

УДК 004.89:616.12-07:616-08

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.48.1.029](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.48.1.029)

Интеллектуальная система управления физиологическими нагрузками на основе IoT устройств и методов обработки данных

А.С. Михалев¹✉, А.А. Подоляк¹, С.Е. Головенкин³, И.В. Савицкий³,
О.А. Антамошкин^{1,2}

¹Сибирский федеральный университет, Красноярск, Российская Федерация

²Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика
М.Ф. Решетнёва, Красноярск, Российская Федерация

³Красноярский государственный медицинский университет имени профессора
В.Ф. Войно-Ясенецкого, Красноярск, Российская Федерация

Резюме. В условиях растущей популярности носимых IoT-устройств для мониторинга сердечно-сосудистой системы их применение сталкивается с проблемой точности измерений, особенно во время физической активности. Статья посвящена разработке методологии обнаружения и устранения аномалий в данных частоты сердечных сокращений (ЧСС), собираемых с IoT-устройств, для оценки нагрузки на миокард. В рамках работы был проведен эксперимент, в котором данные ЧСС, полученные с носимых IoT-устройств (смарт-часов), сравнивались с показаниями сертифицированного медицинского оборудования (холтеровского монитора). Предложен алгоритм анализа временных рядов, включающий этапы предварительной обработки данных, выявления аномалий и их коррекции. Для обнаружения аномалий использовался алгоритм изолирующего леса. Результаты исследования показали, что предложенный подход позволяет снизить погрешность измерений и достичь приемлемой точности в диапазоне ЧСС 90–120 ударов в минуту, что критично для задач кардиореабилитации. На основе очищенных данных разработана модель классификации уровней физической нагрузки, включающая рекомендации по оптимизации активности пациента. Предложенная методология объединяет элементы системного анализа, управления и обработки информации, что делает ее универсальной для применения в интеллектуальных системах мониторинга здоровья. Полученные результаты подчеркивают перспективность IoT-устройств как основы для построения дистанционных систем кардиореабилитации, способных повысить качество жизни пациентов и снизить нагрузку на здравоохранение.

Ключевые слова: IoT-устройства, частота сердечных сокращений, обнаружение аномалий, интеллектуальный анализ данных, управление нагрузкой, кардиореабилитация.

Для цитирования: Михалев А.С., Подоляк А.А., Головенкин С.Е., Савицкий И.В., Антамошкин О.А. Интеллектуальная система управления физиологическими нагрузками на основе IoT устройств и методов обработки данных. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(1). URL: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1786> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.029

Intelligent system for managing physiological load based on IoT devices and data processing methods

A.S. Mikhalev¹✉, A.A. Podolyak¹, S.E. Golovenkin³, I.V. Savitsky³, O.A. Antamoshkin^{1,2}

¹Siberian Federal University, Krasnoyarsk, the Russian Federation

²Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, Krasnoyarsk,
the Russian Federation

³Prof. V.F. Voino-Yasenetsky Krasnoyarsk State Medical University, the Krasnoyarsk, Russian Federation

Abstract. With the growing popularity of wearable IoT devices for cardiovascular monitoring, their use faces the problem of measurement accuracy, especially during physical activity. This paper focuses on developing a methodology for detecting and eliminating anomalies in heart rate (HR) data collected from IoT devices to assess myocardial workload. As part of the work, an experiment was conducted in which HR data collected from wearable IoT devices (smart watches) were compared with the readings of certified medical equipment (Holter monitor). An algorithm for time series analysis is proposed, including the stages of data preprocessing, anomaly detection and correction them. Isolation forest algorithm was used to detect anomalies. The results of the study demonstrated that the proposed approach can reduce measurement error and achieve acceptable accuracy in the range of HR 90–120 beats per minute, which is critical for cardiac rehabilitation tasks. Based on the cleaned data, a model for classifying physical activity levels was developed, including recommendations for optimizing the patient's activity. The proposed methodology combines elements of system analysis, control and information processing, which makes it universal for application in intelligent health monitoring systems. The obtained results emphasize the prospects of IoT devices as a basis for building remote cardiac rehabilitation systems that can improve the quality of life of patients and reduce the burden on healthcare.

Keywords: IoT devices, heart rate, anomaly detection, intelligent data analysis, load management, cardiorehabilitation.

For citation: Mikhalev A.S., Podolyak A.A., Golovenkin S.E., Savitsky I.V., Antamoshkin O.A. Intelligent system for managing physiological load based on IoT devices and data processing methods. *Modeling, Optimization, and Information Technologies*. 2025;13(1). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1786> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.029

