

Тема работы:

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

Состав коллектива:

Лахин Владислав Александрович, студент НГУ, v.lakhin@g.nsu.ru.

Сидельников Олег Сергеевич, к.ф.-м.н., с.н.с. ЛМУФ ММФ, НГУ, o.sidelnikov@g.nsu.ru.

Информация о гранте:

РНФ № 25-61-00010 «Машинное обучение для прикладных задач нелинейной фотоники», рук. Федорук М.П., 2025-2028.

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

Целью данной работы является разработка и исследование схем обработки сигналов, основанных на нейронных сетях различных конфигураций. Разработанные схемы должны эффективно компенсировать нелинейные искажения передачи, в том числе межканальные взаимодействия, и иметь ограниченную вычислительную сложность.

2. Современное состояние проблемы.

Развитие мультимедийных приложений, облачных сервисов и систем передачи больших объемов данных приводит к постоянному росту требований к пропускной способности современных волоконно-оптических линий связи [1]. Одним из основных подходов к увеличению скорости передачи является использование когерентных систем со спектральным уплотнением каналов, в которых несколько оптических сигналов одновременно распространяются в разных частотных каналах. При этом увеличение числа каналов и полной мощности излучения в волокне усиливает влияние нелинейных эффектов распространения. Такие эффекты являются одним из ключевых факторов, ограничивающих дальнейшее повышение пропускной способности оптических систем связи [2]. В связи с этим активно развиваются методы формирования, передачи и цифровой обработки сигналов, направленные на компенсацию нелинейных искажений.

Методы машинного обучения (МО) представляют собой эффективный инструмент для анализа и аппроксимации сложных нелинейных преобразований. В оптических системах связи одним из важных направлений их применения является разработка алгоритмов компенсации нелинейных искажений сигнала. Значительное число работ посвящено использованию искусственных нейронных сетей (НС) для цифровой обработки оптических сигналов. Например, в работе [3] нейронные сети применяются для аппроксимации метода обратного распространения сигнала (DBP, digital back-propagation), что позволяет эффективно компенсировать нелинейные искажения. В работе [4] предложена схема обработки сигналов на приемной стороне, основанная на сетях с долгой краткосрочной памятью (LSTM, long short-term memory), относящихся к классу рекуррентных НС. В работе [5] для компенсации нелинейности в системах с 16-позиционной квадратурно-амплитудной модуляцией используются полносвязные нейронные сети. Однако в большинстве таких подходов архитектуры нейронных сетей строятся на основе действительных чисел, тогда как оптический сигнал в когерентных системах естественным образом описывается комплексной амплитудой.

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.

В работе рассматривалась многоканальная волоконно-оптическая линия связи со спектральным уплотнением каналов. Общая схема моделируемой системы представлена на рисунке 1. На передающей стороне для каждого оптического канала формировалась случайная битовая последовательность, выполнялось отображение бит в символы квадратурной амплитудной модуляции 16-QAM, после чего комплексный сигнал формировался с использованием фильтра типа «корень из приподнятого косинуса». Далее сигналы отдельных каналов объединялись с помощью мультиплексора и передавались по волоконно-оптической линии связи.

Канал передачи состоял из нескольких пролетов стандартного одномодового волокна и оптических усилителей, компенсирующих потери мощности после каждого пролета. При распространении сигнала учитывались основные физические эффекты, влияющие на качество передачи: хроматическая дисперсия, затухание и керровская нелинейность. Распространение сигнала по волокну моделировалось численно с помощью симметричного метода Фурье расщепления по физическим процессам (SSFM). На приемной стороне выполнялись разделение каналов, согласованная фильтрация, компенсация линейных искажений, демодуляция и расчет метрик качества передачи.

Для ускорения расчетов и дальнейшего исследования методов предварительной компенсации нелинейных искажений была разработана моделирующая нейронная сеть, аппроксимирующая оператор распространения сигнала по линии связи. В качестве эталонной модели при обучении использовались данные, полученные с помощью численного моделирования методом SSFM. Таким образом, входом нейронной сети являлась последовательность комплексных отсчетов сигнала на входе линии связи, а выходом — искаженный сигнал после распространения по волоконно-оптическому каналу.

Архитектура моделирующей нейронной сети представлена на рисунке 2. Она построена по аналогии с методом обратного распространения сигнала во временной области. Сеть состоит из последовательности каскадов, каждый из которых включает линейный и нелинейный блоки. Линейный блок реализуется с помощью сверточного слоя с конечной импульсной характеристикой и описывает влияние хроматической дисперсии. Нелинейный блок моделирует фазовый поворот, возникающий вследствие керровской нелинейности. В отличие от классического SSFM, параметры этих блоков не задаются аналитически, а оптимизируются в процессе обучения.

