

ПРИБОРОСТРОЕНИЕ ДЛЯ БИОЛОГИИ И МЕДИЦИНЫ

УДК 004.622

© Е. А. Денисова, А. А. Кордюкова, Д. О. Шевяков, 2025

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАФА СВЕРХВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ

Целью данного исследования является демонстрация возможности классификации данных измерений малогабаритного блока для снятия, регистрации и записи электрокардиосигналов (ЭКС) по методу электрокардиографии сверхвысокого разрешения (ЭКГ СВР), разработка которого ведется в лаборатории 235 Института аналитического приборостроения Российской академии наук (ИАП РАН). Для классификации результатов электрокардиографических измерений использовалась 4-слойная сверточная нейронная сеть (НС), обученная и протестированная на базе данных, состоящей из 90 записей ЭКС СВР, полученных в ходе экспериментов по моделированию острой ишемии миокарда на подопытных крысах. Каждый опыт включал в себя три этапа эксперимента — "стабилизация", "ишемия" и "реперфузия", характеризующихся разной морфологией и спектральными характеристиками регистрируемых сигналов. Была поставлена задача автоматически оценить вероятность принадлежности каждого кардиоцикла одной записи ЭКС СВР к одному из 4 классов, соответствующих трем основным этапам экспериментов, а также переходному этапу между стадиями стабилизации и ишемии. Для оценки качества классификации была построена кривая обучения модели, а также временная зависимость оценки вероятности принадлежности каждого кардиоцикла одной записи ЭКС СВР к одному из 4 классов.

Ключевые слова: электрокардиография, электрокардиосигнал, сверхвысокое разрешение, нейронная сеть, слой, модель, ишемическая болезнь сердца, маркер

ВВЕДЕНИЕ

Сердечно-сосудистые заболевания являются одной из основных причин смертности во всем мире, наибольшую опасность среди которых представляет ишемическая болезнь сердца (ИБС) [1]. Из-за повышения смертности людей от данной кардиопатологии необходима разработка эффективных инструментов для выявления ранних признаков ее развития становится все более острой. Основным рутинным методом выявления маркеров ИБС является стандартная электрокардиография (ЭКГ С) [1]. Данный метод представляет собой универсальную технологию для регистрации электрических импульсов, возникающих при каждом сокращении сердечной мышцы, в частотном диапазоне от 0.05 до 100 Гц (электрокардиосигналов, ЭКС) [2–3].

ЭКГ С может показать наличие ИБС, которая проявляется подъемом или депрессией сегмента ST и отрицательными зубцами T. Однако данные изменения зачастую проявляются через 2–7 дней от начала развития патологии. Диагностическая чувствительность ЭКГ С применительно к острому коронарному синдрому составляет всего 56% [4]. Для преодоления данного не-

достатка ЭКГ С коллективом лаборатории 235 "Радиоэлектронные и оптоэлектронные приборы ранней диагностики заболеваний человека" Института аналитического приборостроения Российской академии наук (ИАП РАН) ведется разработка нового метода инструментальной электрофизиологии сверхвысокого разрешения, включающего подраздел — метод ЭКГ сверхвысокого разрешения (ЭКГ СВР), направленный на изучение тонкой структуры ЭКС сверхвысокого разрешения (ЭКС СВР) с целью выявления и фиксации патологических изменений, связанных с развитием ИБС не только в классических областях обработки ЭКС, но и в областях, которые считаются помехами [4–7].

Получаемые в результате экспериментов по моделированию острой ИБС многомерные данные требуют современной математической обработки. С этой целью в рамках данного исследования применяется 4-слойная сверточная нейронная сеть (НС). С помощью алгоритмов с искусственным интеллектом можно анализировать большие массивы данных, включая ЭКС, и выявлять сложные паттерны, которые могут быть неочевидны [8–10]. В контексте интеллектуального контроля за состоянием сердечной мышцы живого объекта

эксперимента НС позволят автоматически классифицировать фрагменты ЭКС СВР на основе их морфологии и мощностных характеристик, что упрощает понимание структуры данных и принятия решений на основе полученных результатов.

Целью данного исследования было продемонстрировать возможности НС в выявлении ранних признаков развития ИБС на записях ЭКС СВР. Для обучения и тестирования модели использовалась база данных, содержащая 90 записей, полученных с помощью блока регистрации сигналов по методу ЭКГ СВР, разработка которого ведется на базе лаборатории 235 ИАП РАН [6].

