

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА АУТЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ НА ОСНОВЕ ЭКГ С ПРИМЕНЕНИЕМ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

INTELLIGENT ECG-BASED BIOMETRIC AUTHENTICATION SYSTEM USING DEEP LEARNING TECHNIQUES

**Azab Mohamed Abdalla Elsayed
V. Korzhuk**

Summary. This paper presents an intelligent biometric authentication system based on electrocardiogram (ECG) signals and deep learning techniques. The system incorporates signal filtering, feature extraction, wavelet decomposition, and precise QRS complex detection. Noise robustness is enhanced through deviation modeling and threshold averaging. Classification is performed by an optimized neural network. Experimental validation using the ECG-ID dataset achieved 98 % accuracy, 95 % sensitivity, and a 10-second response time, with an AUC of 0.98. These results demonstrate the system's suitability for practical use and highlight future directions for improving selectivity and reducing false positives.

Keywords: biometrics, ECG, authentication, deep learning, ANN, wavelet decomposition, QRS complex, information security.

Азаб Мохамед Абдалла Эльсайед

Аспирант, Университет ИТМО, г. Санкт-Петербург
mohamed.a.azab@itmo.ru

Коржук Виктория Михайловна

Доцент, Университет ИТМО, г. Санкт-Петербург
vmkorzhuk@itmo.ru

Аннотация. В статье описана интеллектуальная система биометрической аутентификации, использующая сигналы ЭКГ и алгоритмы глубокого обучения. Система включает этапы фильтрации, извлечения признаков, вейвлет-декомпозиции и точного выделения комплекса QRS. Расчёт отклонений и использование усреднённого порога позволяют минимизировать влияние шума. Классификация осуществляется с помощью нейросетевой модели. Эксперименты на наборе ECG-ID подтвердили эффективность: точность — 98 %, чувствительность — 95 %, время отклика — 10 секунд, AUC = 0,98. Результаты демонстрируют пригодность системы для практического применения и подчёркивают перспективы развития в направлении повышения селективности и снижения ложных срабатываний.

Ключевые слова: биометрия, ЭКГ, аутентификация, глубокое обучение, ИНС, вейвлет-декомпозиция, QRS, информационная безопасность.

Введение

Биометрическая аутентификация имеет первостепенное значение в Биометрическая аутентификация играет важную роль в обеспечении защиты конфиденциальной информации и ресурсов [1]. Среди физиологических сигналов, применяемых для идентификации личности, ЭКГ занимает особое место благодаря своей уникальности, стабильности и устойчивости ко внешним воздействиям. Шаблоны электрической активности сердца, зафиксированные с помощью ЭКГ, отражают индивидуальные анатомо-физиологические особенности и служат надёжным источником биометрических данных. В данной работе представлена система аутентификации, основанная на сигналах ЭКГ и алгоритмах глубокого обучения. Предложенный подход направлен на повышение точности и надёжности идентификации за счёт анализа формы и динамики сердечных сокращений. В качестве основного механизма распознавания используется искусственная нейронная сеть (ИНС), обученная на извлечённых признаках ЭКГ. Современные биометрические методы, такие как распознавание лиц и голосов, подвержены уязвимостям: они неэффективны

при отсутствии визуальных данных, могут быть обмануты записями или не способны различать идентичных близнецов. В этом контексте ЭКГ-сигналы являются выгодной альтернативой, обладая универсальностью, уникальностью и высокой стойкостью к фальсификациям [2]. ЭКГ фиксирует электрическую активность сердца во времени. Сигнал включает повторяющуюся форму волн с характерными компонентами — зубец Р, комплекс QRS и зубец Т, — каждый из которых связан с определённой фазой сердечного цикла: деполяризация предсердий (Р), деполяризация желудочков (QRS) и реполяризация желудочков (Т) [3]. Эти характеристики варьируются у разных людей и обеспечивают индивидуальную морфологию сигнала [4]. Кроме того, на форму сигнала влияет размещение электродов. Стандартная 12-выводовая схема регистрации делит ЭКГ на грудные и конечностные отведения, обеспечивая детализированное отображение ритмических паттернов. Комплекс QRS является ключевым элементом анализа и надёжным биометрическим ориентиром, обычно рассматриваемым в структуре Р-QRS-Т [5]. Уникальность ЭКГ-сигналов обусловлена анатомо-физиологическими различиями между людьми. При этом исследования подтверждают стабильность

внутриличностных характеристик даже при длительных интервалах между записями [6]. Благодаря своей непроизвольности и физиологической природе, ЭКГ-сигналы трудно подделать, что делает их особенно надёжным инструментом биометрической аутентификации [7].

Благодаря этим свойствам ЭКГ активно исследуется как биометрический параметр с начала 2000-х годов. Настоящая работа организована следующим образом: в разделе 2 представлен обзор литературы и анализ существующих решений; в разделе 3 — описание предлагаемой методологии; в разделе 4 — экспериментальные результаты и их обсуждение; раздел 5 содержит выводы и направления для дальнейших исследований.

