинейные слои. В основе НС с комплекснозначной арифметикой лежит описание с помощью комплексных чисел как состояния самих нейронов, так и весовых коэффициентов. Таким образом, каждый нейрон предложенной нейронной сети представляется в виде пары чисел, соответствующих действительной и мнимой частям символов, для которых была реализована комплекснозначная арифметика. Такой подход представляется более естественным при обработке принятых символов в когерентных волоконно-оптических линиях связи, которые по своей природе являются комплексными. Кроме того, нейронные сети с комплекснозначной арифметикой позволяют использовать комплексные функции активации, соответствующие нелинейным эффектам, воздействующим на сигналы при распространении по оптическому волокну.

На вход НС поступают принятые сигналы с двух поляризаций с одним отсчетом на символ, которые затем распространяются через скрытые слои нейронной сети. При обработке каждого принятого символа на вход одновременно подается N предыдущих и N последующих символов с каждой поляризации, что позволяет учесть эффект памяти канала. Таким образом, общее число входных комплекснозначных символов для обеих поляризаций равно $2 \times (2N + 1)$. Каждая подсеть предложенной НС состоит из входного слоя, двух скрытых полносвязных слоев и выходного слоя, соответствующего предсказываемому переданному символу для этой поляризации.

Представленная нейронная сеть была реализована с помощью библиотеки TensorFlow2.0. Начальное распределение весовых коэффициентов задавалось функцией Ксавье. Для поиска оптимальных значений весов использовался алгоритм Адам (Adam, adaptive moment estimation). В качестве функции потерь была выбрана среднеквадратичная ошибка между отправленными с передатчика символами 16-QAM и символами, полученными на выходе из нейронной сети.

Рассматриваемая в работе система передачи данных состоит из передатчика, 20 пролетов стандартного одномодового волокна по 100 км каждый, эрбиевых оптических усилителей с $NF = 4.5$ дБ, использующихся после каждого пролета для компенсации потерь, и приемника. На передатчике формируются 16-QAM-PDM сигналы с символьной скоростью $R_s = 32$ Гбод. Для придания формы импульсам используется фильтр с характеристикой типа корень из приподнятого косинуса (RRC, root raised cosine) с коэффициентом сглаживания 0.1. Нелинейное распространение сигналов по оптическому волокну описывается системой нелинейных уравнений Манаква. Уравнения распространения решались численно с помощью симметричного метода Фурье расщепления по физическим процессам с частотой дискретизации 16 отсчетов на символ. В приемнике после разделения поляризационных компонент сигнал проходит через согласованный фильтр с характеристикой типа корень из приподнятого косинуса. Далее выполнялась точная компенсация накопленной хроматической дисперсии в частотной области и понижение частоты дискретизации до 1 отсчета на символ. После этого происходила компенсация нелинейных эффектов с использованием предложенной схемы на основе полносвязной НС с комплекснозначной арифметикой. Для этого каждый комплексный символ принятого сигнала подавался в отдельный входной узел нейронной сети. Далее выполнялась демодуляция сигнала и вычисление коэффициента битовых ошибок BER (Bit Error Ratio).

Для оценки эффективности предложенной схемы она сравнивалась со следующими методами компенсации нелинейности: 1) линейная схема, при которой блок с НС не применялся, а происходило только восстановление фазы принятого сигнала; 2) схема на основе комплексной нейронной сети, в которой обе поляризации обрабатывались независимо и следовательно, их влияние друг на друга никак не учитывалось (в этом случае подсети НС не были связаны); 3) комплексная нейронная сеть, в которой символы с двух поляризаций помимо связи через функции активации (нелинейные слои), как в предложенной схеме, связывались также через скрытые линейные слои, что означает, что все скрытые нейроны подсети одной поляризации были связаны обучаемыми параметрами с каждым нейроном скрытого слоя подсети другой поляризации.

4. Полученные результаты

Одной из основных задач при исследовании предложенной схемы был поиск оптимальных характеристик нейронной сети, которые с одной стороны обеспечили бы наибольшую эффективность ее работы, а с другой приводили бы к минимальной вычислительной сложности обработки сигнала. Так, одним из исследуемых параметров было число обрабатываемых символов на входе нейронной сети.

На рисунке 2 представлена эффективность компенсации нелинейности в терминах BER в зави-

симости от числа обрабатываемых символов на входе каждой подсети НС. Сравняются случай независимой обработки данных с каждой поляризации и случаи, когда подсети связывались либо только через нелинейные слои, либо через линейные и нелинейные одновременно. Для каждой из рассматриваемых архитектур использовалось по 32 нейрона на каждом из скрытых слоев. Видно, что за исключением случая, когда на входе используется только один символ, комплексные НС обеспечивают значительно меньший BER по сравнению с линейной схемой компенсации. Кроме того, для всех рассмотренных реализаций нейронных сетей BER уменьшался с ростом числа входных нейронов, пока их число не стало достигать 31. Дальнейшее изменение BER было несущественным. Также, видно, что независимая обработка поляризаций дала наихудший результат в сравнении с другими реализациями нейронных сетей. Очевидно, что не связанные между собой подсети для разных поляризаций лишены возможности учитывать их влияние друг на друга. Наилучший результат показал случай связи подсетей через нелинейные слои. И хотя дополнительная связь через линейные слои потенциально должна обеспечивать большее число степеней свободы, этот случай показывает меньший BER из-за слишком большого числа весов, приводящего к невозможности эффективного обучения сети.

