

ИНТЕГРИРОВАННАЯ И МАСШТАБИРУЕМАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ЭКГ-ДАНЫМИ И АДАПТИВНОГО ОБНАРУЖЕНИЯ R-ВОЛН

INTEGRATED AND SCALABLE SYSTEM FOR ECG DATA MANAGEMENT AND ADAPTIVE R-WAVE DETECTION

Azab Mohamed Abdalla Elsayed
A. Sila
V. Korzhuk

Summary. This paper presents a system that integrates ECG data storage and analysis within a unified architecture. It combines a database for standardized record management with a signal analysis module implementing an adaptive R-wave detection algorithm. The method applies median filtering for baseline drift suppression and dynamic threshold updating for improved accuracy under noise and amplitude variation. Implemented in PostgreSQL, the system supports data import, visualization, and annotation. Testing on the MIT-BIH Arrhythmia Database achieved 97.5 % accuracy, confirming its effectiveness for biometric authentication and telehealth monitoring.

Keywords: ECG, R-wave, database, biometric authentication, median filter, MIT-BIH, automatic detection, signal processing.

Азаб Мохамед Абдалла Эльсайед

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

Сила Анастасия Станиславовна

Университет ИТМО, Санкт-Петербург
cstfokina@gmail.com

Коржук Виктория Михайловна

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

Аннотация. Представлена система, объединяющая хранение и анализ электрокардиографических (ЭКГ) данных. Архитектура включает базу данных для унифицированного управления записями и модуль анализа сигналов с алгоритмом адаптивного обнаружения R-волн. Алгоритм применяет медианную фильтрацию для подавления дрейфа базовой линии и динамическое обновление порога для повышения точности при шуме и изменении амплитуды. Система реализована на PostgreSQL, поддерживает загрузку, визуализацию и аннотирование данных. Тестирование на MIT-BIH Arrhythmia Database показало точность 97,5 %, подтверждая эффективность подхода для биометрической аутентификации и телемедицинского мониторинга.

Ключевые слова: ЭКГ, R-волна, база данных, биометрическая аутентификация, медианный фильтр, MIT-BIH, автоматическое обнаружение, обработка сигналов.

Введение

В последние годы наблюдается стремительное развитие технологий мониторинга состояния здоровья человека, чему способствуют миниатюризация сенсорных устройств и широкое распространение мобильных технологий. Современные носимые сенсоры позволяют осуществлять непрерывную регистрацию физиологических параметров, которые ранее измерялись только в клинических условиях [1]. Среди них особое место занимают электрокардиографические (ЭКГ) сигналы, отражающие электрическую активность сердца и обеспечивающие высокую информативность при оценке состояния сердечно-сосудистой системы и раннем выявлении патологий. С ростом интереса к персонализированной медицине и дистанционному наблюдению возрастает потребность в надёжных, безопасных и стандартизированных средствах хранения и анализа ЭКГ-данных [2]. Если традиционные медицинские системы ориентированы на клиническую диагностику, то современные приложения требуют унифицированных баз данных, обеспечивающих масштабируемое хранение,

оперативный доступ и автоматическую обработку сигналов [3]. Однако разнообразие форматов ЭКГ-записей и различия в структуре данных, используемых различными устройствами и хранилищами (ECG-ID, MIT-BIH, Holter), создают трудности интеграции и снижают совместимость систем. Ключевая задача анализа ЭКГ — обнаружение R-волн комплекса QRS [4], важных для расчёта ритма и аутентификации. Однако шумы и артефакты осложняют процесс, а методы Pan-Tompkins, SQRS, QLV, CWT остаются вычислительно затратными и чувствительными к помехам [5].

Цель данной работы — разработка интегрированной системы для хранения и анализа ЭКГ-данных, объединяющей централизованное управление, автоматическую обработку и визуализацию сигналов. Статья включает: обзор существующих методов раздел 2, архитектуру системы раздел 3, алгоритм детекции R-волн раздел 4, результаты экспериментов раздел 5 и заключение раздел 6.

Литературный обзор

Обнаружение R-волн является одной из ключевых и наиболее исследованных задач анализа электрокардиографических (ЭКГ) сигналов. Пик R, являющийся частью комплекса QRS, отражает процесс деполяризации желудочков сердца и служит основным ориентиром при вычислении частоты сердечных сокращений, анализе variability ритма и классификации форм сигналов [6]. За последние десятилетия предложено множество алгоритмов, направленных на повышение точности, скорости и устойчивости детекции R-волн при различных условиях записи [7].

Классическим и наиболее известным подходом является алгоритм Pan-Tompkins (PT), ставший стандартом для обработки ЭКГ в реальном времени [8]. Он включает последовательность этапов — полосовую фильтрацию, вычисление производной, возведение в квадрат и интегрирование по скользящему окну, что позволяет выделять комплекс QRS и подавлять шумы. Однако PT требует тонкой настройки параметров и чувствителен к дрейфу базовой линии и артефактам движения [9]. Модификация этого метода — SQRS, реализованная в библиотеке PhysioNet WFDB [10], использует фиксированное окно после обнаруженной Q-волны для уточнения положения R-пика, что повышает устойчивость, но сохраняет зависимость от формы сигнала.

