

Тема работы:

Компенсация нелинейных искажений с помощью нейронных сетей в волоконно-оптических линиях связи.

Состав коллектива:

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

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

Федорук Михаил Петрович, чл.-корр. РАН, д.ф.-м.н., 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.**

С помощью численного моделирования исследуется эффективность схем обработки сигналов и компенсации нелинейных искажений, основанных на многослойных нейронных сетях, в приемнике волоконно-оптических линий связи. Разработанная схема на основе динамической нейронной сети сравнивается с другими существующими методами компенсации нелинейных эффектов.

2. Современное состояние проблемы.

На сегодняшний день одним из главных факторов, ограничивающих пропускную способность волоконно-оптических линий связи, являются нелинейные эффекты, влияние которых на оптический сигнал увеличивается с ростом его мощности [1]. Эксплуатация современных систем связи с более плотным использованием полосы пропускания предполагает увеличение общей мощности сигнала в волокне, что приводит к растущему воздействию нелинейных эффектов передачи. Это требует разработки новых подходов и методов для лучшего понимания особенностей передачи сигналов с высокой мощностью.

В настоящее время актуальными являются исследования различных методов компенсации нелинейных искажений в волоконно-оптических линиях связи. К таким методам можно отнести цифровую обработку сигнала (DSP), выполняемую в приемнике линии связи. DSP может не только полностью компенсировать хроматическую дисперсию и дифференциальные групповые задержки, но также может содержать блок, компенсирующий нелинейные искажения. Большинство современных нелинейных схем обработки сигналов либо моделируют обратное распространение оптических сигналов в волоконной линии с помощью метода расщепления по физическим процессам [2], либо основаны на использовании функционального ряда Вольтерра [3]. Однако данные методы требуют высоких вычислительных затрат и могут применяться только в статических системах передачи данных, поскольку для них необходимо заранее знать параметры линий связи.

С недавнего времени машинное обучение стало активно применяться в области волоконно-оптических линий связи [4]. В отличие от схем на основе обратного распространения сигнала во время машинного обучения процессы обработки и демодуляции сигналов рассматриваются совместно как проблема классификации, определяемая известной обучающей последовательностью. Это приводит к высокой произ-

водительности и значительному сокращению необходимого количества вычислительных шагов. Несмотря на то, что в беспроводных системах передачи данных широко изучались схемы обработки сигналов на основе машинного обучения [5], их применение в канале оптической передачи, характеризующемся большой глубиной памяти и высокой скоростью модуляции, не было должным образом исследовано.

1. G. P. Agrawal Nonlinear Fiber Optics (Fifth Edition) / Boston : Academic Press, 2013.—648 p.
2. E. Ip Nonlinear compensation using backpropagation for polarization multiplexed transmission // Journal of Lightwave Technology. 2010. Vol. 28, No. 6. P. 939–951.
3. K. V. Peddanarappagari, M. Brandt-Pearce Volterra series transfer function of single-mode fibers // Journal of Lightwave Technology. 1997. Vol. 15, No. 12. P. 2232–2241.
4. M. A. Jarajreh, E. Giacoumidis, I. Aldaya et al. Artificial neural network nonlinear equalizer for coherent optical OFDM // IEEE Photonics Technology Letters. 2015. Vol. 27, No. 4. P. 387–390.
5. E. Giacoumidis, S. T. Le, M. Ghanbarisabagh et al. Fiber nonlinearity-induced penalty reduction in CO-OFDM by ANN-based nonlinear equalization // Optics Letters. 2015. Vol. 40, No. 21. P. 5113–5116.

3. Подробное описание работы, включая используемые алгоритмы.

