

УДК 004.89:616-073.7

Разработка системы мониторинга электрокардиограмм на основе микроконтроллера ESP8266

Айсайти Байшань (Новосибирский государственный университет)

*Загорулько Ю.А. (Институт систем информатики СО РАН, Новосибирский
государственный университет)*

Статья посвящена разработке прототипа системы мониторинга электрокардиограмм (ЭКГ) на основе микроконтроллера ESP8266. Система использует датчик AD8232 для сбора данных ЭКГ, которые передаются на сервер по протоколу Wi-Fi. На серверной стороне данные обрабатываются с использованием фреймворка PyTorch и модели LSTM для анализа в реальном времени. Основное внимание уделено проектированию прототипа системы, деталям сбора и предварительной обработки данных, а также применению модели LSTM. Результаты тестирования системы показывают, что она способна эффективно отслеживать сигналы ЭКГ и выявлять аномалии с высокой точностью и в реальном времени.

Ключевые слова: мониторинг, электрокардиограмма, аритмия, LSTM, глубокое обучение, машинное обучение.

1. Введение

Электрокардиограмма (ЭКГ) является ключевым инструментом для оценки состояния сердечно-сосудистой системы человека. Традиционные устройства ЭКГ часто громоздки, дороги и неудобны для повседневного использования. С развитием технологий Интернета вещей (IoT) и глубокого обучения появилась возможность создания портативных и доступных систем мониторинга ЭКГ. В данной работе предлагается система на основе микроконтроллера ESP8266, использующая датчик AD8232 и модель LSTM для сбора, передачи и анализа данных ЭКГ в реальном времени. Целью исследования является разработка прототипа системы, сочетающей низкую стоимость, портативность и высокую точность анализа.

В последние годы исследователи разработали множество портативных систем мониторинга ЭКГ, включая решения на базе Arduino-Uno [4] и мобильных приложений. Глубокое обучение также активно применяется для анализа сигналов ЭКГ, особенно

рекуррентные нейронные сети (Recurrent neural network, RNN) [11] и их разновидность — долгая краткосрочная память (Long short-term memory; LSTM) [7], которые демонстрируют высокую эффективность в обработке временных рядов. Настоящее исследование объединяет эти подходы, предлагая новую систему мониторинга ЭКГ с использованием современных технологий.

В аналогичной системе мониторинга ЭКГ [10] использовался микроконтроллер Arduino Uno. В сравнении с ним, ESP8266 обладает рядом преимуществ, включая встроенный модуль Wi-Fi, более высокую тактовую частоту, увеличенный объем памяти и поддержку низкого энергопотребления, что делает его более подходящим для разработки беспроводных и энергоэффективных систем мониторинга ЭКГ (Таблица 1).

Таблица 1. Сравнение характеристик ESP8266 и Arduino Uno

	ESP8266	Arduino Uno
Процессор	32-битный, 80/160 МГц	8-битный, 16 МГц
Оперативная память	128 КБ	2 КБ
Память для кода (Flash)	4 МБ	32 КБ
Wi-Fi	Встроенный модуль	Отсутствует (требуется внешний модуль)
Рабочее напряжение	3.3 v	5 v
Потребление энергии	15 мкА – 400 мА	45 мА – 80 мА
Стоимость	Низкая	Высокая
Размеры	Компактные	Крупные

2. Введение в ЭКГ

Электрокардиография — это неинвазивный метод исследования, используемый для регистрации электрической активности сердца. При проведении электрокардиографии электроды прикрепляются к определённым участкам тела (таким как грудная клетка, руки и ноги), что позволяет зафиксировать слабые электрические сигналы, возникающие при каждом сердечном сокращении, и отобразить их в виде волн на ЭКГ [1].

Каждое сердечное сокращение инициируется электрическим импульсом, который начинается в синусно-предсердном узле и последовательно распространяется через предсердия, атриовентрикулярный узел, пучок Гиса, его правую и левую ножки, а затем по волокнам Пуркинье, вызывая сокращение миокарда. Электрокардиограмма (ЭКГ)

регистрирует изменения этих электрических сигналов (Рис. 1), отражая электрическую активность сердца.

