

Особенности применения нейронных сетей для демодуляции SEFDM сигналов

А. И. Семенова, С. В. Завьялов

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
semenova.ai@edu.spbstu.ru, zavyalov_sv@spbstu.ru

Аннотация. В работе представлено исследование эффективности применения нейронных сетей для демодуляции SEFDM сигналов при прохождении через канал с АБГШ. Рассмотрены вопросы выбора архитектуры, количества слоёв и количества нейронов в слоях нейронной сети для обработки SEFDM сигналов с различным частотным разносом между поднесущими частотами. Проведено имитационное моделирование и сравнение с «классическими» алгоритмами демодуляции сигналов.

Ключевые слова: SEFDM; нейронные сети; демодуляция

I. ВВЕДЕНИЕ

В стандартах 5-6G основное внимание уделяется снижению потребляемой и излучаемой мощности и повышению спектральной эффективности, которая вычисляется как отношение значения информационной скорости к занимаемой полосе частот [1–4]. Снижение излучаемой мощности связано с повышением эффективности передающих устройств [5–7], повышение спектральной эффективности может быть достигнуто применением технологии SEFDM (Spectrally Efficient Frequency Division Multiplexing) сигналов [8–11]. Основная идея данной технологии заключается в более близком расположении поднесущих частот, что в итоге и приводит к повышению спектральной эффективности. Однако в таком варианте ухудшается помехоустойчивость приёма [12–16].

Многочастотные спектрально-эффективные сигналы описываются следующей формулой [10–16]:

$$x(t) = \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{n=0}^{N-1} s_{i,n} e^{\left(\frac{j2\pi n \alpha (t-iT)}{T} \right)}$$

где N – количество поднесущих частот, $\alpha = \Delta f T$ – коэффициент уплотнения, Δf – интервал между поднесущими, T – длительность одного символа SEFDM, $s_{i,n}$ – комплексный символ, модулированный на n -й поднесущей в i -м SEFDM символе.

Для решения проблемы ухудшения помехоустойчивости приёма при использовании SEFDM сигналов необходимо использовать более сложные алгоритмы, в пределе – алгоритмы полного перебора [12–17]. Однако, вычислительная сложность данных алгоритмов высокая, что требует больших вычислительных ресурсов.

Применение нейронных сетей для демодуляции SEFDM сигналов может позволить получить помехоустойчивость лучше алгоритма поэлементной обработки [17, 18]. Однако, в отличие от алгоритмов полного перебора, вычислительная сложность нейросетевых подходов ниже.

В результате анализа литературы [19–22] была показана перспективность применения полносвязных нейронных сетей. Данная архитектура обладает свойством учета интерференции между поднесущими, поскольку все нейроны данной архитектуры связаны между собой [23]. Таким образом, возможно учитывать интерференцию в частотной области для улучшения помехоустойчивости приёма.

Целью работы является оценка особенностей применения нейронных сетей для демодуляции SEFDM сигналов.

II. СТРУКТУРА НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Для исследования демодуляции многочастотных сигналов при помощи полносвязной нейронной сети использовались две структуры. Первая структура сети для демодуляции многочастотных сигналов без межсимвольной интерференции (МСИ) представлена на рис. 1. Данная структура имеет один скрытый слой с одним нейроном. На вход сети последовательно поступают отсчеты сигналов с поднесущих частот.

На рис. 2 представлена структура полносвязной нейронной сети для борьбы с межсимвольной интерференцией. Особенность данной архитектуры заключается в количестве скрытых слоев и нейронов: три скрытых слоя по 5 нейронов в каждом слое.

