

Санкт-Петербургский государственный университет

Программная инженерия

Байгельдин Александр Юрьевич

Система сбора и анализа показателей  
жизнедеятельности на основе данных с  
мобильных устройств

Выпускная квалификационная работа

Научный руководитель:  
к. ф.-м. н., доцент Романовский К. Ю.

Рецензент:  
Зам. ген. директора ООО “ПитерСофтвареХаус” Хитров Д. В.

Санкт-Петербург  
2018

Saint Petersburg State University

Software Engineering

Aleksandr Baigeldin

# System for collection and analysis of vital signs based on data from mobile devices

Graduation Thesis

Scientific supervisor:  
assistant professor Konstantin Romanovsky

Reviewer:  
Deputy director general of “PiterSoftwareHouse” Ltd. Denis Khitrov

Saint-Petersburg  
2018

# Оглавление

<b>Введение</b>	<b>4</b>
<b>1. Постановка задачи</b>	<b>6</b>
<b>2. Обзор</b>	<b>7</b>
2.1. Физиология стресса . . . . .	7
2.2. Физиологические маркеры стресса . . . . .	8
2.3. Существующие решения . . . . .	9
<b>3. Архитектура</b>	<b>11</b>
3.1. Используемые технологии . . . . .	11
3.2. Взаимодействие с сенсорами . . . . .	12
3.3. Взаимодействие с моделью . . . . .	13
<b>4. Реализация</b>	<b>16</b>
4.1. Функциональность приложения . . . . .	16
4.2. Интерфейс приложения . . . . .	16
4.3. Конструирование признаков . . . . .	18
4.4. Выбор модели . . . . .	19
4.5. Особенности реализации . . . . .	20
<b>5. Апробация</b>	<b>22</b>
5.1. Сбор данных . . . . .	22
5.2. Оценка эффективности . . . . .	22
<b>Заключение</b>	<b>24</b>
<b>Список литературы</b>	<b>25</b>

# Введение

Стресс — это совокупность неспецифических (т.е. независимых от типа стрессора) адаптационных реакций организма на воздействие различных факторов (физических или психологических), нарушающих его гомеостаз (стабильное, равновесное состояние) [1]. В современной медицине принято разделять понятие положительного стресса (эустресса) и отрицательного стресса (дистресса) [2]. В результате положительного стресса повышается функциональный резерв организма, происходит его адаптация к стрессовому фактору и ликвидация самого стресса. Однако, когда организм постоянно подвергается стрессу или же стрессор слишком сильный, защитные силы организма истощаются и он становится не в состоянии самостоятельно справиться со стрессом. От такого стресса страдает иммунная система, он подрывает здоровье человека и способствует развитию тяжелых заболеваний, таких как депрессивное расстройство, диабет и даже рак [3]. В связи с этим, получили широкое развитие различные методы управления стрессом, которые помогают предупреждать его отрицательное воздействие. Однако, зачастую человек не замечает или не осознает того, что подвергается воздействию стресса. Поэтому перспективной областью исследования является автоматическое отслеживание стресса в повседневной жизни в реальном времени.

Поскольку основное воздействие стресс оказывает на нервную и эндокринную системы организма, то для его определения логичным является поиск соответствующих шаблонов в работе этих систем. Например, анализ крови может выявить повышенное содержание кортизола (глюкокортикоидного “гормона стресса”) в крови. Однако, инвазивные методы не подходят для непрерывного отслеживания стресса. В связи с этим, особый интерес вызывает реакция нервной системы организма на стресс, а если точнее, то реакция симпатического отдела автономной нервной системы, который отвечает за мобилизацию сил организма в экстренных ситуациях. Симпатическая нервная система оказывает влияние на частоту сердцебиения и дыхания, кровяное давление, элект-

трическую активность кожи и другие показатели. Поэтому диапазон медицинских сенсоров, с помощью которых можно в той или иной мере определять стресс, довольно обширен: пульсометры, тонометры, GSR сенсоры, и т.д. Тем не менее, наиболее перспективным типом сенсоров для задачи отслеживания стресса в реальном времени являются именно пульсометры, т.к. несмотря на небольшую цену, они обладают необходимой мобильностью и предоставляют возможность высчитывать один из самых важных показателей активности симпатической нервной системы — вариабельность сердечного ритма [4].

