

Методы машинного обучения для детектирования сигнала в волоконно-оптических линиях связи

1. СОСТАВ КОЛЛЕКТИВА

1. Аверьянов Е. А., бак. ММФ НГУ, лаборант НГУ; исполнитель.
2. Редюк А. А., канд. физ.-мат. наук, уч. секр. ИВТ СО РАН; исполнитель.
3. Сидельников О. С., канд. физ.-мат. наук; исполнитель.
4. Федорук М. П., член-корр. РАН, ректор НГУ; руководитель.
5. Контактное лицо — Аверьянов Е. А., *euav@ya.ru*

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (грант № 17-42-543379) и Российского научного фонда (грант № 17-72-30006).

2. НАУЧНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

2.1. Постановка задачи

Целью проделанной работы являлись апробация и изучение эффективности методов машинного обучения для детектирования сигнала в волоконно-оптических линиях связи (ВОЛС). Для её достижения ставились следующие задачи.

1. Реализовать математическую модель ВОЛС для генерации тренировочного и тестового материалов для машинного обучения.
2. Отобрать наиболее эффективные и быстрые методы машинного обучения в контексте исследуемой модели.
3. Сравнить качество выбранных методов с основными существующими способами детектирования сигнала, а именно линейным эквалайзером и методом обратного распространения.

2.2. Современное состояние проблемы

Полное внутреннее отражение, простой физический феномен ответственный за распространение света в волоконно-оптической кабеле, известно ещё с XIX столетия. Появление первых заводских кабелей с низкими оптическими потерями совершило революцию в мире телекоммуникаций и тем самым породило новую научную область — нелинейную фотонику. Сегодня подавляющее большинство информационного трафика приходится на ВОЛС, и со временем их лидирующая позиция только укрепляется. По данным Cisco Systems, Inc., за 2017 год рост интернет трафика составляет от 20% до 42% в зависимости от региона в сравнении с предыдущим годом [1]. Таким образом, обеспечение своевременного развития ВОЛС, удовлетворяющего ежегодному росту спроса на услуги связи, является одной из приоритетных задач нелинейной фотоники.

В то время как для компенсации оптических потерь и хроматической дисперсии, возникающих при распространении сигнала в волоконно-оптической среде, мировое сообщество инженеров и учёных предоставило эффективные решения, нелинейные искажения по сей день остаются одним из основных ограничивающих факторов, препятствующих дальнейшему увеличению дальности и скорости передачи информации.

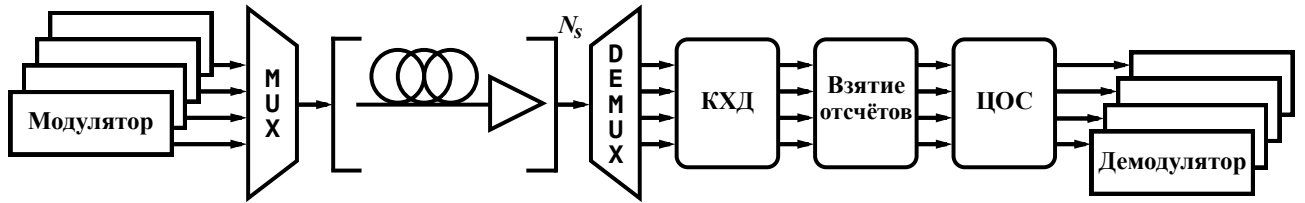


Рис. 2.1. Принципиальная схема моделируемой ВОЛС.

В особенности это касается WDM систем, подверженных, помимо внутриканального, также и межканальному нелинейному взаимодействию [2]. Чтобы смягчить данный эффект, было предложено множество способов, среди которых метод обратного распространения [3], основанный на решении в обратном направлении дифференциальных уравнений, описывающих распространение оптического сигнала; методы основанные на функциональных рядах Вольтерра [4]; основанные на возмущениях первого порядка [5] и посткомпенсация [6]. Тем не менее, практическая реализация этих методов сопряжена с рядом трудностей. Например, метод обратного распространения не позволяет оперировать в режиме реального времени, поскольку требует вычислительно трудоёмких операций, а для применения предвысказания и посткомпенсации необходимо вычислять тысячи коэффициентов возмущений, выраженных многомерными осциллирующими интегралами. Вычислительная сложность потенциально может быть уменьшена с помощью привлечения богатого арсенала методов машинного обучения, бурно развивающихся в области ВОЛС последние несколько лет [7]. Так, в частности, авторы [8] вместо численного интегрирования применили робастный регрессионный метод для определения коэффициентов возмущений в SDM системах, тем самым разработав алгоритм компенсации, работающий в реальном времени при существенно меньшей вычислительной нагрузке.