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В работе исследовано 90 записей ЭКС СВР, полученных в ходе экспериментов по моделированию искусственно-вызванного острого коронарного синдрома у подопытных животных (крыс) в Институте экспериментальной медицины им. В.А. Алмазова. На начальном (подготовительном) этапе каждого эксперимента животное приводится в состояние, характерное для изучаемой патологии, с помощью специальной методики работы с подопытными животными [7]. Параллельно осуществляется подключение блока снятия, регистрации и записи ЭКС по методу ЭКГ СВР. Следующий этап — 1-й этап эксперимента, названный "стабилизация", включает проверку правильности подключения оборудования, фиксацию состояния животного после хирургической подготовки и восстановление его гемодинамических показателей. Затем при помощи хирургического вмеша-

тельства формируется искусственная ИБС, что запускает 2-й этап эксперимента — "ишемия". В завершение эксперимента, на 3-м этапе под названием "реперфузия", устраняется причина патологического состояния тканей и органов с помощью хирургического воздействия.

Отличительной особенностью метода ЭКГ СВР является разделение входного сигнала на низкочастотный (НЧ) и высокочастотный (ВЧ) каналы. Данные из НЧ-канала являются аналогом сигналов по методу ЭКГ С, т.е. регистрируются в частотном диапазоне от 0.05 до 100 Гц. Особое внимание уделяется ВЧ-составляющим ЭКС (микропотенциалам), которые выделяются и дополнительно усиливаются в высокочастотном канале в диапазоне от 100 до 2000 Гц. В качестве примера на рис. 1 представлены фрагменты ЭКС СВР из НЧ- и ВЧ-каналов регистрации сигнала, полученные с блока.

Микропотенциалы, регистрируемые с помощью ЭКГ СВР, обусловлены активностью ионных натриевых (Na^+) и калиевых (K^+) каналов. Непрерывное движение ионов через мембраны клеток сердечной мышцы вызывает локальные изменения в электрическом поле, что может фиксироваться в виде микропотенциалов [11]. Эксперименты с использованием метода ЭКГ СВР показали возможность раннего выявления признаков ИБС. Уровень спектральной плотности мощности сигнала из ВЧ-канала регистрации ЭКС демонстрирует большую чувствительность к изменениям, связанным с начальной стадией исследуемой патологии, по сравнению с традиционным маркером.

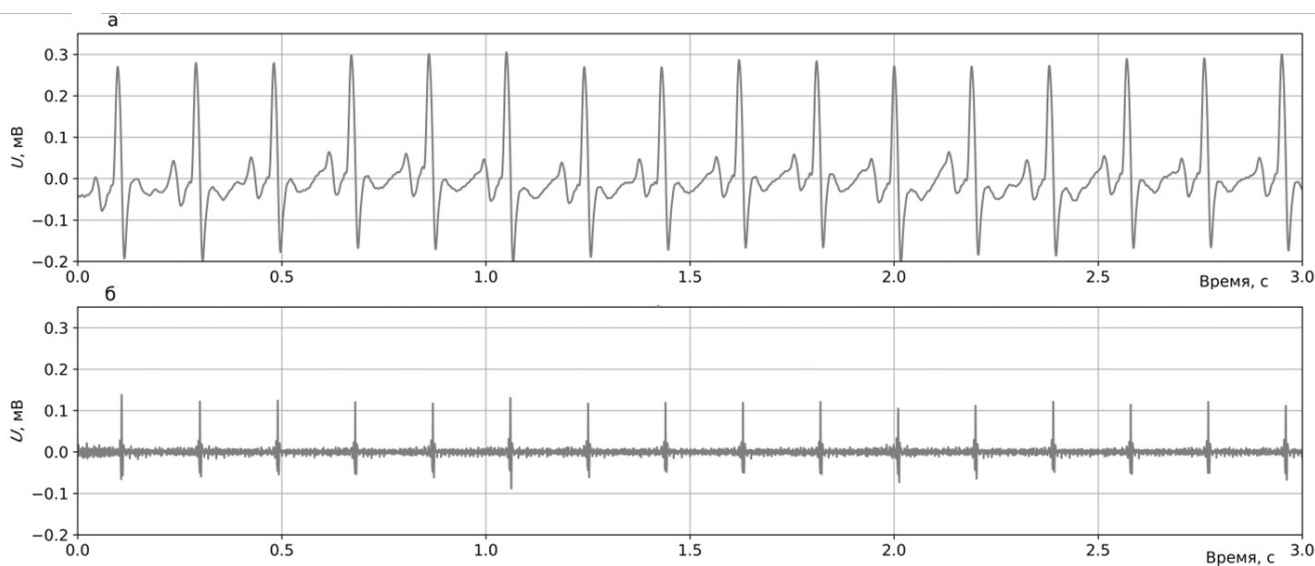


Рис. 1. Фрагмент записи ЭКС СВР.