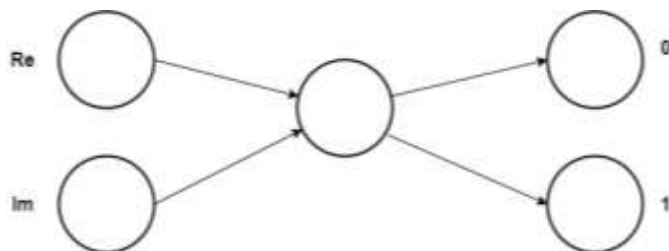


Рис. 1. Структура сети с одним скрытым слоем и одним нейроном

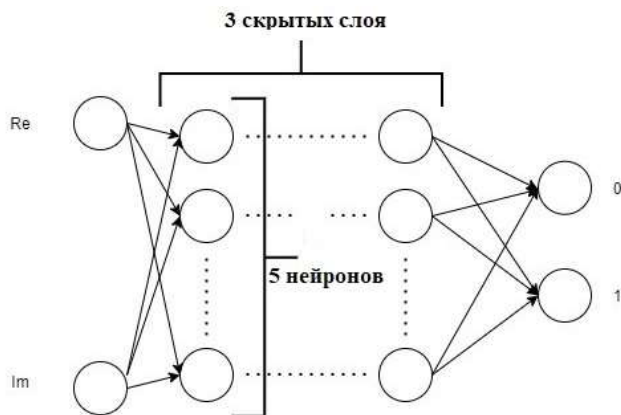


Рис. 2. Структура сети с тремя скрытыми слоями и пятью нейронами

На рис. 3 представлена модифицированная структура полносвязной нейронной сети, которая учитывает влияние соседней поднесущей. На вход сети, помимо демодулированного сигнала, подаются отсчеты сигнала с соседней поднесущей частоты. Сначала реализуется прямой проход нейронной сети. На вход подаются отсчеты сигнала, разделённые на вещественные и мнимые составляющие. Далее выполняется взвешивание и интегрирование. Функция активации вычисляет выходное значение и подает его на выход сети в данном примере (рис. 4). Отметим, что приведен пример без скрытых слоев, для удобства понимания как происходит прямой проход. В данной работе была выбрана функция активации гиперболический тангенс. Выбор был сделан с учётом диапазона значений входных данных в диапазоне от -1 до +1.

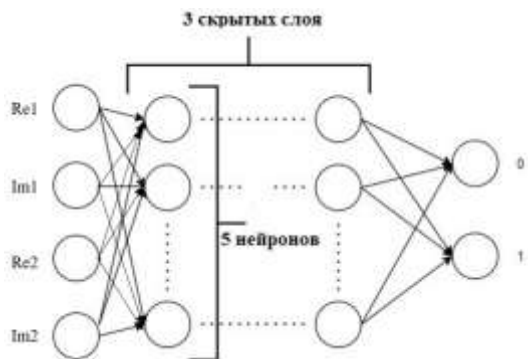


Рис. 3. Структура сети с тремя скрытыми слоями и пятью нейронами с учетом отсчетов сигналов соседней поднесущей

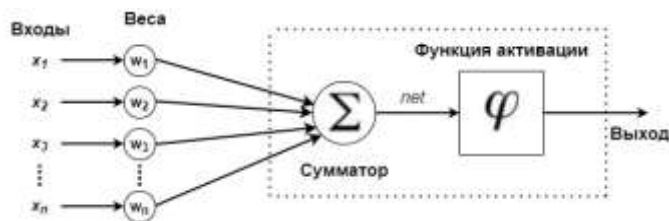


Рис. 4. Модель искусственного нейрона. Прямой проход



Рис. 5. Процесс обучения нейронной сети. Пример на рисунке обозначает комплексный отсчет

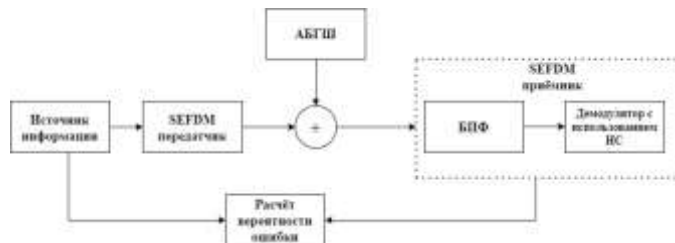


Рис. 6. Блок схема имитационной модели

Для обучения нейронной сети использовалась встроенная библиотека toolbox Neural Network MATLAB. Процесс обучения выполняется до момента достижения минимальной ошибки (рис. 5). Критерий минимальной ошибки задаётся до начала обучения и составляет: значение функции ошибки (mse) $\leq 10^{-5}$.