Особенностью используемой архитектуры является работа с комплекснозначными сигналами. Комплексная амплитуда оптического поля естественным образом описывает сигнал в когерентной системе связи, поэтому при построении нейронной сети учитывались действительная и мнимая части отсчетов. Такой подход позволяет сохранить физическую интерпретируемость модели и использовать структуру сети, близкую к последовательности преобразований, происходящих при распространении сигнала в волокне.

После обучения моделирующая нейронная сеть использовалась как дифференцируемая модель канала при исследовании схем предварительной компенсации нелинейных искажений. В этом подходе передаваемый сигнал сначала проходит через дополнительный обучаемый блок предкомпенсации, а затем через моделирующую сеть, аппроксимирующую распространение по линии связи. Параметры блока предкомпенсации подбираются так, чтобы сигнал на выходе моделирующей сети был как можно ближе к исходному неискаженному сигналу.

В работе были рассмотрены несколько вариантов блока предкомпенсации, отличающиеся сложностью и набором используемых преобразований: линейный комплекснозначный блок, нелинейный блок, основанный на модели керровской нелинейности, а также комбинированные архитектуры. Качество работы исследуемых схем оценивалось по среднеквадратичной ошибке между переданными и восстановленными символами, а также по коэффициенту битовых ошибок BER.

Программная реализация была выполнена на языке Python с использованием библиотек NumPy и PyTorch. Обучение нейронных сетей проводилось на данных, заранее рассчитанных методом SSFM для различных параметров передаваемого сигнала.

4. Полученные результаты

В ходе работы была построена численная модель многоканальной волоконно-оптической линии связи, учитывающая хроматическую дисперсию, затухание и керровскую нелинейность. С использованием метода SSFM были рассчитаны обучающие данные для нейросетевой модели канала. На их основе была разработана и обучена комплекснозначная сверточная нейронная сеть, аппроксимирующая оператор распространения сигнала по линии связи. Полученная модель воспроизводила результаты численного моделирования методом SSFM со среднеквадратичной ошибкой менее 10^{-4} , что позволило использовать ее в качестве дифференцируемой модели канала при исследовании ме-

тодов предварительной компенсации нелинейных искажений. Пример сигнального созвездия, рассчитанного методом SSFM, и результат работы обученной нейросетевой модели показаны на рисунке 3.

Далее были разработаны и обучены несколько архитектур блока предварительной компенсации: однослойный комплекснозначный полносвязный блок, нелинейный блок Керра, полный блок, объединяющий линейное и нелинейное преобразования, а также двухблочная архитектура. Исследование проводилось для мощности сигнала 15 дБм.

При данной мощности влияние нелинейных эффектов оказывается сильно выраженным: без предкомпенсации среднеквадратичная ошибка составляла $1.97 \cdot 10^{-2}$, а коэффициент битовых ошибок достигал $3.85 \cdot 10^{-3}$. Использование блока предкомпенсации позволило существенно улучшить качество передачи. Однослойный полносвязный блок уменьшал MSE до $1.57 \cdot 10^{-4}$, нелинейный блок Керра — до $4.19 \cdot 10^{-5}$, а полный блок обеспечивал наилучший результат с MSE $1.09 \cdot 10^{-5}$ и BER порядка 10^{-4} . При этом увеличение числа блоков не приводило к существенному дополнительному улучшению, что указывает на достаточность более компактной архитектуры. Результаты для мощности сигнала 15 дБм представлены на рисунках 4–6.

Таким образом, показано, что комплекснозначная нейронная сеть может быть использована для аппроксимации распространения сигнала в волоконно-оптической линии связи, а построенная на ее основе схема предкомпенсации позволяет эффективно снижать нелинейные искажения. Наиболее эффективными оказались архитектуры, сочетающие линейное комплекснозначное преобразование и нелинейный блок, основанный на модели керровской нелинейности.

5. Эффект от использования кластера в достижении целей работы.

Использование вычислительного кластера позволило существенно сократить время численных расчетов и обучения нейронных сетей. Основная часть вычислений была связана с моделированием распространения оптического сигнала методом SSFM, подготовкой обучающих данных и оптимизацией блоков предкомпенсации нелинейных искажений. Наличие узлов с графическими ускорителями позволило за приемлемое время обучить комплекснозначную нейросетевую модель канала и сравнить несколько вариантов архитектур предкомпенсации.