Морфологические методы включают Quad Level Vector (QLV), использующий среднее абсолютное отклонение

амплитуды от базовой линии для выделения областей с повышенной энергией [11]. Он эффективен на стабильных сигналах, но теряет точность при шуме. Алгоритм Continuous Wavelet Transform (CWT) с функцией «мексиканская шляпа» выделяет R-пики по локальной энергии, однако требует значительных вычислительных ресурсов, ограничивая использование в реальном времени [12]. Развитие получили также корреляционные методы, такие как Instantaneous Heart Rate (IHR), применяющий кратковременную автокорреляцию (STAC) для выявления периодических структур без фиксированного порога. Метод устойчив к шуму, но сложен вычислительно [13].

Сравнение методов показывает: фильтрационно-пороговые (PT, SQRS) обеспечивают простоту и скорость, а морфологические и вейвлетные (QLV, CWT) — точность при больших затратах. Предложенный адаптивный алгоритм с медианной фильтрацией сочетает оба подхода, обеспечивая баланс и устойчивость [14].

Материалы и методы

Предлагаемая система объединяет управление данными и анализ сигналов в единой архитектуре, обеспечивающей эффективное хранение и обработку ЭКГ-записей. Она включает два основных модуля: базу данных для организации и доступа к записям и модуль анализа, реализующий алгоритм детекции R-волн и визуализацию сигналов. Общая структура показана на Рис. 1.

