

Применение комплексных полносвязных нейронных сетей для компенсации нелинейности в волоконно-оптических линиях связи с поляризационным уплотнением каналов

С.А.Богданов, О.С.Сидельников, А.А.Редюк

Предложена схема компенсации нелинейных искажений в протяженных волоконно-оптических линиях связи с поляризационным уплотнением каналов, основанная на полносвязных нейронных сетях с комплекснозначной арифметикой. Функция активации разработанной схемы позволяет учитывать нелинейное взаимодействие сигналов разных поляризационных компонент. Проведено сравнение этой схемы с линейной схемой и нейронной сетью, которая обрабатывает сигналы разных поляризаций независимо, и показано превосходство предложенной архитектуры нейронной сети.

Ключевые слова: волоконно-оптические системы связи, нелинейность оптического волокна, полносвязные нейронные сети, поляризационное уплотнение каналов, компенсация нелинейных искажений.

1. Введение

В настоящее время в связи с регулярным появлением новых мультимедийных приложений и сервисов растет спрос на системы передачи информации с повышенной пропускной способностью [1]. Разработка когерентных систем дальней связи, основанных на технологии поляризационного уплотнения каналов (polarization-division multiplexing – PDM), позволяет повысить скорость передачи данных в два раза 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 влияния нелинейных эффектов распространения, которые, как известно, являются одним из ключевых факторов, ограничивающих повышение пропускной способности современных систем передачи информации [2, 3]. Для преодоления данного ограничения в последнее время были предложены различные технологии генерации и обработки оптического сигнала.

Среди методов, применяемых для обработки оптических сигналов, можно выделить методы на основе теории возмущений [4, 5] и фазового сопряжения сигналов [6], а также методы с использованием функционального ряда Вольтера [7] и нелинейного фильтра Шрёдингера [8]. Конкуренцию данным подходам в настоящее время составляют методы машинного обучения (МО), в частности искусственные нейронные сети (НС), которые позволяют с высокой точностью предсказывать переданные символы, сохраняя при этом невысокую вычислительную сложность [9–11].

Методы МО являются мощным инструментом, который имеет множество применений для анализа сложных

нелинейных систем. Поэтому вполне естественно, что МО стало широко применяться для повышения эффективности сложных современных волоконно-оптических систем связи. Вследствие накопления больших объемов необходимых для анализа данных и появления удобных в использовании программных средств методы МО в настоящее время применяются практически во всех областях оптической связи. Например, в работе [12] с помощью комбинации двух многослойных НС авторы определяют оптимальные мощности и длины волн накачки для достижения необходимого широкополосного профиля рамановского усиления.

В волоконно-оптических линиях связи широко используется специальная архитектура НС – автокодировщик (autoencoder). В работе [13] с помощью данного подхода была решена задача оптимизации формы сигнала созвездия, учитывающая нелинейность канала и обеспечивающая максимальную пропускную способность линии связи со спектральным уплотнением каналов. Указанный подход помимо нелинейности волокна позволяет учитывать искажения, вносимые компонентами передатчика и приемника, а получившаяся структура сигнала созвездия существенно отличается от таковой в случае стандартных стратегий оптимизаций. Еще одно применение автокодировщика для линий связи было продемонстрировано в работе [14]. В ней авторы представляют волоконно-оптическую линию связи в виде сквозной глубокой НС и определяют оптимальный профиль оптического сигнала с квадратурной модуляцией, обеспечивающий лучшее качество передачи данных в системе связи.

Методы МО широко применяются в области контроля системных сбоев в линиях связи [15]. Представлено большое число работ, в которых для идентификации, предотвращения или устранения сбоев в работе оптических сетей, вызванных различными причинами, используются разнообразные алгоритмы МО, такие как случайные леса [16], искусственные НС [17], метод опорных векторов (support vector machine – SVM) [18], гауссовы процессы [19], байесовские сети [20] и др.