6. Иллюстрации, визуализация результатов.

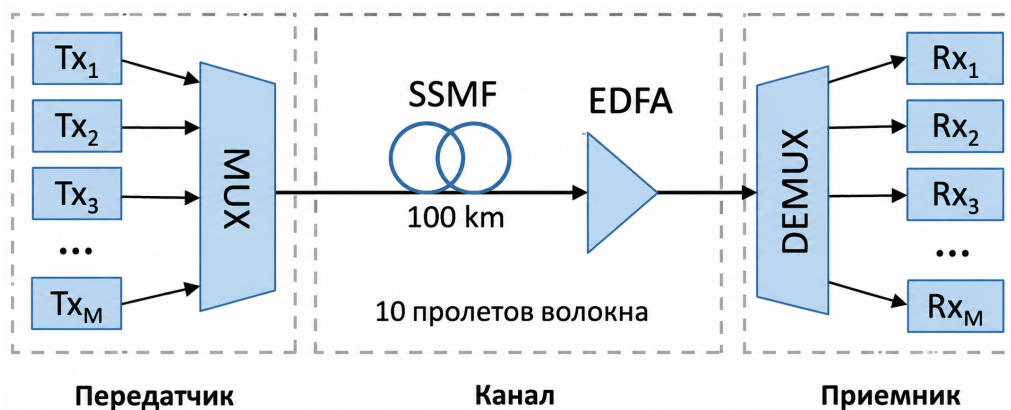


Рис. 1: Схема моделируемой многоканальной волоконно-оптической линии связи.

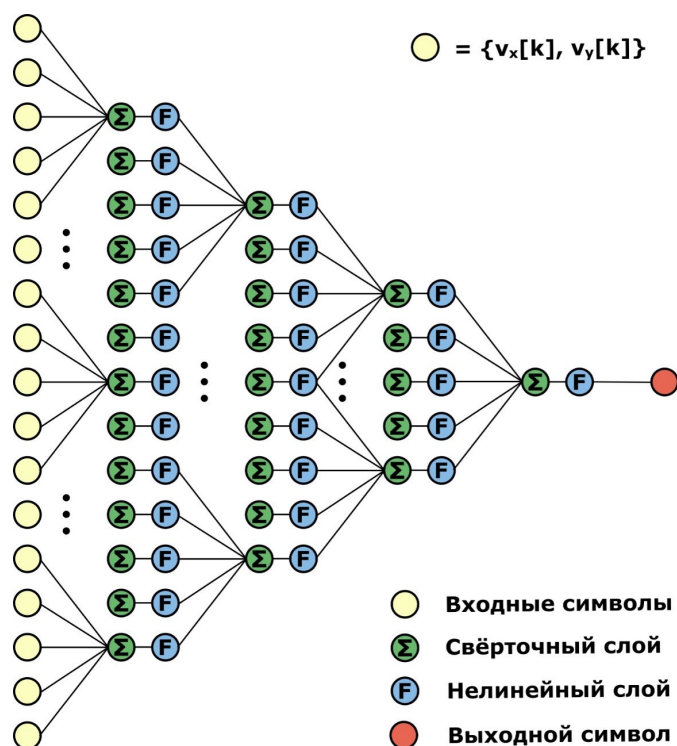
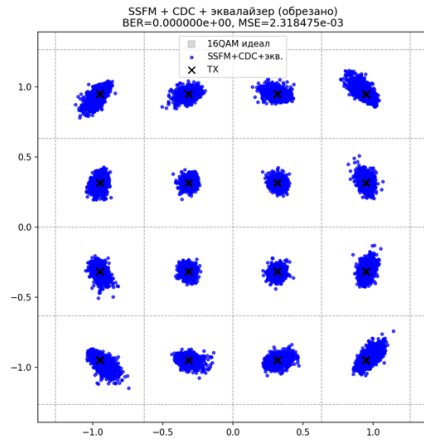
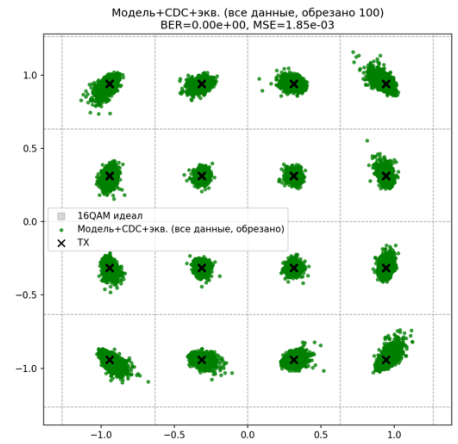


Рис. 2: Архитектура моделирующей нейронной сети, аппроксимирующей распространение сигнала по волоконно-оптической линии связи.