а — из НЧ-канала регистрации сигнала, б — из ВЧ-канала регистрации сигнала

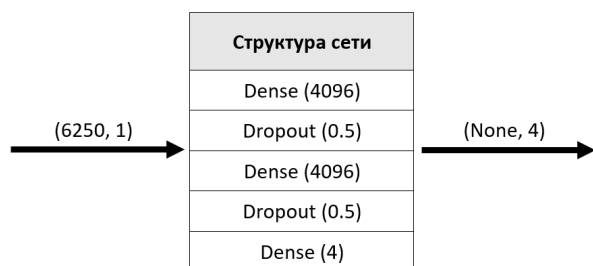


Рис. 2. Структура используемой в работе сверточной нейронной сети.

Для обработки и визуализации полученных данных была использована многослойная сверточная нейронная сеть с полносвязными (dense) слоями и механизмом dropout для предотвращения переобучения [12–13]. Структура модели приведена на рис. 2.

Dense (4096) представляет собой полносвязный слой, включающий 4096 нейронов. Dropout (0.5) применяется для регуляризации, случайным образом обнуляя 50% входных данных в ходе обучения, что помогает улучшить обобщающую способность модели. Далее следуют еще один полносвязный слой из 4096 нейронов, увеличивающий сложность модели, второй слой dropout для регуляризации, который также обнуляет процент нейронов. Заключительный полносвязный слой выводит 4 значения для классификации на 4 класса. Главная цель применения данной модели — классифицировать данные ЭКГ СВР по 4 классам, соответствующим трем основным этапам экспериментов, описанным ранее, а также переходному этапу между стадиями стабилизации

и ишемии. Морфология ЭКС в данном промежутке времени имеет отличия от нормального ритма, но при этом подъем ST-сегмента, характерный для ранней стадии ИБС, еще не проявляется.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

В результате данного исследования была обучена модель, определяющая вероятность принадлежности поступающего на вход фрагмента ЭКС СВР к каждому из классов, соответствующих этапам стабилизации, ишемии, реперфузии и переходному этапу. Кривая обучения модели показана на рис. 3 [14]. После обработки 90 записей общей длительностью свыше 150 ч была достигнута точность классификации 85.7%.

В качестве примера работы классификатора на рис. 4 представлена временная зависимость оценки вероятности принадлежности каждого кардиоцикла одной записи ЭКС СВР к одному из 4 классов, где P_s — вероятность того, что этот фрагмент сигнала был получен на этапе стабилизации, P_i — на стадии перехода между этапами стабилизации и ишемии, P_r — ишемии, P_r — реперфузии. Вертикальной сплошной линией отмечено начало следующего этапа эксперимента в соответствии с указаниями врача-кардиолога, проводившего опыт. Из примера очевидно, что классификатор определяет момент перехода от стадии ишемии к стадии реперфузии. Помимо этого, модель способна выявить ранние изменения морфологии сигнала в момент моделирования патологии, т.к. вероятность принадлежности фрагмента ЭКС СВР к переходному этапу увеличивается до 0.83.

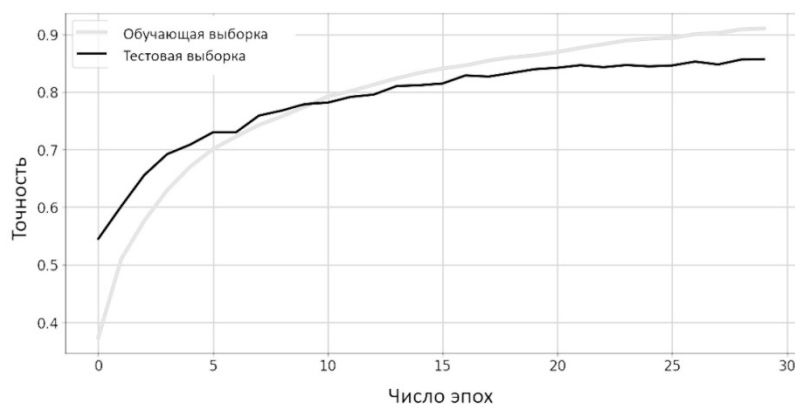


Рис. 3. Кривая обучения модели.