Литературный обзор

Исследование Н. Silva et al. [8] подчёркивает важность ЭКГ-биометрии для безопасного доступа к медицинским информационным системам, учитывая ограничения традиционных методов авторизации. В работе Ал. [6] продемонстрирована эффективность идентификации по морфологическим и временным признакам ЭКГ, собранным у 22 участников — тестирование 550 образцов подтвердило индивидуальность сигналов. Также показано, что сегмент QRS остаётся устойчивым к изменению частоты сердечных сокращений и может надёжно использоваться для биометрической верификации [9].

Согласно Y. Ho, Wang et. Al. [10], «Биометрическая идентификация» определяет личности на основе их уникальных физических и биологических сигналов. Этот проект рассматривает и оценивает способ изучения ЭКГ с одного отведения для различения различных людей. После завершения первой фазы данные ЭКГ разбиваются на несколько сегментов для обработки, по одному окну для каждого сердцебиения. Путём корректного определения комплекса QRS наш инструмент собирает важные значения данных, способствующие идентификации личности. Исследовательская работа предоставляет биометрическую систему для структурированного изучения конкретной электрокардиограммы (ЭКГ) для аутентификации человека. Начальный этап такой системы состоит из широкополосного фильтра, используемого для удаления шума, а также других артефактов, возникающих из исходного сигнала ЭКГ.

В работе А. Krishnapuram et al. [11] представлен байесовский подход к совместному отбору признаков и построению классификатора. Метод позволяет определить, когда уменьшение числа признаков снижает точность модели, и выявить наиболее значимые факторы для классификации. Используется регуляризация через априорные распределения для поощрения разреженности. Авторы также предлагают ЕМ-алгоритм для эффективной оценки MAP, аналогичный по эффективно-

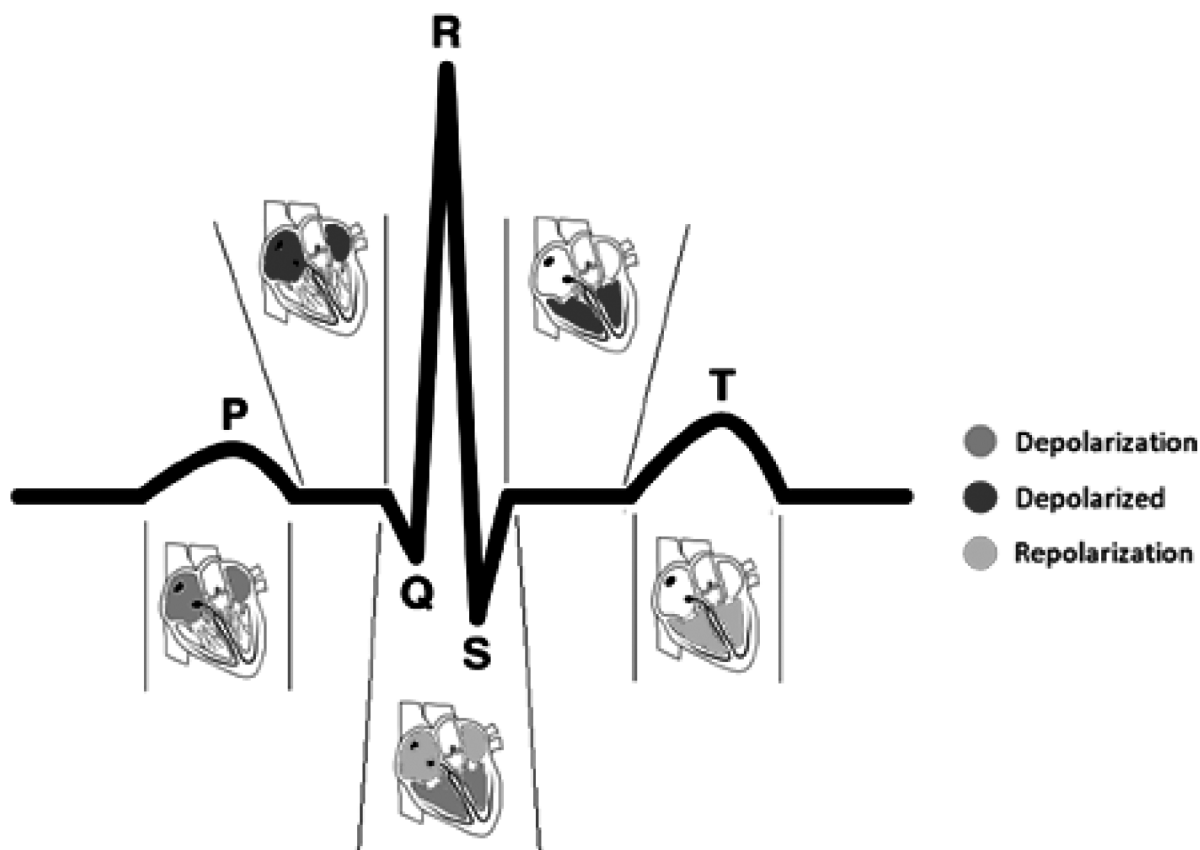


Рис. 1. Последовательность событий деполяризации и реполяризации в сигнале ЭКГ [5]

сти методам опорных векторных машин, но основанный на байесовской теории.

