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 и увеличением вычислительных мощностей компьютеров, 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 [2]. 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 [2]. 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 [3].

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**
   1. **Сигнал ЭКГ**

Электрокардиограмма (ЭКГ) регистрирует электрическую активность сердца с помощью датчиков, которые прикрепляются к рукам, ногам и груди пациента. Электрические сигналы, которые улавливаются электродами, передаются на 12-канальный кардиограф. Далее кардиограф регистрирует совокупность электрической активности сердца из разных точек в течение некоторого промежутка времени, обычно 12 секунд [4].

Частью ЭКГ-сигнала является комплекс PQRST, состоящий из волны P, комплекса QRS и волны T. На нормальном ЭКГ-кривой волна P, комплекс QRS и волна T непрерывны и регулярно повторяются в последовательности, и называют нормальным синусовым ритмом. Синусовый ритм определяется как регулярный ритм, волна P с постоянной морфологией, предшествующая каждому комплексу QRS, и положительный вектор волны P [5]. Пример нормального синусовый ритм представлен на рисунке 1.

Изображение выглядит как линия, текст

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рис. 1. ЭКГ-кривая, показывающая синусовый ритм (нормальный): зубец P, комплекс QRS и зубец T чётко различимы [5].

Помимо синусового ритма, на ЭКГ можно наблюдать аномальные сердечные сокращения, которых называют аритмией. Важными моментами при диагностике аритмии являются частота и форма зубца P, частота комплекса QRS и связь между зубцом P и комплексом QRS. На рисунке 2 представлена ЭКГ-кривая при аномальном сердцебиении. Можно заметить, что зубцы P и T плохо различимы, а комплекс QRS нерегулярен; такой тип оттиска связан с аномальным сердцебиением. Пациенту с данным ЭКГ-кривой медицинскими специалистами был поставлен диагноз — фибрилляция предсердий, которая определяется отсутствием повторяющихся зубцов P и нерегулярными интервалами RR [5].

Изображение выглядит как линия

Контент, сгенерированный ИИ, может содержать ошибки.

Рис. 2. ЭКГ-кривая, показывающая аномальное сердцебиение: волна P нечётко различима [5].

Поскольку аритмию можно подтвердить, проанализировав сигнал ЭКГ, ЭКГ считается незаменимым инструментом для диагностики аритмии. ЭКГ-анализ проводится с использованием 12-канальной ЭКГ, которая является стандартной для использования в больницах. 12-канальная система ЭКГ одновременно регистрирует электрические сигналы сердца в фронтальной плоскости (отведения конечностей), в горизонтальной плоскости (прекордиальные отведения) и по разным векторам, поэтому наблюдаются 12 различных форм зубцов P, комплекса QRS и зубца T. В трёхмерном пространстве каждое из 12 отведений ЭКГ представляет собой отдельное направление активации сердца. Традиционные отведения ЭКГ обозначаются как отведения I, II, III, aVF, aVR, aVL, V1, V2, V3, V4, V5 и V6. Отведения от конечностей — это I, II, III, aVR, aVL и aVF, а отведения от прекардиальных отведений — это V1, V2, V3, V4, V5 и V6 [4].

* 1. **Компьютеризированная интерпретация записей ЭКГ**
  2. **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. 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>
3. 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>
4. Dey, S.; Pal, R.; Biswas, S. Deep Learning Algorithms for Efficient Analysis of ECG Signals to Detect Heart Disorders. In *Biomedical Engineering*; IntechOpen: London, UK, 2022. <https://www.intechopen.com/chapters/81360>
5. Park, J.; An, J.; Kim, J.; Jung, S.; Gil, Y.; Jang, Y.; Lee, K.; Young Oh, I. Study on the use of standard 12-lead ECG data for rhythm-type ECG classification problems. *Comput. Methods Programs Biomed.* **2021**, *21*, 106521. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260721005952?via%3Dihub>