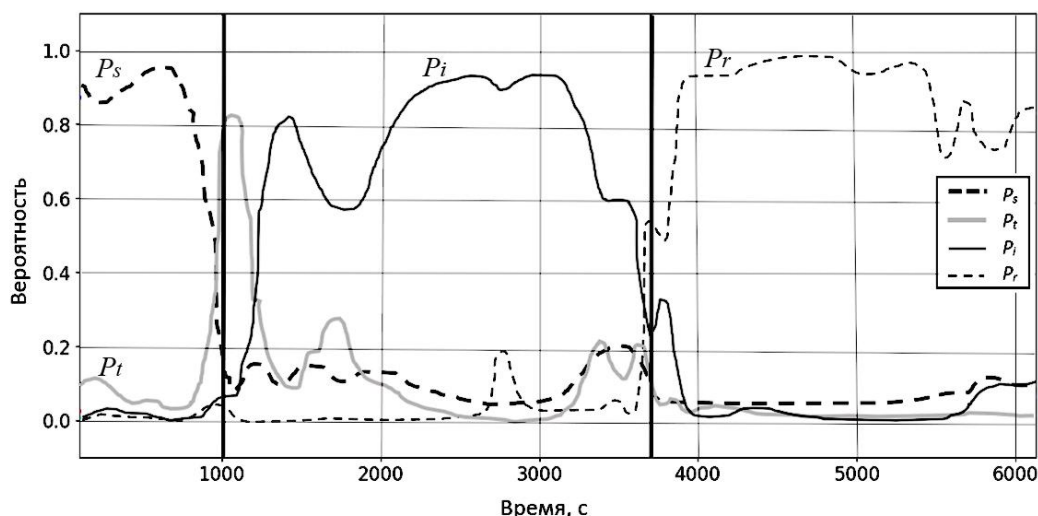


Рис. 4. Зависимость от последовательных этапов эксперимента оценки вероятности принадлежности каждого кардиоцикла записи ЭКС СВР к одному из 4 классов. Вертикальные линии — границы основных этапов; P_s — вероятность принадлежности фрагмента сигнала классу 1 (стабилизация), P_t — классу 2 (переход состояний), P_i — классу 3 (ишемия), P_r — классу 4 (реперфузия)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе развития программно-аппаратного комплекса на основе малогабаритного блока для съема, регистрации и записи данных по методу ЭКГ СВР, была предложена модель нейронной сети, предназначенная для классификации ЭКГ-данных с целью автоматического выявления ранних признаков ишемии миокарда. Полученные результаты могут стать основой для разработки нового поколения медицинского программного обеспечения, которое позволит получать диагностические данные о ранних признаках развития патологии с применением инновационного метода ЭКГ СВР. Внедрение НС в анализ ЭКС СВР может послужить основой новых технологичных решений, способствующих ранней диагностике и мониторингу болезней сердца.

Финансирование

Финансовая поддержка работы была оказана Министерством науки и высшего образования Российской Федерации, номер гос. регистрации темы 1023032800366-6.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- Nowbar A.N., Gitto M., Howard J.P., Francis D.P., Al-Lamee R. Mortality from schemicheart disease: Analysis of data from the World Health Organization and coronary artery disease risk factors from NCD risk factor collaboration // *Circulation: Cardiovascular Quality and Outcomes*. 2019. Vol. 12, no. 6. P. 1–11. DOI:10.1161/CIRCOUTCOMES.118.005375
- Martinek R., Ladrova M., Sidikova M., Jaros R., Behbehani K., Kahankova R., Kawala-Sterniuk A. Advanced-bioelectrical signal processing methods: past, present and future approach — Part I: cardiac signals // *Sensors*. 2021. Vol. 21, no. 15. Id. 5186. P. 1–32. DOI:10.3390/s21155186
- Гуляев Ю.В., Зайченко К.В. Электрокардиография сверхвысокого разрешения. Задачи. Проблемы. Перспективы // *Биомедицинская радиоэлектроника*. 2013. № 9. С. 5–15. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=20250761>
- Кордюкова А.А. Раннее детектирование острой ишемии миокарда у подопытных крыс с помощью электрокардиографии сверхвысокого разрешения // *Сб. научных статей по материалам XIV Международного симпозиума "Электроника в медицине. Мониторинг, диагностика, терапия (ЭМ-25)" (Санкт-Петербург, 17 апреля 2025 г.)*. 2025. С. 59–64.
- Зайченко К.В., Кордюкова А.А., Логачев Е.П., Лучкова М.Н. Медицинские аспекты применения радиолокационных методов обработки сигналов при реализации электрокардиографии сверхвысокого разрешения // *Медицинская техника*. 2021. Вып. 55, № 1. С. 21–24. URL: <http://www.mtjournal.ru/upload/iblock/937/93783e121ea4c0ced5a521a18099f073.pdf>
- Кордюкова А.А., Денисова Е.А. Применение алгоритма предварительной обработки для анализа электрокардиосигналов сверхвысокого разрешения // *Сб. научных статей по материалам XXVII Международной научно-технической конференции "Медико-экологические информационные технологии – 2024"* (Курск, 16–17 мая 2024 г.). Курск: ЮЗГУ, 2024.

