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. Вычислительный эксперимента показал, 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, интерпретируемость, машинное обучение, глубинное обучение

**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 (IML)**

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**

**7. Приложения**

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 важную 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. Первые попытки автоматизировать анализ ЭКГ относятся к середине 1950-х годов [1], однако только с развитием методов глубинного обучения, увеличение вычислительных мощностей компьютеров, а также введением компьютеризированной интерпретации записей ЭКГ (CIE) [2], стало возможным создавать модели на основе глубинного обучения, демонстрирующие высокую точность и эффективность в задачах классификации медицинских данных, в том числе, ЭКГ.

Несмотря на достигнутый прогресс, сложность интерпретации моделей машинного обучения мешает врачам быть уверенными в результатах диагностики, основанной на моделях машинного обучения. Медицинские специалисты не могут полностью доверять “черным ящикам”, не понимая причин, исходя из которых модель принимает решения.  Поэтому были разработаны интерпретируемые методы машинного обучения, которых также называют объяснимым искусственным интеллектом (XAI), способные предоставлять доказательства правильности результатов конкретной модели [3]. Более того, эти методы интерпретации позволяют экспертам-людям проверять результаты модели, отлаживать и устранять неполадки в модели. Однако область объяснимого искусственного интеллекта ещё на стадии формирования, и исследователи сосредоточены на внедрении методов, которые могут объяснить, как модель определяет или классифицирует аномалии в сфере здравоохранения [3]. 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, каждая из которых основана на одном из трёх наиболее распространённых интерпретируемых метода машинного обучения для классификации аритмий по ЭКГ. Цель исследования – выявить наиболее эффективной и легко интерпретируемой моделей глубинного обучения в задаче классификации аритмий с точки зрения корректного анализа, удобства и информативности для медицинских специалистов. В качестве данных для 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 используется база данных открытого доступа China Physiological Signal Challenge 2018 (CPSC2018) для оценки алгоритмов определения ритма электрокардиограммы и выявления морфологических нарушений, состоящая из более чем 9800 записей от 9458 пациентов продолжительностью от 7 до 60 минут [4].

Методология исследования включает предварительную обработку данных, подготовки моделей глубинного обучения к тренировке, обучение и валидация каждой модели нейронной сети в идентичных условиях, а также их сравнение по метрикам качества: F1-score, precision score, recall score и AUC score.

1. **Физиологические и вычислительные аспекты ЭКГ**

**2.1 Сигнал ЭКГ**

**2.2 Компьютеризированная интерпретация записей ЭКГ**

**2.3. Набор данных для диагностики ЭКГ**

**Список литературы**

1. 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.
2. 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>
3. 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>
4. 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>