

Тема работы:

Использование сверточных нейронных сетей для компенсации нелинейных эффектов в волоконно-оптических линиях связи.

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 «Нелинейные технологии для оптических коммуникаций и лазерных приложений», рук. Турицын С.К., 2017-2020.

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

Работа направлена на разработку и исследование схемы обработки оптических сигналов в приемнике системы связи, основанной на глубоких свёрточных нейронных сетях и имитирующей метод обратного распространения сигнала. Для данной схемы проведена оценка эффективности компенсации нелинейных искажений в линии связи со спектральным уплотнением каналов.

2. Современное состояние проблемы.

Нелинейность оптического волокна является основным ограничивающим фактором для дальнейшего увеличения пропускной способности современных систем передачи информации [1]. Эксплуатация линий связи со спектральным уплотнением каналов (Wavelength-division multiplexing - WDM) предполагает увеличение общей мощности сигнала в волокне, что приводит к растущему воздействию нелинейных эффектов передачи [2].

Поэтому проблема компенсации искажений, вызванных нелинейными воздействиями, в таких линиях связи является одним из ключевых вопросов, которые необходимо разрешить для дальнейшего повышения эффективности использования полосы пропускания канала. Для достижения данной цели в настоящий момент разрабатываются различные технологии генерации и обработки оптического сигнала. Одной из наиболее эффективных схем компенсации нелинейных искажений является метод обратного распространения сигнала (Digital back-propagation - DBP), однако он обладает высокой вычислительной сложностью [3].

Методы машинного обучения и нейронные сети (НС), в частности, в настоящее время стали особенно активно применяться для компенсации нелинейности в волоконно-оптических линиях связи благодаря тому, что они обеспечивают высокую точность классификации принятых символов при небольшой вычислительной сложности [4]. Кроме того, за счет возможности периодического переобучения схемы обработки принятых сигналов на основе методов машинного обучения могут применяться в динамически изменяющихся линиях связи.

1. G. P. Agrawal, Nonlinear Fiber Optics (Fifth Edition) / Boston : Academic Press, 2013. 648 p.
2. E. Temprana et al., Overcoming Kerr-induced capacity limit in optical fiber transmission // Science. 2015. Vol. 348, No. 1445. P. 1445-1448.
3. E. Ip Nonlinear compensation using backpropagation for polarization-multiplexed transmission // Journal of Lightwave Technology. 2010. Vol. 28, No. 6. P. 939–951.
4. C. Hager et al., Nonlinear Interference Mitigation via Deep Neural Networks // Proc. in Optical Fiber Communication Conference (OFC). 2018. p. W3A.4.

3. Подробное описание работы, включая используемые алгоритмы.

Архитектура исследуемой нейронной сети (рисунок 1) была сконструирована по аналогии с методом обратного распространения сигнала. В основе DBP лежит решение нелинейного уравнения Шредингера в обратную сторону с помощью метода Фурье разделения по физическим процессам, который состоит из чередующихся линейных (дисперсионных) и нелинейных шагов. Линейные слои такой нейронной сети представляют собой свёрточные фильтры, которые позволяют эффективно компенсировать хроматическую дисперсию, обладая при этом невысокой вычислительной сложностью. Все свёрточные фильтры предварительно совместно обучаются так, чтобы эффективно компенсировать всю накопленную хроматическую дисперсию.

Нелинейная функция активации соответствует нелинейному шагу ДВП с использованием расширенного метода Фурье расщепления по физическим процессам. Данный подход позволяет учитывать соседние символы с текущего и со смежных частотных каналов на нелинейном шаге, что повышает эффективность компенсации нелинейности. На вход свёрточной нейронной сети подаются принятые сигналы с одним отсчетом на символ, причем рассматриваемые частотные каналы и поляризационные компоненты обрабатываются параллельно. Поскольку уравнения Шрёдингера и метод обратного распространения оперируют комплексными сигналами, предложенная нейронная сеть так же является комплекснозначной. Комплексная архитектура НС была реализована с использованием библиотеки MXNet. Для нахождения весов сети использовался алгоритм оптимизации Адам (Adam — adaptive moment estimation) на тренировочном наборе переданных и принятых символов. В качестве функции ошибок использовалась среднеквадратичная ошибка между переданными 16-QAM символами, и символами, полученными на выходе из нейронной сети. В работе используется глубокая свёрточная нейронная сеть, состоящая из 40 слоев, что соответствует числу пролетов в рассматриваемой линии.

