УДК 00.009.43

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ АТМОСФЕРНОГО КАНАЛА СВЯЗИ В УСЛОВИЯХ ТУРБУЛЕНТНОСТИ

И.А. Беляев[1], Н.А. Ивлиев[1]

[1]Самарский университет, г. Самара
e-mail: beliaev.vano@gmail.com

Аннотация

Работа посвящена разработке программного обеспечения для восстановления сигналов в атмосферных каналах связи, искаженных турбулентностью. Исследованы методы коррекции на основе нейронных сетей. Проведен эксперимент с использованием трех моделей турбулентности: лог-нормальной, гамма-гамма и отрицательно-экспоненциальной. Результаты подтвердили эффективность метода, особенно для лог-нормальной модели, и перспективность подхода для повышения надежности оптической связи.

Ключевые слова: атмосферная турбулентность, нейронная сеть, оптический канал связи, коррекция сигнала, восстановление искаженных сигналов.

Введение

Системы оптической связи через свободное пространство (FSO) обеспечивают высокую пропускную способность, однако их применение ограничено атмосферной турбулентностью, вызывающей флуктуации интенсивности и ухудшение качества связи [1]. Традиционные методы (увеличение апертуры, сложные модуляции) требуют высокой вычислительной сложности. Глубокое обучение позволяет создавать детекторы, адаптирующиеся к нелинейным искажениям без предварительной оценки состояния канала (CSI), снижая вычислительные затраты [2]. В работе исследуется нейросетевой подход для восстановления сигналов в турбулентном FSO-канале без CSI.

1. Постановка задачи и модель канала

Атмосферная турбулентность приводит к искажениям сигнала в виде замираний интенсивности и фазовых сдвигов. Для решения задачи использовались следующие модели атмосферной турбулентности [3]:

1. Лог-нормальная модель для описания слабой и умеренной турбулентности.
2. Гамма-гамма модель для описания сильной турбулентности.
3. Отрицательно-экспоненциальная модель для экстремально сильной турбулентности.

Исходный сигнал моделируется как комбинация синусоидальной и косинусоидальной функций:

$$S(t) = sin(0.2t) + cos(0.3t), \quad (1)$$

где t – модельное время. Наблюдаемый сигнал $S_{mod}(t)$ на выходе канала связи определяется выражением:

$$S_{mod}(t) = S(t) \cdot I(t), \quad (2)$$

где $I(t)$ – стохастическая функция, отражающая влияние турбулентности. Задача восстановления заключается в построении оценки $\hat{S}(t)$, максимально приближенной к оригинальному сигналу $S(t)$.

2. Разработка нейросетевого метода

Для разработки метода был проведен анализ существующих решений. Методы оценки состояния канала (CSI) обладают высокой вычислительной сложностью. Нейросетевые подходы исключают этап оценки CSI, напрямую преобразуя входной сигнал в переданный [4].

Архитектура нейронной сети остается неизменной при различных уровнях SNR и режимах турбулентности. Датасет состоял из 5000 дискретных отсчетов обучающей выборки и 2000 тестовой, стандартизированных методом StandardScaler, внутреннее разбиение обучающей выборки в соотношении 80/20 для контроля переобучения. Архитектура MLP включала входной слой, три полносвязных скрытых слоя (128, 64 и 32 нейрона) с функцией активации ReLU, регуляризирующий слой Dropout (rate = 0.2) и выходной линейный слой. Обучение проводилось оптимизатором Adam (lr = 0.001, batch_size = 64) в течение 10 эпох. Финальная модель выбиралась по завершении обучения на основе стабильной сходимости validation loss. Для сглаживания высокочастотных артефактов предсказаний применялся цифровой фильтр Савицкого-Голея (window_length = 41, polyorder = 3). Качество восстановления оценивается с использованием метрик: среднеквадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная ошибка (MAE) и коэффициент детерминации (R^2).

3. Результаты вычислительного эксперимента

Разработанное программное обеспечение реализовано на языке Python с использованием библиотек TensorFlow и Keras. На рисунке 1 представлены графики созданных чистого и искаженных сигналов.

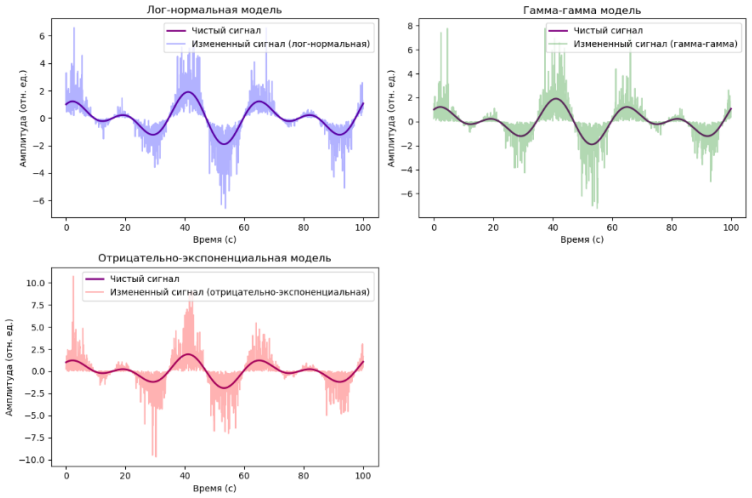


Рисунок 1 – Графики полученных сигналов после их генерации

Было проведено несколько экспериментов, основной из них направлен на проверку устойчивости модели к новым реализациям искажений. Здесь модель обучалась на одном сигнале, а восстановление применялось ко второму сигналу с аналогичными характеристиками, но иной реализацией шума. Это позволяет оценить способность сети обобщать знания о природе искажений, а не запоминать конкретный шум.