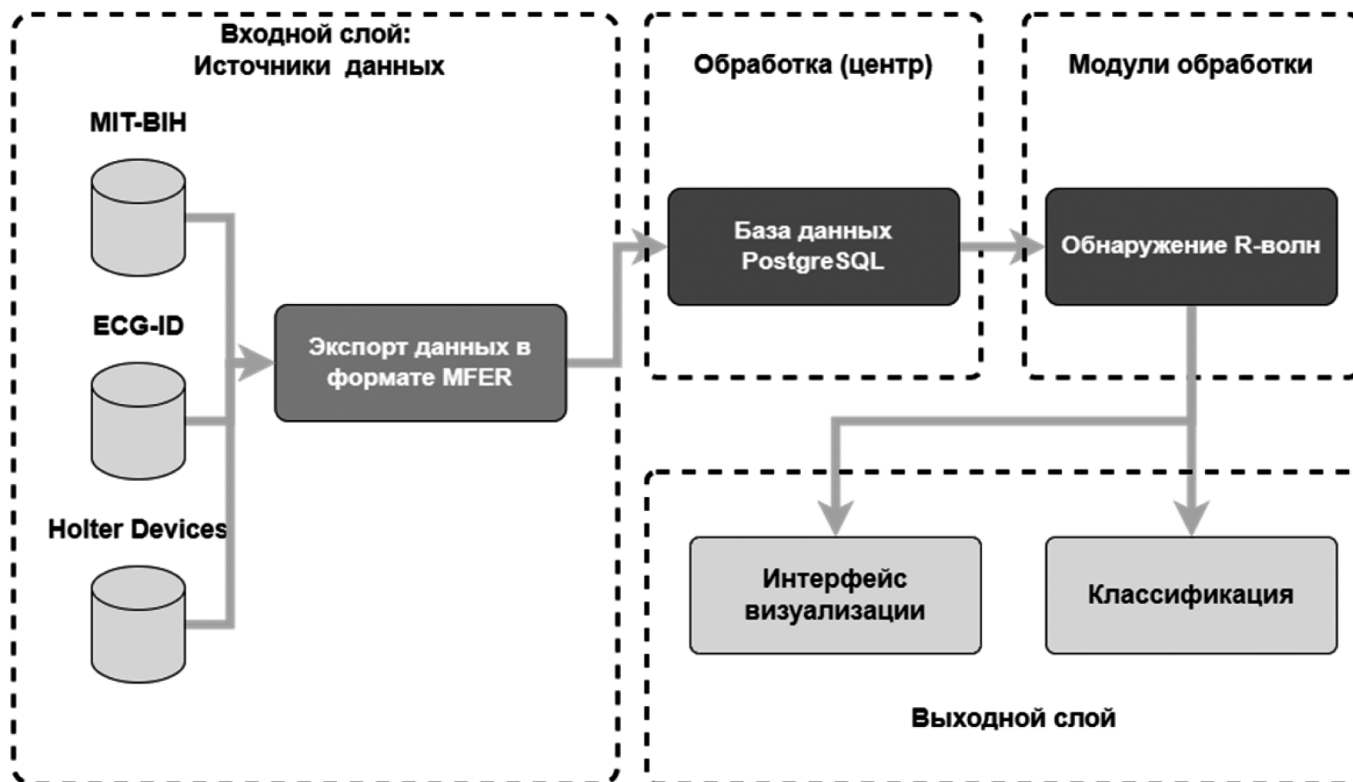


Рис. 1. Общая архитектура системы

База данных является центральным элементом системы, обеспечивающим хранение ЭКГ-сигналов в унифицированной форме. Реализована на PostgreSQL, она поддерживает масштабируемость и надёжность. Структура включает четыре взаимосвязанные таблицы: сигналы, метаданные, аннотации и субъекты. В них хранятся значения ЭКГ, параметры записи, временные метки R-волн и демографические данные пользователей. Все таблицы связаны уникальным идентификатором (Record ID), что гарантирует целостность и облегчает выборку данных. Схематическая структура базы представлена на Рис. 2.

Система поддерживает импорт ЭКГ-записей в форматах MFER, MIT-BIH и ABS1 [15], автоматически конвертируя их в стандарт MFER [16]. Архитектура легко расширяется добавлением новых модулей преобразования, обеспечивая гибкость и совместимость с различными устройствами регистрации ЭКГ. Для анализа и визуального контроля реализован интерактивный модуль просмотра ЭКГ, позволяющий отображать многоканальные сигналы, перемещаться по временной шкале и просматривать автоматически обнаруженные R-пики. Интерфейс состоит из окна отображения сигнала и панели временной навигации, обеспечивая удобное взаимо-

действие пользователя с системой и контроль результатов обработки.

Модульная архитектура системы обеспечивает расширяемость и независимость компонентов. Каждый элемент — база данных, модуль обработки и визуализация — может функционировать автономно или в составе единой платформы. Такой подход упрощает сопровождение, позволяет интегрировать внешние аналитические инструменты и поддерживает использование системы как в исследовательских лабораториях, так и в телемедицинских приложениях.

Алгоритм обнаружения R-волн

Автоматическое обнаружение R-волн является ключевым элементом системы анализа ЭКГ. Алгоритм сочетает высокую точность и низкую вычислительную сложность, включая три этапа: удаление дрейфа, поиск R-пики и адаптивное обновление порога Рис. 3.

Первый этап устраняет дрейф базовой линии, вызванный дыханием и движением электродов. Применяется медианная фильтрация, вычисляющая среднее значение в окне 450 мс (по 225 мс влево и вправо) для

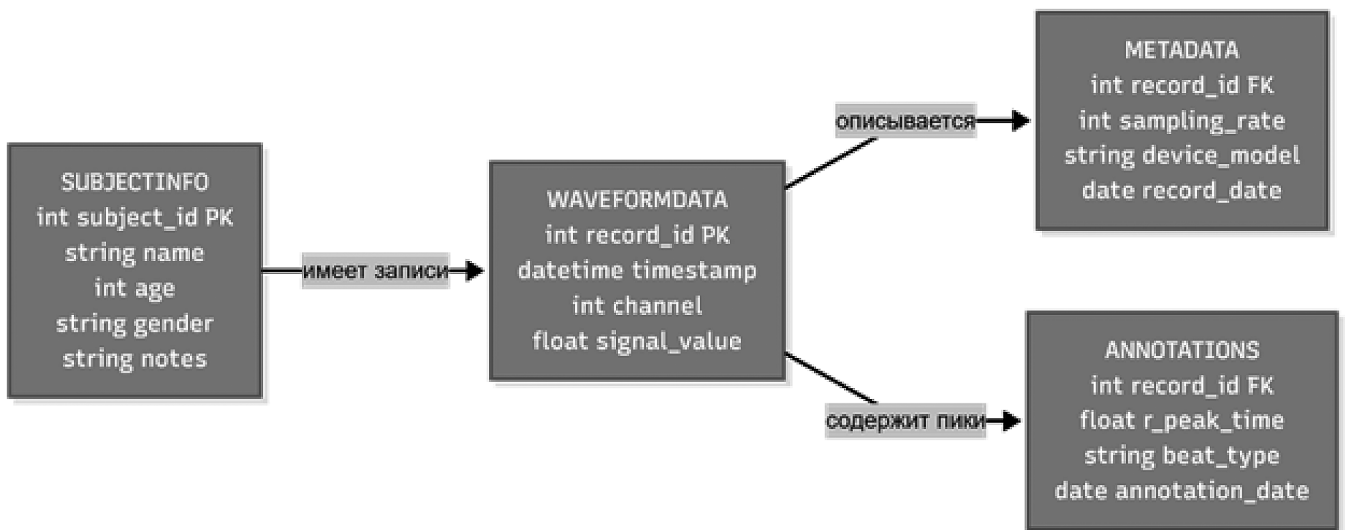


Рис. 2. Структура базы данных



Рис. 3. Общая схема работы алгоритма обнаружения R-волн

удаления низкочастотных компонентов. Очищенный сигнал $y(t)$ определяется выражением [17]:

$$y(t) = x(t) - b(t)$$

Где $x(t)$ — исходный сигнал, а $b(t)$ — значение медианного фильтра. Такое преобразование эффективно устраняет дрейф базовой линии, не искажая форму комплекса QRS.