В работе Jebara et al. [12] предложены две методики для SVM: выбор ядер для многозадачного обучения и обучение отдельных SVM на связанных, но раздельных наборах данных. Эти подходы позволяют улучшить классификацию при наличии разнородных данных. Авторы используют формулу экстремального разделения энтропии и выпуклые алгоритмы, сохраняющие глобальные цели оптимизации. Также совместно оптимизируются признаки и ядра SVM. Методика протестирована на упрощённых наборах данных.

В исследовании Andrea Bakker et al. [13] показано, что мультизадачное обучение, при котором модель обучается на нескольких связанных задачах одновременно, повышает точность регрессии. Авторы применяют линейную модель смешанных эффектов, различая фиксированные (общие) и случайные (варьирующиеся) параметры. Используется байесовский подход, где часть параметров распределена для всех задач, а другая — связана через общее вероятностное распределение,

сочетая преимущества нейросетей и многоуровневой статистики.

Исследование [14] рассматривает геометрические различия в многовыводовых ЭКГ, обусловленные анатомией и электрической активностью сердца. Ещё с работ Уоллера и Эйнтховена [15] известно, что ЭКГ заметно варьируется даже у здоровых людей [16]. Основные искажения связаны с прохождением импульсов через ткани, и предложены методы их компенсации. Однако современные системы сталкиваются с шумами и межличностной вариабельностью [17]. Наша система, основанная на глубоком обучении, преодолевает эти ограничения, обеспечивая высокую точность и надёжность [2], [18].

Материалы и методы

Наша предлагаемая система объединяет несколько компонентов, как показано на Рис. 2: обработка сигналов, выделение признаков, вейвлет-анализ и инструмент биометрического сравнения на основе искусственной нейронной сети (ИНС). Этот метод глубокого обучения позволяет нашей системе выявлять сложные волновые паттерны в сигналах ЭКГ, что улучшает как распознава-