2.3. Описание работы

Анализ возмущений первого порядка уравнений Манакова позволяет выписать накопленные во время распространения в волоконно-оптической среде нелинейные искажения в аддитивной форме $X_k^s = x_k^s + \Delta x_k^s$, где x_k^s и X_k^s комплексные амплитуды сигнала во временном слоте k в x -поляризации в канале s на передатчике и приёмнике соответственно. Тогда само нелинейное искажение записывается следующим образом.

$$\Delta x_k^s = \sum_{m,n} C_{m,n} (x_{k+m}^s x_{k+n}^s \bar{x}_{k+m+n}^s + x_{k+m}^s y_{k+n}^s \bar{y}_{k+m+n}^s) + \sum_{c \neq s} \sum_{m,n} D_{m,n}^c (2x_{k+m}^s x_{k+n}^c \bar{x}_{k+m+n}^c + x_{k+m}^s y_{k+n}^c \bar{y}_{k+m+n}^c + y_{k+m}^s x_{k+n}^c \bar{y}_{k+m+n}^c), \quad (2.1)$$

где $C_{m,n}$ и $D_{m,n}^c$ коэффициенты возмущений. Заменой символов x на y и наоборот получаются аналогичные выражения для y -поляризации.

Основная идея предлагаемого метода компенсации нелинейных искажений состоит в поиске коэффициентов возмущений, используя методы машинного обучения на заранее известном тренировочном наборе отправленных и принятых символов. После обучения, найденные коэффициенты применяются для компенсации по формуле $x_k^s = X_k^s - \Delta x_k^s$, где для оценки Δx_k^s и Δy_k^s используется принятый сигнал после обработки линейным эквалайзером или после строгой дискретизации в качестве приближения отправленных символов — далее первый и второй предлагаемые методы.

Чтобы оценить эффективность предлагаемых методов, был проведён численный эксперимент передачи данных по ВОЛС, принципиальная схема которой представлена на Рис. 2.1. В рассмотрении находилась трёхканальная передача RRC импульсов с

форматом модуляции 16QAM на скорости 32 Гбод на длине несущей волны 1550 нм, канальное расстояние 37,5 ГГц. В линии используются точечные усилители в каждом из 10 пролётов длины 100 км с коэффициентом шума 4,5 дБ. На приёмнике после демультимплексирования применяется идеальная компенсация хроматической дисперсии, взятие отсчётов с согласованным фильтром и цифровая обработка сигнала. Распространение сигнала в модели подчиняется уравнениям Манакова.

$$\frac{\partial A_{x,y}}{\partial z} = \left[-\frac{\alpha}{2} - i\frac{\beta_2}{2} + i\gamma\frac{8}{9} (|A_x|^2 + |A_y|^2) \right] A_{x,y}, \quad (2.2)$$

где $A_{x,y}$ комплексная огибающая электрического поля для x - и y -поляризаций, коэффициент затухания $\alpha = 0,2$ дБ/км, коэффициент дисперсии второго порядка $\beta_2 = 17$ пс/нм/км, коэффициент нелинейности $\gamma = 1,4$ 1/Вт/км. Данные уравнения решались численно с помощью симметричной схемы метода Фурье расщепления по физическим процессам с 16 отсчётами на символ.

2.4. Полученные результаты

Наиболее наглядной числовой оценкой качества восстановления сигнала является отношение побитовых ошибок к общему числу переданных бит информации (BER). Однако, прямое установление BER в численном эксперименте является затруднительным, так как такой подход основывается на очень большом объёме статистических данных, накопление которых сопряжено с длительными и трудоёмкими вычислениями. Более практичным является измерение Q^2 -фактора сигнала, определение которого даётся следующим образом.

$$Q^2 = 10 \log_{10} \frac{\sum_{k=0}^{N-1} |x_k|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |x_k - \tilde{x}_k|^2}, \quad (2.3)$$

где x_k — исходные символы, \tilde{x}_k — обработанные символы.