Однако, симпатическая нервная система реагирует даже на небольшие стрессоры, которые нет смысла учитывать в статистике, но которые при этом оказывают влияние на вариабельность сердечного ритма. Например, даже при медленной ходьбе вариабельность сердечного ритма отличается от сидячего положения [5], хотя нельзя назвать ходьбу стрессом в отрицательном смысле. Поэтому учет физической активности (например, на основе данных с акселерометра) является хорошим способом отфильтровать ложные срабатывания отслеживающей стресс системы. Для комбинации показателей физической активности и показателей активности симпатической нервной системы при определении стресса можно применить популярное на сегодняшний день в медицине машинное обучение.

Таким образом, для задачи автоматического отслеживания стресса в реальном времени требуется система, которая бы определяла стресс на основе данных с пульсометра и акселерометра и обладала бы достаточной мобильностью для того, чтобы применять ее в повседневной жизни.

# 1. Постановка задачи

Целью данной работы является создание прототипа мобильного приложения, отслеживающего человеческий стресс в реальном времени, определяя его на основе данных полученных с акселерометра мобильного телефона и внешнего пульсометра, применяя для этого машинное обучение.

Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

- Исследовать природу человеческого стресса и изучить публикации на тему определения стресса на основе медицинских данных.
- Спроектировать архитектуру приложения и его взаимодействия с медицинскими сенсорами и моделью машинного обучения.
- Реализовать мобильное приложение и добавить в него функциональность для сбора данных.
- Собрать данные для обучения модели, обучить модель и оценить ее эффективность.

## 2. Обзор

### 2.1. Физиология стресса

Каким бы не был стресс, эмоциональным или физическим, организм всегда реагирует на него одинаково. Именно поэтому стресс определяется как неспецифическая реакция организма. Это значит, что вне зависимости от того, положительное ли событие произошло (например, победа в соревновании) или отрицательное (например, получение физической травмы), в организме активируются одни и те же механизмы. Разница в положительном и отрицательном стрессе заключается только в том, смог ли организм с ним справиться до того, как истощились его ресурсы, т.е. чем чаще организм подвергается конкретному стрессору и чем он продолжительнее и интенсивнее, тем больше вероятность, что данный стрессор отрицательно влияет на организм.

Любой стресс начинается со стадии тревоги, которая не зависит от типа стрессора, может длиться от нескольких часов до нескольких суток и всегда проявляется одинаково (через активацию соответствующих систем организма). Затем идет стадия сопротивления, в течение которой организм пытается адаптироваться к специфичному типу стрессора, повышая свою устойчивость к его воздействию, и приводя в норму системы, которые были активированы на предыдущей стадии. Далее может идти либо стабилизация, либо (если стресс был слишком интенсивный или продолжительный) стадия истощения. Этот процесс, состоящий из трех стадий (тревоги, сопротивления и истощения), получил название общего адаптационного синдрома.

Поэтому очень важно предупреждать стресс еще на стадии тревоги, когда его еще можно различить. Главными системами организма, которые отвечают за стресс на стадии тревоги, являются гипоталамо-гипофизарно-надпочечниковая (НРА) система и вегетативная нервная система. При активации НРА в кровь выделяются глюкокортикоидные гормоны (в частности, кортизол), повышается содержание глюкозы в крови, кровяное давление и тонус мышц. Поэтому анализ крови может

достаточно точно определить уровень стресса. Также уровень стресса сильно коррелирует с содержанием альфа-амилазы в слюне [6].

Вегетативная нервная система — это отдел нервной системы, регулирующий деятельность внутренних органов, который в свою очередь делится на симпатический и парасимпатический отделы. Парасимпатическая стимуляция одних органов оказывает тормозное действие, а других — возбуждающее. То же касается и симпатической стимуляции, но в большинстве случаев действие парасимпатической и симпатической систем противоположно. В частности, парасимпатическая система отвечает за приведение тела в гомеостаз (т.е. равновесное состояние): уменьшает частоту сердцебиения, но при этом активизирует органы отвечающие за переваривание пищи. При активации симпатической системы все происходит наоборот: увеличивается частота дыхания и сердцебиения, выделяется пот, изменяется электрическая проводимость кожи. В целом, баланс активности симпатической и парасимпатической систем определяет уровень стресса.