а) метод SSFM



б) моделирующая нейронная сеть

Рис. 3: Сравнение сигнальных созвездий после распространения по волоконно-оптической линии связи, рассчитанных методом SSFM и с помощью обученной нейросетевой модели при мощности сигнала 10 дБм.

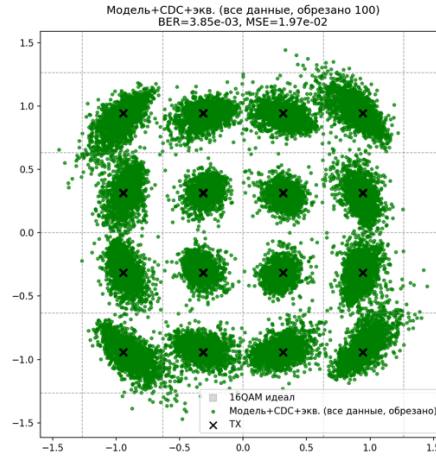
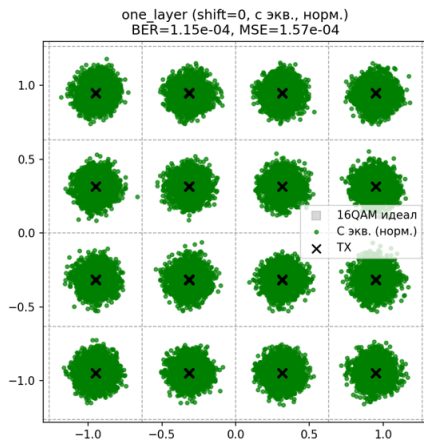
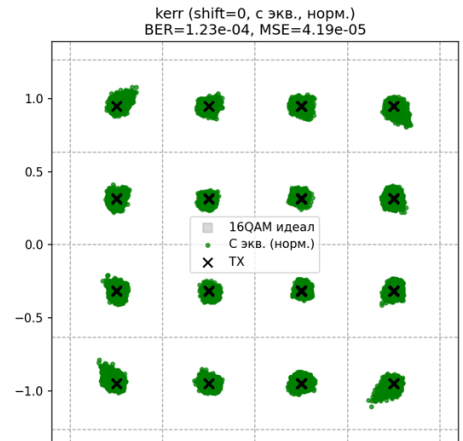


Рис. 4: Сигнальное созвездие на выходе моделирующей нейронной сети без предкомпенсации при мощности сигнала 15 дБм.



а) однослойный комплекснозначный
полносвязный блок



б) нелинейный блок Керра

Рис. 5: Сигнальные созвездия после предкомпенсации при мощности сигнала 15 дБм для однослойного комплекснозначного полносвязного блока и нелинейного блока Керра.

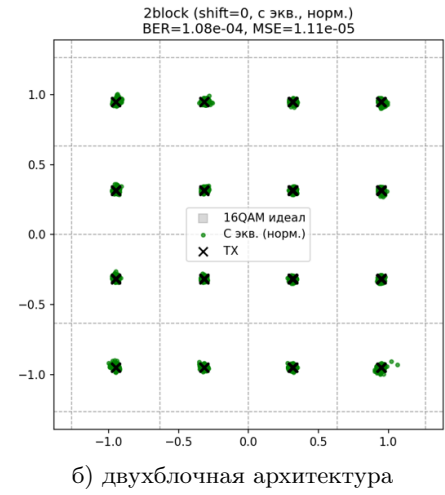
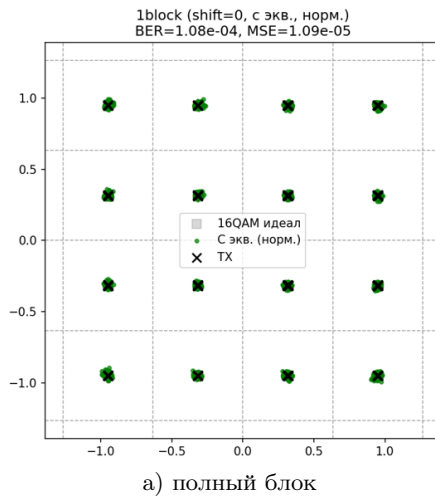


Рис. 6: Сигнальные созвездия после предкомпенсации при мощности сигнала 15 дБм для полного блока и двухблочной архитектуры.