Введение

В условиях роста числа пациентов с сердечно-сосудистыми заболеваниями важность постоянного мониторинга состояния сердца и управления нагрузкой на миокард становится все более актуальной. Адекватные физические нагрузки – важнейший компонент как профилактики возникновения заболеваний сердца, так и реабилитации больных, у которых заболевание сердца уже возникло. Для каждой из перечисленных ситуаций важен уровень интенсивности физической нагрузки. Ключевым параметром, позволяющим оценить интенсивность физических нагрузок человека, является частота сердечных сокращений (ЧСС) [1]. Поэтому очень важно не только мониторировать этот показатель, но и своевременно реагировать на отклонения от заданного диапазона [1]. Это важно как во время тренировок здоровых людей, которые проводятся для предотвращения сердечно-сосудистых заболеваний, так и для тренировок сердечной мышцы в рамках процесса реабилитации после возникшего заболевания [2]. Традиционные методы контроля как в спортивных тренировках (нагрудные мониторы слежения), так и в медицине (холтеровские мониторы) точны, но относительно дороги и недостаточно удобны в использовании (необходимо накладывать электроды или датчики на грудную клетку), кроме того, отсутствует возможность коррекции ЧСС во время самой тренировки. В то же время, существуют IoT-устройства, которые удобны в использовании (одеваются на запястье как ручные часы) и могут передавать информацию на сервер для отслеживания нахождения ЧСС пациента в заданном диапазоне значений с целью контроля безопасных значений этого показателя.

Современные технологии, включая носимые IoT-устройства, открывают новые горизонты для непрерывного мониторинга ЧСС и управления нагрузкой на миокард. Однако такие устройства, как правило, характеризуются ограниченной точностью, особенно в условиях физической активности. Это требует разработки новых методов

обработки данных и коррекции измерений для обеспечения надежного контроля состояния миокарда.

Целью данной работы является разработка подходов к управлению уровня нагрузки на миокард с использованием данных о ЧСС, полученных с помощью IoT-устройств, а также исследование влияния точности измерений на принятие врачебных решений.

Методы оценки нагрузки на миокард

Оценка нагрузки на миокард основывается на использовании разнообразных методов, которые позволяют определить уровень нагрузки на сердечную мышцу, изучить ее функциональное состояние и выявить возможные патологические изменения. Одним из первых этапов является клиническая оценка, которая включает сбор анамнеза [3]. Врач подробно выясняет наличие симптомов, таких как боль в груди, одышка и утомляемость, которые могут свидетельствовать о повышенной нагрузке на миокард или его патологии. Также проводится измерение артериального давления и частоты сердечных сокращений в покое и при физической нагрузке. Такое обследование позволяет выявить признаки сердечной недостаточности и оценить общее состояние сердечно-сосудистой системы.

Важным инструментом в оценке нагрузки на миокард является электрокардиография (ЭКГ) [4, 5]. ЭКГ в покое помогает выявить нарушения ритма сердца, ишемические изменения или гипертрофию миокарда. Для более детального изучения реакции сердца на нагрузку используют нагрузочные тесты, такие как велоэргометрия. Этот метод позволяет обнаружить ишемические изменения, установить порог толерантности к физической нагрузке и определить способность сердца адаптироваться к увеличению потребности в кислороде.

Дополнительные данные о состоянии миокарда предоставляет эхокардиография, позволяя оценить его сократительную функцию [6]. С помощью этого метода измеряют фракцию выброса и объемы сердца, выявляют гипертрофию стенок и локальные нарушения сократимости. Для углубленного анализа может быть выполнена стресс-эхокардиография, которая проводится с физической нагрузкой или с использованием фармакологических препаратов, таких как добутамин или аденозин. Этот метод позволяет выявить скрытую ишемию и оценить резервные возможности сердечной мышцы.

Магнитно-резонансная томография сердца предоставляет детальную информацию о структурных изменениях миокарда, таких как фиброз или гипертрофия [7]. С ее помощью можно оценить перфузию тканей сердца, выявить области с недостаточным кровоснабжением и определить жизнеспособность миокарда.

Также широко используются для оценки состояния миокарда радионуклидные методы [8]. Сцинтиграфия с использованием изотопов, например, технеция или таллия, позволяет визуализировать кровоснабжение сердечной мышцы. Позитронно-эмиссионная томография (ПЭТ) используется для изучения метаболической активности миокарда и может помочь в диагностике ишемической болезни сердца и других патологий.

Коронарная ангиография является золотым стандартом для исследования проходимости коронарных артерий [9, 10]. Этот метод позволяет непосредственно визуализировать состояние сосудов сердца, выявить стенозы, которые могут вызывать ишемию, и оценить их влияние на кровоснабжение миокарда.

Лабораторные исследования дополняют инструментальные методы, позволяя оценить уровень биомаркеров стресса и повреждения миокарда¹. Среди таких маркеров можно выделить тропонины, NT-proBNP или BNP, а также лактатдегидрогеназу (ЛДГ). Дополнительно оценивают липидный профиль и маркеры воспаления, которые могут свидетельствовать о хронической нагрузке на миокард или атеросклеротических изменениях.

Для длительного мониторинга состояния сердца применяют суточный мониторинг ЭКГ (холтер), который позволяет выявить эпизоды ишемии или аритмий в течение дня [11]. Мониторинг артериального давления используется для выявления эпизодов гипертонии, что может свидетельствовать о хронической перегрузке миокарда.

За основу исследования в данной работе был выбран суточный мониторинг, так как данный метод предоставляет возможность непрерывной регистрации физиологических параметров в течение длительного времени, что позволяет получить более полное представление о состоянии организма. Суточный мониторинг ЭКГ обеспечивает оценку работы сердечно-сосудистой системы в реальных условиях жизни пациента, включая периоды физической активности, эмоциональных нагрузок и сна. Это особенно важно для выявления скрытых нарушений ритма сердца, эпизодов ишемии, которые не удастся зафиксировать при разовом обследовании, а также для оценки колебаний артериального давления в течение суток.