## **2.2. Физиологические маркеры стресса**

Поскольку инвазивные методы не подходят для непрерывного отслеживания стресса в повседневной жизни, для этой задачи обычно используются физиологические маркеры активности симпатической нервной системы. Такими маркерами являются учащенное дыхание и сердцебиение, повышенное кровяное давление и выделение пота, которое измеряется через электрическую активность кожи. Для регистрации этих показателей используются такие медицинские устройства, как тонометры, пульсометры, GSR сенсоры и спирометры.

Однако, наиболее распространенным и удобным в использовании типом сенсоров являются пульсометры. Кроме того, с их помощью можно измерить еще один очень важный показатель баланса вегетативной нервной системы — вариабельность сердечного ритма (HRV). HRV измеряет изменчивость сердечного ритма, т.е. то, насколько неравномерно бьется сердце. Причем высокий HRV (т.е. неравномерное сердцеби-



ение) является показателем здорового сердца. Иначе говоря, здоровое сердце — это не метроном [7]. Чем выше HRV, тем более активен парасимпатический отдел нервной системы. Соответственно, чем ниже HRV, тем активнее симпатический отдел. Существует множество метрик для измерения HRV, но наиболее популярной является RMSSD, которая вычисляет среднеквадратичное отклонение разниц между соседними R-R интервалами (промежутками между соседними сердечными сокращениями).

HRV можно применять для определения как хронического, так и ситуативного стресса. Однако, он сильно зависит от возраста, пола и других факторов, поэтому зачастую некорректно сравнивать свой HRV с HRV другого человека. Правильнее будет сравнивать его с базовыми значениями, которые лучше измерять в сразу после пробуждения. Также на HRV сильно влияет контекст измерения, потому что даже малейшая физическая активность и изменения обстановки отражаются в HRV [5].

## 2.3. Существующие решения

Большинство существующих решений, которые используют данные о сердцебиении для определения стресса, используют HRV в качестве элемента вектора признаков при обучении модели. Однако, далеко не во всех работах была взята во внимание физическая активность. Так, в статье “Stress Detection Using Low Cost Heart Rate Sensors” [8] была достигнута точность 75% в определении стресса по данным пульсометра, но данные собирались в строго сидячем положении, а любое движение считалось нарушением протокола.

В тех работах, где физическая активность была учтена, для этого применялись данные акселерометра. В статье “Activity-aware Mental Stress Detection Using Physiological Sensors” [9] была достигнута точность 80%, а в статье “Modeling perceived stress via HRV and accelerometer sensor streams” [10] точность достигла 87%. Однако, в обоих работах способ вычисления физической активности не идеален — он зависит от

поворота мобильного телефона в пространстве и не учитывает ошибку акселерометра. Другим важным недочетом является то, что HRV не было нормализовано относительно базовых значений для конкретного человека.

## 3. Архитектура

### 3.1. Используемые технологии

При реализации приложения были использованы следующие технологии:

- MedM DeviceKit SDK — библиотека для iOS и Android для подключения медицинских сенсоров по протоколу bluetooth.
- React Native — фреймворк для разработки нативных приложений для iOS и Android с использованием библиотеки React для построения пользовательских интерфейсов.
- TypeScript — язык программирования со статической типизацией, который является надмножеством JavaScript и позволяет писать более удобный в сопровождении код.
- MobX — библиотека для управления состоянием приложения в реактивном стиле.
- D3 — набор инструментов для визуализации данных.
- Для обучения модели была использована библиотека для машинного обучения SciKit-Learn и язык программирования Python.
- Языки программирования Kotlin и Swift использовались для реализации адаптера MedM DeviceKit SDK для React Native.

Использование библиотеки MedM DeviceKit SDK обеспечивает прозрачную поддержку большого количества медицинских сенсоров, предоставляя к ним единый интерфейс. В сочетании с React Native это дает возможность разрабатывать нативные приложения под платформы iOS и Android, используя единую кодовую базу и свести процент платформозависимого кода к минимуму.

## 3.2. Взаимодействие с сенсорами

Взаимодействие приложения с акселерометром и пульсометром заключается в сборе с них сырых данных и последующего извлечения из них признаков для обучения модели. Общая схема взаимодействия представлена на рис. 1.

