

УДК 621.396.621

## Оценка канала OFDM с использованием глубокого обучения на основе сверточных нейронных сетей

А.Ю. Гаврилишин✉, О.Н. Чирков, М.А. Копылов, К.В. Максимов

*Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия*

*Рассматривается задача оценки канала в системах ортогонального частотного мультиплексирования (OFDM) с использованием методов глубокого обучения на основе сверточных нейронных сетей. В работе выполнено сравнение исходной программной реализации классических методов оценки канала и модифицированной реализации, дополненной нейросетевыми моделями типа FSRCNN (Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network – быстрая свёрточная нейронная сеть для сверхразрешения). Рассмотрены методы LS (наименьших квадратов), practical LMMSE (с минимальным среднеквадратичным отклонением), ideal LMMSE (оптимальный LMMSE), а также две сверточные модели: базовая – CNN Base и углубленная – CNN Deep. Установлено, что нейросетевые модели обеспечивают более высокую точность оценки канала практически во всем исследуемом диапазоне значений SNR. Полученные результаты представляют практический интерес для проектирования цифровых трактов радиоэлектронной аппаратуры систем широкополосной связи.*

*Ключевые слова: OFDM, оценка канала, глубокое обучение, свёрточная нейронная сеть, FSRCNN, LMMSE, LS.*

## OFDM Channel Estimation Using Deep Learning Based on Convolutional Neural Networks

A.Yu. Gavrilishin✉, O.N. Chirkov, M.A. Kopylov, K.V. Maksimov

*Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia*

*The problem of channel estimation in orthogonal frequency multiplexing (OFDM) systems using deep learning methods based on convolutional neural networks is considered. The paper compares the initial software implementation of classical channel estimation methods, and a modified implementation supplemented by neural network models such as FSRCNN (Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network – fast convolutional neural network for super-resolution). LS (least squares), practical LMMSE (with minimum standard deviation), ideal LMMSE (optimal LMMSE), as well as two convolutional models are considered: basic – CNN Base and advanced – CNN Deep. It is established that neural network models provide higher accuracy of channel estimation in almost the entire studied range of SNR values. The results obtained are of practical interest for designing digital paths of radio electronic equipment for broadband communication systems.*

*Keywords: OFDM, channel estimation, deep learning, convolutional neural network, FSRCNN, LMMSE, LS.*

Современные системы беспроводной связи ориентированы на обеспечение высоких скоростей передачи данных, устойчивой работы в условиях ограниченного частотного ресурса и надежного приема в каналах со сложной структурой помех и искажений. Одной из ключевых технологий, обеспечивающих выполнение указанных требований, является ортогональное частотное мультиплексирование OFDM [1], широко используемое в системах Wi-Fi, LTE, 5G и ряде специализированных радиотехнических комплексов. Преимущества OFDM обусловлены возможностью

эффективного использования спектра, устойчивостью к межсимвольной интерференции и удобством обработки частотно-селективных каналов [2]. Вместе с тем надежность приема в OFDM-системах в значительной степени определяется качеством оценки канала. Ошибки на данном этапе приводят к ухудшению восстановления переданных символов, росту вероятности ошибок и снижению общей эффективности системы связи.

В реальных условиях распространения радиосигнала канал подвергается шумам, замираниям, многолучевому распространению. Традиционные методы оценки канала, включая метод наименьших квадратов LS и метод минимизации среднеквадратической ошибки LMMSE, не всегда обеспечивают требуемый уровень точности восстановления сигнала либо требуют значительных вычислительных затрат. Особенно остро данная проблема проявляется при ограниченном числе пилотных поднесущих и изменяющихся параметрах канала.

Целью данной работы является исследование эффективности применения сверточных нейронных сетей для оценки канала OFDM.

В OFDM-системе исходный поток данных разбивается на совокупность параллельных низкоскоростных потоков, каждый из которых передается на собственной ортогональной поднесущей. Это позволяет снизить чувствительность к межсимвольной интерференции и упростить компенсацию частотно-селективных искажений канала.