С.А.Богданов, О.С.Сидельников, А.А.Редюк. Новосибирский государственный университет, Россия, 630090 Новосибирск, ул. Пирогова, 2; e-mail: s.bogdanov@g.nsu.ru

Одним из основных направлений применения алгоритмов МО в системах связи является разработка методов подавления и компенсации нелинейных искажений сигнала. Например, в работе [21] для решения такой задачи предлагается объединить модель, основанную на теории возмущений, и методы линейной регрессии. Благодаря использованию данного подхода совместно с квантованием коэффициентов возмущения и введением циклического буфера авторам удалось повысить эффективность компенсации нелинейных искажений, сохраняя при этом невысокую вычислительную сложность. Множество работ посвящено исследованию методов обработки оптических сигналов, основанных на искусственных НС. Отметим, что с этой целью в настоящее время применяются большинство известных архитектур НС. Так, например, в работе [9] с помощью НС моделируется метод обратного распространения сигнала (digital backpropagation – DBP), что позволило добиться высокой эффективности компенсации нелинейных искажений. Дальнейшее развитие указанного подхода было предложено в работе [22], где с использованием сверточных НС с комплекснозначной арифметикой моделировалось обратное распространение в системе связи со спектральным уплотнением каналов. Благодаря симметричности дисперсионных фильтров и улучшенной нелинейной функции активации такая схема дает возможность значительно повысить качество передачи сигнала, сохраняя при этом невысокую вычислительную сложность. В работе [23] продемонстрирована схема обработки сигналов в приемнике линии связи, основанная на длинной цепи элементов краткосрочной памяти (long short-term memory – LSTM), т. е. на разновидности рекуррентных НС. Вследствие особенностей архитектуры данных НС полученные на их основе методы имеют низкую вычислительную сложность.

Наиболее популярной архитектурой НС, на основе которой разрабатываются различные схемы компенсации нелинейных искажений, являются полносвязные НС. Большое число работ посвящено обработке сигналов с использованием такой архитектуры НС в линиях связи с амплитудно-импульсной модуляцией [24, 25]. В работах [10, 11] с помощью полносвязных НС компенсируется нелинейность в системах с 16-позиционной квадратурно-амплитудной модуляцией. На основе данного типа НС предложены также схемы обработки OFDM-сигналов (orthogonal frequency-division multiplexing, мультиплексирование с ортогональным частотным разделением каналов) [26]. Однако практически во всех указанных работах архитектура таких сетей реализована с использованием действительных чисел. Применение метода байесовской оптимизации к комплексным НС продемонстрировано в работе [27].

В настоящей работе мы расширяем схему компенсации нелинейных искажений, основанную на полносвяз-

ных НС с комплекснозначной арифметикой, предложенную в [11], на случай систем связи с поляризационным уплотнением каналов. В следующих разделах статьи описываются исследуемая волоконно-оптическая система связи, архитектура предложенной НС и результаты применения разработанной схемы для компенсации нелинейности в приемнике линии связи и предсказания переданных символов.

2. Исследуемая линия связи

Рассматриваемая нами система передачи данных схематически изображена на рис.1. Линия связи состоит из передатчика, 20 пролетов стандартного одномодового волокна (standard single-mode fiber – SSMF) длиной 100 км каждый, эрбиевых оптических усилителей с шумовым коэффициентом $NF = 4.5$ дБ, используемых после каждого пролета для компенсации потерь, и приемника. На передатчике формируются сигналы 16-QAM-PDM со скоростью передачи символов 32 Гбод. Для придания формы импульсам применяется фильтр с характеристикой типа корня из «приподнятого» косинуса (root raised cosine – RRC) с коэффициентом сглаживания 0.1.