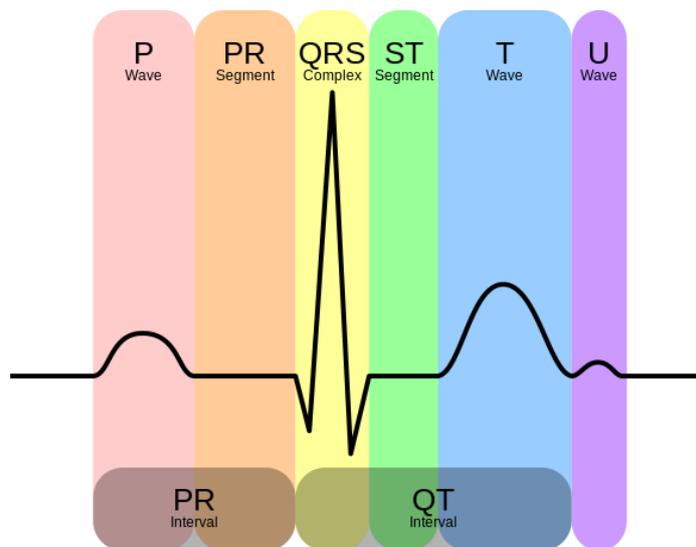


Рис. 1. Форма волны электрокардиограммы¹

Стандартная ЭКГ обычно включает следующие виды волн:

- Волна P: представляет деполяризацию предсердий, то есть электрическую активность, связанную с их сокращением.
- Комплекс QRS: отражает деполяризацию желудочков, связанную с их сокращением.
- Волна T: представляет реполяризацию желудочков, то есть восстановление их электрического состояния.

Форма, продолжительность и амплитуда этих волн предоставляют важную информацию о ритме и проводимости сердца, а также о состоянии миокарда.

С помощью ЭКГ можно выявить широкий спектр кардиологических заболеваний, в частности, аритмию, брадикардию, тахикардию, стенокардию, гипертрофию сердечных отделов, аневризму сердца, экстрасистолию, тромбоз легочной артерии, миокардит, инфаркт миокарда и др.

Так, одним из главных признаков инфаркта миокарда на ЭКГ является смещение ST-сегмента. ЭКГ здорового сердца имеет стабильный уровень изолинии ST-сегмента. В случае инфаркта, наблюдается подъем или депрессия ST-сегмента. Изменения этого элемента часто свидетельствуют о ранних стадиях инфаркта и позволяют определить его местоположение.

¹ <https://learn.sparkfun.com/tutorials/ad8232-heart-rate-monitor-hookup-guide/all>

3. Архитектура системы

Система мониторинга (Рис. 2) включает подсистему сбора данных, подсистему хранения и анализа данных, а также подсистему, отвечающую за визуализацию данных и результатов анализа ЭКГ и информирование пациента о состоянии его здоровья.