Преимущество суточного мониторинга заключается в его высокой информативности, что позволяет проводить анализ динамических изменений и выявлять патологические процессы на ранних стадиях. Кроме того, данный метод предоставляет возможность индивидуальной настройки терапии и контроля ее эффективности, что делает его незаменимым инструментом в клинической практике и научных исследованиях.

IoT-устройство для сбора индивидуальных показателей пациента

На сегодняшний день для сбора индивидуальных показателей человека (артериальное давление, частота сердечных сокращений, частота дыхательных движений, уровень глюкозы и др.) существует большое количество устройств дистанционного мониторинга. Это как специальные сертифицированные медицинские устройства (холтеровские мониторы ЭКГ, датчики температуры, пульса, артериального давления, частоты дыхания, уровня скопления жидкости в организме, уровня сахара в крови, биосенсоры), так и электронные устройства общего назначения, используемые для мониторинга состояния здоровья (фитнес-браслеты и смарт-часы).

Носимые мониторы ЭКГ и датчики – это устройства, которые быстро фиксируют отклонения в работе сердца или мониторят значения индивидуальных показателей пациента. Носимые биосенсоры предоставляют пользователю обратную связь по различным биологическим и физиологическим показателям: температуре тела, частоте дыхания, уровню физической активности. По сути, они обеспечивают непрерывную и неинвазивную диагностику заболеваний и их профилактику. Фитнес-браслеты и смарт-часы позволяют отслеживать количество пройденных шагов, измерять пульс и уровень активности, помогая пациентам контролировать физическую активность.

Для создания интеллектуальной системы удаленной кардиореабилитации требовалось выбрать наиболее подходящее устройство. К данному устройству был предъявлен ряд требований, среди которых низкая стоимость, удобство использования для пациента и возможность передачи собираемых данных в режиме реального времени

¹ Шляхто Е.В. Кардиология. Национальное руководство. Краткое издание. Москва: ГЭОТАР-Медиа; 2023. 816 с.

через телекоммуникационные каналы врачу. Основным техническим критерием, предъявляемым к устройствам слежения за ЧСС, являлось точность показания до 120 ударов сердца в минуту, т. к. большие значения крайне нежелательны для пациентов, проходящих кардиореабилитацию после серьезных заболеваний сердечно-сосудистой системы.

Под данные требования подходят фитнес-браслеты и смарт-часы. Однако в случае использования данных устройств имеется часто отмечаемая проблема, связанная с достоверностью данных, предоставляемых носимыми устройствами. Чтобы по значениям носимых устройств можно делать выводы о состоянии пациента, их погрешность не должна превышать 5 %.

В рамках данной статьи проводится эксперимент по оценке точности работы носимого устройства в сравнении с холтеровским монитором (сертифицированным медицинским прибором). В качестве устройства для дистанционного сбора показателей были выбраны смарт-часы Samsung Galaxy Watch 4. До этого в статье [12] авторами проводилось исследование фитнес-браслета. Погрешность фитнес-браслета составила около 10 %.

В рамках проведения текущего эксперимента пациенты одновременно носили смарт-часы и холтеровский монитор. Исследовались значения пульса при разных возможных состояниях: измерение пульса в состоянии покоя и измерение пульса во время физической нагрузки (ходьба с постоянной скоростью). Средняя ошибка измерения ЧСС (MAE) измеряется по следующей формуле:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |HR_{\text{measured}} - HR_{\text{reference}}|,$$

где HR_{measured} – значение, измеренное IoT-устройством, $HR_{\text{reference}}$ – эталонное значение.

Методология оценки нагрузки на миокард

Методология оценки нагрузки на миокард основывается на комплексном подходе к анализу данных, направленном на объективную оценку состояния сердечно-сосудистой системы и степени ее адаптации к физическим нагрузкам. Она включает в себя сбор данных с различных источников и оценку показателей во время физической активности.

Ключевым элементом методологии является систематизация и обработка полученной информации с применением математических и статистических методов. Это позволяет определить основные показатели, характеризующие работу миокарда, такие как ЧСС. Эти данные сопоставляются с нормативными значениями для определения уровня нагрузки и ее возможного влияния на сердечно-сосудистую систему.

Далее приведены ключевые элементы методологии.

Сбор данных выполняется с использованием IoT-устройств, таких как смарт-часы и холтеровский монитор, для непрерывного сбора данных о ЧСС. Для повышения качества анализа данные проходят этапы фильтрации и очистки.

Для выявления погрешностей, характерных для IoT-устройств, использовался метод обнаружения аномальных значений. Аномалии определяются на основе алгоритма Isolation Forest. Isolation Forest – это алгоритм машинного обучения, который специализируется на выявлении аномалий в данных. Этот метод основывается на идее, что аномальные точки более изолированы в пространстве данных по сравнению с нормальными объектами.

Выбросы устраняются с использованием методов интерполяции. Это позволяет сгладить сигналы и минимизировать шумы, вызванные движением пациента.