На втором этапе выполняется поиск R-пиков с использованием адаптивного порога. Первоначальное значение порога T_0 устанавливается равным 0,66 от максимальной амплитуды сигнала, зарегистрированной в первые 10 секунд наблюдения. Алгоритм выполняется последовательно по следующим шагам: (1) Определяются интервалы, где $y(t)$ превышает текущее пороговое значение T_k ; (2) В каждом интервале вычисляется локальный максимум, который рассматривается как кандидат на R-пик; (3) Проверяется временной интервал между текущим кандидатом и предыдущим обнаруженным R-пиком. Если он превышает 0.03 с, пик подтверждается как R-волна; (4) После подтверждения значение порога обновляется по формуле [17]:

$$T_k = 0.66 \times \frac{1}{10} \sum_{i=k-9}^k A_i$$

Где A_i — амплитуда ранее обнаруженных R-волн. Таким образом, алгоритм динамически корректирует чувстви-

тельность порога в зависимости от амплитуды сигнала, адаптируясь к изменениям формы волны. На заключительном этапе производится расчёт частоты сердечных сокращений (ЧСС). После того как все R-пики обнаружены, мгновенная частота вычисляется как [17]:

$$HR = \frac{60}{\Delta t_i}$$

Где Δt_i — временной интервал между двумя последовательными R-пиками. Усреднение этого значения по скользящему окну позволяет получить сглаженную оценку частоты сердечного ритма, которая используется для мониторинга состояния и анализа физиологических показателей.

Предложенный алгоритм отличается простотой и адаптивностью. В отличие от методов Pan-Tompkins и CWT, он не требует сложных вычислений и статических параметров. Динамическое обновление порога обеспечивает точное выделение R-пиков при шуме, что делает его пригодным для встроенных и биометрических систем.

Результаты

Для оценки эффективности системы проведены эксперименты с использованием MIT-BIH Arrhythmia Database, содержащего 48 аннотированных двухканальных записей ЭКГ. Аннотации экспертов использовались как эталон, а качество работы алгоритма оценивалось по трём метрикам: Precision, Recall и Accuracy. Для срав-