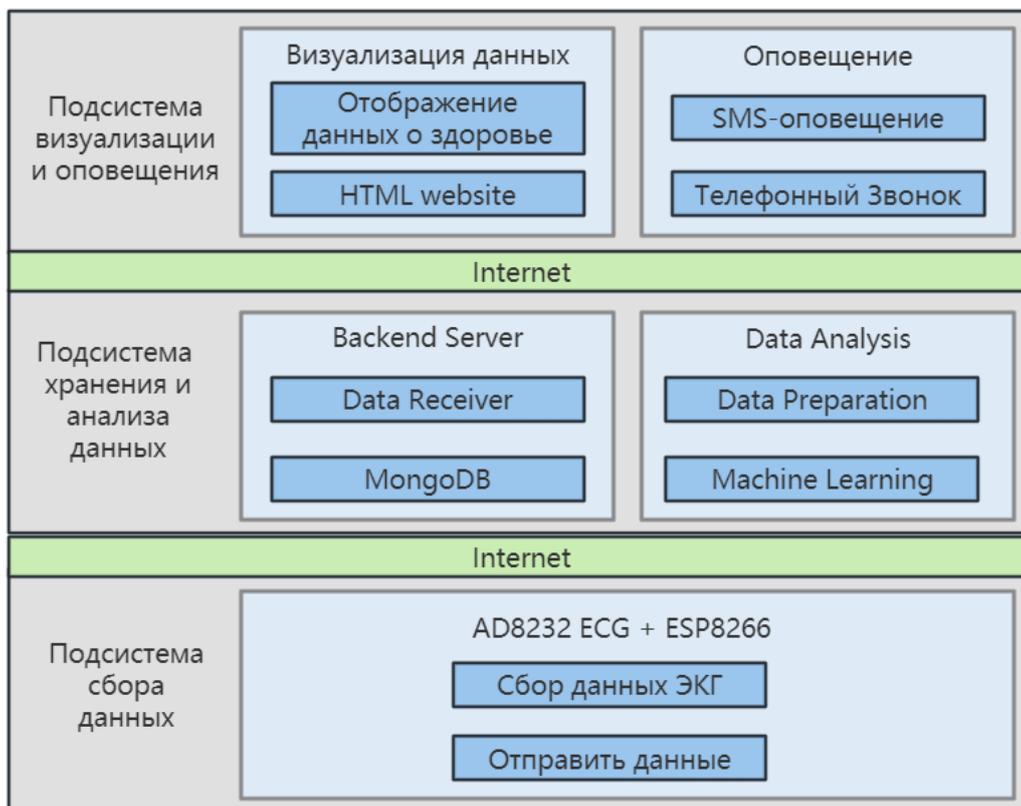


Рис. 2. Архитектура системы

Функционирование системы поддерживается следующими компонентами:

- Плата ESP8266: отвечает за считывание данных ЭКГ с датчика AD8232 и передачу их на сервер по Wi-Fi (см. Рис.3).
- Датчик AD8232: используется для сбора сигналов ЭКГ (см. Рис.4).
- Сервер: работает с приложением Nodejs [8] для приема данных, их предварительной обработки и анализа с помощью предобученной модели LSTM. Обработанные данные сохраняются в базе данных MongoDB [2]. Визуализация осциллограмм ЭКГ выполняется в реальном времени с помощью фронтэнда Vue [5].

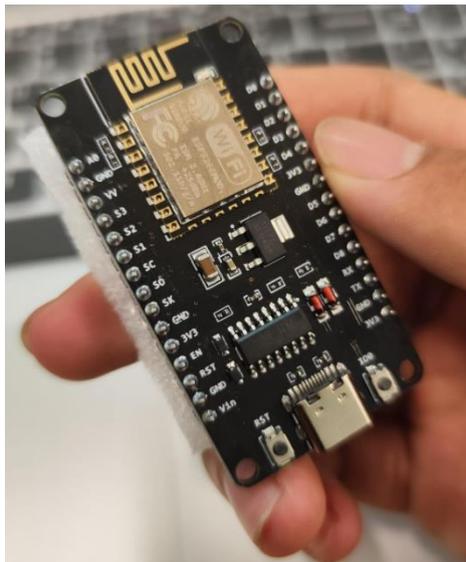


Рис. 3. Общий вид платы ESP8266.

ESP8266 — это недорогой микроконтроллер с поддержкой Wi-Fi, широко используемый в проектах Интернета вещей (IoT) [9].

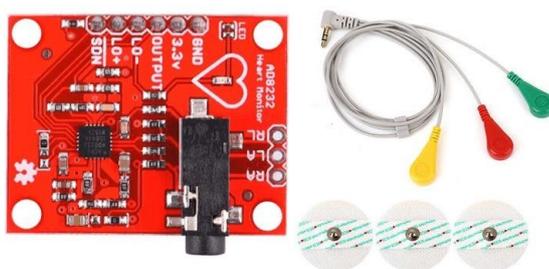


Рис. 4. Модуль подготовки сигналов ЭКГ AD8232.²

AD8232 — это модуль подготовки сигналов ЭКГ, специально разработанный для портативных устройств мониторинга ЭКГ с низким энергопотреблением, который объединяет в себе усилитель, фильтр и функцию обнаружения отсоединения электрода [6].