Оценка уровня физической нагрузки

Уровень физической нагрузки оценивается по ЧСС.

Максимальная ЧСС рассчитывается по формуле:

$$HR_{max} = 220 - \text{возраст пациента.}$$

Максимальное увеличение ЧСС без ущерба для здоровья допустимо лишь на пике нагрузок у профессиональных спортсменов. Для всех остальных людей используется формула, по которой рассчитывается субмаксимальное увеличение ЧСС. Это значение ЧСС является максимальным для людей, которые не являются профессиональными спортсменами. Субмаксимальное увеличение ЧСС составляет 80 % от максимального. Поэтому при его расчете в формулу вводится поправочный коэффициент 0.8 (80 % от максимально допустимой ЧСС), стандартно применяемый в популяции. В итоге формула имеет следующий вид:

$$HR_{max} = (220 - \text{возраст пациента}) \cdot 0,8.$$

Именно 80 % от максимальной ЧСС – это та частота сердечных сокращений, которая является максимальной при проведении пробы с физической нагрузкой (велозргометрия, тредмил-тест) у пациентов в поликлиниках или центрах здоровья. Этот же уровень увеличения ЧСС является максимальным для людей без серьезной патологии сердечно-сосудистой системы, занимающихся физкультурой.

Рекомендации по корректровке нагрузки при патологии сердечно-сосудистой системы

Физическая нагрузка под контролем ЧСС является компонентом реабилитационной программы у пациентов с заболеваниями сердца. Даже тяжелая сердечно-сосудистая патология, такая как острый инфаркт миокарда (ОИМ) или операция аортокоронарного шунтирования, требует обязательных контролируемых физических нагрузок. Уже спустя 2–4 недели после ОИМ можно начинать регулярные физические нагрузки (велотренировки, дозированная ходьба), но под обязательным контролем ЧСС. Традиционно велотренировки на тренажерах пациенты в реабилитационных центрах проводят ежедневно по 20–30 минут с ЧСС 90–100, в ряде случаев ЧСС может быть чуть большей, но она не может превышать 120 ударов в минуту. Таким образом, диапазон ЧСС, использующийся при кардиореабилитации находится в интервале 90–120 ударов в минуту.

Экспериментальное исследование мониторинговых данных

В рамках эксперимента был организован сбор данных с двух различных устройств, предназначенных для мониторинга физиологических показателей в течение одного дня. На Рисунке 1 представлен график значений ЧСС, полученный с помощью смарт-часов.

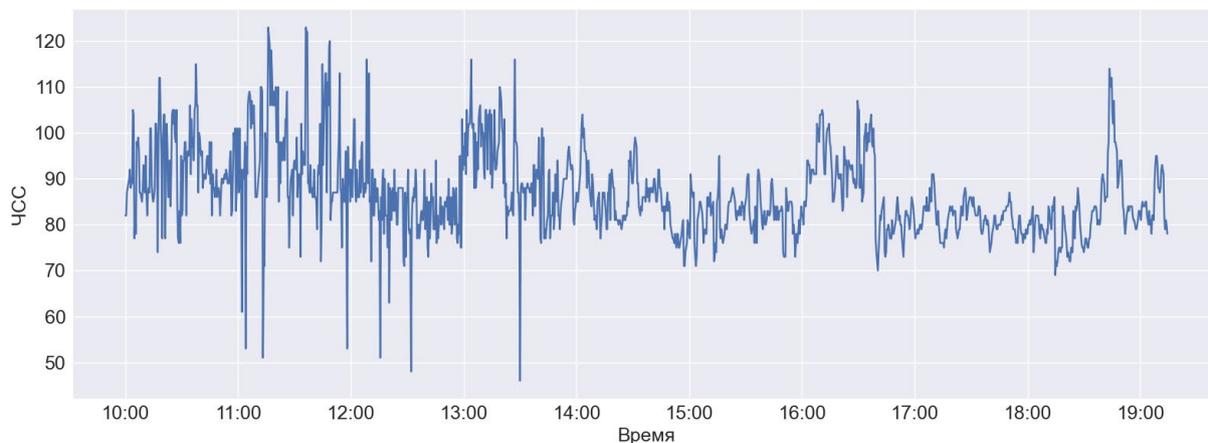


Рисунок 1 – Временной ряд значений ЧСС, полученных со смарт-часов
 Figure 1 – Time series of heart rate values obtained from smartwatches

Далее собранные данные были обработаны и проанализированы в соответствии с разработанной методологией. На первом этапе проводилась систематизация информации для устранения аномалий и ошибок в данных.

Результат обнаружения аномалий представлен на Рисунке 2. На Рисунке 3 представлен временной ряд после обработки аномалий.