III. ОПИСАНИЕ ИМИТАЦИОННОЙ МОДЕЛИ

Первоначально выполняется процедура обучения НС. На вход сети подаются отсчеты сигнала с поднесущих частот последовательно после быстрого преобразования Фурье (БПФ). Перед входом на НС отсчеты разделяются на вещественные и мнимые составляющие (рис. 6). После прямого прохода нейронной сети происходит процесс обучения, которое проводилось по методу обратного распространения ошибки. Во время этого процесса выполняется коррекция весовых коэффициентов. Обучение с помощью метода обратного распространения ошибки заключается в коррекции весовых коэффициентов таким образом, чтобы ошибка на выходе нейронной сети уменьшилась. Сеть считается обученной, если на протяжении нескольких итераций минимальная ошибка на выходе сети одинакова. Подстройка весовых коэффициентов осуществляется в обратном направлении, то есть от выходного слоя до входного слоя подстраиваются весовые коэффициенты. Весовые коэффициенты могут быть любыми вещественными числами. Процедура обучения данной архитектуры подробно описана в следующей литературе [23].

При анализе помехоустойчивости приёма на первом этапе формируется SEFDM сигнал, на который накладывается аддитивный белый гауссовский шум в диапазоне от 0 до 20 дБ. На входе приёмника выполняется прямое преобразование Фурье, после которого отсчеты подаются на вход нейронной сети для демодуляции и

расчёта ошибки. На каждую точку по вероятности ошибки передавалось не менее 10^6 информационных бит.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ

На рис. 7 представлены кривые помехоустойчивости SEFDM сигнала для разных значений коэффициента уплотнения для однолучевого канала с АБГШ с первой структурой сети (состоит из одного скрытого слоя и одного нейрона). Вследствие уменьшения коэффициента уплотнения ухудшается помехоустойчивость приёма, которое вызвано влиянием соседних поднесущих друг на друга и структура сети с одним нейроном не справляется с МСИ.

Как видно на рис. 7 в случае коэффициента уплотнения равного 0.9, энергетический проигрыш составляет 5 дБ при вероятности ошибки 10^{-3} . Таким образом, необходимо усложнять структуру сети, то есть использовать второй представленный вид структуры, состоящий из трех скрытых слоев, в каждом по 5 нейронов.

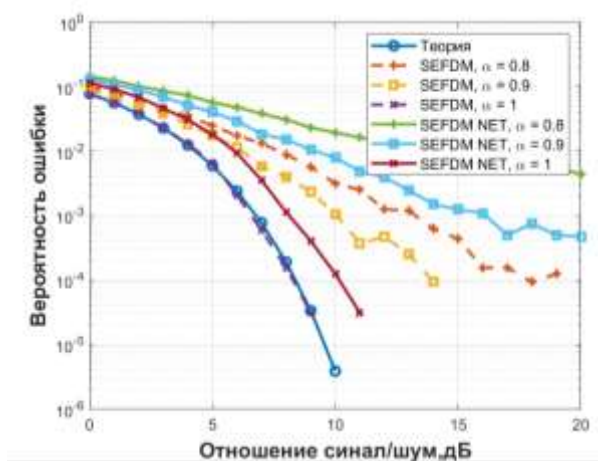


Рис. 7. Помехоустойчивость приёма SEFDM сигналов в канале с АБГШ. (один скрытый слой и один нейрон)

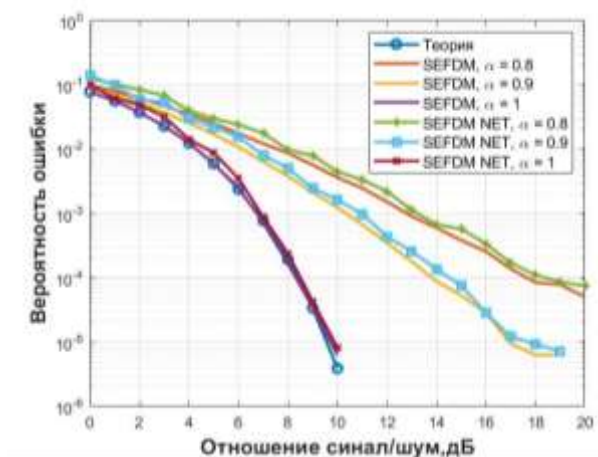


Рис. 8. Помехоустойчивость приёма SEFDM сигналов в канале с АБГШ. (три скрытых слоя и пять нейронов)

