В данном исследовании решалась задача классификации аритмий по ЭКГ на основе глубинного обучения и первой моделью нейронной сетью рассматривается глубокая нейронная сеть на основе 1D CNN для автоматической многозначной классификации сердечных аритмий при записи ЭКГ в 12 отведениях [1], и модель достигла сопоставимых современных в наборе данных CPSC2018 [2]. Архитектура нейронной сети представлена на **рисунке 1**.

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, диаграмма, линия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

**Рисунок 1 Архитектура глубокой нейронной сети для диагностики аритмии сердца**

Глубокая нейронная сеть принимает на вход необработанные данные ЭКГ (12 отведений, продолжительность 30 с, частота дискретизации 500 Гц), использует одномерные свёрточные нейронные сети для извлечения глубинных признаков и выдаёт результаты прогнозирования для 9 диагностических классов [1]: SNR, AF, IAVB, LBBB, RBBB, PAC, PVC, STD, STE, AVG. Чтобы лучше понять поведение данной глубокой нейронной сети, в модели используется метод SHapley Additive exPlanations (SHAP) [3] для повышения клинической интерпретируемости как на уровне отдельных пациентов, так и на уровне населения в целом.

**Вычислительные эксперименты**

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, Шрифт, число

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

**Таблица 1**

Производительность модели с двенадцатью отведениями, усредненная по результатам 10-кратных тестов (или 40 – эпох же 40 в модели?)

При обучении модели были вычислены основные метрики (precision, recall, F1 score, AUC, и accuracy) на наборе тестовых данных из 10 раундов **(или 40 – эпох же 40 в модели?)**, усреднены и представлены в таблице 1. Средние значения AUC и точности модели глубокого обучения превысили 0,95, а средняя оценка F1 составила 0,788 при средней точности 0,805 и средней полноте 0,809 . Среди всех видов сердечной аритмии глубокая модель лучше всего справилась с классификацией AF и RBBB с показателем F1 более 0,9. Однако стоит заметить, что показатель F1 и recall для STE составляют всего 0,276 и 0.174 соответственно, что может быть связано со значительными разногласиями между врачами при диагностике STE по ЭКГ [4].

**Интерпретируемость модели**

Изображение выглядит как текст, Шрифт, число, линия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

**Рисунок 4  Интерпретируемость модели глубокого обучения как на уровне пациента, так и на уровне популяции с использованием значений SHAP**

**Интерпретация на уровне пациента**

**Изображение выглядит как текст, снимок экрана, Шрифт, линия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.**

**Рисунок 5 Пример интерпретации на уровне пациента под номером 3**

На рисунке 5 показана идентификация моделью нерегулярных комплексов QRS (комбинаций волн Q, R, S, наблюдаемых на типичной ЭКГ) с отсутствием волн P в качестве классического примера AF

**Интерпретация на уровне популяции**

Изображение выглядит как текст, снимок экрана, число, Параллельный

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

**Рисунок 5 Интерпретация на популяционном уровне путем расчета доли вклада отведений ЭКГ в диагностические классы в 12-отводной глубокой модели**

Рисунок 5 демонстрирует долю вклада отведений ЭКГ в диагностические классы в 12-отводной глубокой модели. Для диагностики фибрилляции предсердий (AF) и AV-блокады (IAVB) важна визуализация зубцов P и интервалов PR. Эти признаки лучше всего проявляются на отведениях **II и V1**, что подтверждается их высоким рейтингом значимости в модели. LBBB и RBBB характеризуются специфическими изменениями в грудных отведениях: глубокими S-волнами в **V1** при LBBB и паттерном RSR’ в **V1** при RBBB. Вклад этих отведений в классификацию данных состояний согласуется с клиническими интерпретациями ЭКГ. Для диагностики **ST-депрессии (STD) и ST-элевации (STE)** важны отведения, отражающие ишемические изменения в зависимости от локализации поражения. Модель выявила значительную роль **V1, V2, V3, V5**, что соответствует типичному распределению ишемических изменений при остром коронарном синдроме. В среднем (AVG), наибольшее значение имеют **aVF, V1, V2**, что подчеркивает их важность в 12-отводной модели. В то же время отведения **III и aVL** демонстрируют сравнительно низкий вклад, что может означать их меньшую информативность для данной модели. Это может быть связано с корреляцией сигналов между различными отведениями.

**Список литературы**

[1] [Zhang, D.; Yang, S.; Yuan, X.; Zhang, P. Interpretable deep learning for automatic diagnosis of 12-lead electrocardiogram. *iScience* **2021**, *24*, 102373](https://www.cell.com/iscience/fulltext/S2589-0042(21)00341-2)

[2] [F. F. Liu, C. Y. Liu\*, L. N. Zhao, X. Y. Zhang, X. L. Wu, X. Y. Xu, Y. L. Liu, C. Y. Ma, S. S. Wei, Z. Q. He, J. Q. Li and N. Y. Kwee. An open access database for evaluating the algorithms of ECG rhythm and morphology abnormal detection. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2018, 8(7): 1368–1373.](http://2018.icbeb.org/file/2018X_Feifei_An%20Open%20Access%20Database%20for%20Evaluating%20ECG%20abnormal%20classificaition%20algorithm.pdf)

[3] [Lundberg, S.M.; Lee, S.I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems–NIPS’17, Red Hook, NY, USA, 4–9 December 2017; Curran Associates Inc.: New York, NY, USA, 2017; pp. 4768–4777](https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf).

[4] [James M. McCabe, MD; Ehrin J. Armstrong, MSc, MD; Ivy Ku, MD; Ameya Kulkarni, MD; Kurt S. Hoffmayer, PharmD, MD; Prashant D. Bhave, MD; Stephen W. Waldo, MD; Priscilla Hsue, MD; John C. Stein, MD; Gregory M. Marcus, MSc, MD; Scott Kinlay, MBBS, PhD; Peter Ganz, MD. Physician Accuracy in Interpreting Potential ST-Segment Elevation Myocardial Infarction Electrocardiograms](https://www.ahajournals.org/doi/full/10.1161/JAHA.113.000268)