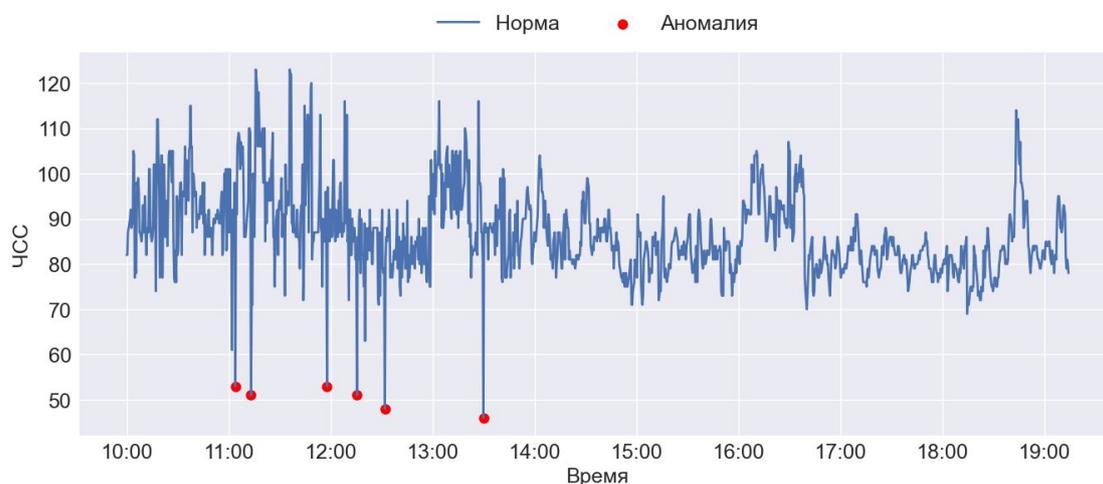


Рисунок 2 – Временной ряд значений ЧСС с выделенными аномальными значениями
Figure 2 – Time series of heart rate values with highlighted anomalies

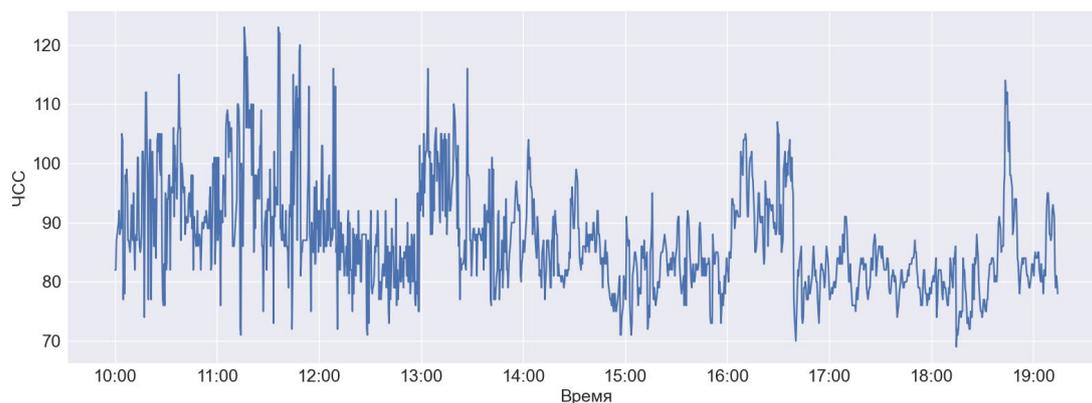


Рисунок 3 – Временной ряд значений ЧСС после удаления аномалий
Figure 3 – Time series of heart rate values after anomaly removal

Алгоритм поиска аномальных значений имеет следующий вид:

```
// Инициализация
input: IoT_data[], Reference_data[], Threshold, Max_Heart_Rate, Min_Heart_Rate
output: Processed_data[]
// Шаг 1: Сбор данных
IoT_data = collect_data_from_IoT_device()
Reference_data = collect_data_from_reference_device()
// Шаг 2: Выявление аномалий
marked_as_anomaly = detect_anomalies_with_isolation_forest(IoT_data)
// Шаг 3: Коррекция данных
for each index in marked_as_anomaly:
    IoT_data[index] = interpolate(IoT_data, index) // Замена аномальных значений
Processed_data = IoT_data // Сохранение очищенных данных
```

```
// Шаг 4: Анализ результатов
visualize_time_series(IoT_data, Processed_data)
evaluate_error_metrics(IoT_data, Reference_data) // Оценка MAE
// Шаг 5: Классификация состояния
for each value in Processed_data:
    if value < 0.6 * Max_Heart_Rate:
        classify_as("Low Load")
    else if value < 0.75 * Max_Heart_Rate:
        classify_as("Moderate Load")
    else:
        classify_as("High Load")
return Processed_data
```

Далее выполняется сравнение данных со смарт-часов с данными, получаемыми с холтеровского монитора. Так как наиболее часто используемый диапазон ЧСС должен находиться в интервале 90–120 ударов в минуту, проанализируем значения ЧСС в этом диапазоне.