Задачей настоящего исследования является оценка эффективности схем обработки сигналов и компенсации нелинейных искажений, основанных на многослойных нейронных сетях. Рассматриваемая система передачи данных схематически изображена на рисунке 1. На передатчике формируются 16-QAM сигналы с символьной скоростью $R_s = 32$ ГБод. Для придания формы импульсам используется фильтр с характеристикой типа приподнятый косинус с коэффициентом сглаживания 0.01. В качестве центральной длины волны излучаемой полосы сигнала использовалась $\lambda = 1550$ нм. Сгенерированные сигналы затем передавались в канал передачи, который состоял из 10 пролётов 100-километрового оптического волокна. EDFA с показателем шума $NF = 4.5$ дБ использовались для компенсации потерь каждого пролёта.

После передачи по каналу оптические сигналы поступали в приемник, в котором выполнялась идеальная компенсация хроматической дисперсии. Для компенсации нелинейных искажений использовалась схема, основанная на нейронных сетях. На вход в нейронную сеть поступают символы, полученные в приемнике. Затем символы проходят через несколько слоев нейронной сети, на каждом из которых расположено различное число нейронов. Для обучения нейронной сети сначала выбирается тренировочный набор, состоящий из символов на выходе и соответствующих им символов на входе. Затем веса нейронной сети подбираются так, чтобы минимизировать среднеквадратичную ошибку между предсказанными данными и истинными значениями данных из тренировочного набора. После обучения полученная нейронная сеть может использоваться для распознавания принятого символа и предсказания символа, отправленного с передатчика.

Известно, что после распространения сигнала по каналу вследствие влияния дисперсионных эффектов каждый символ выходной последовательности будет зависеть не только от соответствующего символа на входе, но и от предыдущих входных и выходных символов. Данный эффект называется памятью канала. Для учёта этого

эффекта в схему нейронной сети были добавлены блоки задержки. Число нейронов на входном слое исследуемой динамической нейронной сети равно $2(N_{del} + 1)$, где N_{del} – количество блоков задержки, используемых для учёта эффекта памяти канала. Сеть также состоит из двух скрытых слоев по 16 нейронов каждый и выходного слоя с двумя нейронами, соответствующими действительной и мнимой части выходного символа. В качестве функции активации на скрытых слоях использовался сигмоид, в то время как на выходном слое использовалась линейная передаточная функция. Для обучения использовался алгоритм обратного распространения Ридмиллера (Riedmiller's Resilient-Back Propagation – RR-BP). Обученная нейронная сеть использовалась для распознавания принятого символа и предсказания символа, отправленного с передатчика.

Для исследования эффективности предложенной схемы она сравнивалась с линейной схемой компенсации нелинейных искажений, которая восстанавливает только фазу принятого сигнала, и с методом обратного распространения сигнала (Digital Back-Propagation – DBP), в котором уравнение распространения решается в обратную сторону при использовании 2 шагов по пространственной переменной на каждый пролёт.

4. Полученные результаты

На рисунке 2 представлена зависимость коэффициента битовых ошибок от начальной мощности сигнала для различных схем компенсации нелинейных искажений. Как и ожидалось, система с линейной схемой компенсации показывает худшие результаты. Использование статической нейронной сети (т.е. без блоков задержки) лишь немного улучшает качество передачи данных по сравнению с линейной схемой, так как в данном случае не учитываются эффекты памяти канала. Как видно из данного рисунка, схема, основанная на динамической нейронной сети, превосходит остальные методы компенсации нелинейных искажений, в том числе и наиболее эффективный на сегодняшний день метод обратного распространения с использованием 2 шагов в каждом пролёте.

На основе кривых с рисунка 2 для различного числа используемых пролётов находилась оптимальная мощность, соответствующая минимальному BER. Затем, используя полученные мощности, находилась зависимость параметра качества Q-фактор от длины распространения для различных методов компенсации нелинейных искажений (рисунок 3). В данном случае схема на основе динамической нейронной сети с оптимальными длинами задержки обеспечивает улучшение параметра качества Q-фактор до 1.5 дБ по сравнению с линейной схемой компенсации при изменении длины линии связи от 1300 до 2700 км. Данные результаты также превосходят Q-фактор метода обратного распространения сигнала при использовании 2 шагов по пространственной переменной в каждом пролёте.