4. Сбор данных

ESP8266 считывает данные ЭКГ с датчика AD8232 через аналого-цифровой преобразователь (АЦП). Частота дискретизации составляет 250 Гц, что означает сбор одного значения каждые 4 миллисекунды (см. Рис.5).

² <https://electronicsworkshops.com/2022/12/06/iot-based-ecg-and-heart-rate-monitoring-with-ad8232-ecg-sensor-esp8266/>

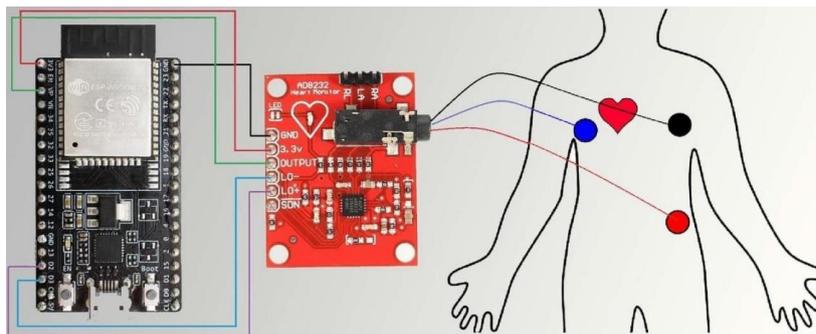


Рис. 5. Схема подключения модуля AD8232 к плате ESP8266

Собранные данные отправляются на сервер в формате JSON с использованием HTTP-запросов POST. Такой подход обеспечивает стабильную и надежную передачу данных даже при ограниченной пропускной способности сети.

5. Предварительная обработка данных

После получения данных измерений ЭКГ сервер выполняет их предварительную обработку. На Рис. 6 показаны наиболее важные точки ЭКГ.

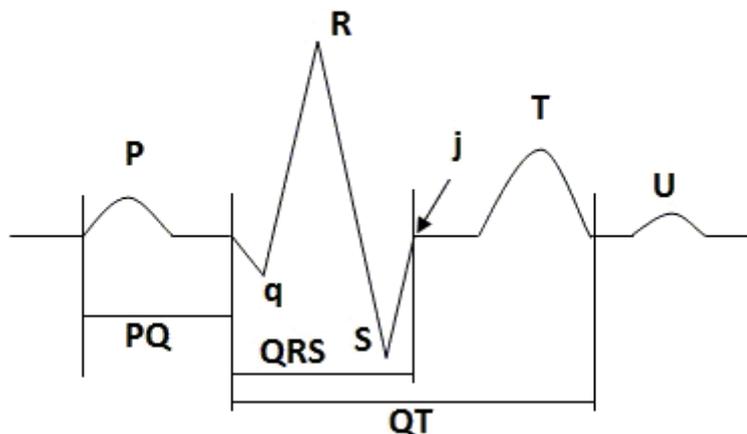


Рис. 6. Характерные точки ЭКГ

Предварительная обработка данных включает следующие шаги:

- **Фильтрация:** применяется полосовой фильтр Баттерворта с диапазоном частот 0.5–40 Гц для удаления шума, включая артефакты движения и высокочастотные помехи.
- **Нормализация:** данные масштабируются в диапазоне $[0, 1]$ для соответствия требованиям модели машинного обучения. Обработанные данные формируются в последовательности фиксированной длины (например, 1000 временных шагов), что соответствует входным данным модели LSTM.
- **Вычисление сердечного ритма:** для полученного сигнала электрокардиограммы,

имеющего в момент времени t значение $V(t)$, обнаружение пиков R обычно осуществляется с использованием порогового значения:

- Определение порога: устанавливается пороговое значение T , которое обычно определяется на основе опыта или статистического анализа предварительно обработанных данных.
- Обнаружение пиков: если $V(t) > T$ и в определённом интервале времени до и после момента t нет значений сигнала, превышающих $V(t)$, то считается, что в момент t зафиксирован пик R . После обнаружения последовательности пиков R во временные моменты t_1, t_2, \dots, t_n , можно вычислить интервалы RR :

$$RR_i = t_i - t_{i-1}$$

- Затем рассчитывается частота сердечных сокращений (ЧСС) по формуле:

$$\text{ЧСС}_i = \frac{60}{RR_i}$$

Здесь RR_i выражается в секундах, а ЧСС_i — в ударах в минуту (уд/мин).