Нелинейное распространение сигналов по оптическому волокну описывается системой нелинейных уравнений Манаква [28]:

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_x}{\partial z} &= -\frac{\alpha}{2} A_x - i \frac{\beta_2}{2} \frac{\partial^2 A_x}{\partial t^2} + i \gamma \frac{8}{9} (|A_x|^2 + |A_y|^2) A_x, \\ \frac{\partial A_y}{\partial z} &= -\frac{\alpha}{2} A_y - i \frac{\beta_2}{2} \frac{\partial^2 A_y}{\partial t^2} + i \gamma \frac{8}{9} (|A_x|^2 + |A_y|^2) A_y, \end{aligned} \tag{1}$$

где $A_x(z, t)$ и $A_y(z, t)$ – x - и y -компоненты медленно меняющейся огибающей оптического сигнала с ортогональными поляризациями соответственно; $\alpha = 0.2$ дБ/км – коэффициент затухания в волокне; $\beta_2 = -21$ пс²/км – хроматическая дисперсия; $\gamma = 1.3$ Вт⁻¹ · км⁻¹ – нелинейный параметр волокна. 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 корня из «приподнятого» косинуса. Далее осуществлялись точная компенсация накопленной хроматической дисперсии в частотной области и понижение частоты дискретизации до 1 отсчета на символ. Затем происходила компенсация нелинейных эффектов с использованием предложенной схемы на основе полносвязной НС с комплекснозначной арифметикой. Для этого каждый комплексный символ принятого сигнала подавался на отдельный входной узел НС. Потом выполня-

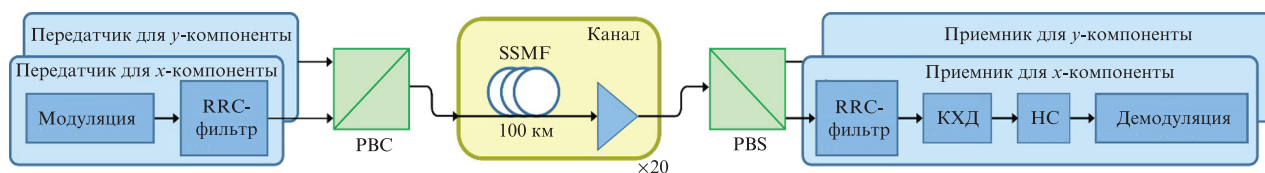


Рис.1. Схема волоконно-оптической линии связи: КХД – компенсация хроматической дисперсии; PBC – устройство для объединения поляризаций (polarization beam combiner); PBS – устройство для разделения поляризаций (polarization beam splitter).

лась демодуляция сигнала и вычисление коэффициента битовых ошибок BER (bit error ratio).

3. Схема компенсации нелинейных эффектов на основе полносвязных НС

Архитектура предложенной в настоящей работе комплексной НС показана на рис.2. Сеть состоит из двух полносвязных подсетей, каждая из которых обрабатывает сигнал одной из поляризаций. В этой архитектуре подсети связаны между собой 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 рассматриваемой НС представляется в виде пары чисел, соответствующих действительной и мнимой частям символов, для которых была реализована комплекснозначная арифметика. Данный подход выглядит более естественным при обработке принятых символов в когерентных волоконно-оптических линиях связи, которые по своей природе являются комплексными. Кроме того, НС с комплекснозначной арифметикой позволяют использовать комплексные функции активации, соответствующие нелинейным эффектам, воздействующим на сигналы при распространении их по оптическому волокну.

На вход НС поступают принятые сигналы двух поляризаций при частоте дискретизации 1 отсчет на символ, которые затем распространяются через скрытые слои НС. При обработке каждого принятого символа на вход одновременно подаются N предыдущих и N последующих символов для 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 передаваемому символу для этой поляризации. Число символов N и число нейронов на скрытых слоях оптимизировались в ходе исследования для повышения эффективности компенсации нелинейных искажений. Следует отметить, что рассматриваемая архитектура является расширением комплексной полносвязной НС, предложенной в [11], на случай систем связи с поляризационным уплотнением каналов.