5. Иллюстрации, визуализация результатов.

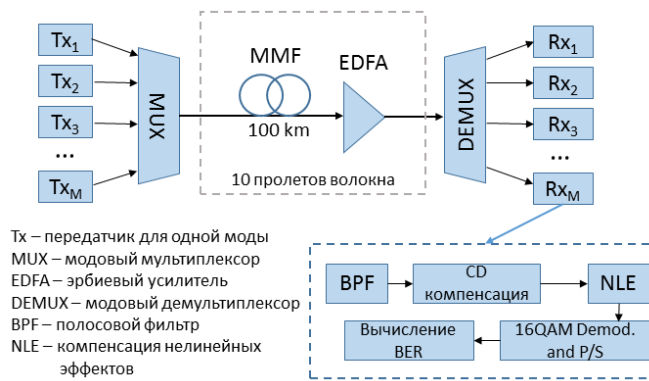


Рис. 1: Схема исследуемой линии.

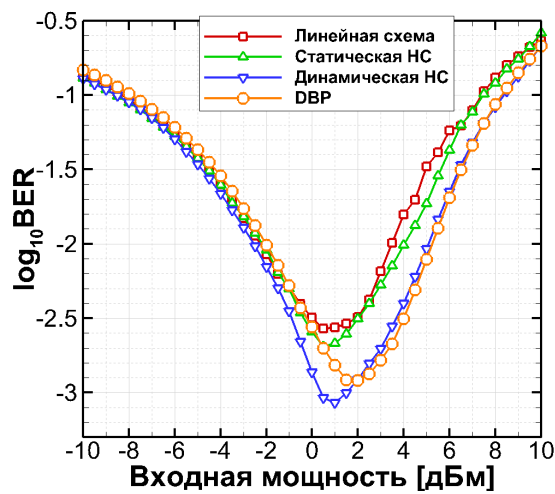


Рис. 2: Зависимость коэффициента битовых ошибок от мощности начального сигнала для различных схем компенсации нелинейных искажений.

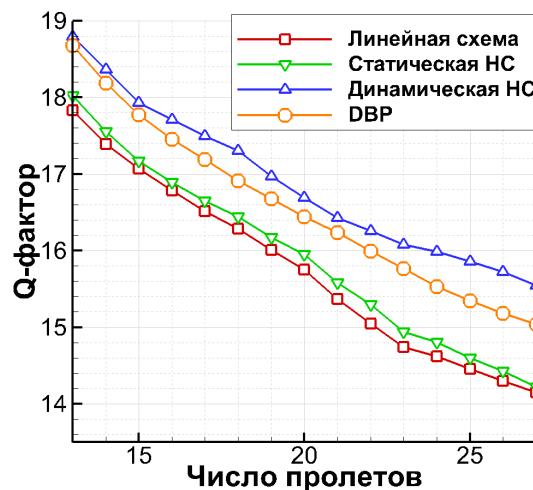


Рис. 3: Зависимость параметра качества Q-фактор от длины распространения для различных методов компенсации нелинейных искажений.

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, при оптимизации архитектуры нейронных сетей приходилось проводить расчеты для большого количества различных значений параметров, поэтому использование кластера существенно сократило время получения результатов.

7. Перечень публикаций, содержащих результаты работы.

1. O. Sidelnikov, A. Redyuk, S. Sygletos “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. (Импакт-фактор: 3.356)
2. А. С. Скидин, О. С. Сидельников, М. П. Федорук “Применение комбинированных методов обработки оптического сигнала для компенсации нелинейных воздействий в волоконно-оптических линиях связи” // Квантовая электроника. 2018. Т. 48, № 12. С. 1160-1163. (Импакт-фактор: 1.151)
3. 8. О. С. Сидельников, А. А. Редюк, С. Сиглетос “Методы компенсации нелинейных эффектов в многомодовых линиях связи на основе динамических нейронных сетей” // Квантовая электроника. 2017. Т. 47, № 12. С. 1147-1149. (Импакт-фактор: 1.151)