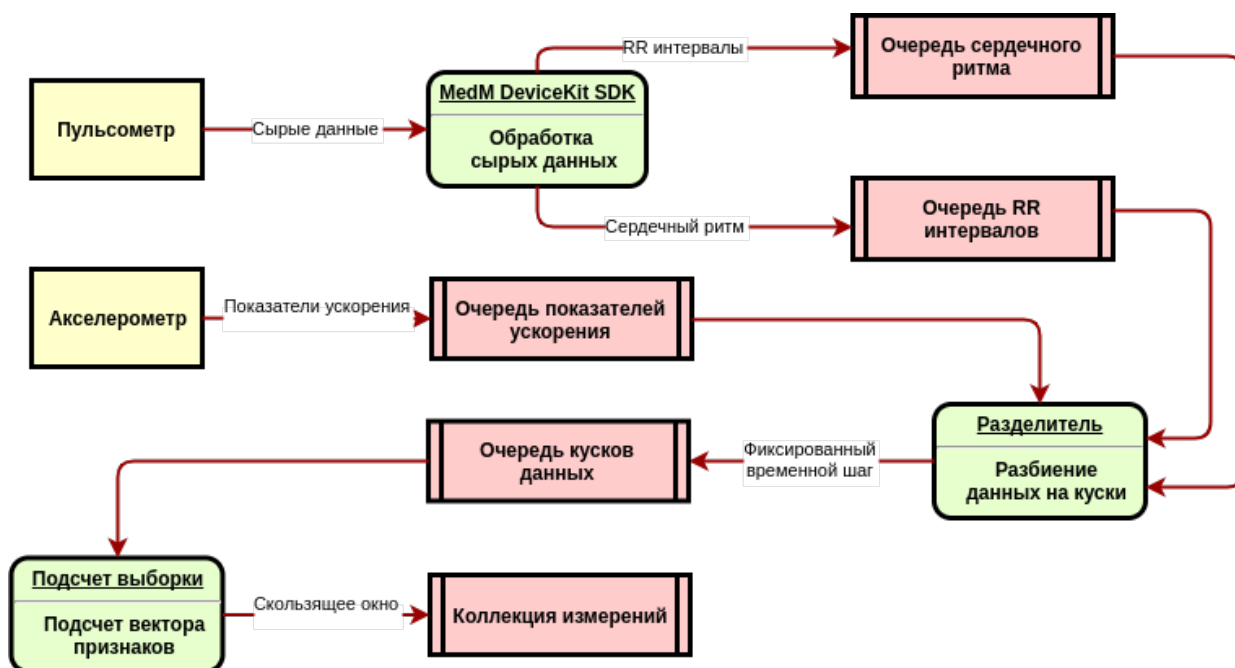


Рис. 1: Взаимодействие с сенсорами

Необработанные данные представляют собой три потока из R-R интервалов, сердечного ритма и показателей ускорения по трем осям мобильного телефона. Данные из этих потоков записываются в соответствующие буферы, которые периодически очищаются через фиксированный промежуток времени, а полученные данные записываются в новый чанк (атомарный кусок данных, полученных с сенсоров), который в свою очередь записывается в двустороннюю очередь фиксированного размера. При поступлении нового чанка из очереди удаляется самый старый чанк, а через фиксированный шаг в несколько чанков по основе данных, содержащихся в очереди, вычисляется новое измерение, которое также является элементом выборки для модели машинного обучения. Такая архитектура сбора данных позволяет разбить непрерывный поток данных на пересекающиеся отрезки фиксированного размера и

эффективно использовать память, храня только ту часть данных, которая требуется для вычисления следующего измерения.

Перед подсчетом нового измерения данные сортируются по времени, т.к. вычисляемые признаки зависят от их хронологии и существует вероятность, что порядок пакетов данных полученных с пульсометра может быть нарушен из-за плохой связи с сенсором. После сортировки вычисляются главные признаки: вариабельность сердечного ритма, средний сердечный ритм и индекс физической активности. Далее на основе вычисленных значений составляется вектор признаков для модели машинного обучения.

### **3.3. Взаимодействие с моделью**

Взаимодействие приложения с моделью машинного обучения заключается в сборе обучающей выборки и последующей адаптации обученной модели для использования во время выполнения приложения. Общая схема процесса обучения модели и его взаимодействия показана на рис. 2.

С целью упрощения работы с обучающей выборкой были разработаны следующие скрипты: “pull-samples”, “calc-features-meta”, “regenerate-samples”, “train-model” и “serialize-model”. Чтобы понять, как они встраиваются в процесс взаимодействия с моделью, нужно подробнее рассмотреть сам процесс.