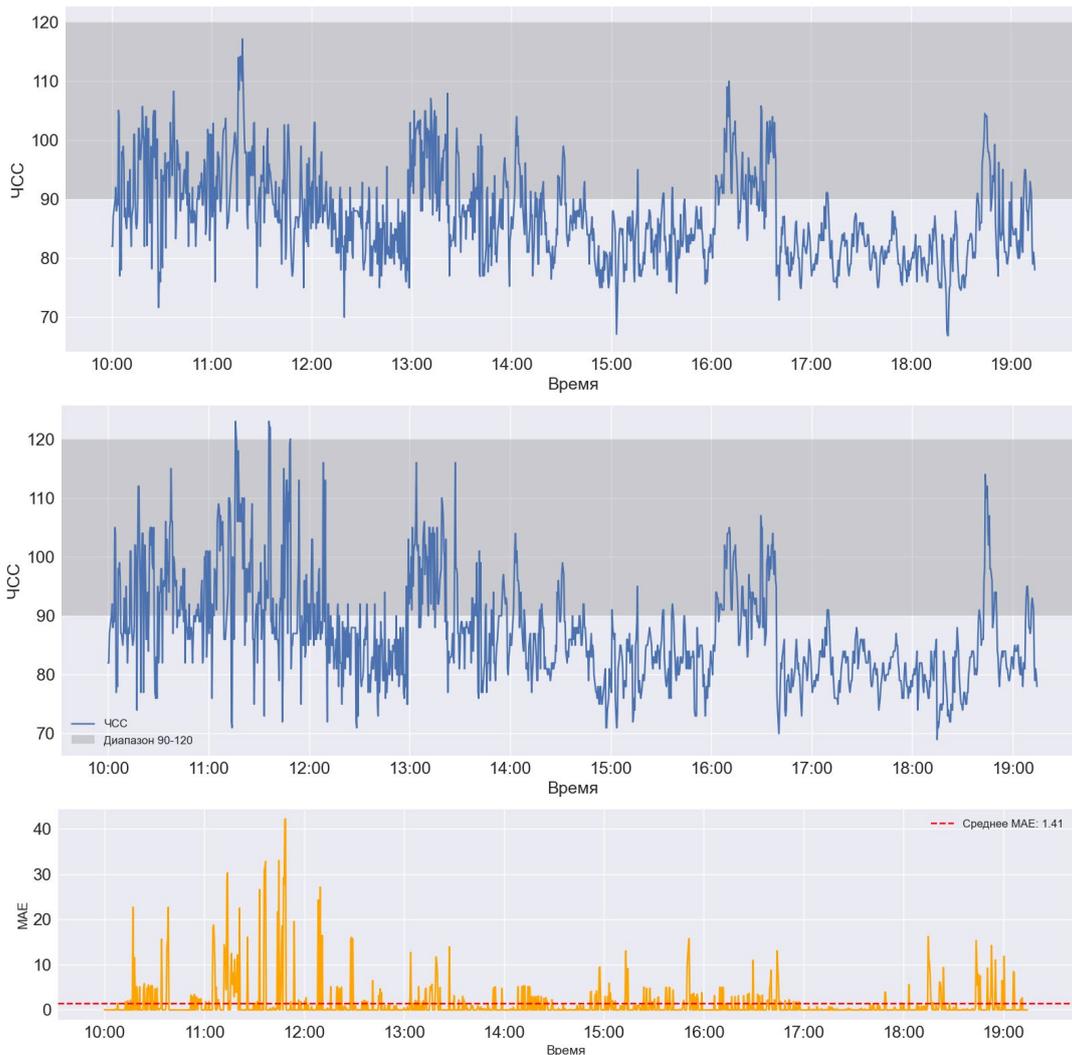


Рисунок 4 – Значения ЧСС с холтеровского монитора, смарт-часов и величина различия со значениями со смарт-часов

Figure 4 – Heart rate values from the Holter monitor, smartwatches, and the difference magnitude with smartwatch values

В диапазоне от 90 до 120 уд/мин значения с холтеровского монитора и часов сходны по общей динамике.

Интервалы, на которых ЧСС находится в указанном диапазоне, выявляются по обеим кривым, однако на часах заметно большее количество шумов и кратковременных пиков. Поэтому, в рамках дальнейшего исследования необходимо провести сбор данных с целью углубленного анализа и разработки более универсального алгоритма коррекции аномалий в данных, получаемых с IoT устройства.

Значения ЧСС находились в диапазоне от 90 до 120 в следующие периоды времени: с 10:00 до 12:10, с 13:00 до 13:30, с 16:00 до 16:40 и 18:40 до 19:20.

Таким образом, при сравнении значений ЧСС, полученных с медицинского прибора (холтеровского монитора) и смарт-часов в тренирующем диапазоне (90–120 ударов в минуту) не получено достоверных различий. Поэтому во время дозированной нагрузки пациентов, проходящих курс реабилитации, больные для контроля пульса могут использовать смарт-часы, которые стали привычными в повседневной жизни людей. Использование смарт-часов в дозированной нагрузке пациентов позволит повысить качество реабилитации, что безусловно благоприятно скажется на прогнозе.

Заключение

Результаты проведенного исследования демонстрируют, что в диапазоне целевых значений частоты сердечных сокращений от 90 до 120 ударов в минуту точность показаний, полученных с IoT-устройства (смарт-часов), находится в допустимых пределах и не имеет статистически значимых отличий от данных, собранных с помощью холтеровского монитора. Это свидетельствует о возможности применения IoT-устройств для задач удаленного мониторинга сердечно-сосудистой системы, особенно в условиях кардиореабилитации, где контроль ЧСС имеет ключевое значение.

