

МОДИФИКАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРИЁМНИКА С МОДУЛЕМ ВНИМАНИЯ СВЁРТОЧНЫХ БЛОКОВ ДЛЯ ДЕТЕКЦИИ СИГНАЛОВ НА ФИЗИЧЕСКОМ УРОВНЕ БЕСПРОВОДНОЙ СВЯЗИ ПЯТОГО ПОКОЛЕНИЯ

Овсиенко Олеся Павловна

Студент

*Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, кафедра математических
методов прогнозирования, Москва, Россия*

E-mail: st02220041@gse.cs.msu.ru

Научный руководитель — Бобров Евгений Александрович

Современные системы мобильной связи пятого поколения (англ. 5G) сталкиваются с необходимостью обеспечения исключительно высокой скорости передачи данных, сверхнизких задержек и надёжного соединения для миллионов устройств. Эти требования предъявляют новые вызовы к методам обработки сигналов на физическом уровне (англ. PHY Layer), особенно в условиях многолучевого пространства и интерференции. Традиционные методы обработки сигналов, такие как оценка канала методом наименьших квадратов (англ. LS channel estimator) и линейная эквалаизация (англ. LMMSE equalizer) [1], зачастую не справляются с увеличением нагрузки в сети, что стимулирует поиск более совершенных и адаптивных подходов.

В последние годы активно развиваются методы машинного и глубокого обучения, демонстрирующие значительный потенциал для оптимизации телекоммуникационных систем. В частности, нейросетевые приёмники, способные обучаться сквозному преобразованию принятого сигнала в битовые последовательности, показывают результаты, превосходящие классические методы. Одной из таких современных архитектур является нейросетевой приёмник [2], реализованный в виде свёрточной нейронной сети и построенный на основе остаточных свёрточных блоков (англ. Residual Blocks), который позволяет эффективно компенсировать искажения сигнала без явного знания матрицы канала.

В данной работе предлагается модификация данного нейросетевого приёмника, направленная на дальнейшее повышение его эффективности. Модификация заключается во внедрении модуля внимания свёрточного блока (англ. Convolutional Block Attention Module, CBAM) [3] в структуру остаточных блоков. Этот механизм позволяет сети адаптивно выделять наиболее информативные признаки в

частотно-временном и канальном пространствах, усиливая полезные компоненты сигнала и подавляя шумовые.

Эксперименты и результаты. Для оценки качества декодирования в моделях связи используются BLER и $\frac{E_b}{N_0}$:

$$\text{BLER} = \frac{\text{Количество ошибочно переданных блоков}}{\text{Общее количество переданных блоков}},$$

$$\frac{E_b}{N_0} = \frac{\text{Энергия на один бит}}{\text{Спектральная плотность мощности шума}} \text{ [дБ]}$$

Ошибочный блок — это блок, в котором хотя бы один бит не совпадает с исходным. BLER помогает отслеживать эффективность модели, показывая, насколько часто возникают ошибки в передаваемых данных. Чем ниже BLER, тем лучше модель справляется с исправлением ошибок при фиксированном значении $\frac{E_b}{N_0}$.

Для проведения экспериментов были рассмотрены следующие модели: идеальный приёмник (англ. Perfect Channel State Information, Perfect CSI), являющийся теоретическим эталоном и предполагающий точное знание матрицы канала (в реальных условиях нереализуем, но задающий верхнюю границу производительности); LS estimation приёмник, представляющий реалистичный подход с использованием пилот-символов для оценки канала методом наименьших квадратов; нейросетевой приёмник, построенный на основе остаточных свёрточных блоков (Neural Receiver with Residual Blocks); модифицированный нейросетевой приёмник с модулем внимания свёрточного блока в структуре остаточных блоков (Neural Receiver with CBAM Residual Blocks).

Экспериментальные исследования были проведены на кластеризованных каналах линии задержки (англ. Clustered Delay Line Channel, CDL) [4], где модели каналов A, B и C относятся к условиям вне зоны прямой видимости (англ. NLOS), а D и E — к условиям в пределах прямой видимости (англ. LOS). Результаты (Рис. 1, Рис. 2) подтвердили превосходство нейросетевых приёмников в обработке сигналов и эффективность предложенной CBAM модификации: заметен явный прирост в качестве в сравнении с исходным нейросетевым приёмником (улучшение на NLOS каналах в диапазоне от 0.069 [дБ] до 0.368 [дБ] и улучшение на LOS каналах в диапазоне от 0.034 [дБ] до 0.103 [дБ]).