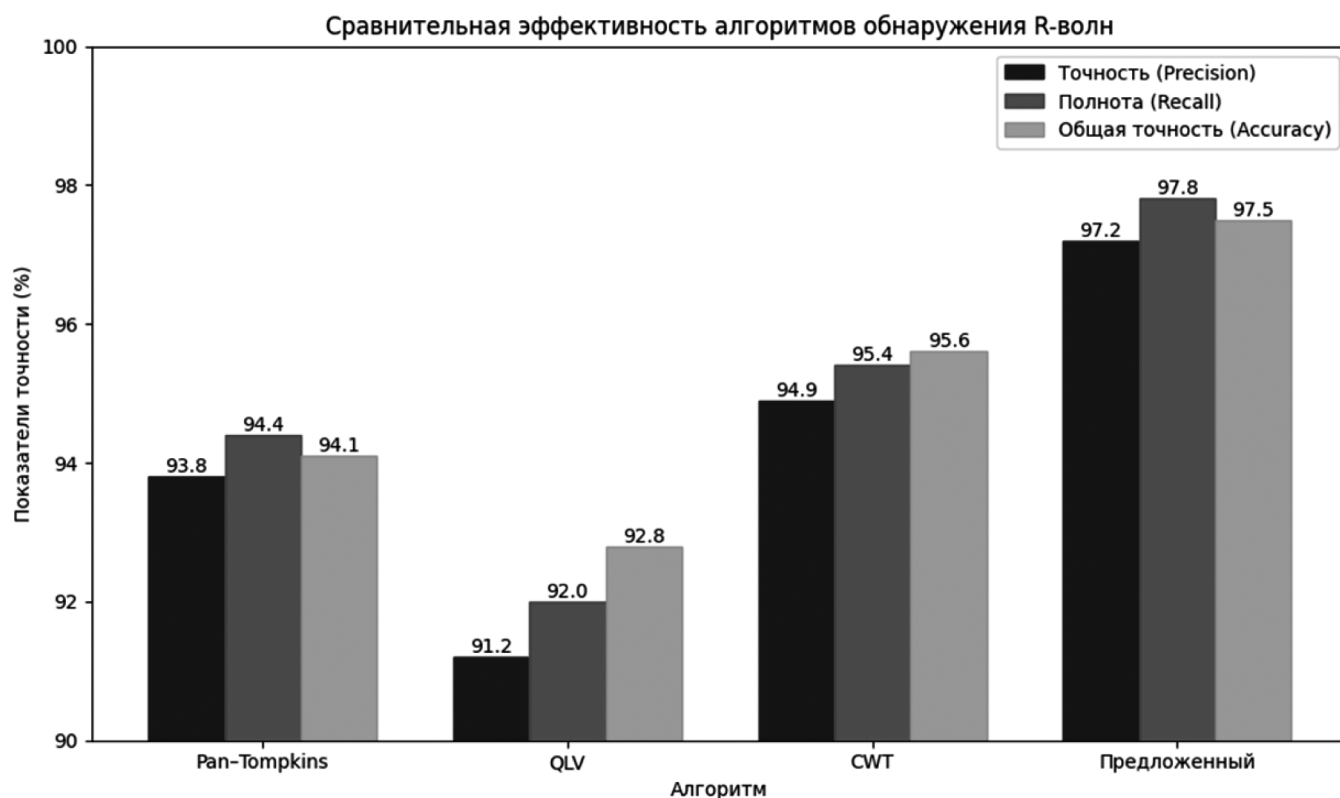


Рис. 4. Сравнение точности обнаружения R-волн

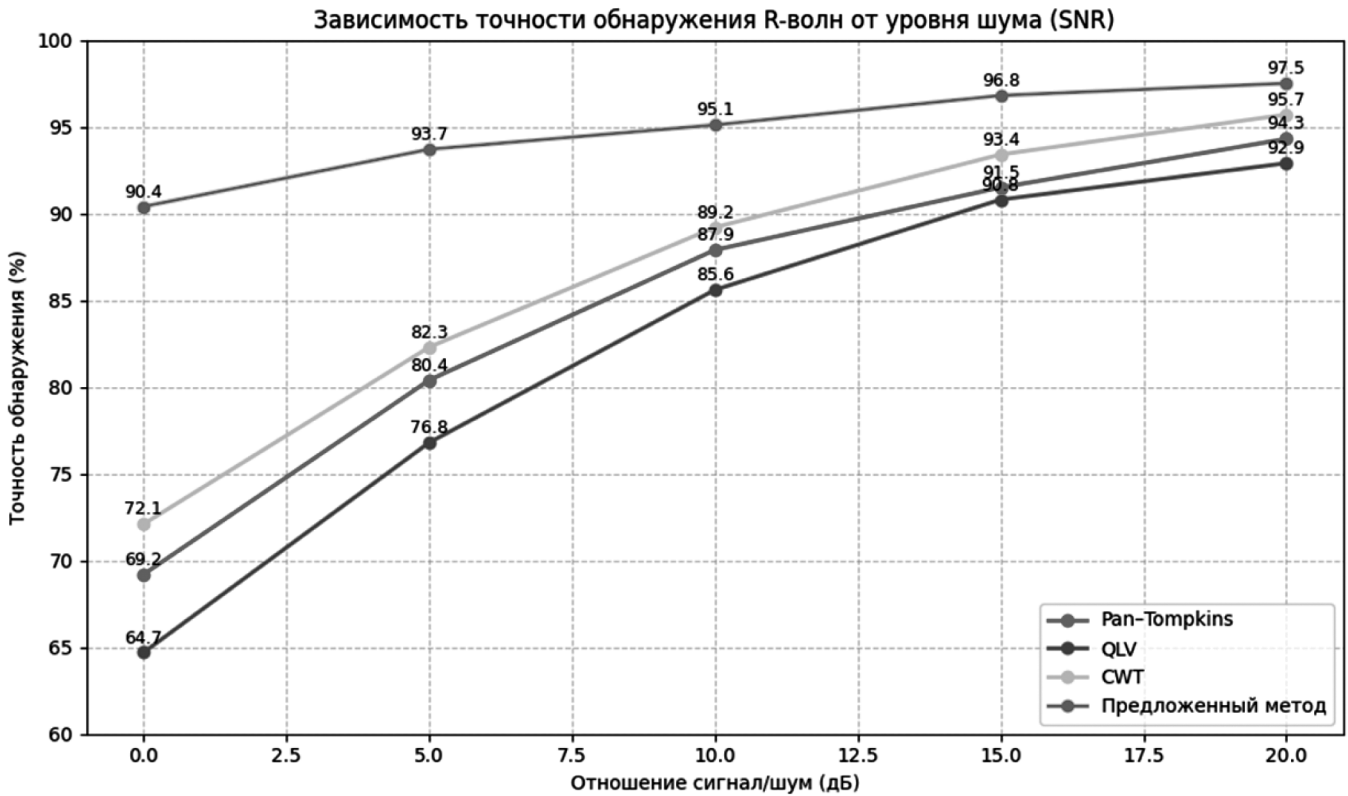


Рис. 5. Анализ устойчивости алгоритмов к шумам

нения эффективности алгоритм протестирован наряду с методами Pan-Tompkins, QLV и CWT на одинаковых участках сигнала. Результаты Рис. 4–5 показывают наивысшую точность и устойчивость предложенного метода к шумам и деформациям сигнала.