Версия приложения для разработчика предусматривает возможность разметки обучающей выборки и сохранения собранных данных в постоянном хранилище мобильного телефона. Каждая попытка сбора данных порождает отдельную обучающую выборку и сохраняет ее вместе с метками и сырыми данными в отдельную директорию, название которой является идентификатором выборки. После того, как данные были собраны, с помощью скрипта “pull-samples” они загружаются на машину, где будет проходить обучение модели.

Стоит заметить, что на этом этапе уже не требуется предварительная обработка (включая стандартизацию) обучающей выборки, т.к. она

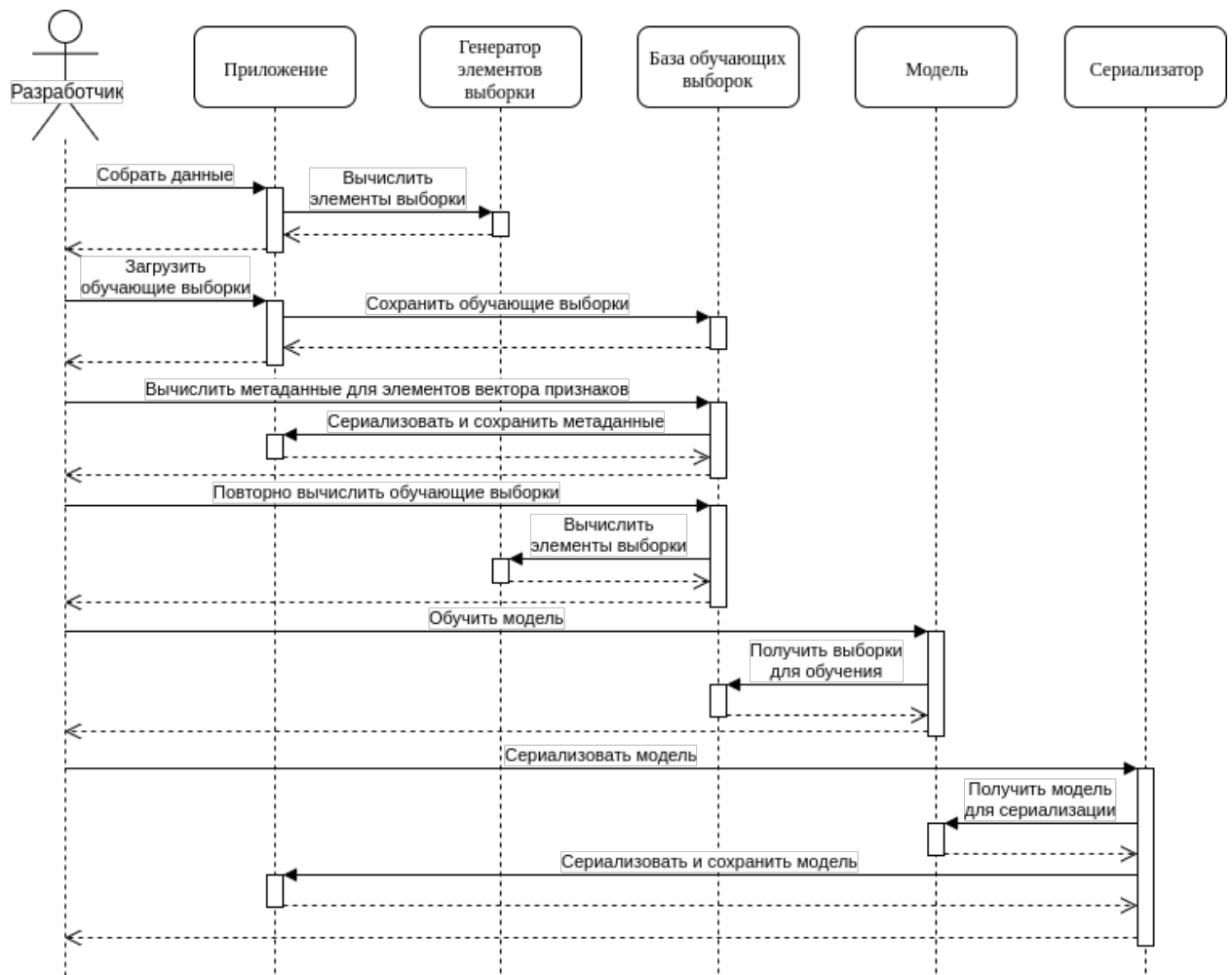


Рис. 2: Взаимодействие с моделью

была выполнена еще во время сбора данных и реализована на TypeScript, чтобы не дублировать эту логику в процессе обучения и непосредственного использования модели. Предварительная обработка обучающей выборки состоит в составлении вектора признаков для каждого элемента выборки. Он составляется на основе вычисленных показателей сердцебиения и физической активности и базовых значений, полученных на этапе калибровки.