- **Сохранение данных:** данные сохраняются в базе данных MongoDB в соответствии с заданным форматом (см. Рис.7 и Рис.8).

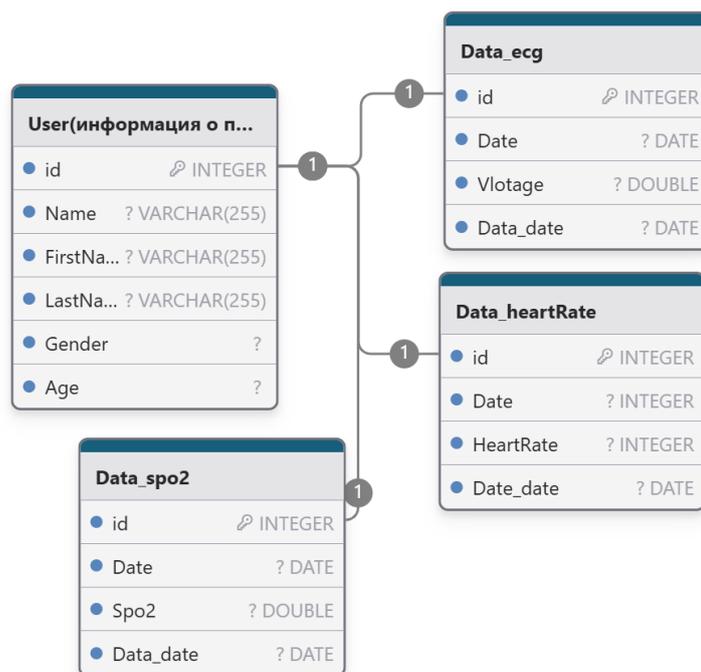


Рис. 7. Схема данных

```
_id: ObjectId('681a35ac07ee1ff1b09b8438')
timestamp: 1970-01-01T00:00:23.761+00:00
▶ data: Array (250)
  heartRate: 144
  __v: 0
```

Рис. 8. Пример данных

6. Модель LSTM

Для анализа сигналов ЭКГ используется модель LSTM, реализованная в фреймворке машинного обучения PyTorch. Архитектура модели включает:

- **Входной слой:** принимает тензор размером (1, 1000, 1), где 1000 — длина временной последовательности.
- **Слой LSTM:** два слоя LSTM с размером скрытого состояния 128.
- **Полносвязный слой:** преобразует выход LSTM в одно значение, представляющее результат классификации (например, нормальный или аномальный сигнал).

Модель была обучена на наборе данных PTB-XL с использованием функции потерь бинарной кросс-энтропии и оптимизатора Adam [3]. Процесс обучения проводился на сервере с использованием графического процессора (GPU) для ускорения вычислений.

7. Эксперименты и результаты

Эксперименты проводились в симулированной среде с использованием набора данных PTB-XL [12], содержащего разнообразные записи ЭКГ (Рис.9). Модель обучалась и тестировалась на сервере с GPU, что позволило сократить время обработки данных.

```
# Step 1: Load and preprocess the PTB-XL dataset
data_path = './ptb-xl/' # Update with your dataset path
metadata = pd.read_csv(os.path.join(data_path, 'ptbx1_database.csv'))
```