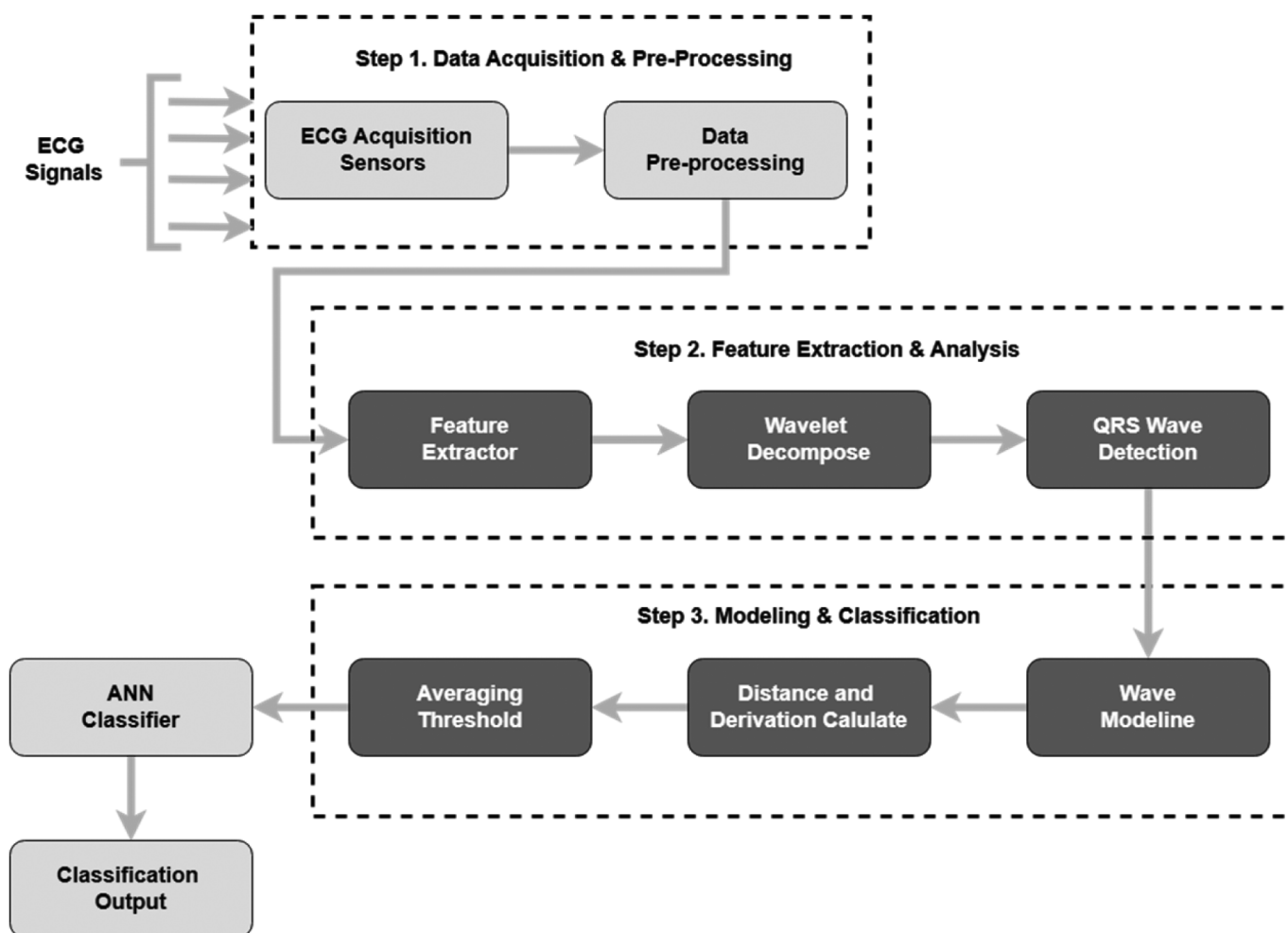


Рис. 2. Предлагаемая блок-схема

ние, так и интерпретацию сердечной активности. Обработка сигналов ЭКГ внутри системы и их усреднение помогают лучше обнаруживать сердечные проблемы, игнорируя нежелательные фоновые шумы.

Предлагаемая система на основе методов глубокого обучения подходит как для индивидуальной, так и для массовой биометрической аутентификации. Она служит ориентиром для исследователей и разработчиков, обеспечивая корректный сбор и оформление ЭКГ-данных. В рамках исследования были определены границы применения и разработаны три сценария использования аутентификации в зависимости от задач конкретного приложения.

Получение данных: В исследовании использовался общедоступный набор данных ECG-ID, содержащий ЭКГ-сигналы от 90 участников. Для анализа были выбраны записи 40 человек с разнообразием по возрасту и полу, что повысило обобщаемость модели. Сигналы, полученные по отведению I с использованием стандартной установки, были сохранены для последующей обработки и анализа.

Предварительная обработка сигналов и извлечение признаков: на первом этапе применялся медианный фильтр для удаления шума и артефактов, что улучшало качество ЭКГ-сигналов. Затем извлекались ключевые компоненты сердечного цикла — зубец P, комплекс QRS и зубец T, используемые как индивидуальные биометрические признаки. Для анализа во временной и частотной областях применялась вейвлет-декомпозиция, выделяющая информативные диапазоны, значимые для аутентификации.

Анализ волн и моделирование: Комплекс QRS, как основной признак для аутентификации, был детально проанализирован с помощью точного определения его границ. Для извлечения дополнительных характеристик проводилось моделирование формы и амплитуды. Надёжность системы повышалась за счёт расчёта расстояний и отклонений от эталонного шаблона, а также применения усреднённого порога, что снижало влияние шума и обеспечивало стабильность результатов.

Классификация и генерация результатов: Обработанные признаки подавались в классификатор на основе искусственной нейронной сети (ИНС), обученной на известных ЭКГ-сигналах. Система анализировала сложные паттерны и выдавала бинарное решение — подлинный

сигнал или нет. Использование усреднённого порога в сочетании с ИНС обеспечивало высокую точность и надёжность аутентификации.

Методология

Рис. 3 показывает блок-схему предлагаемого подхода. Он состоит из предварительно обученного классификатора ИНС для оценки производительности классификации сигналов ЭКГ для аутентификации личности. В предлагаемой методологии шаги, следующие:

ЭКГ-сигналы из открытой базы данных были предварительно обработаны с помощью полосового фильтра (BPF) для устранения шума и сохранения значимых частот. Далее сигналы подавались в оптимизированную искусственную нейронную сеть, архитектура которой была адаптирована для повышения эффективности распознавания.

Результаты

Рисунок 4 показывает исходный ЭКГ-сигнал, содержащий зубцы P, Q, R, S и T, отражающие фазы сердечного цикла. Индивидуальные особенности и нерегулярности формы сигнала служат основой для биометрической аутентификации.

При получении сигнал ЭКГ часто загрязняется различными видами шума. После удаления нежелательного шума из сигнала ЭКГ с использованием полосового фильтра (BPF) сигнал ЭКГ представлен на Рис. 5. Именно этот шаг значительно улучшает качество и точность последующей обработки и анализа сигнала.

Точки PQRS представляют собой ключевые ориентиры в сигнале ЭКГ, а именно зубец P, комплекс QRS и зубец T. Рис. 6 иллюстрирует определённые точки PQRS, предоставляя визуальное представление критически важных признаков, используемых для последующего анализа и извлечения признаков.

Точное обнаружение пиков R в комплексе QRS имеет большое значение. На Рис. 7 показаны конкретно обнаруженные пики R в сигнале ЭКГ, которые служат основой для последующих этапов обработки.

Для уменьшения влияния шума и нерегулярностей к сигналу ЭКГ применяется процесс сглаживания. Рис. 8 демонстрирует сигнал после сглаживания, с более ясным отображением основной сердечной активности.