После выполнения быстрого преобразования Фурье на приемной стороне сигнал на  $k$ -й поднесущей можно представить в виде:

$$Y_k = H_k X_k + N_k, \quad (1)$$

где  $Y_k$  – принятый символ,  $H_k$  – коэффициент канала,  $X_k$  – переданный символ,  $N_k$  – шумовая составляющая.

Задача оценки канала состоит в определении коэффициентов  $H_k$  по известным пилотным символам и наблюдаемому принимаемому сигналу. Одним из базовых подходов является метод LS, для которого оценка канала определяется как:

$$\hat{H}_k^{LS} = Y_k X_k. \quad (2)$$

Достоинством данного метода является простота реализации и низкая вычислительная сложность. Однако LS обладает высокой чувствительностью к шуму, особенно при малых значениях отношения сигнал/шум.

Более точным подходом является LMMSE, использующий статистические свойства канала и шумовой составляющей. Этот метод обеспечивает более качественную оценку, но требует априорной информации о корреляционных характеристиках канала и отличается большей вычислительной сложностью. Для количественной оценки точности восстановления канала используется среднеквадратическая ошибка:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |H_k - \hat{H}_k|^2, \quad (3)$$

где  $H_k$  – истинное значение коэффициента канала,  $\hat{H}_k$  – его оценка,  $N$  – число анализируемых коэффициентов (пилотов).

При проектировании и исследовании радиоэлектронной аппаратуры систем связи необходимо выбирать такие алгоритмы цифровой обработки, которые обеспечивают требуемый компромисс между точностью, устойчивостью и

вычислительной сложностью. В системах OFDM оценка канала представляет собой критически важный этап, определяющий качество всей последующей демодуляции.

В рамках настоящей работы рассматривается задача повышения точности оценки канала в OFDM-системе на основе использования сверточных нейронных сетей [3].

Научная новизна работы состоит в сравнительном исследовании исходной и модифицированной реализаций алгоритмов оценки канала OFDM, где модифицированная версия использует сверточные нейронные сети типа FSRCNN [4]. Это архитектура свёрточной нейронной сети (CNN), разработанная для решения задачи Super-Resolution (SR) – увеличения разрешения изображений с сохранением или улучшением качества для уточнения оценки канала в условиях шумов и многолучевого распространения. Практическая значимость заключается в возможности применения полученных результатов при проектировании цифровых трактов приемопередающей радиоэлектронной аппаратуры.

Моделирование выполнялось в среде MATLAB. Исходная программная реализация включала блоки формирования OFDM-сигнала, моделирования канала, добавления шума, демодуляции и оценки канала классическими методами. В модифицированной версии дополнительно реализованы блоки подготовки обучающих данных, обучения сверточной нейронной сети и последующего использования обученной модели для уточнения оценок канала.

В исследуемой системе были использованы следующие параметры моделирования: число ресурсных блоков:  $NRB = 20$ ; число поднесущих в одном ресурсном блоке: 12; размер БПФ:  $N_{fft} = 512$ ; модуляция:  $M = 16$ ; поднесущие пилотных символов задавались в соответствии с выбранной структурой DM-RS (DM-RS – опорный (пилотный) сигнал в сетях 5G NR и LTE); диапазон значений отношения сигнал/шум: от  $-5$  до  $35$  дБ с шагом 5 дБ; число реализаций Монте-Карло: 1000; частота несущей: 50 ГГц; моделирование выполнялось для каналов типа TDL-A, TDL-B и TDL-C.

Частотно-временная сетка OFDM формировалась с использованием пилотных поднесущих, по которым определялась первичная оценка канала. Далее для каждого значения SNR вычислялись оценки канала различными методами и определялась ошибка по отношению к эталонной характеристике канала, полученной из известной модели распространения.

В модифицированной реализации использовалась сверточная нейронная сеть типа FSRCNN, адаптированная для задачи восстановления частотно-временной структуры канала. Сеть обрабатывает входные данные в виде матрицы, соответствующей предварительной оценке канала по пилотным символам, и формирует уточненную оценку полной поверхности канала.