Линейная часть каждого скрытого слоя представляет собой результат умножения вектора значений нейронов, полученных на предыдущем слое, на матрицу с комплекснозначными обучаемыми элементами размером $M \times P$, где M – число нейронов на предыдущем слое, а P – размерность текущего скрытого слоя. Отметим, что символы для разных поляризаций распространяются по линейным слоям параллельно и независимо друг от друга. Для уче-

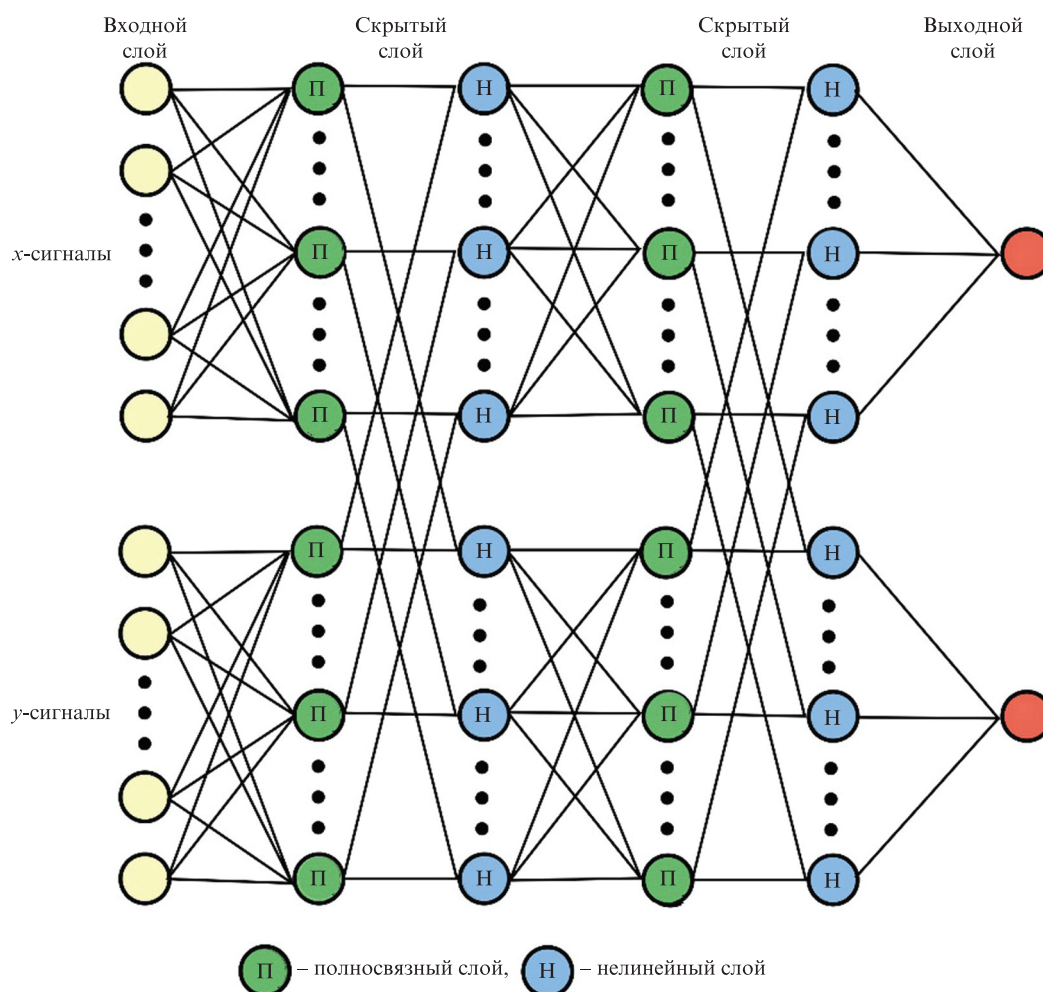


Рис.2. Схема комплексной полносвязной НС для совместной обработки данных, полученных для сигналов двух поляризаций.

та нелинейного взаимодействия сигналов разных поляризационных компонент между собой применялась следующая нелинейная функция активации:

$$f(z_1) = \exp[i(\gamma_1|z_1|^2 + \gamma_2|z_2|^2)]z_1,$$

где z_1 и z_2 – значения нейронов линейных слоев для первой и второй поляризации соответственно; γ_1 и γ_2 – обучаемые параметры. Следует отметить, что вид функции активации соответствует нелинейному шагу в методе расщепления при решении уравнений Манакова (1). Таким образом, символы для разных поляризаций при параллельном распространении их по НС взаимодействуют только «внутри» нелинейных функций активации скрытых слоев.