На Рис. 2.2 изображён график Q^2 -фактора первого предлагаемого метода в зависимости от средней мощности сигнала, запускаемого в волоконно-оптический кабель, при разных объёмах тренировочного материала (2048–65536 символов). Для иллюстрации характерной эффективности цифровой обработки сигнала так же приведён аналогичный график линейного эквалайзера. Как видно, увеличение объёма тренировочного материала положительно влияет на его эффективности но лишь до определённого значения. Далее наблюдается эффект насыщения метода при числе 32768 используемых символов для обучения. Таким образом, дальнейшее увеличение числа символов для обучения не приводит к существенному улучшению эффективности. Стоит отметить пик в 20 дБ в точке -1 дБм на самой большей тренировочной выборке.

На Рис. 2.3 изображён аналогичный график Q^2 -фактора второго метода с использованием строгой дискретизации в качестве приближения начального сигнала. Второй метод так же демонстрирует эффект насыщения при 32768 используемых символов в тренировочном материале. Из графика видно, что его эффективность имеет пик в 21,4 дБ в точке 0,5 дБ на самой большой тренировочной выборке.

На Рис. 2.4 представлено сравнение эффективности двух предлагаемых методов с линейным эквалайзером и методом обратного распространения при использовании 65536 символов для обучения. Сплошные серые линии соответствуют обратному распространению с числом шагов на пролёт от 1 до 10. Помимо этого на графике изображено сплошной чёрной линией качество сигнала в условиях линейного распространения, то есть $\gamma = 0$, без применения каких-либо методов компенсации нелинейных искажений.