Рис. 9. Загрузка набора данных PTB-XL

Набор данных PTB-XL — это мощная и всеобъемлющая база данных электрокардиограмм, содержащая 21 837 записей 12-канальных ЭКГ продолжительностью 10 секунд, полученных от 18 885 пациентов, с 71 экспертными комментариями и обширными метаданными.

```
class RNNModel(nn.Module):
    def __init__(self, input_size, hidden_size, num_layers, output_size):
        super(RNNModel, self).__init__()
        self.lstm = nn.LSTM(input_size, hidden_size, num_layers, batch_first=True)
        self.fc = nn.Linear(hidden_size, output_size)

    def forward(self, x):
        out, _ = self.lstm(x)
        out = self.fc(out[:, -1, :]) # Use the last time step
        return out
```

Рис. 10. Определение модели RNN

Модуль `torch.nn.RNN` в PyTorch представляет собой готовый класс для создания RNN-слоев модели (Рис.10). RNN — это архитектура нейронной сети, специально предназначенная для обработки временных рядов или последовательных данных, которая позволяет улавливать временные зависимости в данных.

```
# Step 5: Save the model
torch.save(model.state_dict(), 'rnn_model0504_1.pth')
```

Рис. 11. Завершение машинного обучения и получение весов модели

```
Epoch [8/10], Loss: 0.4265
step3 fine
Epoch [9/10], Loss: 0.3910
step3 fine
Epoch [10/10], Loss: 0.3792
Test Accuracy: 83.81%
```

Рис. 12. Оценка модели

Для обучения модели использовалось 80% данных из набора PTB-XL (Рис. 11), а оставшиеся 20% были выделены для её оценки. Точность модели составила 83.81% (см. Рис.12).

8. Визуализация результатов мониторинга

Визуализация осциллограмм ЭКГ выполняется в реальном времени с помощью фронтенда Vue (Рис. 13).