- С. 114–118.
URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=80573333&pff=1>
7. Галагудза М.М., Зайченко К.В., Кордюкова А.А., Сонин Д.Л. Исследование острой ишемии миокарда у подопытных животных с помощью инструментальной электрофизиологии сверхвысокого разрешения // Сб. научных статей по материалам XXVI Международной научно-технической конференции "Медико-экологические информационные технологии – 2023" (Курск, 18–19 мая 2023 г.). Курск: ЮЗГУ, 2023. С. 103–107. URL: <https://elibrary.ru/pikaqq>
 8. Сиващенко П.П., Волкова Я.Я., Коваленко Е.И. Анализ ЭКГ методами нейронных сетей // Сб. статей Международной научно-практической конференции. "Приоритетные направления научных исследований. Анализ, управление, перспективы" (Саратов, 19 февраля 2020 г.). Уфа: OMEGA SCIENCE, 2020. С. 196–198. URL: <https://os-russia.com/SBORNIKI/KON-288.pdf>
 9. Киреева К.А., Коробова Л.А., Аранов Д.В. Разработка искусственной нейронной сети для классификации ЭКГ // Моделирование систем и процессов. 2023. Т. 16, № 3. С. 42–54.
URL: <https://naukaru.ru/ru/nauka/article/70882/view>
 10. Садриев Р.Р. Использование нейронных сетей для распознавания заболеваний сердца по результатам ЭКГ // Материалы XIV научной конференции "Традиции и инновации" (Санкт-Петербург, 20–23 ноября 2023 г.). СПб: Изд-во Санкт-Петербургского гос. технологического ин-та (технического университета), 2023. С. 281.
URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=69191026>
 11. Jurak P., Halamek J., Leinveber P. et al. Ultra-high-frequency ECG measurement // Proc. Computing in Cardiology Conference (CinC 2013) (Zaragoza, Spain, 22–25 September 2013). IEEE, 2013. Vol. 40. P. 783–786. URL: https://www.researchgate.net/publication/261055062_Ultra-high-frequency_ECG_measurement
 12. Russakovsky O., Deng J., Su H. et al. ImageNet large scale visual recognition challenge // Int. J. Comput. Vis. 2015. Vol. 115. P. 211–252. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y
 13. Gulshan V., Peng L., Coram M. et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs // J. Am. Med. Assoc. 2016. Vol. 316, no. 22. P. 2402–2410. DOI: 10.1001/jama.2016.17216
 14. Ritter F.E., Schooler L.J. The Learning Curve // International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences / eds. W. Kintch, N. Smelser, P. Baltes. New York, Elsevier, 2001. P. 8602–8605.
URL: <http://act-r.psy.cmu.edu/wordpress/wp-content/uploads/2012/12/408learningcurve.pdf>

**Институт аналитического приборостроения РАН,
Санкт-Петербург**

Контакты: Денисова Елена Артемовна
tiranderel@yandex.ru

Материал поступил в редакцию 16.09.2025

THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE ANALYSIS OF ULTRA-HIGH RESOLUTION ELECTROCARDIOGRAPH DATA

E. A. Denisova, A. A. Kordyukova, D. O. Shevyakov

Institute for Analytical Instrumentation of RAS, Saint Petersburg, Russia

The purpose of this study is to demonstrate the possibility of classifying measurement data of a small-sized block for logging, registration and recording electrocardiosignals (ECS) using the ultra-high resolution electrocardiography (UHR ECG) method, which is being developed in Laboratory 235 of the Institute for Analytical Instrumentation of the Russian Academy of Sciences (IAI RAS). To classify the results of electrocardiographic measurements, a 4-layer convolutional neural network (NN) was used, trained and tested on a database consisting of 90 records of UHR ECS obtained during experiments modeling acute myocardial ischemia in experimental rats. Each experiment included three stages — "stabilization", "ischemia" and "reperfusion", characterized by different morphology and spectral characteristics of the recorded signals. The task was to automatically estimate the probability of each cardiac cycle belonging to one of the 4 classes corresponding to the three main stages of the experiments, as well as the transitional stage between the stages of "stabilization" and "ischemia". To assess the quality of the classification, a learning curve of the model and a time dependence of the probability assessment of each cardiac cycle belonging to one of the 4 classes of an UHR ECS record were plotted.