Средняя точность детекции составила 97,5 %, превысив результаты Pan-Tompkins (94,1 %), QLV (92,8 %) и CWT (95,6 %). Наибольшее преимущество наблюдалось при дрейфе базовой линии и низкой амплитуде сигнала, где классические методы ошибались. Медианная фильтрация и адаптивный порог обеспечили стабильную работу алгоритма. Для оценки устойчивости алгоритма данные разделены на две группы: А — записи высокого качества и В — сигналы с артефактами. Средние результаты (Табл. 1) показали: в группе А точность 98,3 %, полнота 97,8 %; в группе В — 92,6 %, что на 10–12 % выше классических методов QLV и CWT.

Рис. 6 показывает детекцию P-, QRS- и T-волн с точным определением R-пику и сохранением формы сигнала.

Рис. 7 показывает влияние шума и эффективность фильтрации. Верхний график демонстрирует зашумлённый сигнал с дрейфом и искажением P- и R-волн, нижний — восстановленный после медианной и низкочастотной фильтрации, подтверждающий устойчивость алгоритма при низком отношении сигнал/шум.

Матрица ошибок Рис. 8 показывает минимальное число ложных и пропущенных R-волн, что подтверждает

Таблица 1.

Результаты работы алгоритма по группам А и В

| Группа | Тип данных | Точность (Precision %) | Полнота (Recall %) | Общая точность (Accuracy %) | Комментарий |
|--------|---|------------------------|--------------------|-----------------------------|---|
| А | Сигналы высокого качества (Precision > 0,7, Recall > 0,7) | 98,4 | 97,8 | 98,3 | Стабильная базовая линия, нормальная морфология |
| В | Сложные сигналы с шумом и артефактами | 93,1 | 92,0 | 92,6 | Дрейф базовой линии, артефакты движения |

высокую точность и устойчивость предложенного алгоритма.

Для оценки вычислительной эффективности проведено сравнение времени обработки (30 мин, 360 Гц, Рис. 9). Предложенный метод работает менее чем за 1,2 с, почти вдвое быстрее Pan-Tompkins и CWT, что подтверждает пригодность для систем реального времени.

Полученные результаты демонстрируют, что предложенный метод обеспечивает оптимальный баланс между вычислительной эффективностью и точностью