Представленная НС была реализована с помощью библиотеки TensorFlow 2.0. Начальное распределение весовых коэффициентов задавалось функцией Ксавье (функция GlorotNormal() в библиотеке TensorFlow). Для поиска оптимальных значений весовых коэффициентов использовался алгоритм Адам (adaptive moment estimation – Adam). В качестве функции потерь была выбрана среднеквадратичная ошибка между отправленными передатчиком символами 16-QAM и символами, полученными на выходе НС.

Для оценки эффективности предложенной схемы результаты ее работы сравнивались с результатами работы следующих схем компенсации нелинейности: линейной схемы, при которой блок с НС не применялся, а происходило только восстановление фазы принятого сигнала; схемы на основе комплексной НС, в которой сигналы обеих поляризаций обрабатывались независимо и, следовательно, их влияние друг на друга никак не учитывалось (в этом случае подсети НС не были связаны); комплексной НС, в которой символы для двух поляризаций помимо связи через функции активации (нелинейные слои), как в предложенной схеме, связывались также через скрытые линейные слои, а это означает, что все скрытые нейроны подсети для одной поляризации были связаны обучаемыми параметрами с каждым нейроном скрытого слоя подсети для другой поляризации.

4. Результаты применения предложенной схемы для компенсации нелинейных искажений

К основным задачам при исследовании предложенной схемы относится поиск оптимальных характеристик НС, которые, с одной стороны, обеспечили бы наибольшую эффективность ее работы, а с другой – привели бы к минимальной вычислительной сложности обработки сигнала. Так, одним из исследуемых параметров было число обрабатываемых символов на входе НС.

На рис.3 представлена эффективность компенсации нелинейности в терминах BER в зависимости от числа обрабатываемых символов на входе каждой подсети НС. Сравниваются случаи независимой обработки данных для каждой поляризации и случаи, когда подсети связывались либо только через нелинейные слои, либо через линейные и нелинейные слои одновременно. Для каждой рассматриваемой архитектуры использовалось по 32 нейрона на каждом скрытом слое. Видно, что за исключением случая, когда на входе имеется только один символ,

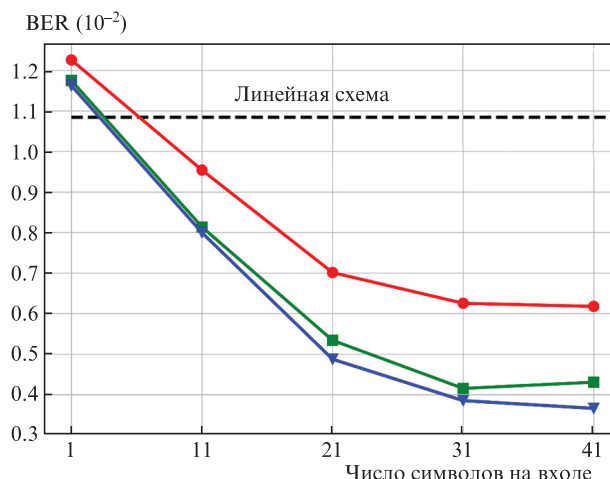


Рис.3. Зависимости BER от числа символов на входе каждой подсети НС для случаев, когда символы для обеих поляризаций обрабатываются независимо (●), связаны только на нелинейных слоях (■) либо на нелинейных и линейных слоях одновременно (▲).

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 нейронов на входе, пока оно не достигало 31. Дальнейшее изменение BER было незначительным. Также видно, что независимая обработка данных дала наихудший результат по сравнению с другими реализациями НС. Очевидно, что несвязанные между собой подсети для разных поляризаций лишены возможности учитывать их влияние друг на друга. Наилучший результат получен при связи подсетей через нелинейные слои. И хотя дополнительная связь через линейные слои потенциально должна обеспечивать большее число степеней свободы, этот случай дает больший BER из-за слишком большого числа весовых коэффициентов, приводящего к невозможности эффективного обучения сети.