Рис. 3. Предлагаемая методология

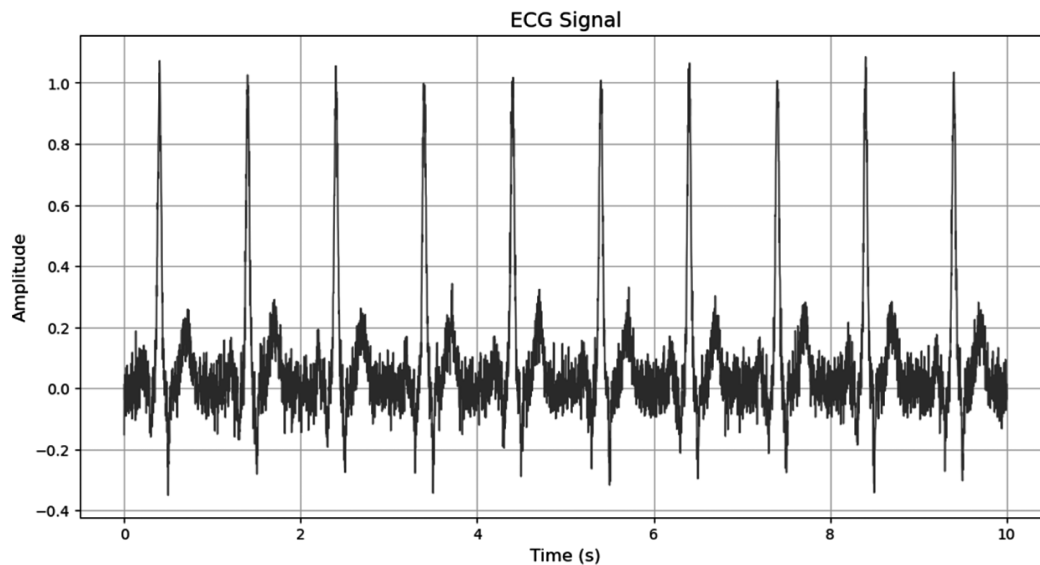


Рис. 4. Входной сигнал ЭКГ

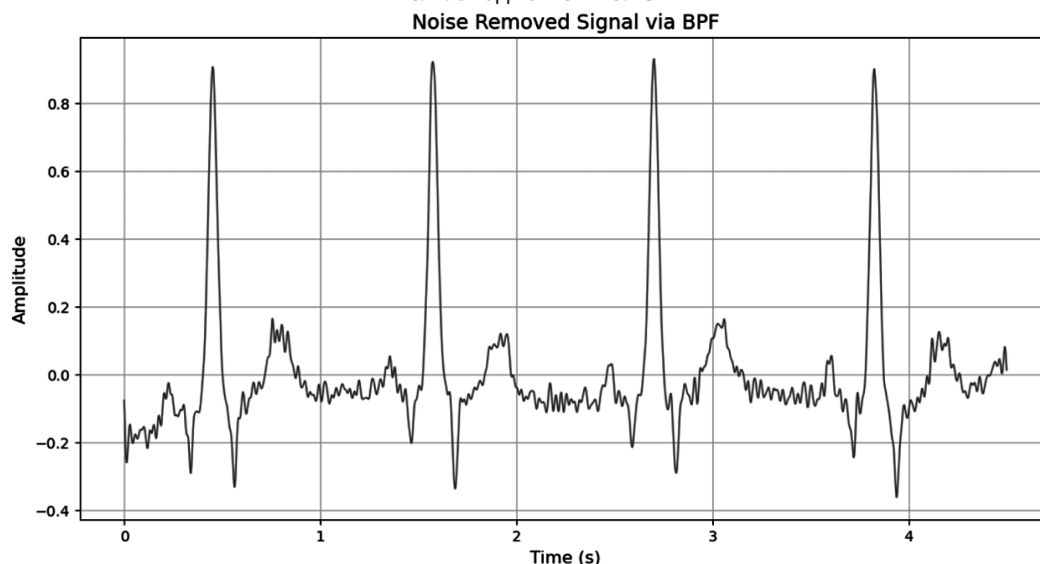


Рис. 5. Сигнал с удаленным шумом посредством BPF

Система показала высокую точность идентификации — 98 %, с чувствительностью 95 %, что подтверждает её надёжную работу. При этом точность в определении поддельных сигналов составила лишь 20 %, что указывает на проблему с ложноположительными результатами (75 %). Таким образом, основной недостаток системы — недостаточная способность отличать подлинные сигналы от ложных. Время обработки составило 10 секунд, что соответствует требованиям реального времени. Показатели точности, чувствительности и селективности представлены на рисунке 9.

Матрица ошибок (рис. 10) показывает, что система правильно классифицировала 95 % подлинных сигналов и лишь 20 % ложных, что указывает на слабую селективность. Ошибки в распознавании неавторизованных пользователей подчёркивают необходимость улучшения механизмов различения поддельных ЭКГ-сигналов.

ROC-кривая (рис. 11) отражает соотношение чувствительности и специфичности. Значение $AUC = 0,98$ подтверждает высокую способность системы различать подлинных и ложных пользователей. Однако снижение производительности при высокой специфичности указывает на ограниченную избирательность.