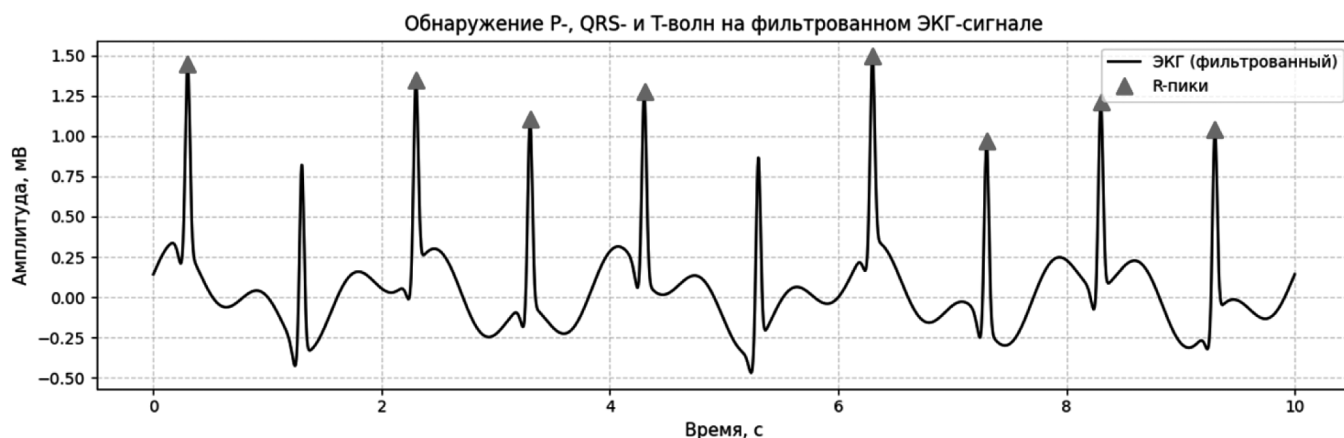


Рис. 6. Обнаружение P-, QRS- и T-волн на фильтрованном ЭКГ-сигнале

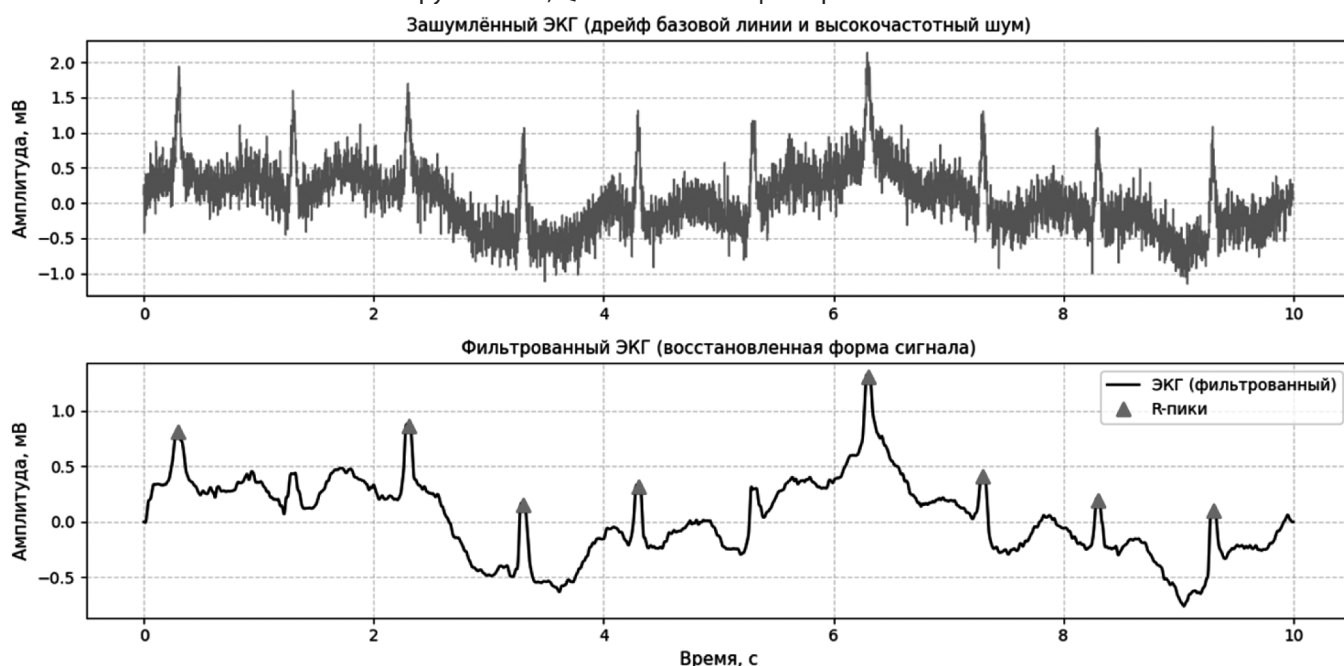


Рис. 7. Сравнение зашумлённого и фильтрованного ЭКГ-сигнала

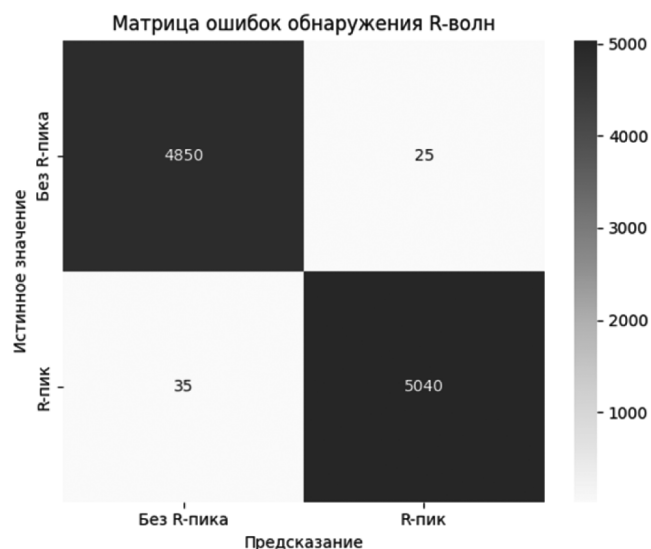


Рис. 8. Матрица ошибок обнаружения R-волн

обнаружения, что делает его подходящим для интеграции в масштабируемые биометрические и телемедицинские платформы.

Заключение

В работе представлена интегрированная система хранения и анализа ЭКГ-данных, объединяющая реляционную базу данных и адаптивный алгоритм обнаружения R-волн. Реализованная на Python и PostgreSQL, она обеспечивает масштабируемое хранение, визуализацию и аннотирование сигналов. Алгоритм с медианной фильтрацией и адаптивным порогом точно выделяет R-пики даже при шуме и дрейфе базовой линии. Тестирование на MIT-BIH Arrhythmia Database показало точность 97,5 %, подтверждая эффективность метода. Планируется расширение системы за счёт мультимодальных биометрических подходов (ЭКГ+PPG) и внедрения нейронных сетей для повышения устойчивости.