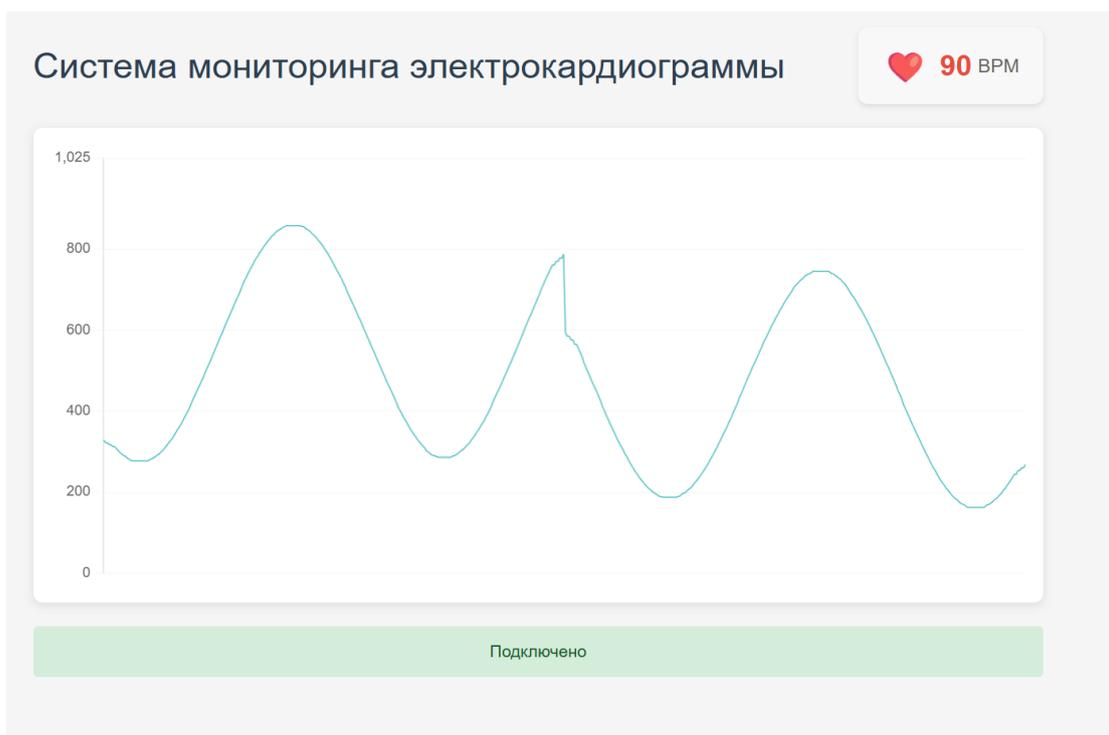


Рис. 13. Волновые формы ЭКГ

При обнаружении аномального сердечного ритма (брадикардия или тахикардия) система предоставляет пользователю рекомендации по здоровью и автоматически отправляет уведомление врачу через SMS (см. Рис. 14 и 15).

The screenshot shows the 'Система мониторинга электрокардиограммы' (ECG Monitoring System) interface with a heart rate of 40 BPM. A warning message is displayed, stating: 'обратите внимание!' (pay attention!). The message text reads: 'Частота сердечных сокращений в состоянии покоя составляет менее 60 ударов в минуту. Такие факторы, как аномалии в проводящей системе сердца, гипотиреоз и некоторые лекарственные препараты (например, бета-блокаторы), могут способствовать развитию брадикардии. Пожалуйста, поддерживайте связь с вашим врачом, носите с собой мобильный телефон и следите за уровнем заряда батареи вашего мобильного телефона'. A red button labeled 'свертывание' (collapse) is visible. Below the message, a green bar indicates the device is 'Подключено' (Connected).