На рисунке 3 представлена зависимость коэффициента битовых ошибок от начальной мощности сигнала для различных схем компенсации нелинейности. Как мы можем видеть, за счет эффективной компенсации нелинейного взаимодействия сигналов с двух поляризаций разработанная комплексная нейронная сеть позволяет снизить BER при входной мощности 1 дБм на 52% в сравнении с линейной схемой компенсации и на 30% по сравнению с НС, в которой символы с обеих поляризаций обрабатываются независимо.

5. Иллюстрации, визуализация результатов.

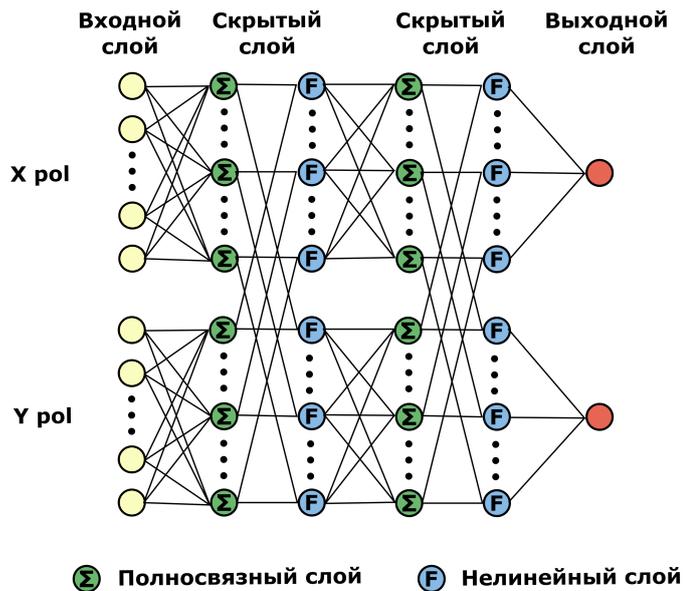


Рис. 1: Схема комплексной полностью связной нейронной сети для совместной обработки данных с двух поляризаций.

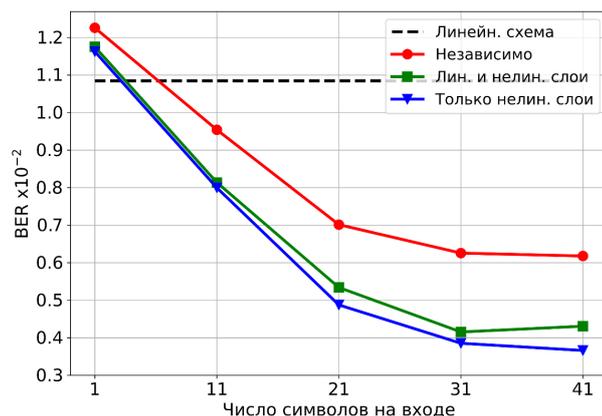


Рис. 2: Зависимость BER от числа символов на входе каждой подсети НС. Для случаев: поляризации обрабатываются независимо, связаны только на нелинейных слоях, либо на нелинейных и линейных слоях одновременно.

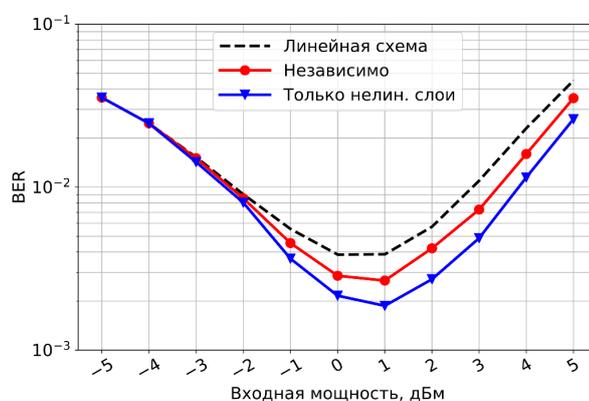


Рис. 3: Зависимость BER от начальной мощности сигнала для линейной схемы компенсации, нейронной сети, в которой поляризации обрабатываются независимо, и НС, в которой связь поляризаций происходит только на нелинейных слоях.

6. Эффект от использования кластера в достижении целей работы.

Использование оборудования ИВЦ НГУ позволило провести численное моделирование распространения оптических сигналов по линиям связи с высокой скоростью благодаря использованию библиотеки MKL и запуску большого числа задач одновременно для получения хорошей статистики. Кроме того, для обучения и оптимизации архитектуры нейронных сетей использовались узлы с GPU, что существенно сократило время выполнения расчетов.

7. Перечень публикаций, содержащих результаты работы.

1. О. С. Сидельников, А. А. Редюк, М. П. Федорук, "Схема обработки сигналов в приемнике многомодовых линий связи на основе сверточных нейронных сетей" // Квантовая электроника. 2022. Т. 52, № 11. С. 1018-1022. (Импакт-фактор: 1.194)
2. С. А. Богданов, О. С. Сидельников, А. А. Редюк, "Применение комплексных полносвязных нейронных сетей для компенсации нелинейности в волоконно-оптических линиях связи с поляризационным уплотнением каналов" // Квантовая электроника. 2021. Т. 51, № 12. С. 1076-1080. (Импакт-фактор: 1.194)
3. С. А. Богданов, О. С. Сидельников, "Применение комплексных полносвязных нейронных сетей для компенсации нелинейных эффектов в волоконно-оптических линиях связи" // Квантовая электроника. 2021. Т. 51, № 5. С. 459-462. (Импакт-фактор: 1.194)