Результаты восстановления сигнала представлены на рисунке 2.

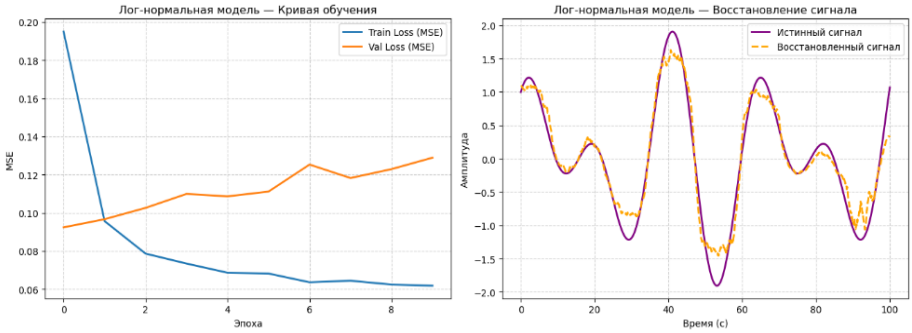


Рисунок 2 – Результат исправления сигнала лог-нормальной модели

Статистика, полученная в ходе второго эксперимента приведена в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты восстановления для разных моделей турбулентности

Модель турбулентности	**MSE**	**MAE**	**R²**
Лог-нормальная модель	0,0417	0,1536	0,9482
Гамма-гамма модель	0,0960	0,2229	0,8807
Отрицательно-экспоненциальная модель	0,1051	0,2140	0,8694

Результаты показывают, что нейросеть продемонстрировала высокую эффективность при восстановлении сигналов, особенно для лог-нормальной модели турбулентности. Для гамма-гамма и отрицательно-экспоненциальной моделей результаты также остаются удовлетворительными ($R^2 > 0.86$), что свидетельствует о высокой адаптивности метода даже на новых реализациях данных. Основные трудности восстановления наблюдаются на боковых частях сигнала, однако общая форма сохраняется корректно.

Хотя базовый эксперимент проводился на синусоидально-косинусоидальном сигнале, архитектура MLP обучается нелинейному отображению в пространстве признаков (время, амплитуда искаженного сигнала), что позволяет методу адаптироваться к различным сигналам. Предварительные тесты на расширенном датасете, включавшем меандрообразные, пилообразные и кусочно-линейные сигналы, подтвердили сохранение метрики $R^2 > 0.82$. Тем не менее, подход имеет ряд ограничений: архитектура требует включения временной координаты в качестве входного признака, что может снижать эффективность при нестационарных временных сдвигах; качество восстановления напрямую зависит от репрезентативности обучающей выборки по типам турбулентности. Несмотря на это, отсутствие необходимости в оценке CSI и вычислительная легкость MLP делают метод перспективным для встраивания в приемные модули FSO-систем.

Заключение

На основе анализа существующих методов был разработан алгоритм для восстановления искаженных сигналов с использованием нейросетевых технологий.

С помощью инструментов TensorFlow и Keras была разработана и обучена нейронная сеть, способная эффективно восстанавливать исходные сигналы. Модели лог-нормальной, гамма-гамма и отрицательно-экспоненциальной турбулентности были использованы для генерации искаженных сигналов.

Эксперименты подтвердили эффективность подхода: метрика R^2 достигла 0.95 для слабой турбулентности и осталась выше 0.86 для сильной. Результаты демонстрируют перспективность нейросетевой коррекции для повышения надежности реальных оптических систем связи.

Список использованных источников

1. Image restoration in diffractive optical systems using deep learning and deconvolution / A.V. Nikonorov, M.V. Petrov, S.A. Bibikov, V.V. Kutikova, A.A. Morozov, N.L. Kazanskiy // Computer Optics. – 2017. – V. 41, № 6. – P. 875–887.

2. Amirabadi, M.A. Deep learning based detection technique for FSO communication systems / M.A. Amirabadi, M.H. Kahaei, S.A. Nezamalhosseini // Physical Communication. – 2020. – Т. 43. – С. 101229.

3. Andrews, L.C. Laser beam propagation through random media. 2nd ed. / C.L. Andrews, R.L. Phillips // SPIE Optical Engineering Press. – 2005. – 605 p.

4. Uysal, M. FSO Communication under Atmospheric Turbulence / M. Uysal, S.M. Navidpour // IEEE Transactions on Wireless Communications. – 2006.

NEURAL NETWORK METHOD FOR INCREASING THE EFFICIENCY OF ATMOSPHERIC COMMUNICATION CHANNEL IN CONDITIONS OF TURBULENCE

I.A. Belyaev[1], N.A. Ivliev[1]

[1]Samara University, Samara
e-mail: beliaev.vano@gmail.com

Abstract

The paper is devoted to developing software for signal recovery in atmospheric communication channels distorted by turbulence. Correction methods based on neural networks are investigated. An experiment was conducted using three turbulence models: log-normal, gamma-gamma, and negative exponential. The results confirmed the method's effectiveness, especially for the log-normal model, and showed the approach's promise for improving optical communication reliability.

Keywords: atmospheric turbulence, neural network, optical communication channel, signal correction, recovery of distorted signals.