Далее модель обучается с помощью скрипта “train-model”, передав ему идентификаторы желаемых выборок, и сериализуется в JSON при помощи скрипта “serialize-model” для последующего использования в приложении. В самом приложении во время выполнения используется не исходная модель, а ее портированный аналог, который настраивается на основе сериализованных параметров модели.

Перед подачей вектора признаков в модель он стандартизируется через стандартизованную оценку (z-score), которая вычисляется на основе стандартных отклонений и средних значений элементов вектора. Эти значения вычисляются с помощью скрипта “calc-features-meta”, который также принимает на вход идентификаторы выборок и сериализует полученные значения в JSON.

Отдельно стоит отметить скрипт “regenerate-samples”, который пересчитывает значения обучающих выборок на основе сохраненных сырых данных и базовых значений. Он переиспользует всю логику вычисления обучающей выборки, благодаря чему он крайне удобен в тех случаях, когда данные уже собраны, но выяснилось, что для эффективной тренировки модели не хватает дополнительных признаков или в вычислении признаков были ошибки (т.е. его можно использовать для генерации обучающей выборки постфактум).

## 4. Реализация

### 4.1. Функциональность приложения

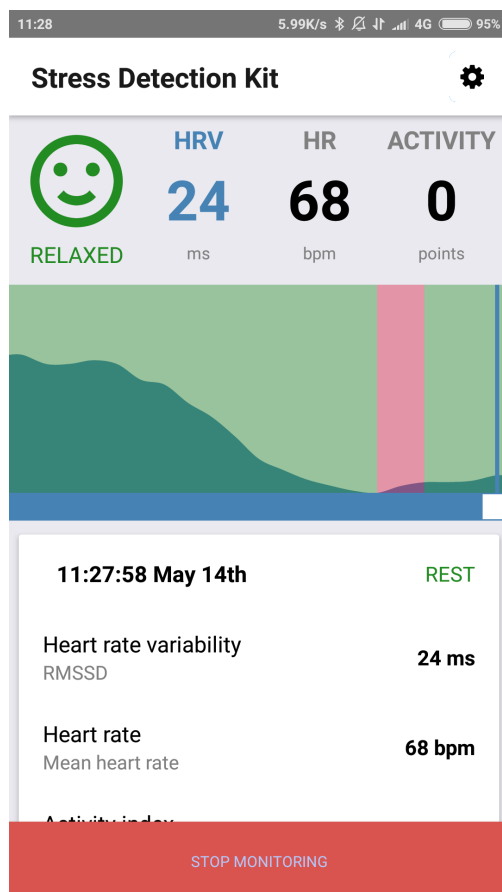
В приложении была реализована следующая функциональность:

- Подключение медицинских сенсоров (в частности, пульсометров) по протоколу bluetooth и получение с них данных о сердцебиении.
- Отображение последних значений главных показателей (HRV, сердечный ритм и физическая активность) и состояния стресса в реальном времени.
- Отображение тенденций главных показателей в виде графиков и возможность смотреть статистику по прошедшему времени.
- Вычисление базовых значений сердцебиения и ошибки акселерометра для калибровки модели.
- Возможность указывать уровень воспринимаемого стресса в версии приложения для разработчика для разметки обучающей выборки.