В работе рассматривается система передачи данных, состоящая из передатчика, 40 пролетов стандартного одномодового волокна по 80 км каждый, эрбиевых оптических усилителей с $NF = 4.5$ дБ после каждого пролета и приемника. На передатчике формируются 16-QAM сигналы с символьной скоростью $R_s = 64$ Гбод, что с учетом поляризационного уплотнения каналов и прямой коррекции ошибок (Forward Error Correction — FEC) соответствует скорости передачи данных 400 Гбит/с. Для придания формы импульсам используется фильтр с характеристикой типа корень из приподнятого косинуса с коэффициентом сглаживания 0.1. Исследуется система передачи данных с 11 частотными каналам с межканальным интервалом равным 75 ГГц. Нелинейное распространение сигналов по оптическому волокну описывается уравнениями Манакова, которые решались численно с помощью симметричного метода Фурье расщепления по физическим процессам с частотой дискретизации 32 отсчёта на символ.

После распространения по каналу принятый сигнала проходит через согласованный фильтр с характеристикой типа корень из приподнятого косинуса. На вход предложенной схемы компенсации нелинейных искажений подается сигнал с одним отсчетом на символ, однако, если понизить частоту дискретизации сразу после согласованного фильтра, часть полезной информации о сигнале может потеряться. Это происходит из-за того, что при данной форме импульса ширина спектра каждого частотного канала получается больше, чем $1/T_S$, где T_S — длительность символьного интервала. Чтобы этого избежать в данной работе использовалась следующая процедура: после согласованного фильтра выполнялась идеальная компенсация хроматической дисперсии, далее происходило понижение частоты дискретизации до одного отсчета на символ, и затем на получившийся сигнал «наматывалась» дисперсия, то есть выполнялась процедура, обратная идеальной компенсации ХД. После этого происходила компенсация нелинейных эффектов с использованием предложенной схемы на основе свёрточных нейронных сетей. Далее выполняется демодуляция сигнала и вычисления коэффициента битовых ошибок (Bit error rate - BER).

4. Полученные результаты

При исследовании предложенной схемы первым шагом было изучение влияния основных характеристик нейронной сети на эффективность компенсации нелинейных искажений. На рисунке 2 представлена зависимость коэффициента битовых ошибок от ширины свёрточного фильтра (количество весов свёрточного слоя) при обработке только центрального канала. Мы можем видеть, что оптимальное значение ширины линейного слоя составляет 100-150 коэффициентов. Дальнейшее повышение количества весов приводит лишь к небольшому понижению BER. Следует также отметить, что при использовании фильтра шириной менее 50 коэффициентов предложенная нейронная сеть уже не может эффективно компенсировать дисперсионные эффекты.

Для оценки эффективности предложенной схемы мы сравнили линейную схему компенсации, которая только восстанавливает фазу принятого сигнала, и метод основанный на глубоких свёрточных сетях, который обрабатывает один или пять частотных каналов. 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 нелинейных эффектов фазовой самомодуляции свёрточная нейронная сеть позволяет снизить BER при оптимальной мощности на 42% в сравнении с линейной схемой компенсации. В случае, когда предложенная схема обрабатывает 5 спектральных каналов одновременно, она дополнительно может компенсировать эффекты фазовой кросс-модуляции. Такая схема демонстрирует коэффициент битовых

ошибок на 58% меньше, чем линейная схема, и на 27% в сравнении с «одноканальной» нейронной сетью. Следует также отметить, что обе глубокие свёрточные НС имеют примерно одинаковую вычислительную сложность.