Рис. 14. Низкая частота сердечных сокращений

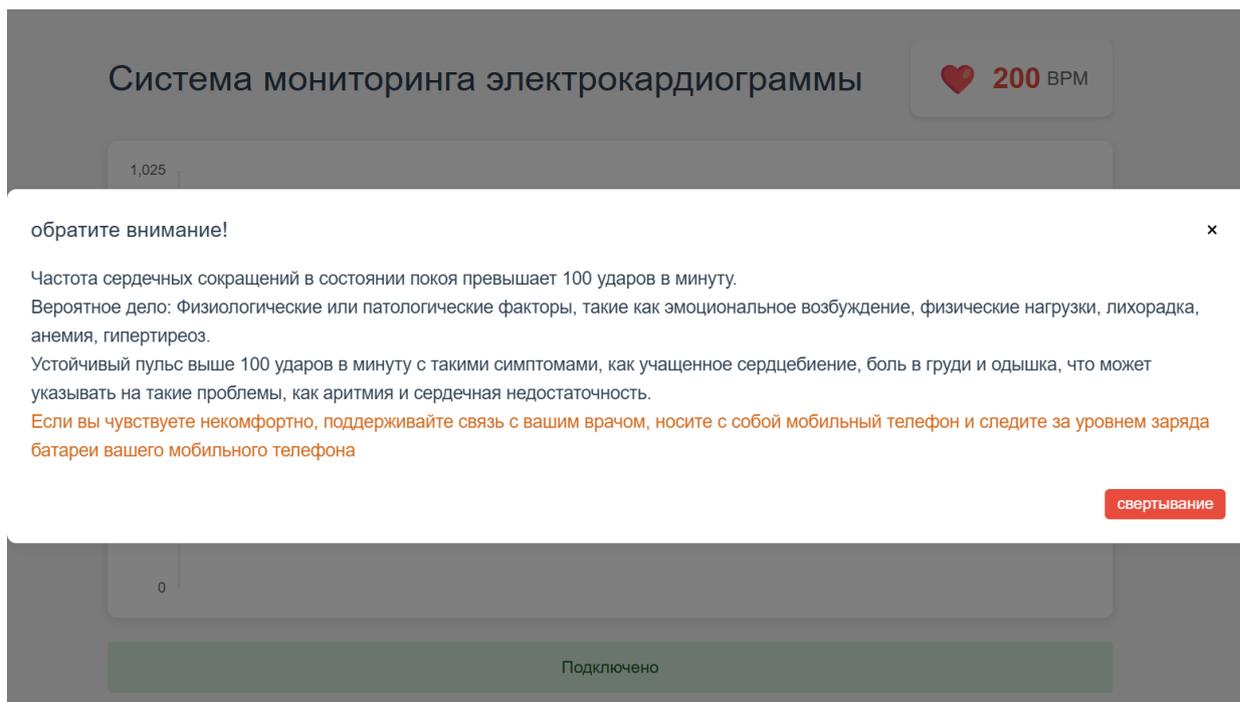


Рис. 15. Чрезмерная частота сердечных сокращений

Заключение

Проведён анализ отечественных и зарубежных исследований в области систем мониторинга ЭКГ, что позволило определить современное состояние технологий и обосновать выбор архитектуры беспроводной носимой системы ЭКГ-мониторинга.

Разработан прототип системы мониторинга ЭКГ на основе микроконтроллера ESP8266 с использованием датчика AD8232 и модели LSTM.

Разработана аппаратная часть системы, включающая модуль сбора ЭКГ-сигналов на основе датчика AD8232. Сигналы обрабатываются встроенными усилителями и фильтрами (высокочастотными и низкочастотными), после чего микроконтроллер ESP8266 выполняет аналого-цифровое преобразование и цифровую фильтрацию. Обработанные данные сохраняются в базе данных MongoDB, а визуализация в реальном времени реализована с использованием фреймворка Vue.js.

Для обучения модели был использован набор данных PTB-XL. С применением фреймворка PyTorch и рекуррентной нейронной сети (RNN) проведено обучение модели, в результате чего достигнута точность классификации аномалий в 83,81 %.

В дальнейшем мы планируем улучшить программный код, оптимизировать архитектуру модели, более точно настроить гиперпараметры и увеличить объём обучающих данных.

Благодарности. Эксперимент проводился на рабочей станции института систем информатики им. А.П. Ершова СО РАН, оснащенной видеокарты с 16 ГБ памяти.

Список литературы

1. Chandra S, Sharma A, Singh G K. Feature extraction of ECG signal // *Journal of Medical Engineering & Technology*, 2018. Vol. 42(4). P. 306–316.
2. Győrödi C, Győrödi R, Pecherle G, et al. A comparative study: MongoDB vs. MySQL // 2015 13th international conference on engineering of modern electric systems (EMES). IEEE, 2015. P. 1–6.
3. Hansen B. Heart Disease Classification using Transformers in PyTorch. 2021. URL: <https://towardsdatascience.com/heart-disease-classification-using-transformers-in-pytorch-8dbd277e079/>
4. Iskandar W J, Roihan I, Koestoer R A. Prototype low-cost portable electrocardiogram (ECG) based on Arduino-Uno with Bluetooth feature // *AIP Conference Proceedings*. AIP Publishing. 2019. P. 2193(1).
5. Kumpulainen T. Web application development with Vue.js. 2021.
6. Mendes Junior J J A, Campos D P, Biassio L C A V D, et al. AD8232 to biopotentials sensors: Open source project and benchmark // *Electronics*. 2023, Vol. 12(4): 833.
7. Saadatnejad S, Oveisi M, Hashemi M. LSTM-based ECG classification for continuous monitoring on personal wearable devices. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 2019. Vol. 24(2): P. 515–523.
8. Satheesh M, D'mello B J, Krol J. Web development with MongoDB and NodeJs // Packt Publishing Ltd, 2015.
9. Schwartz M. Internet of things with ESP8266 // Packt Publishing Ltd, 2016.
10. Setiawan M H, Sari N A, Prasetya W L, et al. Implementation of Heart Rate System using AD8232 and Arduino Microcontrollers // *Signal and Image Processing Letters*. 2020. Vol. 2(1). P. 36–44.
11. Singh S, Pandey S K, Pawar U, et al. Classification of ECG arrhythmia using recurrent neural networks // *Procedia computer science*. 2018. Vol. 132. P. 1290–1297.
12. Wagner, P., Strodthoff, N., Boussejot, RD. et al. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset // *Sci. Data*. 2020. Vol. 7:154. <https://doi.org/10.1038/s41597-020-0495-6>