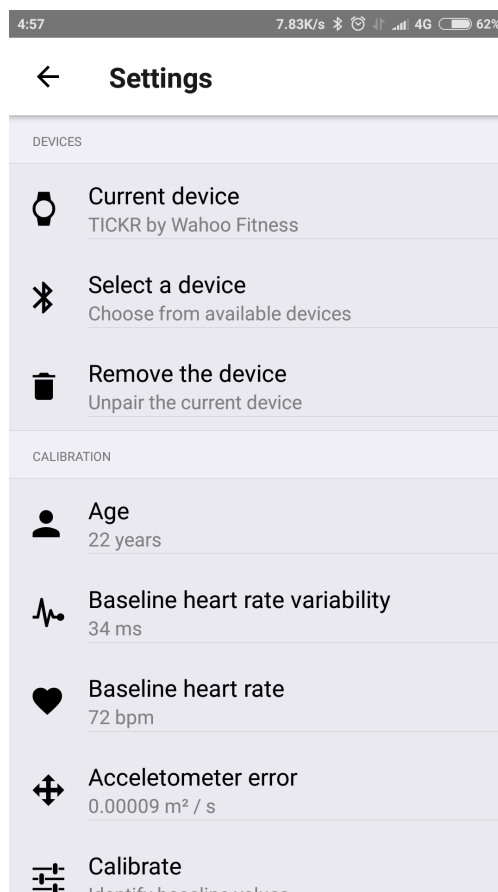
### 4.2. Интерфейс приложения

Интерфейс приложения состоит из трех основных и двух модальных экранов. Главный экран используется для приветствия, отображения прогресса сбора первичных данных, необходимых для отображения статистики, и самой статистики (рис. 3(a)). Последние значения главных показателей и состояния стресса находятся в верхней части экрана. При нажатии на значения показателей на графике отображается его тенденция. Ползунок на графике можно использовать для просмотра статистики (главных показателей и продолжительности стресса) по прошедшему времени. На экране настроек (рис. 3(b)) отображаются текущий сенсор, базовые значения сердцебиения и ошибка акселерометра. Также через него можно отсоединить текущий сенсор, сбросить

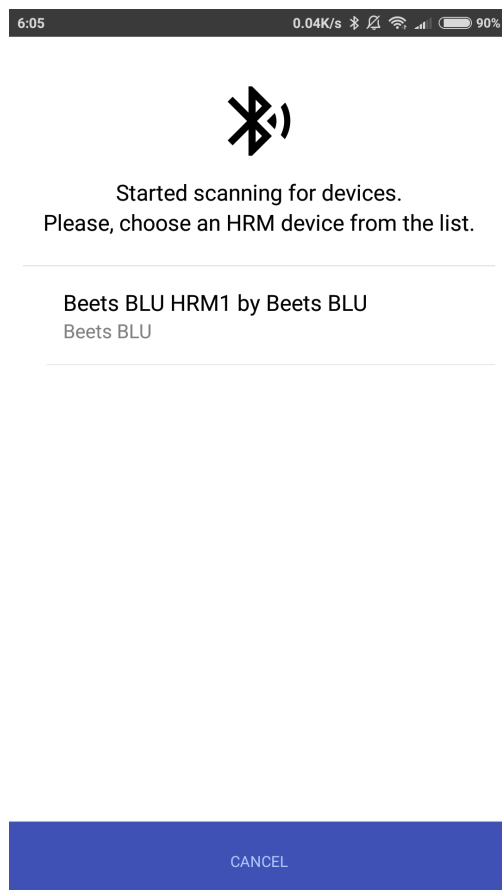




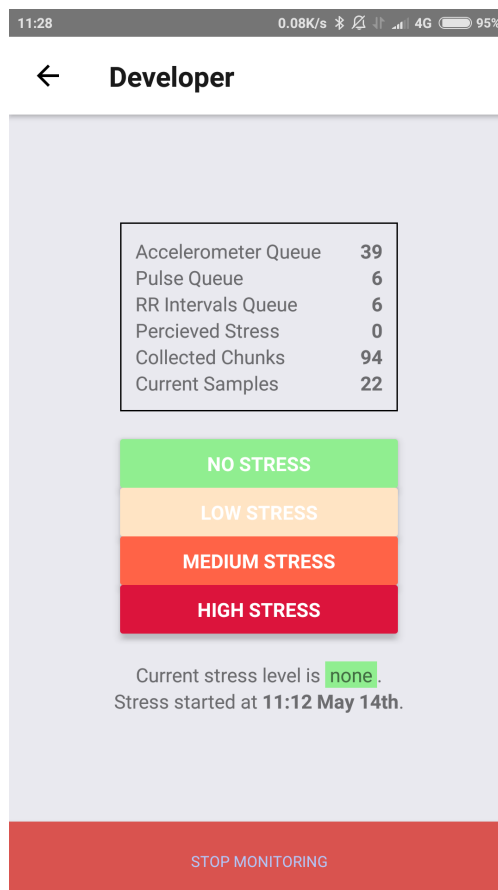
(a) Экран статистики



(b) Экран настроек



(c) Экран управления сенсорами



(d) Экран разработчика

значения калибровки и вызвать модальные окна (рис. 3(с)) управления сенсорами и калибровки. Экран разработчика (рис. 3(d)) содержит низкоуровневую статистику для отладки приложения и кнопки с уровнями стресса для разметки обучающей выборки.