На рис.4 представлен коэффициент битовых ошибок в зависимости от числа нейронов на каждом скрытом слое НС для трех описанных выше архитектур сети. На вход в этом случае подается по 21 символу для каждой поляри-

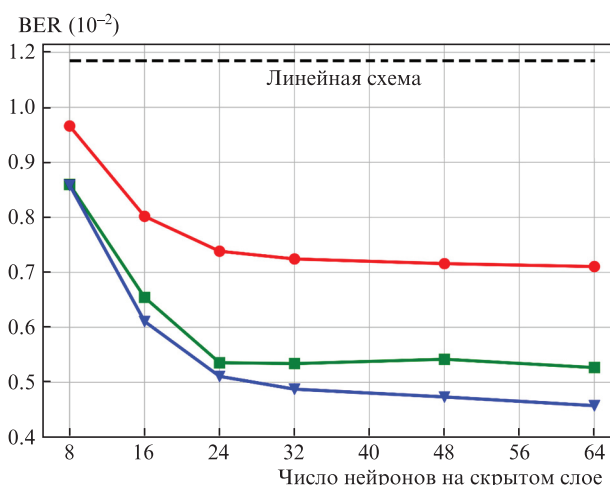


Рис.4. Зависимости BER от числа нейронов на каждом скрытом слое НС для случаев, когда символы для обеих поляризаций обрабатываются независимо (●), связаны только на нелинейных слоях (■) либо на нелинейных и линейных слоях одновременно (▲).

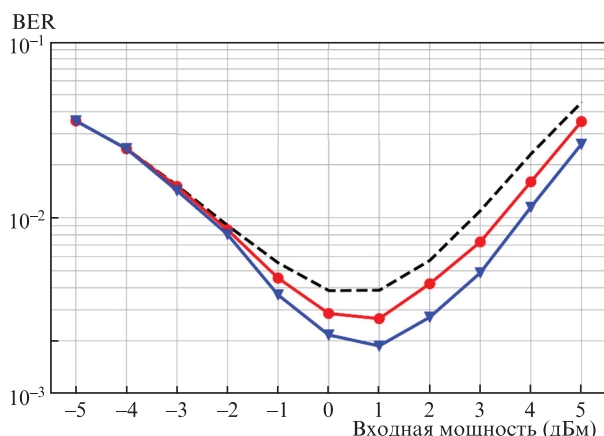


Рис.5. Зависимости BER от входной мощности сигнала для линейной схемы компенсации (штриховая кривая), НС, в которой символы для обеих поляризаций обрабатываются независимо (●), и НС, в которой связь поляризаций происходит только на нелинейных слоях (▼).

зации. Видно, что эффективность НС возрастает с ростом числа нейронов на скрытых слоях вплоть до 32 и дальнейшее изменение BER незначительно. В данном случае НС со связью только на нелинейных слоях также показывает наилучшую эффективность компенсации нелинейных искажений, в то время как эффективность сети с дополнительной связью на линейных слоях немного ей уступает.

На рис.5 показана зависимость коэффициента битовых ошибок от входной мощности сигнала для различных схем компенсации нелинейности. Видно, что за счет эффективной компенсации нелинейного взаимодействия сигналов двух поляризаций предложенная в настоящей работе комплексная НС позволяет снизить BER при входной мощности 1 дБм на 52% по сравнению с линейной схемой компенсации и на 30% по сравнению с НС, в которой символы для обеих поляризаций обрабатываются независимо.