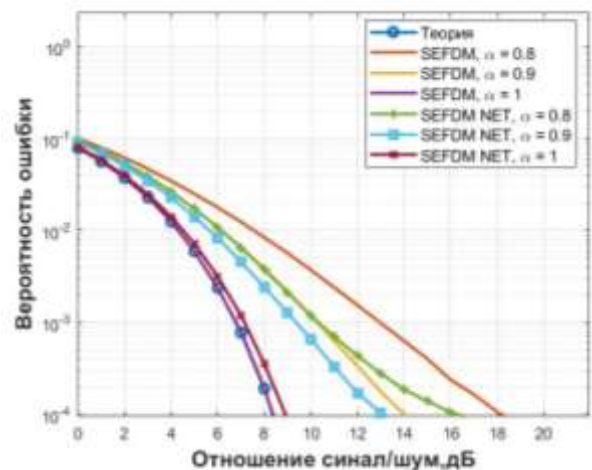


Рис. 9. Помехоустойчивость приёма SEFDM сигналов в канале с АБГШ. с учетом отсчетов сигналов соседней поднесущей (три скрытых слоя и пять нейронов)

На рис. 8 представлены кривые помехоустойчивости SEFDM сигнала для разных значений коэффициента уплотнения для однолучевого канала с АБГШ со второй структурой сети (состоит из трех скрытых слоев и пяти нейронов в каждом слое). Видно, что помехоустойчивость приёма в случае использования НС улучшилась, энергетический проигрыш для случая $\alpha=1$ практически отсутствует.

На рис. 9 представлены кривые помехоустойчивости SEFDM сигнала для разных значений коэффициента уплотнения для однолучевого канала с АБГШ с учетом отсчетов сигналов соседней поднесущей. Структура сети такого приёма представлена на рис. 3. Исходя из результата на рис. 9, заметим, что при учете отсчетов соседней поднесущей данный вариант алгоритма демодуляции более устойчив к МСИ по сравнению с алгоритмом поэлементного приёма. Энергетический выигрыш при альфа 0.8 составил 3 дБ по уровню вероятности ошибки 10^{-3} .

V. ВЫВОДЫ

В работе были проведены исследования вариантов демодуляции многочастотного сигнала с помощью нейронной сети, а также сравнения результатов с двумя видами структур сетей и сравнения с демодулированными сигналами без учета нейронной сети. Структура, состоящая из 3 скрытых слоев по 5 нейронов в каждом, более устойчива к МСИ, чем структура сети, состоящая из 1 скрытого слоя и 1 нейрона.

Помехоустойчивость при поэлементном приёме менее устойчива к МСИ, чем результат с учётом отсчетов соседней поднесущей.

При усложнении структуры сети снижается энергетический проигрыш для коэффициента уплотнения $\alpha=1$.

Наиболее перспективной НС для борьбы с МСИ является модифицированная структура НС, которая учитывает влияние сигналов с соседних поднесущей частот (рис. 3).