Однако анализ выявил несколько важных аспектов, которые требуют дальнейшего исследования. Во-первых, данные с IoT-устройства показывают повышенный уровень шума и кратковременные пики, особенно в условиях физической активности. Это указывает на необходимость разработки более совершенных алгоритмов фильтрации данных и обнаружения аномалий. Применение таких методов позволит минимизировать искажения и повысить точность измерений. Во-вторых, несмотря на удовлетворительную точность в пределах диапазона 90-120 уд/мин, за его пределами наблюдается более высокая погрешность, что требует дополнительной калибровки устройств или внедрения методов адаптивной коррекции данных.

Практическая ценность исследования заключается в возможности использования смарт-часов и других IoT-устройств для создания интеллектуальных систем удаленного мониторинга и управления нагрузкой на миокард. Такие системы могут стать основой для персонализированных программ реабилитации, оптимизируя физическую активность пациентов и снижая риск перегрузки сердечно-сосудистой системы. Особенно перспективно применение IoT-устройств для пациентов, которые не могут часто посещать медицинские учреждения (пожилые люди, жители удаленных регионов).

Кроме того, предложенные методы обнаружения и устранения аномалий доказали свою эффективность и могут быть использованы для обработки данных из других источников. В будущем исследование может быть дополнено внедрением алгоритмов машинного обучения для повышения точности классификации состояний пациента и автоматического формирования рекомендаций по физической активности.

Таким образом, IoT-устройства имеют значительный потенциал в кардиологии, но их использование должно сопровождаться совершенствованием технологий обработки данных и интеграцией с медицинскими стандартами. Дальнейшее

исследование в этом направлении позволит повысить надежность и применимость таких систем в клинической практике, улучшая качество жизни пациентов и обеспечивая более высокий уровень контроля над их состоянием.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Pelliccia A., Sharma S., Gati S. и др. Рекомендации ESC по спортивной кардиологии и физическим тренировкам у пациентов с сердечно-сосудистыми заболеваниями 2020. *Российский кардиологический журнал*. 2021;26(5). <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2021-4488>
Pelliccia A., Sharma S., Gati S., et al. 2020 ESC Guidelines on sports cardiology and exercise in patients with cardiovascular disease. *Russian Journal of Cardiology*. 2021;26(5). (In Russ.). <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2021-4488>
2. Аронов Д.М. *Кардиореабилитация и вторичная профилактика*. Москва: ГЭОТАР-Медиа; 2021. 464 с. <https://doi.org/10.33029/9704-6218-8-CAR-2021-1-464>
3. Шадеркин И.А., Лебедев Г.С., Фомина И.В., Федоров И.А., Леляков А.И. Диагноз в эпоху цифровой медицины. *Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения*. 2024;10(1):7–32.
Shaderkin I.A., Lebedev G.S., Fomina I.V., Fedorov I.A., Lelyakov A.I. Diagnosis in the era of digital medicine. *Russian Journal of Telemedicine and E-Health*. 2024;10(1):7–32. (In Russ.).
4. Heikenfeld J., Jajack A., Rogers J., et al. Wearable sensors: modalities, challenges, and prospects. *Lab on a Chip*. 2018;18(2):217–248. <https://doi.org/10.1039/C7LC00914C>
5. Дроздов Д.В., Макаров Л.М., Баркан В.С. и др. Регистрация электрокардиограммы покоя в 12 общепринятых отведениях взрослым и детям 2023. Методические рекомендации. *Российский кардиологический журнал*. 2023;28(10). <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2023-5631>
Drozdov D.V., Makarov L.M., Barkan V.S., et al. Resting 12-lead electrocardiography for adults and children. 2023 Guidelines. *Russian Journal of Cardiology*. 2023;28(10). (In Russ.). <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2023-5631>
6. Алехин М.Н., Бартош-Зеленая С.Ю., Берестень Н.Ф. и др. Стандартизация проведения трансторакальной эхокардиографии у взрослых: консенсус экспертов Российской ассоциации специалистов ультразвуковой диагностики в медицине (РАСУДМ) и Российской ассоциации специалистов функциональной диагностики (РАСФД). *Ультразвуковая и функциональная диагностика*. 2021;(2):63–79. <https://doi.org/10.24835/1607-0771-2021-2-63-79>
Alekhin M.N., Bartosh-Zelenaya S.Yu., Beresten N.F., et al. Standardization of transthoracic echocardiography in adults: an expert consensus statement from the Russian Association of Specialists in Ultrasound Diagnostics in Medicine (RASUDM) and the Russian Association of Specialists in Functional Diagnostics (RASFD). *Ultrasound & Functional Diagnostics*. 2021;(2):63–79. (In Russ.). <https://doi.org/10.24835/1607-0771-2021-2-63-79>
7. Максимова А.С., Усов В.Ю., Шелковникова Т.А. и др. Радиомический анализ магнитно-резонансных изображений сердца: обзор литературы. *Сибирский журнал клинической и экспериментальной медицины*. 2023;38(3):13–22. <https://doi.org/10.29001/2073-8552-2023-39-3-13-22>
Maksimova A.S., Ussov W.Yu., Shelkovnikova T.A., et al. Cardiac MRI Radiomics: review. *Siberian Journal of Clinical and Experimental Medicine*. 2023;38(3):13–22. (In Russ.). <https://doi.org/10.29001/2073-8552-2023-39-3-13-22>