Базовая модель CNN Base состоит: слой ввода изображений; сверточный слой выделения признаков; слой уменьшения размерности признаков; блок отображения с числом каскадов  $m = 4$ ; слой расширения признакового пространства; транспонированный сверточный слой; регрессионный выходной слой. Для данной модели использовались параметры: число основных фильтров  $d = 56$ ; число фильтров в промежуточном представлении  $s = 12$ ; число отображающих блоков  $m = 4$ ; число эпох обучения – 10; размер мини-пакета – 128; начальная скорость обучения –  $10^{-3}$ .

Углубленная модель CNN Deep сформирована с увеличенным числом сверточных блоков и использованием нормализации: число фильтров  $d = 64$ ; число фильтров внутреннего представления  $s = 16$ ; число отображающих блоков  $m = 10$ ; в блоках отображения использовались сверточные слои  $3 \times 3$ ; применялись функции

активации ReLU; использовались слои batch normalization; число эпох обучения – 30; размер мини-пакета – 64; начальная скорость обучения –  $5 \cdot 10^{-4}$ ; использовалось ступенчатое снижение скорости обучения. Структурно углубленная сеть отличалась большей способностью извлекать локальные иерархические признаки и более точно восстанавливать форму канала по ограниченному набору наблюдаемых данных.

На рисунке 1 приведено сравнения методов LS, practical LMMSE и алгоритма на основе базового обучения.

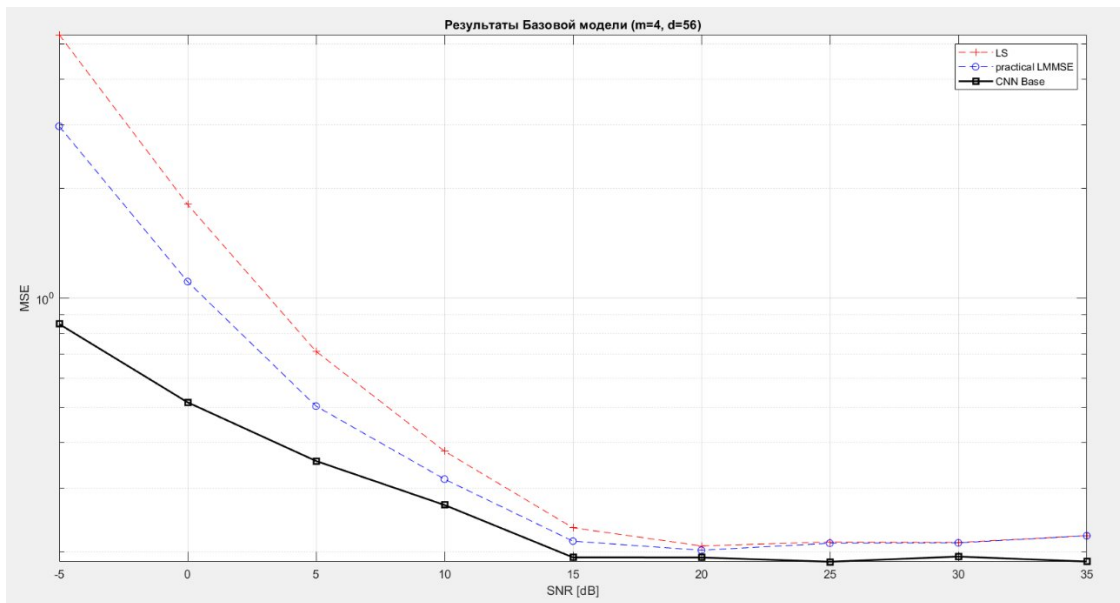


Рисунок 1. Зависимость среднеквадратической ошибки оценки канала MSE от отношения сигнал/шум SNR для методов LS, practical LMMSE и CNN Base

Анализ зависимости MSE от SNR показывает, что при увеличении отношения сигнал/шум ошибка уменьшается для всех рассмотренных методов. Однако скорость и степень этого снижения различаются.

