ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ

ВЫСШЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

###### Факультет информатики, математики и компьютерных наук

Власов Артём Дмитриевич

**Классификация аритмий по ЭКГ на основе глубинного обучения**

КУРСОВАЯ РАБОТА

по направлению подготовки 09.03.04 «Программная инженерия»

образовательная программа

«Компьютерные науки и технологии»

|  |  |
| --- | --- |
| Нижний Новгород 2025 | Научный руководитель  Приглашённый преподаватель  НИУ ВШЭ  Бурашников Е.П. |

**Аннотации**

В данной работе проводится сравнительный анализ эффективности и интерпретируемости трёх моделей глубокого обучения для классификации аритмий на основе данных электрокардиограммы (ЭКГ) на одном и том же датасете. Основная цель состоит в поиске наиболее эффективной и легко интерпретируемой моделей глубинного обучения в задаче классификации аритмий с точки зрения корректного анализа, удобства и информативности для медицинских специалистов. Исследование основано на методах глубинного обучения с использованием трёх моделей нейронных сетей, каждая из которых основана на трёх наиболее распространённых интерпретируемых метода машинного обучения для классификации аритмий по ЭКГ. Набор данных China Physiological Signal Challenge 2018 (CPSC2018) [1], состоящий из более чем 9800 записей от 9458 пациентов продолжительностью 7-60 минут служит основой для обучения и валидации моделей с соблюдением единых условий экспериментов. Методология включает в себя предварительную обработку данных, подготовки моделей глубинного обучения к тренировке, обучение и валидация каждой модели нейронной сети с соблюдением единых условий экспериментов и сравнительный анализ интерпретируемых методов машинного обучения для анализа ЭКГ и производительности с использованием таких показателей, как F1-score, precision score, recall score и AUC score. Результаты эксперимента показывают какой подход лучше всего анализирует и предсказывает сердечно-сосудистые заболевания с высокой точностью. Данная работа демонстрирует потенциал интерпретируемых моделей глубинного обучения в задаче автоматизации анализа ЭКГ, что открывает путь к надёжной и эффективной диагностике сердечно-сосудистых заболеваний в клинических условиях. Код и дополнительные материалы доступны по адресу: [GitHub](https://github.com/Artemiadze/Classification-of-ECG-arrhythmias-based-on-deep-learning).

**Ключевые слова**: ЭКГ, интерпретируемое, глубинное обучения

**Содержание**

**1. Введение**

**2. Физиологические и вычислительные аспекты ЭКГ**

2.1 Сигнал ЭКГ

2.2 Компьютеризированная интерпретация записей ЭКГ

2.3. Набор данных для диагностики ЭКГ

**3. Интерпретируемое машинное обучение**

3.1 SHapley Additive exPlanations

3.2 Attention Mechanism

3.3 Gradient-weighted Class Activation Mapping

**4. Модели глубинного обучения**

4.1 SHapley Additive exPlanations модель

4.2 MultIlevel kNowledge-guided Attention networks

4.3 Gradient-weighted Class Activation Mapping модель

**5. Вычислительные эксперименты**

5.1. Результаты эксперимента

5.2. Анализ полученных результатов

**6. Заключение**

**Список литературы**

1. **Введение**

В течение многих лет сердечно-сосудистые заболевания являются одним из распространённых причин смертности в мире, однако своевременная диагностика нарушений сердечного ритма (аритмий) играет существенную роль в профилактике и лечении осложнений. Врачи диагностирую сердечно-сосудистые заболевания с помощью различных методов, среди которых электрокардиограмма (ЭКГ) является наиболее распространённой, недорогой и неинвазивной процедурой, позволяющая регистрировать электрическую активность сердца с последующей интерпретацией результата для оценки состояния сердечной мышцы. Однако с ростом населения и числа людей, страдающих от сердечно-сосудистых заболеваний, появилась необходимость в автоматизации процесса анализа ЭКГ.

Несмотря на первые попытки автоматизировать анализ ЭКГ относятся к середине 1950-х годов [2], только в последние годы с развитием методов глубинного обучения, а также введением компьютеризированной интерпретации записей ЭКГ (CIE) [3], стало возможным создавать модели на основе глубинного обучения, демонстрирующие высокую точность и эффективность в задачах классификации медицинских данных, в том числе, ЭКГ.

Однако сложность интерпретации модели машинного обучения мешает врачам быть уверенными в результатах диагностики, основанной на моделях машинного обучения [4]. Методы интерпретации моделей машинного обучения предоставляют доказательства правильности результатов конкретной модели [4]. Более того, эти методы интерпретации позволяют экспертам-людям доверять результатам модели, отлаживать и устранять неполадки в модели. Однако область объяснимого ИИ ещё на стадии формирования, и исследователи сосредоточены на внедрении методов, которые могут объяснить, как модель определяет или классифицирует аномалии в сфере здравоохранения [4]. Поэтому актуальной задачей становится не только внедрение интерпретируемых методов машинного обучения, позволяющих врачу понимать, на основании каких признаков модель принимает решения, но и создание нейросетевых моделей с высокой точностью распознавания аритмий.

В данной работе рассматриваются 3 модели нейронных сетей, основанные на трёх наиболее распространённых интерпретируемых метода машинного обучения для классификации аритмий по ЭКГ. Кроме того, проводится вычислительный эксперимент, показывающий эффективность этих интерпретируемых методов, а также интерпретируемость и точность моделей глубинного обучения в задаче классификации с использованием базы данных открытого доступа для оценки алгоритмов определения ритма электрокардиограммы и выявления морфологических нарушений [1].

1. **Физиологические и вычислительные аспекты ЭКГ**

**Список литературы**

1. 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>
2. Taback L., Marden E., Mason H.L. and Pipberger H.V. : "Digital recording of electrocardiographic data for analysis by a digital computer". IRE Trans Med Electro 1959; **6**: 167.
3. Schläpfer, J, Wellens, H. Computer-Interpreted Electrocardiograms: Benefits and Limitations. JACC. 2017 Aug, 70 (9) 1183–1192. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2017.07.723>
4. Abdullah, T.A.A.; Zahid, M.S.M.; Ali, W. A Review of Interpretable ML in Healthcare: Taxonomy, Applications, Challenges, and Future Directions. *Symmetry* **2021**, *13*, 2439.  <https://doi.org/10.3390/sym13122439>