8. Юрченко А.А., Соркина В.П., Кондаков А.К. и др. Радионуклидные перфузионные исследования миокарда с позитрон-излучающими радионуклидами: обзор. *Медико-фармацевтический журнал «Пульс»*. 2022;24(11):30–39. <https://doi.org/10.26787/nydha-2686-6838-2022-24-11-30-39>
Yurchenko A.A., Sorkina V.P., Kondakov A.K., et al. Radionuclide perfusion studies of the myocardium with positron-emitting radionuclides: a review. *Medical & Pharmaceutical Journal "Pulse"*. 2022;24(11):30–39. (In Russ.). <https://doi.org/10.26787/nydha-2686-6838-2022-24-11-30-39>
9. Neumann F.-J., Sousa-Uva M., Ahlsson A. и др. Рекомендации ESC/EACTS по реваскуляризации миокарда 2018. *Российский кардиологический журнал*. 2019;(8):151–226. <http://doi.org/10.15829/1560-4071-2019-8-151-226>
Neumann F.-J., Sousa-Uva M., Ahlsson A., et al. 2018 ESC/EACTS guidelines on myocardial revascularization. *Russian Journal of Cardiology*. 2019;(8):151–226. (In Russ.). <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2019-8-151-226>
10. Зяблова Е.И., Порханов В.А. Мультиспиральная компьютерная коронарография в диагностике коронарного атеросклероза. *Кубанский научный медицинский вестник*. 2015;(6):53–58.
Zyablova E.I., Porkhanov V.A. Multispiral computed coronary angiography in diagnostics of a coronary atherosclerosis. *Kuban Scientific Medical Bulletin*. 2015;(6):53–58. (In Russ.).
11. Reeder B., David A. Health at hand: A systematic review of smart watch uses for health and wellness. *Journal of Biomedical Informatics*. 2016;63:269–276. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2016.09.001>
12. Михалев А.С., Антамошкин О.А., Головенкин С.Е. и др. Концептуальное проектирование интеллектуальной системы удаленной кардиореабилитации. *Системы управления и информационные технологии*. 2023;(1):64–68.
Mikhalev A.S., Antamoshkin O.A., Golovenkin S.E., et al. Conceptual design of an intelligent remote cardiac rehabilitation system. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2023;(1):64–68. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Михалев Антон Сергеевич, инженер-исследователь Центра искусственного интеллекта Сибирского федерального университета, старший преподаватель кафедры программной инженерии института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета, Красноярск, Российская Федерация.
e-mail: asmikhalev@yandex.ru
ORCID: [0000-0002-8986-5953](https://orcid.org/0000-0002-8986-5953)

Anton S. Mikhalev, Research Engineer, Center for Artificial Intelligence, Siberian Federal University, Senior Lecturer, Department of Software Engineering, Institute of Space and Information Technologies, Siberian Federal University, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Подольяк Александр Андреевич, магистрант, Сибирский федеральный университет, программист ООО «Навикеи», Красноярск, Российская Федерация.
e-mail: apodolyak.99@mail.ru

Alexander A. Podolyak, master's student, Siberian Federal University, "Navikei" LLC, programmer, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Головенкин Сергей Евгеньевич, кандидат медицинских наук, доцент кафедры факультетской терапии Красноярского

Sergey E. Golovenkin, Candidate of Medical Sciences, associate professor of the Department of faculty therapy, Prof. V.F. Voino-

государственного медицинского университета имени профессора В.Ф. Войно-Ясенецкого, Красноярск, Российская Федерация.

e-mail: gse2008@mail.ru

ORCID: [0000-0003-0320-9312](https://orcid.org/0000-0003-0320-9312)

Yasenetsky Krasnoyarsk State Medical University, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Савицкий Иван Владимирович, клинический ординатор кафедры терапии ИПО Красноярского государственного медицинского университета имени профессора В.Ф. Войно-Ясенецкого, Красноярск, Российская Федерация.

e-mail: idotknown@mail.ru

ORCID: [0000-0002-7941-1894](https://orcid.org/0000-0002-7941-1894)

Ivan V. Savitsky, clinical ordinator of the Department of therapy, Prof. V.F. Voino-Yasenetsky Krasnoyarsk State Medical University, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Антамошкин Олеслав Александрович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой программной инженерии института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета, профессор кафедры информационных экономических систем инженерно-экономического института Сибирского государственного университета науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнёва, Красноярск, Российская Федерация.

e-mail: oleslav@mail.ru

ORCID: [0000-0002-5976-5847](https://orcid.org/0000-0002-5976-5847)

Oleslav A. Antamoshkin, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Head of the Department of Software Engineering at the Institute of Space and Information Technologies, Siberian Federal University, Professor at the Department of Information Economic Systems, Institute of Engineering and Economics, Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 29.12.2024; одобрена после рецензирования 27.02.2025; принята к публикации 07.03.2025.

The article was submitted 29.12.2024; approved after reviewing 27.02.2025; accepted for publication 07.03.2025.