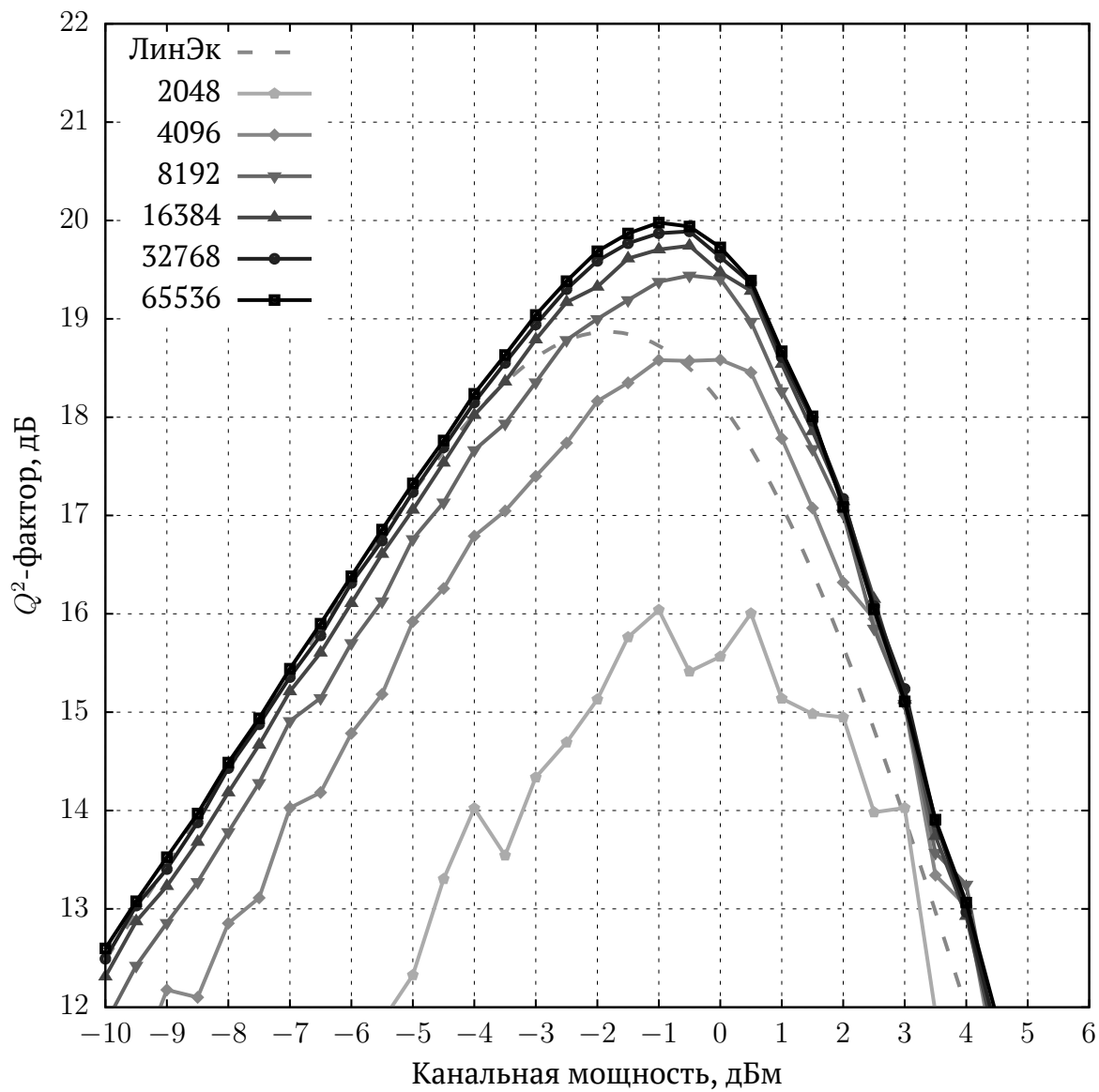


Рис. 2.2. Первый метод при разном объеме выборки.