Заключение

Разработанная система аутентификации на основе ЭКГ объединяет современные методы обработки сигналов и алгоритмы глубокого обучения, обеспечивая высокую точность и надёжность. Интеграция передовых методов извлечения признаков и нейросетей позволяет эффективно применять её в реальных условиях. Обзор литературы подтвердил актуальность направления и выявил основные вызовы. В дальнейшем планируется

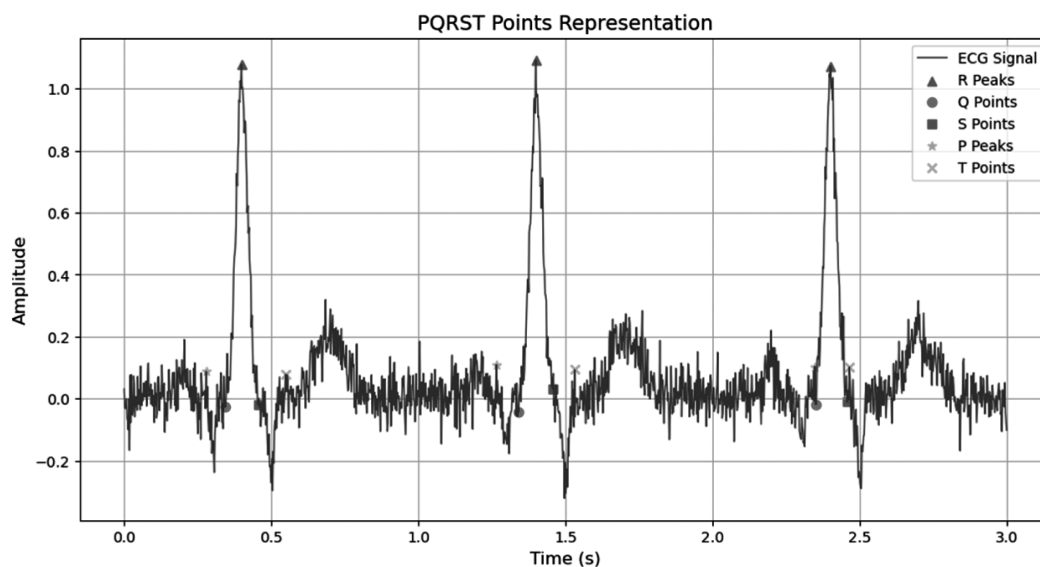


Рис. 6. Представление точек PQRS

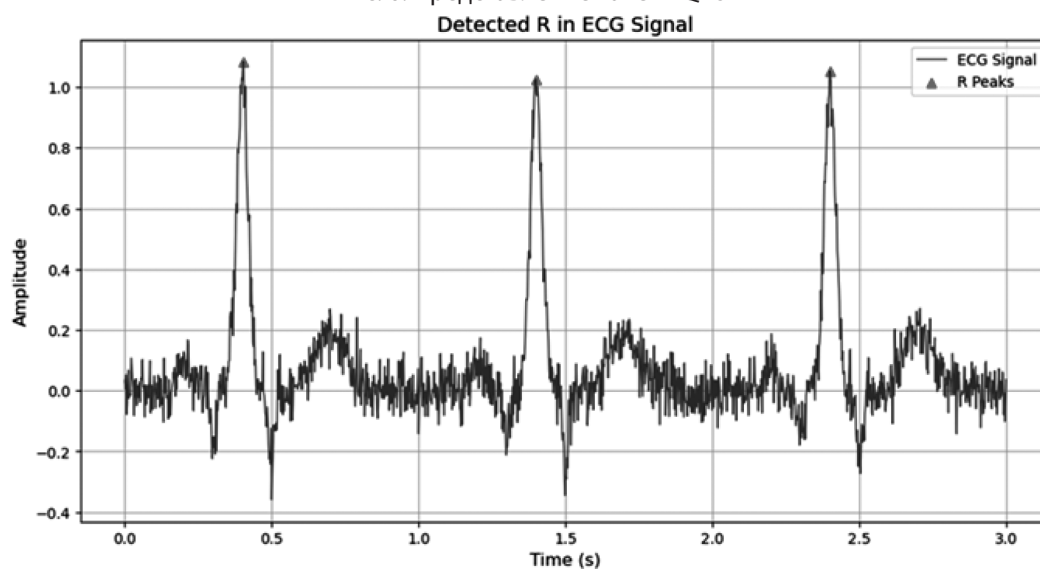