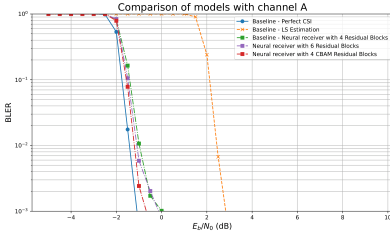


Рис. 1: Сравнение производительности приёмных систем на NLOS канале A.

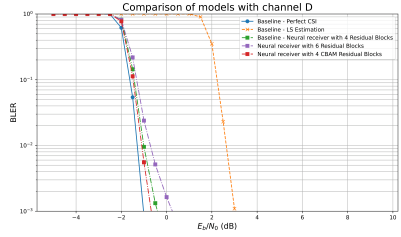


Рис. 2: Сравнение производительности приёмных систем на LOS канале D.

Далее в качестве эксперимента было проведено сравнение моделей на канале, полученном при помощи технологии трассировки лучей (англ. Ray Tracing) [5] для моделирования распространения радиоволн, которая позволяет генерировать физически точные, зависящие от конкретной среды реализации канала для произвольной 3D-сцены и заданных позиций передатчика и приёмника. Для данного эксперимента была спроектирована 3D-сцена территории Московского государственного университета имени М. В. Ломоносова (Рис. 3) и установлена базовая станция за вторым гуманитарным корпусом.

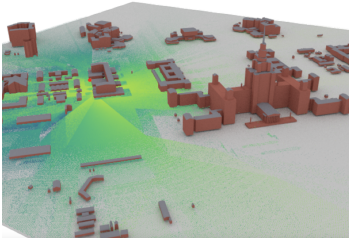


Рис. 3: 3D-сцена территории Московского государственного университета имени М. В. Ломоносова.

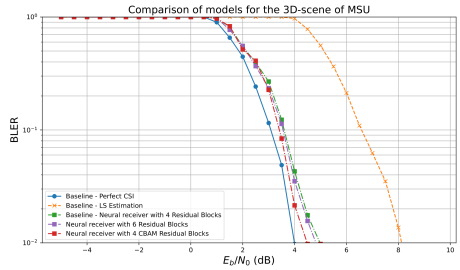


Рис. 4: Сравнение производительности приёмных систем на канале, полученном при помощи Ray Tracing.

По итогам эксперимента предложенный метод продемонстрировал наилучшее качество детектирования среди всех рассматриваемых моделей, которым не известна матрица канала (Рис. 4). Данный эксперимент позволил оценить робастность предложенных ал-

горитмов в более реалистичных условиях, учитывающих детерминированные траектории лучей в конкретной 3D-сцене (в отличие от стохастических профилей CDL).

Заключение. В работе проведено исследование применения методов глубокого обучения для оптимизации PHY Layer в системах связи 5G и продемонстрировано их превосходство над классическими подходами к обработке сигналов. Основной вклад работы — разработка модифицированного нейросетевого приёмника, усиленного механизмом внимания СВМ. Экспериментальная оценка на наборе стандартизированных моделей каналов CDL и на канале, полученном при помощи технологии трассировки лучей для 3D-сцены территории МГУ имени М. В. Ломоносова, подтвердила эффективность предложенного подхода. Модифицированный приёмник показал устойчивое улучшение помехоустойчивости по сравнению с базовой нейросетевой архитектурой.

Практическая значимость исследования заключается в демонстрации потенциала механизмов внимания для создания более эффективных и адаптивных систем приёма данных.

Литература

1. Savaux V., Louët Y. LMMSE channel estimation in OFDM context: a review // IET Signal Processing. 2017. Vol. 11. No. 2. P. 123–134.
2. Ait Aoudia F. A., Hoydis J. End-to-End Learning for OFDM: From Neural Receivers to Pilotless Communication // IEEE Transactions on Wireless Communications. 2022. Vol. 21. No. 2. P. 1049–1063.
3. Woo S., Park J., Lee J. Y., Kweon I. S. CBAM: Convolutional Block Attention Module // Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018. P. 3–19.
4. Pessoa A. M., Sokal B., Silva C. F. M. E., Maciel T. F., de Almeida A. L. F., Cavalcanti F. R. P. A CDL-Based Channel Model with Dual-Polarized Antennas for 5G MIMO Systems in Rural Remote Areas // IEEE Access. 2020. Vol. 8. P. 174248–174263.
5. Vitucci E. M., Degli-Esposti V., Fuschini F., Lu J. S., Barbiroli M., Wu J. N., Zoli M., Zhu J. J., Bertoni H. L. Ray Tracing RF Field Prediction: An Unforgiving Validation // International Journal of Antennas and Propagation. 2015. Vol. 2015. Article ID 184608. 11 p.