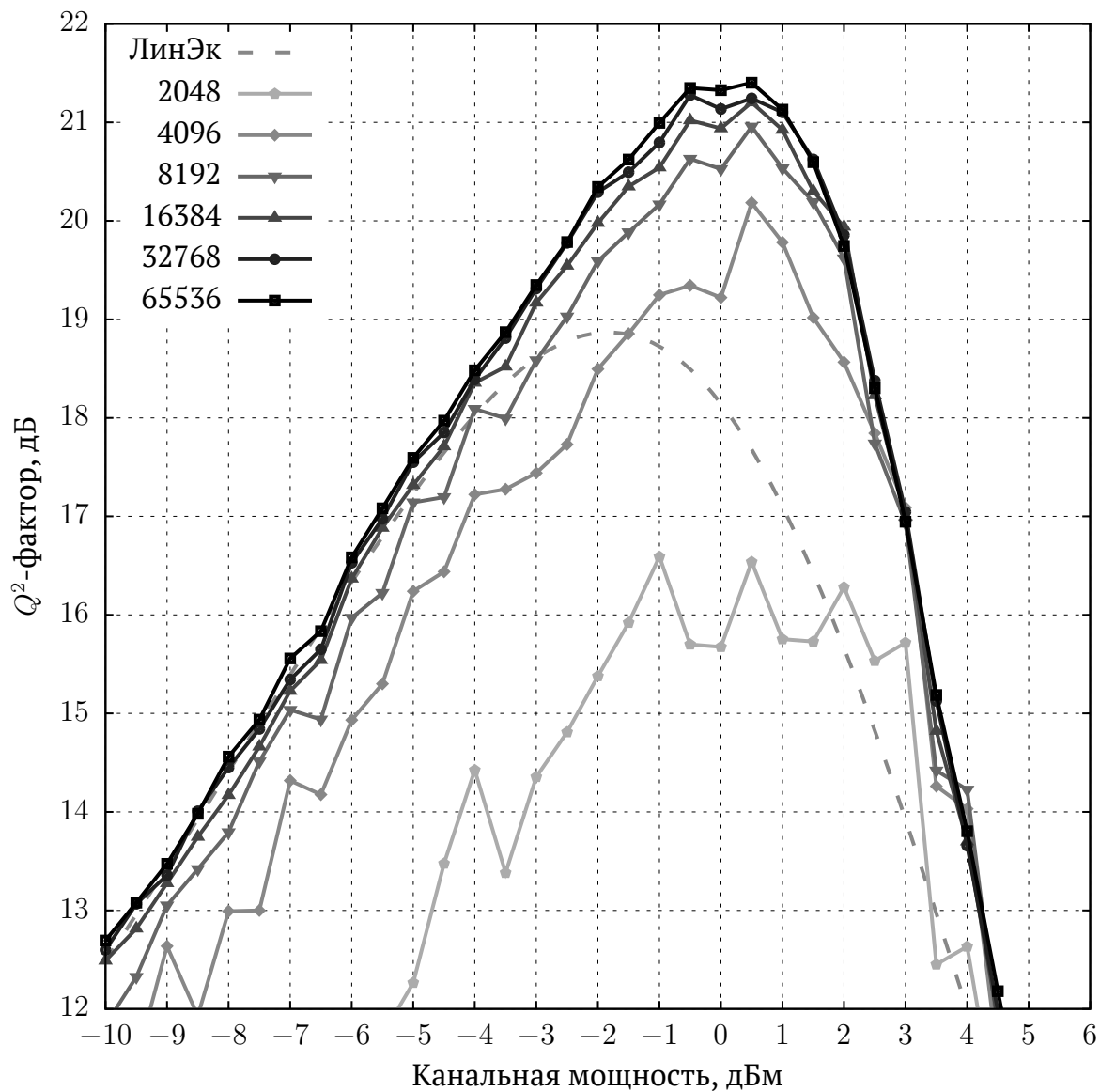


Рис. 2.3. Второй метод при разном объеме выборки.