Keywords: electrocardiography, electrocardiosignal, ultra-high resolution, convolutional neural network, layer, model, coronary heart disease, marker

REFERENCES

- Nowbar A.N., Gitto M., Howard J.P., Francis D.P. Mortality from ischemic heart disease: analysis of data from the World Health Organization and coronary artery disease risk factors from NCD risk factor collaboration. *Circulation: Cardiovascular Quality and Outcomes*, 2019, vol. 12, no. 6, pp. 1–11. DOI:10.1161/CIRCOUTCOMES.118.005375
- Martinek R., Ladrova M., Sidikova M., Jaros R., Behbehani K., Kahankova R., Kawala-Sterniuk A. Advanced-Bioelectrical Signal Processing Methods: Past, Present and Future Approach – Part I: Cardiac Signals. *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 15, id. 5186, pp. 1–32. DOI:10.3390/s21155186
- Gulyaev Y.V., Zaichenko K.V. [High-resolution electrocardiography. Task. Problem. Prospects]. *Biomeditsinskaya radioelektronika* [Journal Biomedical Radioelectronics], 2013, no. 9, pp. 5–15. (In Russ.). URL: http://radiotec.ru/ru/journal/Biomedical_Radioelectronics/number/2013-9/article/13361
- Kordyukova A.A. [Early detection of acute myocardial ischemia in experimental rats using ultra-high-resolution electrocardiography]. *Sb. Nauchnykh statey po materialam XIV Mezhdunarodnogo simpoziuma "Elektronika v meditsine. Monitoring, diagnostika, terapiya (EM-25)"* [Proc. XIV International Workshop "Electronics in Medicine: Monitoring, Diagnostics, and Therapy (EM-25)"], St. Petersburg, 2025, pp. 59–64. (In Russ.).
- Zaichenko K.V., Kordyukova A.A., Logachev E.P., Luchkova M.N. Application of radar techniques of signal processing for ultra-high resolution electrocardiography. *Biomed. Eng.*, 2021, vol. 55, no. 1, pp. 31–35. DOI: 10.1007/s10527-021-10065-3
- Kordyukova A.A., Denisova E.A. [Application of a pre-processing algorithm for the analysis of ultra-high-resolution electrocardiograms]. *Sb. Nauchnykh statey po materialam XXVII Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii "Mediko-ekologicheskiye informatsionnyye tekhnologii – 2024"* [Proc. XXVII International Scientific and Technical Conference "Medical-Ecological Information Technologies – 2024"], Kursk, SWSU, 2024, pp. 114–118. (In Russ.). URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=80573333&pf=1>
- Galagudza M.M., Zaichenko K.V., Kordyukova A.A., Sonin D.L. [Study of Acute Myocardial Ischemia in Experimental Animals Using Instrumental Ultra-High Resolution Electrophysiology]. *Sb. Nauchnykh statey po materialam XXVI Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii "Mediko-ekologicheskiye informatsionnyye tekhnologii – 2023"* [Proc. XXVI International Scientific and Technical Conference "Medical-Ecological Information Technologies – 2023"], Kursk, SWSU, 2023, pp. 103–107. URL: <https://elibrary.ru/pikaqq> (In Russ.).
- Sivashchenko P.P., Volkova Ya.Ya., Kovalenko E.I. [ECG analysis using neural network methods]. *Sb. Statey Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii "Prioritetnyye napravleniya nauchnykh issledovaniy. Analiz, upravleniye, perspektivy"* [Proc. International Scientific and Professional Conference "Priority areas of scientific research. Analysis, management, prospects"], Ufa: OMEGA SCIENCE Publ., 2020, pp. 196–198. (In Russ.). URL: <https://os-russia.com/SBORNIKI/KON-288.pdf>