5. Иллюстрации, визуализация результатов.

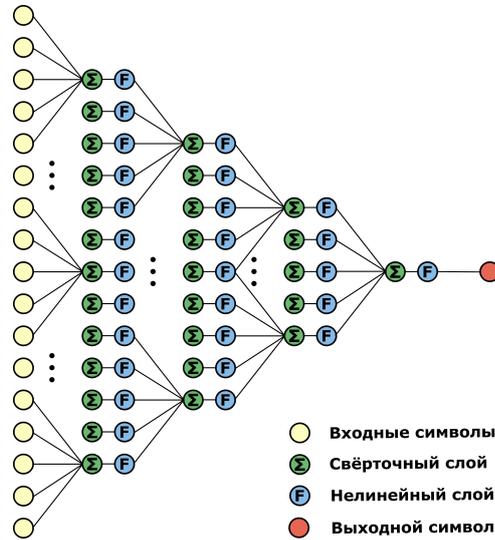


Рис. 1: Архитектура свёрточной нейронной сети.

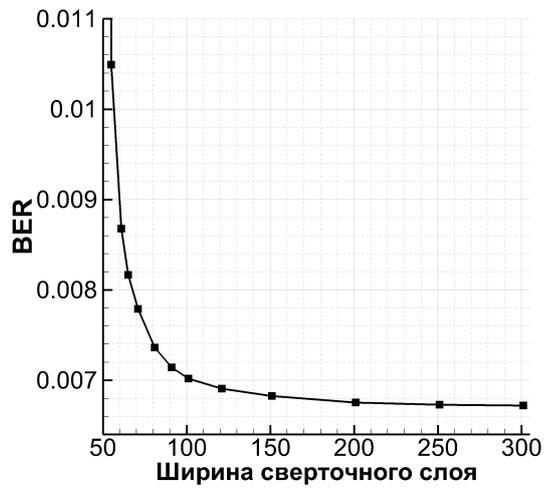


Рис. 2: Зависимость коэффициента битовых ошибок от ширины свёрточного слоя.

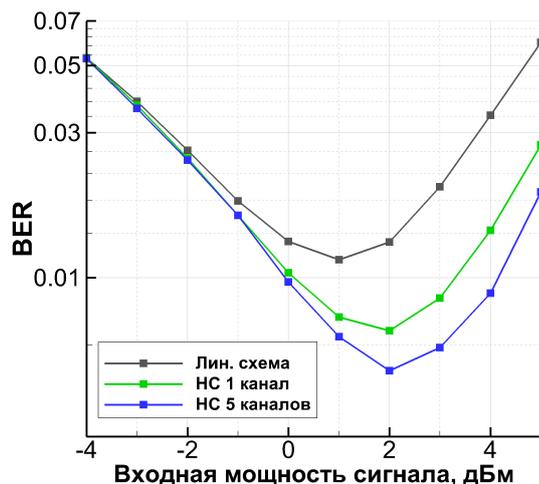


Рис. 3: Зависимость коэффициента битовых ошибок от начальной мощности сигнала для различных схем компенсации нелинейности.

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 использовался новый узел с GPU, что существенно сократило время выполнения расчетов.

7. Перечень публикаций, содержащих результаты работы.

1. O. Sidelnikov, A. Redyuk, S. Sygletos, M. Fedoruk, S. Turitsyn “Advanced convolutional neural networks for nonlinearity mitigation in long-haul wdm transmission systems” // Journal of Lightwave Technology. 2021. Vol. 39, No. 8. P. 2397–2406. (Импакт-фактор: 4.288)
2. О. С. Сидельников, А. А. Редюк, С. Сиглетос “Методы компенсации нелинейных эффектов в многоканальных системах передачи данных на основе динамических нейронных сетей” // Квантовая электроника. 2019. Т. 49, № 12. С. 1154-1157. (Импакт-фактор: 1.184)