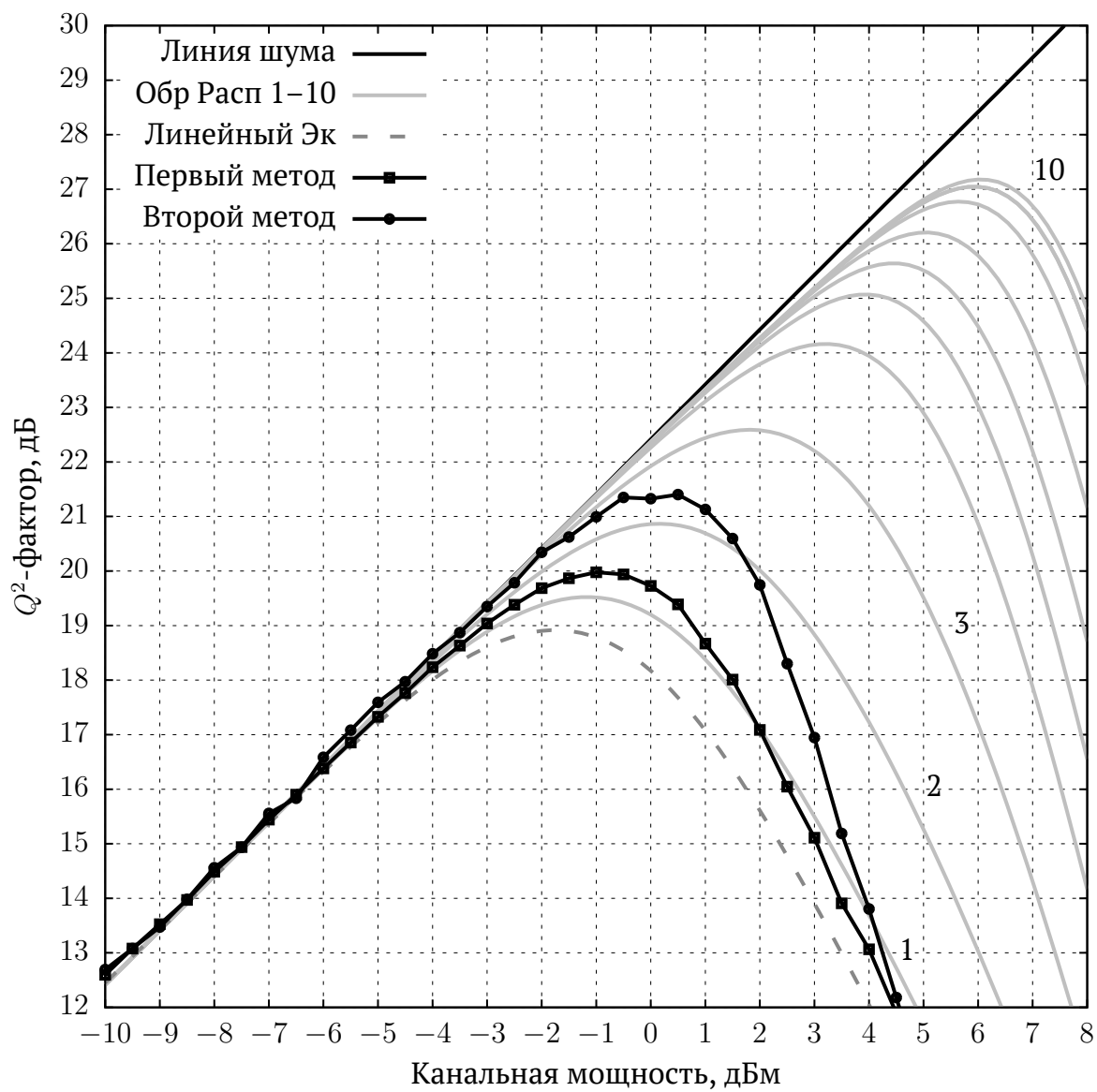


Рис. 2.4. Сравнение различных методов.

3. ЭФФЕКТ ОТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КЛАСТЕРА В ДОСТИЖЕНИИ ЦЕЛЕЙ РАБОТЫ

Основной эффект увеличения производительности вычислений достигался массовым отображением однотипных задач с разными значениями входных параметров на множество ядер кластера. Таким образом, для выполнения требуемых расчётов по всей рассматриваемой области значений мощности сигнала от -10 дБм до 10 дБм с шагом 0,5 дБм необходимо выполнить 41 независимый расчёт, каждый из которых занимает примерно по часу, что в сумме даёт 41 час ожидания на персональном компьютере. При использовании кластера время ожидания сокращается до одного часа, что позволяет быстрее получать свежие данные для анализа и больше концентрироваться на научной составляющей работы.

4. ПУБЛИКАЦИЯ, СОДЕРЖАЩАЯ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

Averyanov E., Redyuk A., Sidelnikov O., Sorokina M., Fedoruk M., Turitsyn S. Perturbative machine learning technique for nonlinear impairments compensation in WDM systems // Proceedings of European Conference on Optical Communication. Rome, 2018. Paper We2.27 (4076522).

5. ВПЕЧАТЛЕНИЯ ОТ РАБОТЫ ИВЦ НГУ И ПОЖЕЛАНИЯ

При работе с компьютерным кластером ИВЦ НГУ создаются сугубо положительные впечатления, начиная с привычного для пользователей Unix-систем интерфейса, и заканчивая оперативной технической поддержкой. К пожеланиям стоит отнести дополнить документацию планировщика задач примерами и расширить документацию по использованию установленного программного обеспечения, а также установить на узлы кластера последние версии популярных математических библиотек, как-то: GSL, Eigen, FFTW3, Armadillo C++, Intel MKL — и обновить компиляторы языков C/C++.

ЛИТЕРАТУРА

1. Cisco Systems Inc. The Zettabyte Era: Trends and Analysis. 2017.
2. Dar R., Feder M., Mecozzi A. Inter-channel nonlinear interference noise in WDM systems: modeling and mitigation // Journal of Lightwave Technology. 2015. Vol. 33, No. 5. P. 1044–1053.
3. Ip E. Nonlinear compensation using backpropagation for polarization-multiplexed transmission // Journal of Lightwave Technology. 2010. Vol. 28, No. 6. P. 939–951.
4. Liu L., Li L., Huang Y. Intrachannel nonlinearity compensation by inverse Volterra series transfer function // Journal of Lightwave Technology. 2012. Vol. 30, No. 3. P. 310–316.
5. Ghazisaeidi A., Essiambre R.-J. Calculation of coefficients of perturbative nonlinear pre-compensation for Nyquist pulses // Technical Digest of European Conference on Optical Communication. 2014. Paper We.1.3.3.
6. Oyama T., Nakashima H., Oda S. Robust and efficient receiver-side compensation method for intra-channel nonlinear effects // Proceedings of Optical Fiber Communication Conference. San Francisco, 2014. Paper Tu3A.3
7. Zibar D., Piels M., Jones R. Machine learning techniques in optical communication // Journal of Lightwave Technology. 2016. Vol. 34, No. 6. P. 1442–1452.
8. Sorokina M., Sygletos S., Turitsyn S. Sparse identification for nonlinear optical communication systems: SINO method // Optics Express. 2016. Vol. 24, P. 30433–30443.