9. Kireeva K.A., Korobova L.A., Arapov D.V. [Development of an Artificial Neural Network for ECG Classification]. *Modelirovaniye sistem i protsessov* [Modeling of Systems and Processes], 2023, vol. 16, no. 3, pp. 42–54. DOI: 10.12737/2219-0767-2023-16-3-42-54. (In Russ.).
10. Sadriev R.R. [Using neural networks for heart disease detection based on ECG results]. *Materialy XIV nauchnoy konferentsii "Traditsii i innovatsii"* [Proc. XIV Scientific Conference "Traditions and Innovations"], St. Petersburg, Publ. House of St. Petersburg State Institute of Technology, 2023, pp. 281. (In Russ.).
URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=69191026>.
11. Jurak P., Halamek J., Leinveber P. et al. Ultra-high-frequency ECG measurement. *IEEE Proc. Computing in Cardiology Conference (CinC 2013)*, IEEE, 2013, vol. 40, pp. 783–786. URL: https://www.researchgate.net/publication/261055062_Ultra-high-frequencyECG-measurement
12. Russakovsky O., Deng J., Su H. et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *Int. J. Comput. Vis.*, 2015, no. 115, pp. 211–252. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y
13. Gulshan V., Peng L., Coram M. et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *J. Am. Med. Assoc.*, 2016, vol. 316, no. 22, pp. 2402–2410. DOI: 10.1001/jama.2016.17216
14. Ritter F.E., Schooler L.J. The Learning Curve. *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, eds. W. Kintch, N. Smelser, P. Baltes, New York, Elsevier, 2001, pp. 8602–8605.
URL: <http://act-r.psy.cmu.edu/wordpress/wp-content/uploads/2012/12/408learningcurve.pdf>

Contacts: *Denisova Elena Artemovna*,
tiranderel@yandex.ru

Article received by the editorial office on 16.09.2025

INTRODUCTION

Cardiovascular diseases are one of the leading causes of death worldwide, with coronary heart disease (CHD) posing the greatest threat [1]. Due to the increasing mortality rate from this cardiac pathology, the need to develop effective tools for detecting its early signs is becoming increasingly urgent. The main routine method for detecting CHD markers is standard electrocardiography (ECGS) [1]. This method is a universal technology for recording electrical impulses generated with each contraction of the heart muscle in a frequency range from 0.05 to 100 Hz (electrocardiosignals, ECS) [2–3].

ECGS can reveal the presence of CHD, which is manifested by elevation or depression of the ST segment and negative T waves. However, these changes often appear 2–7 days after the onset of the pathology. The diagnostic sensitivity of ECG for acute coronary syndrome is only 56% [4]. To overcome this shortcoming of ECGS, the team at Laboratory 235 "Radioelectronic and Optoelectronic Devices for Early Diagnosis of Human Diseases" of the Institute for Analytical Instrumentation of the Russian Academy of Sciences (IAI RAS) is developing a new method of ultra-high-resolution instrumental electrophysiology. This method includes a subsection called ultra-high-resolution ECG (UHR ECG), aimed at studying the fine structure of ultra-high-resolution ECS (UHR ECS) in order to identify and record pathological changes associated with the development of CHD not only in the classic areas of ECG processing but also in areas considered to be interference [4–7].

Multidimensional data obtained from experiments on modeling acute CHD require modern mathematical processing. For this purpose, a four-layer convolutional neural network (NN) is used in this study. Artificial intelligence algorithms can analyze large data sets, including ECS recordings, and identify complex patterns that may not be obvious [8–10]. In the context of intelligent monitoring of the cardiac muscle of a living experimental subject, NNs will allow for the automatic classification of fragments based on their morphology and power characteristics, simplifying the understanding of the data structure and decision-making based on the obtained results.

The aim of this study was to demonstrate the capabilities of NNs in identifying early signs of CHD in UHR ECS recordings. To train and test the model [6] we employed a database containing 90 recordings obtained using a UHR ECG recording unit, which is being developed at Laboratory 235 of the Institute of Analytical Instrumentation of the Russian Academy of Sciences,

MATERIALS AND METHODS

This study examined 90 UHR ECS recordings obtained during experiments simulating artificially induced acute coronary syndrome in laboratory animals (rats) at the V.A. Almazov Institute of Experimental Medicine. At the initial (preparatory) stage of each experiment, the animal is brought to a state characteristic of the pathology being studied using a special technique for working with experimental animals [7]. In parallel, a unit for logging, registration, and recording the ECG using the UHR ECG method is connected. The next stage — stage 1 of the experiment, called "stabilization" — includes checking the correctness of the equipment connection, recording the animal's condition after surgical preparation, and restoring its hemodynamic parameters. Then, artificial CHD is created through surgical intervention, which initiates the second stage of the experiment — "ischemia". In the third final stage, called "reperfusion," the cause of the pathological condition of the tissues and organs is surgically eliminated.