Рис. 7. Обнаруженные пики R в сигнале ЭКГ

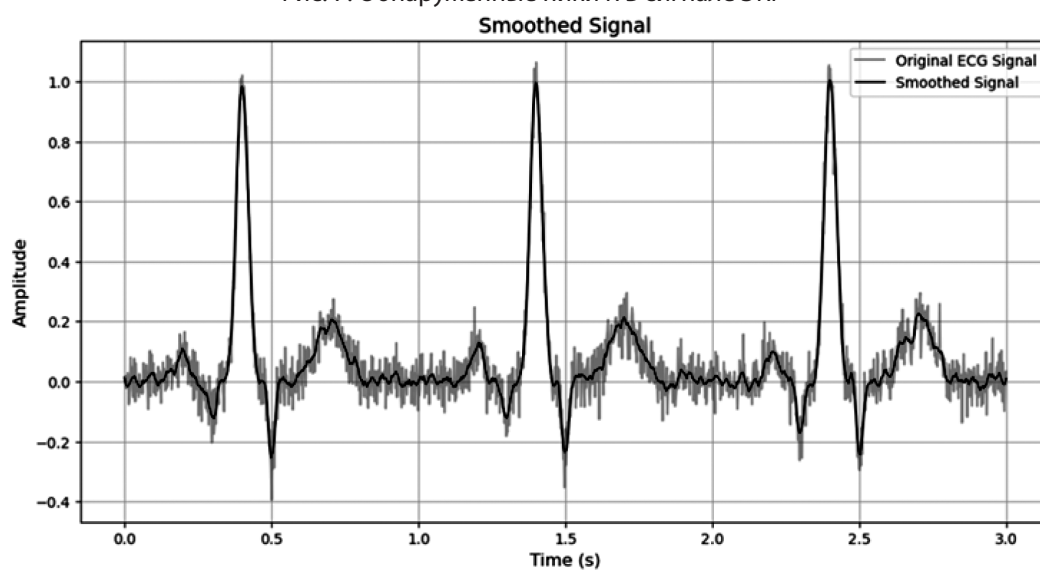


Рис. 8. Сглаженный сигнал

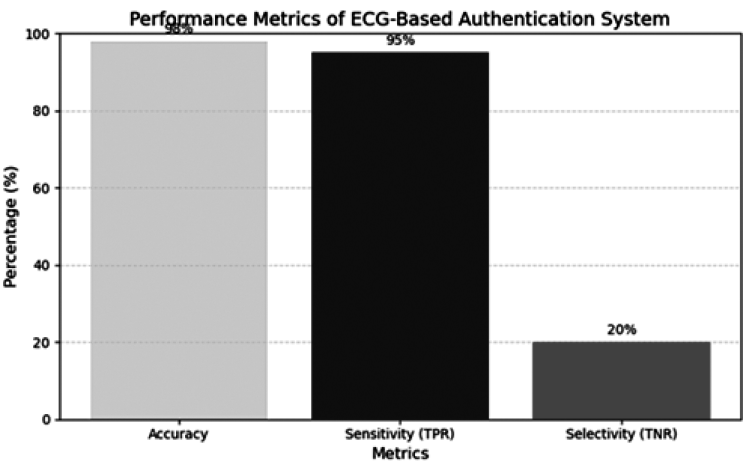


Рис. 9. Показатели производительности

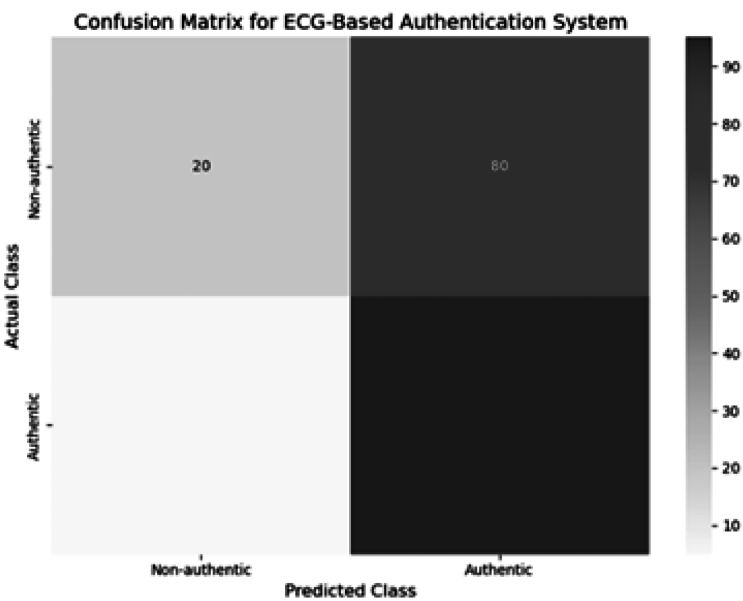


Рис. 10. Матрица ошибок

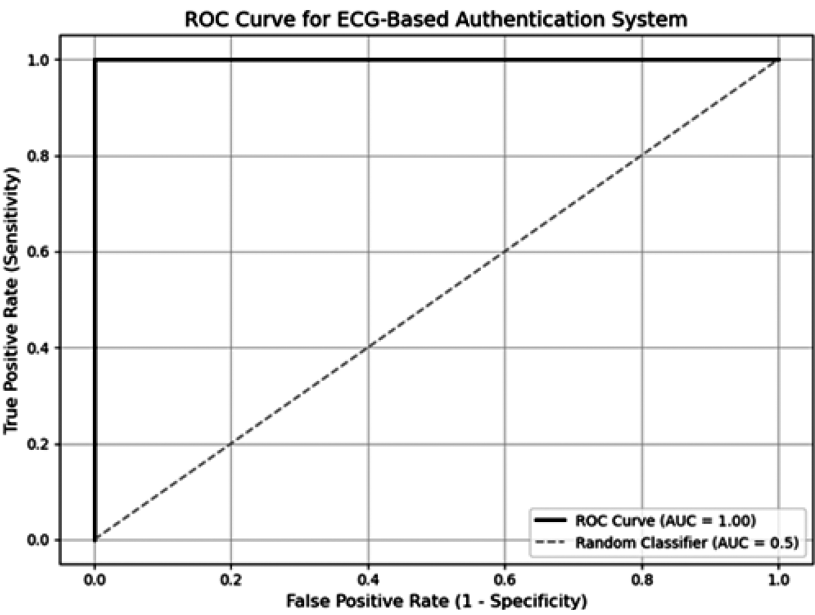


Рис. 11. ROC-кривая для системы аутентификации на основе ЭКГ

использование расширенных датасетов и тестирование в прикладных сценариях. Развитие технологий deep learning и биометрии усилит устойчивость к шуму и ва-