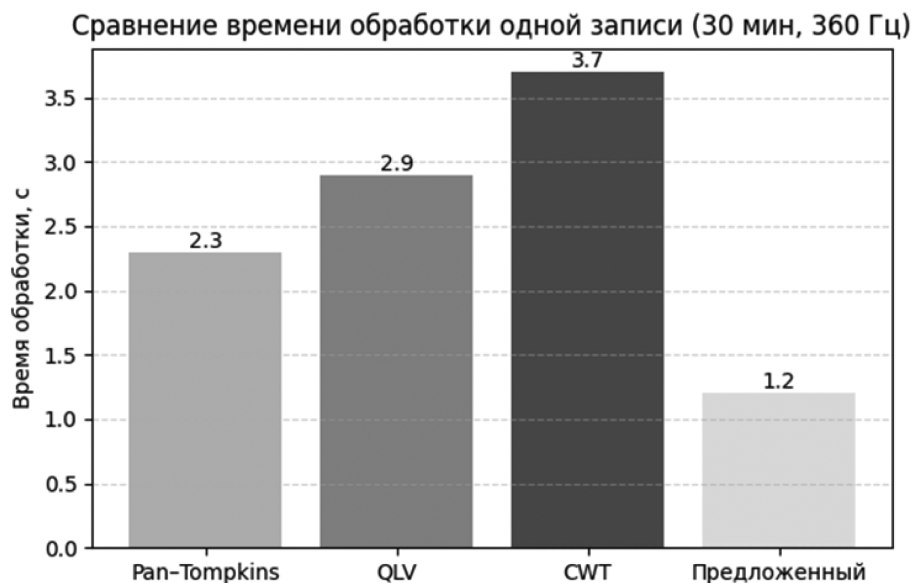


Рис. 9. Сравнение времени обработки различных алгоритмов

ЛИТЕРАТУРА

1. Гуардуччи С. и др. Сравнительный анализ сенсоров для мониторинга здоровья человека: носимые, не непрерывные и бесконтактные устройства. 2024.
2. Бенхамида А. и др. Проблемы архивирования долгосрочных непрерывных данных ЭКГ — обзор. 2019.
3. Йович А. и др. Проблемы проектирования программных архитектур для веб-платформ анализа биомедицинских сигналов. 2018.
4. Пэн С., Фань Цз., Чжу Ч. Обнаружение R-пиков для систем биомедицинского мониторинга ЭКГ. 2021.
5. Чэнь С. и др. Распознавание комплекса QRS на основе адаптивного вейвлет-порога и преобразования Гильберта для непрерывных ЭКГ // Международная конференция по биоинформатике и интеллектуальным вычислениям. 2022.
6. Сетиявидаят С., Рахман А.Ю. Новый метод определения значения пика R и длительности каждого цикла электрокардиограммы. 2018.
7. Чжао К. и др. Надёжный алгоритм детекции комплекса QRS и точного определения пиков R для носимых ЭКГ-сенсоров // Наука в Китае, серия F: Информационные науки. 2021.
8. Фариха М.А.З. и др. Анализ производительности алгоритма Pan-Tompkins при зашумлённых ЭКГ-сигналах. 2020.
9. Оливьери П. и др. Влияние предварительной обработки сигналов на итоговую интерпретацию аналитических данных — учебное пособие // Analytica Chimica Acta. 2019.
10. Малик Дж., Солиман Э.З., Ву Х.-Т. Адаптивный алгоритм детекции комплекса QRS для сверхдолгосрочных записей ЭКГ // Журнал электрокардиологии. 2020.
11. Стасолла М., Нейт Кс. Объединение вейвлет-преобразования и математической морфологии для обнаружения изменений во временных рядах. 2017.
12. Чан Т.Х. Совершенствование методов обнаружения характерных точек биомедицинских сигналов на основе непрерывного вейвлет-преобразования в потоке данных. 2018.
13. Мохд Апанди З.Ф. и др. Метод снижения шума на основе автокорреляции для пороговой детекции сердечных сокращений // Международная конференция по передовым мехатронным системам. 2020.
14. Туен Л.Т., Вуонг П.К., Нинь Т.Т. Оптимизированный алгоритм детекции пиков в зашумлённых периодических и квазипериодических сигналах // Бюллетень электротехнической инженерии и информатики. 2022.
15. Родригес Ж. и др. Хранение биомедицинских сигналов: сравнительный обзор форматов и баз данных. 2019.
16. Берланд Т., Граут К. Стандарты и интероперабельность // Procedia Computer Science. 2017.
17. Каро-Мартин К.Р. и др. ERFo: алгоритм извлечения диапазона оптимальных частот для фильтрации электрофизиологических записей. 2018.

© Азаб Мохамед Абдалла Эльсайед (mohamed.a.azab@itmo.ru); Сила Анастасия Станиславовна (cstfokina@gmail.com);

Коржук Виктория Михайловна (vmkorzhuk@itmo.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»