A distinctive feature of the UHR ECG method is the division of the input signal into low-frequency (LF) and high-frequency (HF) channels. Data from the LF channel is analogous to signals from the ECG S method, i.e., it is recorded in a frequency range from 0.05 to 100 Hz. Particular attention is paid to the HF components of the ECS (micropotentials), which are isolated and further amplified in the high-frequency channel in the range from 100 to 2000 Hz. As an example, Fig. 1 shows fragments of the UHR ECS of the low- and high-frequency signal recording channels obtained from the unit.

Micropotentials recorded using the UHR ECG are caused by the activity of sodium (Na^+) and potassium (K^+) ion channels. The continuous movement of ions through the membranes of cardiac muscle cells causes local changes in the electric field, which can be recorded as micropotentials [11]. Experiments using the UHR ECG method have demonstrated the possibility of early detection of signs of CHD. The spectral power density of the signal from the high-frequency ECS recording channel demonstrates greater sensitivity to changes associated with the initial stage of the pathology under study, compared to traditional markers.

Fig. 1. Fragment of the UHR ECS recording.
a — from the low-frequency signal recording channel, б — from the high-frequency signal recording channel

A multilayer convolutional neural network with dense layers and a dropout mechanism to prevent overfitting was used to process and visualize the obtained data [12–13]. The model structure is shown in Fig. 2.

Fig. 2. The structure of the convolutional neural network used in the work.

Dense (4096) is a fully connected layer comprising 4096 neurons. Dropout (0.5) is used for regularization, randomly setting 50% of the input data to zero during training, which helps improve the generalization ability of the model. This is followed by another fully connected layer of 4096 neurons, increasing the complexity of the model, and the second dropout layer for regularization, which also sets a percentage of neurons to zero. The final dense layer outputs four values for classification into four classes. The main goal of this model is to classify UHR ECG data into four classes, corresponding to the three main experimental stages described earlier, as well as the transitional phase between the stabilization and ischemia stages. The ECS morphology during this time interval differs from the normal rhythm, but the ST-segment elevation characteristic of early-stage CHD is not yet evident.

RESULTS AND DISCUSSION

This study resulted in training a model that determines the probability of an incoming UHR ECS fragment belonging to each of the classes corresponding to the stabilization, ischemia, reperfusion, and transition stages. The model learning curve is shown in Fig. 3 [14]. After processing 90 recordings with a total duration of over 150 hours, a classification accuracy of 85.7% was achieved.

Fig. 3. Model learning curve.

As an example of the classifier's operation, Fig. 4 shows the time dependence of the estimated probability of each cardiac cycle of a single UHR ECS recording belonging to one of the four classes, where P_s is

the probability that this signal fragment was obtained during the stabilization stage, P_t is the probability that this signal fragment was obtained during the transition between the stabilization and ischemia stages, P_i is the probability that this signal fragment was obtained during ischemia, and P_r is the probability that this signal fragment was obtained during reperfusion. The vertical solid line marks the start of the next stage of the experiment, in accordance with the instructions of the cardiologist conducting the experiment. The example clearly shows that the classifier determines the transition moment from the ischemia stage to the reperfusion stage. Furthermore, the model is capable of identifying early changes in signal morphology during pathology modeling, as the probability of a UHR ECS fragment belonging to the transition stage increases to 0.83.

Fig. 4. Dependence of the probability of belonging of each cardiac cycle of the UHR ECS recording to one of the 4 classes on the successive stages of the experiment. Vertical lines indicate the boundaries of the main stages; P_s is the probability of a signal fragment belonging to class 1 (stabilization), P_t is the probability of belonging to class 2 (state transition), P_i is the probability of belonging to class 3 (ischemia), and P_r is the probability of belonging to class 4 (reperfusion)

CONCLUSION

During the development of a hardware and software system based on a compact unit for logging, registration, and recording data using the UHR ECG method, a neural network model was proposed for classifying ECG data to automatically detect early signs of myocardial ischemia. The obtained results can form the basis for the development of a new generation of medical software that will enable the acquisition of diagnostic data on the early signs of developing pathology using the innovative UHR ECG method. The implementation of neural networks in UHR ECS analysis can serve as the basis for new technological solutions facilitating the early diagnosis and monitoring of heart disease.