Добавим для сравнения ideal LMMSE и разработанный метод с углубленным обучением CNN Deep (рис. 2).

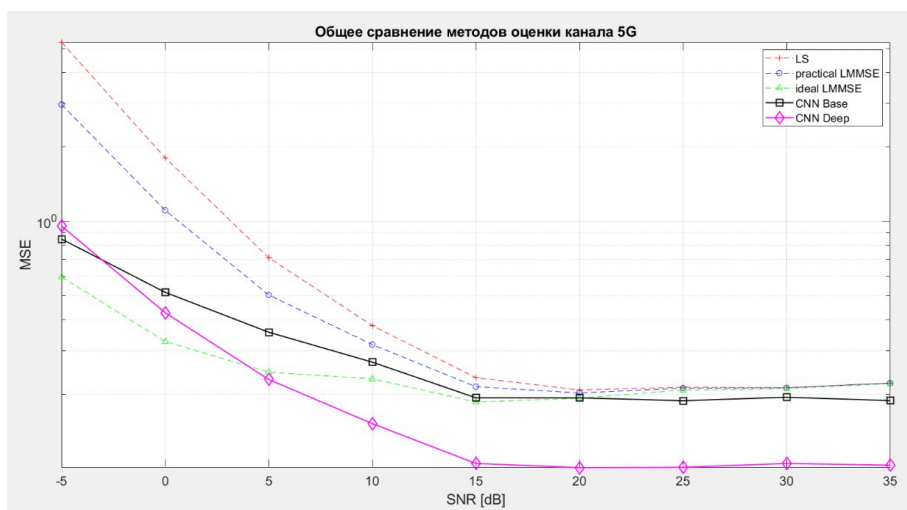


Рисунок 2. Ошибка MSE от SNR для методов LS, practical LMMSE, ideal LMMSE, CNN Base и CNN Deep

Результаты моделирования подтверждают, что предложенная модификация CNN Деер позволяет повысить точность оценки канала примерно на 30–50% по сравнению с классическими методами LMMSE. Таким образом, использование сверточных нейронных сетей является эффективным направлением для решения задачи оценки канала в OFDM-системах.

Преимущества предложенного подхода заключаются в более высокой точности оценки канала по сравнению с классическим методами LS и practical LMMSE; устойчивости к шумовым искажениям; высоком качестве оценки канала при ограниченном числе пилотных данных; возможности адаптации архитектуры сети под требования конкретной системы.

Однако, эффективность CNN-моделей во многом зависит от качества обучающей выборки, ее репрезентативности и соответствия реальным условиям эксплуатации. Внедрение нейросетевых алгоритмов в реальную радиоэлектронную аппаратуру требует учета аппаратных ограничений по памяти, энергопотреблению и задержке вычислений.

Рассмотрим графики обучения моделей CNN Base и модифицированного алгоритма CNN Деер и определим их разницу (рис. 3, 4).