риативности, а адаптация под будущие задачи обеспечит соответствие современным требованиям безопасности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ингале М. и др. Биометрическая аутентификация на основе ЭКГ: Сравнительный анализ // IEEE Access. IEEE Institute of Electrical Electronics Engineers, 2020. Т. 8. С. 117853–117866.
2. Ахмед М.Дж. и др. CardioGuard: Гибридная нейронная сеть для аутентификации на основе ЭКГ с использованием ИИ для прогнозирующего мониторинга здоровья в телемедицинских системах // SLAS Technology. Sage, 2024. Т. 29, № 5. С. 100193.
3. Лю Дж. и др. Новый метод локализации волн P-QRS-T в сигналах ЭКГ на основе гибридных нейронных сетей // Computers in Biology and Medicine. Pergamon, 2022. Т. 150. С. 106110.
4. Швердтферер А.Р. и др. Вариабельность сердечного ритма (BCP): От смерти мозга до резонансного дыхания с частотой 6 вдохов в минуту // Clinical Neurophysiology. Elsevier Ireland, 2019. Т. 131, № 3. С. 676–693.
5. Сон Дж. и др. Реконструкция 12-канальной электрокардиограммы из трехканального устройства типа патч с использованием сети LSTM // Sensors. Molecular Diversity Preservation, 2020. Т. 20, № 11. С. 3278.
6. Цюй Х., Панг Л., Гао Х. Классификация умственной нагрузки на основе множественных признаков сигналов ЭКГ // Informatics in Medicine Unlocked. Elsevier, 2021. Т. 24. С. 100575.
7. Сюн П. и др. Обнаружение кратковременной пароксизмальной фибрилляции предсердий на основе парадигмы внутри- и межпациентного анализа интервалов R-R // Biomedical Signal Processing and Control. American Geophysical Union, 2023. Т. 89. С. 105750.
8. Да Силва Х.П. и др. Сигнал ЭКГ пальца для аутентификации пользователей: Удобство использования и производительность // Institute of Electrical Electronics Engineers, 2013. Т. 2. С. 1–8.
9. Эль Бужнуни И. и др. Капсульная нейронная сеть на основе вейвлетов для биометрической идентификации по ЭКГ // Biomedical Signal Processing and Control. American Geophysical Union, 2022. Т. 76. С. 103692.
10. Мельцер Д., Луэнго Д. Эффективная биометрическая идентификация на основе кластеризации электрокардиографических данных // Expert Systems with Applications. Elsevier, 2023. Т. 219. С. 119609.
11. Вагнер П. и др. Объяснение глубокого обучения для анализа ЭКГ: Базовые элементы для аудита и обнаружения знаний // Computers in Biology and Medicine. Pergamon, 2024. Т. 176. С. 108525.
12. МС. Гупта Н. Обзор биометрической аутентификации с использованием электрокардиограммы // SSRN Electronic Journal. Elsevier, 2020.
13. Ян В., Ван С. Система аутентификации на основе ЭКГ с сохранением конфиденциальности для защиты беспроводных сетей датчиков тела // IEEE Internet of Things Journal. Institute of Electrical Electronics Engineers, 2022. Т. 9, № 8. С. 6148–6158.
14. Хан М.У. и др. Система биометрической аутентификации на основе электрокардиограммы (ЭКГ) // Institute of Electrical Electronics Engineers, 2019. С. 1–6.
15. Исса М.Ф. и др. Классификация сердечных сокращений на основе одноканальной ЭКГ (отведение II) с использованием глубокого обучения // Heliyon. Elsevier BV, 2023. Т. 9, № 7. С. e17974.
16. Ван Дам П.М. и др. Связь 12-канальной ЭКГ с анатомией сердца: Нормальная CineECG // Journal of Electrocardiology. Elsevier, 2021. Т. 69. С. 67.
17. Уваечиа А.Н., Рамли Д.А. Всесторонний обзор использования сигналов ЭКГ как новой биометрической модальности для аутентификации человека: Современные достижения и будущие вызовы // IEEE Access. IEEE Institute of Electrical Electronics Engineers, 2021. Т. 9. С. 97760–97802.
18. Ван Д. и др. Новый метод биометрической идентификации на основе электрокардиограммы с использованием временно-частотного автоэнкодинга // Electronics. MDPI AG, 2019. Т. 8, № 6. С. 667.

© Азаб Мохамед Абдалла Эльсайед (mohamed.a.azab@itmo.ru); Коржук Виктория Михайловна (vmkorzhuk@itmo.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»