В дальнейшем планируется реализовать работу демодулятора с использованием нейронных сетей в многолучевом канале.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] S.B. Makarov et al., "Optimizing the Shape of Faster-Than-Nyquist (FTN) Signals With the Constraint on Energy Concentration in the Occupied Frequency Bandwidth," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 130082-130093, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3009213.
- [2] Макаров С.Б., Марков А.М. Некогерентный прием "в целом" спектрально-эффективных сигналов, сформированных на основе фазовых импульсов вида $\text{Sin}^p x$ // *Радиотехника*. 2020. Т. 84. № 12 (24). С. 43-51.
- [3] M. Irfan and S. Aïssa, "Generalization of Index-Modulation: Breaking the Conventional Limits on Spectral and Energy Efficiencies," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, doi: 10.1109/TWC.2021.3054391.
- [4] Y. Sadovaya and A. Gelgor, "Synthesis of Signals with a Low-Level of Out-of-Band Emission and Peak-to-Average Power Ratio," 2018 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech), St. Petersburg, 2018, pp. 103-106, doi: 10.1109/EExPolytech.2018.8564428.
- [5] V. Sorotsky and R. Zudov, "Application of Neural Networks to Reduce Distortion of RF Signals in Switch Mode Power Amplifiers," 2020 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech), St. Petersburg, Russia, 2020, pp. 76-79, doi: 10.1109/EExPolytech50912.2020.9243973.
- [6] A. Pergushev, V. Sorotsky and A. Ulanov, "Criteria for Selection Envelope Tracking Power Supply Parameters for High Peak-to-Average Power Ratio Applications," 2019 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech), St. Petersburg, Russia, 2019, pp. 13-16, doi: 10.1109/EExPolytech.2019.8906793.
- [7] A. Pergushev and V. Sorotsky, "Signal Distortion Decreasing in Envelope Tracking Power Amplifiers," 2018 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech), St. Petersburg, 2018, pp. 44-47, doi: 10.1109/EExPolytech.2018.8564443.
- [8] Slyusar V.I., Vasil'ev K.A. Potential limits of frequency division multiplexing of N-OFDM signals based on Hartley's basis functions (2008) *Radioelectronics and Communications Systems*, 51 (3), pp. 129-133. DOI: 10.3103/S0735272708030035
- [9] Slyusar V.I., Smolyar V.G. Communication channels frequency multiplexing on the basis of superrayleigh signals resolution (2003) *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenij. Radioelektronika*, 46 (7), pp. 30-39.
- [10] I. Darwazeh, H. Ghannam and T. Xu, "The First 15 Years of SEFDM: A Brief Survey," 2018 11th International Symposium on Communication Systems, Networks & Digital Signal Processing (CSNDSP), Budapest, 2018, pp. 1-7, doi: 10.1109/CSNDSP.2018.8471886.
- [11] Ghannam H., Darwazeh I. SEFDM: Spectral Efficiency Upper Bound and Interference Distribution // 2018 11th International Symposium on Communication Systems, Networks & Digital Signal Processing (CSNDSP), 18-20 July 2018 / Budapest, Hungary, 2018. Pp. 1-6.
- [12] I. Kanaras, A. Chorti, M. Rodrigues and I. Darwazeh, Analysis of sub-optimum detection techniques for bandwidth efficient multi-carrier communication system, 2008.
- [13] A. Kisilitsyn, A. Krylov and A. Rashich, "Experimental Evaluation of SEFDM Trellis Based Demodulator," 2020 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech), St. Petersburg, Russia, 2020, pp. 110-113, doi: 10.1109/EExPolytech50912.2020.9243960.
- [14] I. Kanaras, A. Chorti, M.R.D. Rodrigues and I. Darwazeh, "Spectrally Efficient FDM Signals: Bandwidth Gain at the Expense of Receiver Complexity," 2009 IEEE International Conference on Communications, Dresden, Germany, 2009, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICC.2009.5199477.
- [15] A. Rashich and S. Gorbunov, "ZF equalizer and trellis demodulator receiver for SEFDM in fading channels," 2019 26th International Conference on Telecommunications (ICT), Hanoi, Vietnam, 2019, pp. 300-303, doi: 10.1109/ICT.2019.8798843.
- [16] A. Gelgor, A. Gorlov and V.P. Nguyen, "Performance analysis of SEFDM with optimal subcarriers spectrum shapes," 2017 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom), Istanbul, 2017, pp. 1-5, doi: 10.1109/BlackSeaCom.2017.8277680.
- [17] T. Xu and I. Darwazeh, "Design and Prototyping of Neural Network Compression for Non-Orthogonal IoT Signals," 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Marrakesh, Morocco, 2019, pp. 1-6
- [18] T. Xu, T. Xu and I. Darwazeh, "Deep Learning for Interference Cancellation in Non-Orthogonal Signal Based Optical Communication Systems," 2018 Progress in Electromagnetics Research Symposium (PIERS-Toyama), Toyama, 2018, pp. 241-248
- [19] A. Liu, Y. Yang, Q. Sun and Q. Xu, "A Deep Fully Convolution Neural Network for Semantic Segmentation Based on Adaptive Feature Fusion," 2018 5th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), Zhengzhou, 2018, pp. 16-20
- [20] Clara Catanese, Reda Ayassi, Erwan Pincemin and Yves Jaouen, «A Fully Connected Neural Network Approach to Mitigate Fiber Nonlinear Effects in 200G DP-16-QAM Transmission System», 2020 22nd International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON), Pp 1-4.
- [21] M. Mazumdar, V. Sarasvathi and A. Kumar, "Object recognition in videos by sequential frame extraction using convolutional neural networks and fully connected neural networks," 2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing (ICECDS), Chennai, 2017, pp. 1485-1488
- [22] X. Fu and H. Qu, "Research on Semantic Segmentation of High-resolution Remote Sensing Image Based on Full Convolutional Neural Network," 2018 12th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory (ISAPE), Hangzhou, China, 2018, pp. 1-4
- [23] Саймон Хайкин, «Нейронные сети. Полный курс. Второе издание». 2006. С.225–232.