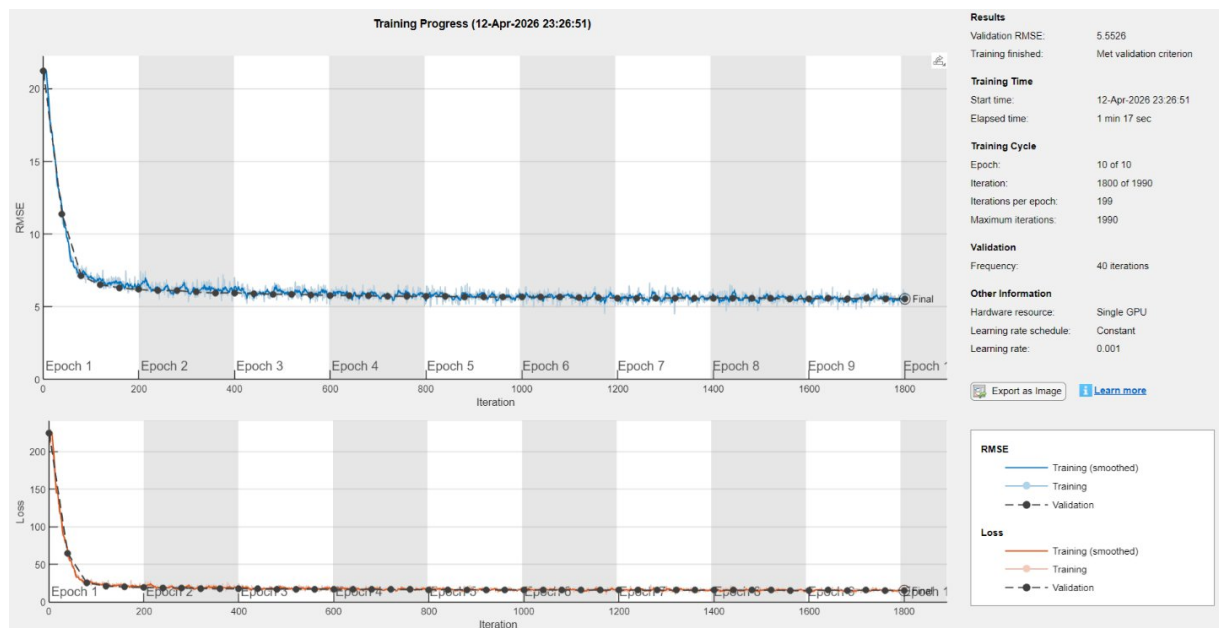


Рисунок 3. Графики обучения и валидации нейросетевой модели CNN Base

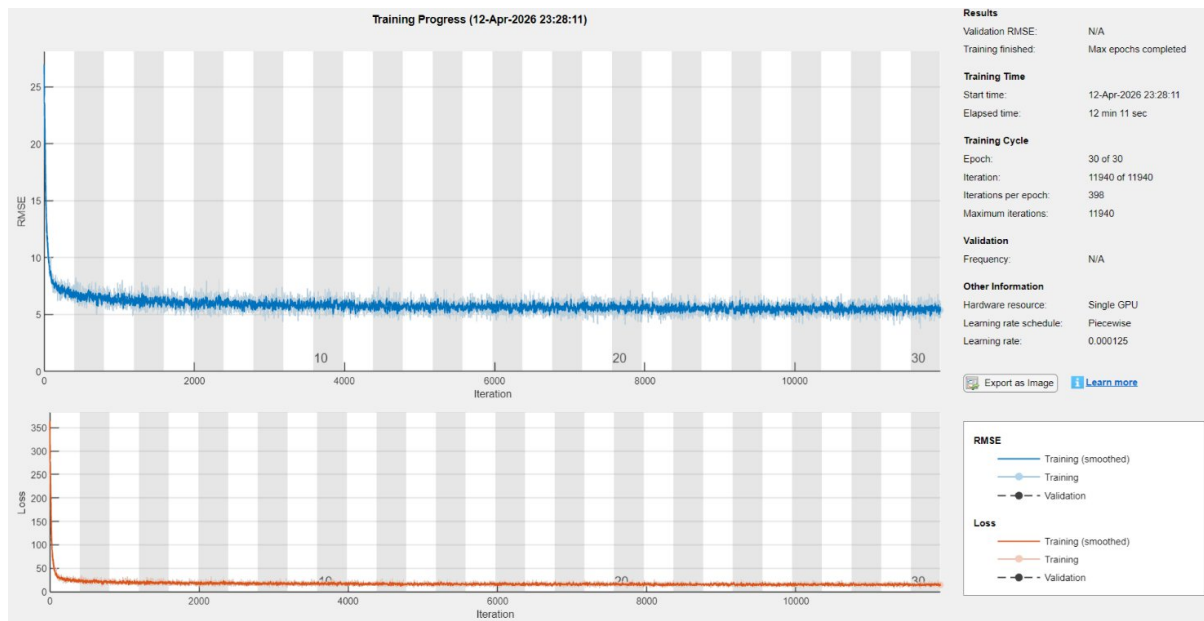


Рисунок 4. Графики обучения и валидации нейросетевой модели CNN Deep

На начальном этапе для модели CNN Base наблюдается резкое уменьшение ошибки: RMSE падает примерно с 20–21 до 6–7 уже в течение первой эпохи, а функция потерь уменьшается примерно с 200 до 20. После 2–3 эпох снижение ошибки практически прекращаются, и её значения колеблются около 5.5–6.0. Итоговое значение валидационной ошибки составляет: Validation RMSE = 5.5526. Заметного улучшения после 3-й эпохи не наблюдается, поэтому для CNN Base достаточно обучать модель около 3–4 эпох. Продолжение обучения до 10 эпох является избыточным.

На рисунке 4 показан процесс обучения модели CNN Deep. В первые эпохи значение RMSE также быстро уменьшается: примерно с 25–27 до 6–7, а Loss – с 300–350 до 20–30. Таким образом основная часть обучения модели происходит в первые несколько эпох. После примерно 10-й эпохи RMSE стабилизируется на уровне 5–6, а Loss держится в диапазоне 18–25. Дальнейшее обучение до 30 эпох почти не улучшает результат. Таким образом, для модели CNN Deep достаточно 10 эпох обучения. Дальнейшее увеличение их числа в основном приводит лишь к росту времени обучения, при этом заметного улучшения качества уже не наблюдается.

Разработанная глубокая сверточная модель CNN Deep показала свою эффективность при решении задачи повышения качества связи в сетях 5G. За счет использования нормализации и более удачно подобранной архитектуры модель обеспечивает более точное восстановление сигнала в изменяющихся условиях канала и превосходит традиционные математические методы оценки. Предложенный подход может быть использован при разработке цифровых трактов радиоэлектронной аппаратуры для широкополосных систем связи. Результаты исследования подтверждают перспективность применения методов глубокого обучения в задачах обработки сигналов OFDM.

### Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FZGM-2025-0002).

## СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Чирков О.Н. Многополосный преобразователь частоты OFDM / О.Н. Чирков, Р.К. Астрединов // Проблемы обеспечения надежности и качества приборов, устройств и систем: Межвузовский сборник научных трудов. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2018. – С. 120–124.
2. Преображенский А.П. Особенности технологии OFDMA / А.П. Преображенский, О.Н. Чопоров // Вестник Воронежского института высоких технологий. – 2017. – Т. 11, № 4 (23). – С. 81–84.
3. Чирков О.Н. Оценка канала связи для OFDM систем с использованием методов глубокого обучения / О.Н. Чирков, Д.С. Мацокин, А.Г. Халдобин // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2025. – Т. 21, № 2. – С. 177–181.
4. Efficient Channel Estimation in OFDM Systems Using a Fast Super-Resolution CNN Model / S. Khichar, W. Santipach, L. Wuttisittikulki [et al.] // Journal of Sensor and Actuator Networks. – 2024. – Vol. 13, No. 5. – URL: <https://doi.org/10.3390/jsan13050055> (дата обращения: 16.04.2026).

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**Гаврилишин Алексей Юрьевич**, студент, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия.

*e-mail:* [gavrilishinalex@mail.ru](mailto:gavrilishinalex@mail.ru)

**Чирков Олег Николаевич**, старший преподаватель, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия.

*e-mail:* [chir\\_oleg@mail.ru](mailto:chir_oleg@mail.ru)

**Копылов Михаил Александрович**, студент, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия.

*e-mail:* [Ku14M302014@yandex.ru](mailto:Ku14M302014@yandex.ru)

**Максимов Кирилл Викторович**, студент, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия.

*e-mail:* [tak-pa@inbox.ru](mailto:tak-pa@inbox.ru)