5. Заключение

В настоящей работе была предложена схема обработки оптических сигналов в приемнике системы связи с поляризационным уплотнением каналов, основанная на полносвязных НС с комплекснозначной арифметикой. Функция активации разработанной схемы позволяет учитывать нелинейное взаимодействие сигналов разных поляризационных компонент. Для данной схемы исследована эффективность компенсации нелинейных эффектов в зависимости от параметров НС: числа обрабатываемых

символов на входе и числа нейронов на скрытых слоях. Проведено сравнение эффективностей рассмотренной схемы, линейной схемы и комплексной НС, которая обрабатывает сигналы разных поляризаций независимо, и показано превосходство предложенной архитектуры НС.

Исследование проведено при поддержке фонда Президента РФ для государственной поддержки молодых российских ученых (грант № МК-915.2020.9). Работа А.А.Редюка выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (проект № FSUS-2021-0015). Работа С.А.Богданова была поддержана государственным заданием на проведение фундаментальных исследований № FSUS-2020-0034. Работа А.А.Редюка выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (проект № FSUS-2021-0015).

1. Temprana E. et al. *Science*, **348**, 1445 (2015).
2. Agrawal G. *Nonlinear Fiber Optics* (Cambridge: Academic Press, 2012).
3. Жителев А.Е. и др. *Квантовая электроника*, **47**, 1135 (2017) [*Quantum Electron.*, **47**, 1135 (2017)].
4. Sorokina M. et al. *Opt. Express*, **24**, 30433 (2016).
5. Редюк А.А. и др. *Прикладная фотоника*, **5**, 265 (2018).
6. Ellis A.D. et al. *Opt. Express*, **23**, 20381 (2015).
7. Liu L. et al. *J. Lightwave Technol.*, **30**, 310 (2012).
8. Бурдин В.А. и др. *Квантовая электроника*, **47**, 1144 (2017) [*Quantum Electron.*, **47**, 1144 (2017)].
9. Häger C. et al. *Proc. Opt. Fiber Commun. Conf. (OFC)* (San Diego, USA, 2018, paper W3A.4).
10. Sidelnikov O. et al. *Opt. Express*, **26**, 25 (2018).
11. Богданов С.А. и др. *Квантовая электроника*, **51**, 459 (2021) [*Quantum Electron.*, **51**, 459 (2021)].
12. Zibar D. et al. *J. Lightwave Technol.*, **38**, 736 (2020).
13. Jones R.T. et al. *Proc. Eur. Conf. Opt. Commun. (ECOC)* (Dublin, Ireland, 2019, paper W.1.B.3.)
14. Karanov B. et al. *J. Lightwave Technol.*, **36**, 4843 (2018).
15. Musumeci F. et al. *J. Lightwave Technol.*, **37**, 4125 (2019).
16. Shahkarami S. et al. *Proc. Opt. Fiber Commun. Conf. (OFC)* (San Diego, USA, 2018, paper M3A.5).
17. Jargon J.A. et al. *Opt. Express*, **18**, 4931 (2010).
18. Wang Z. et al. *Opt. Express*, **25**, 18553 (2017).
19. Meng F. et al. *Proc. Opt. Fiber Commun. Conf. (OFC)* (San Diego, USA, 2018, paper W4F.5).
20. Ruiz M. et al. *Proc. Eur. Conf. Opt. Commun. (ECOC)* (Dusseldorf, Germany, 2016, paper Th.2.P.2).
21. Redyuk A. et al. *J. Lightwave Technol.*, **38**, 1250 (2020).
22. Sidelnikov O. et al. *J. Lightwave Technol.*, **39**, 2397 (2021).
23. Deligiannidis S. et al. *J. Lightwave Technol.*, **38**, 5991 (2020).
24. Luo M. et al. *Proc. Opt. Fiber Commun. Conf. (OFC)* (San Diego, USA, 2018, paper M2F.2).
25. Reza A.G. et al. *IEEE Photonics Technol. Lett.*, **30**, 1416 (2018).
26. Jarajreh M.A. et al. *IEEE Photonics Technol. Lett.*, **27**, 387 (2014).
27. Freire P.J. et al. *J. Lightwave Technol.*, **39**, 1696 (2020).
28. Marcuse D. et al. *J. Lightwave Technol.*, **15**, 1735 (1997).