### 4.3. Конструирование признаков

При конструировании элементов вектора признаков, кроме самих показателей сердцебиения, необходимо учитывать также их базовые значения, которые зависят от конкретного человека, чтобы сделать модель максимально независимой от особенностей конкретного человека. Однако, поскольку в данной работе обучающая выборка была ограничена одним человеком, нельзя было просто включить базовые значения в вектор признаков, т.к. эти значения были бы одинаковыми для всей обучающей выборки, что привело бы к их игнорированию в процессе обучения. Поэтому большое внимание было уделено конструированию признаков, которые бы сами по себе учитывали базовые значения.

Для подсчета вариабельности сердечного ритма используется среднеквадратичное отклонение разниц соседних R-R интервалов (RMSSD), которое вычисляется по формуле 1.

$$RMSSD := \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2} \quad (1)$$

После этого, к нему применяется натуральный логарифм [11] и вычисляется разница между текущим значением HRV и его базовым значением [12], которое было вычислено в процессе калибровки модели. Итоговое значение элемента выборки вычисляется по формуле 2.

$$\Delta HRV := \ln RMSSD - \ln RMSSD_{baseline} \quad (2)$$

Также вектор признаков включает в себя среднее значение сердечного ритма, учитывая при этом его базовое значение и предполагаемое максимальное значение, которое вычисляется по формуле 3 [13]. Ито-

говое значение элемента выборки вычисляется по формуле 4.

$$HR_{max} := 220 - age \quad (3)$$

$$\%HR := \frac{HR - HR_{baseline}}{HR_{max} - HR_{baseline}} \quad (4)$$

Для вычисления уровня физической активности используется индекс физической активности [14], который вычисляется по формуле 5 на основе значений ускорения по трем осям мобильного телефона за промежуток времени и ошибки акселерометра, вычисленной на этапе калибровки.

$$AI := \sqrt{\max\left(\frac{1}{3}\left\{\sum_{i=1}^3 \frac{\sigma_i^2 - \bar{\sigma}^2}{\bar{\sigma}^2}\right\}, 0\right)} \quad (5)$$

Итоговый вектор признаков вычисляется по формуле 6, после чего к нему применяется стандартизованная оценка (z-score).

$$(\Delta HRV, \%HR, AI) \quad (6)$$

Вариабельность сердечного ритма вычисляется на основе данных пульсометра за 5 минут, что является стандартным промежутком времени для ее вычисления при использовании RMSSD. Для остальных признаков эмпирически было установлено, что наилучший результат модель показывает при их вычислении за промежуток длиной в 1 минуту, причем для физической активности этот промежуток сдвинут на 10 секунд влево относительно промежутка для вычисления среднего сердечного ритма, поскольку физическая активность отражается на сердечном ритме с некоторой задержкой.

#### 4.4. Выбор модели

В качестве модели машинного обучения был выбран метод опорных векторов (SVM) с линейным ядром. Стоит заметить, что в таких сложных процессах организма, как сердцебиение и стресс, вряд ли можно

найти строгую линейную зависимость. Однако, в условиях недостатка данных это является хорошей аппроксимацией и предотвращает переобучение, которое свойственно другим типам ядер (например, радиальной базисной функции).

Алгоритм модели был портирован на TypeScript, чтобы его можно было вызывать из кода приложения во время его выполнения, не обращаясь к внешней системе. При инициализации он принимает заранее сериализованные в JSON параметры обученной модели.

## 4.5. Особенности реализации

Несмотря на то, что экраны приложения визуально не связаны между собой, они тесно связаны на уровне данных. Например, главный экран и экран разработчика в реальном времени показывают статистику, вычисленную по одним и тем же данным, а при калибровке и подсчете статистики используются одни и те же механизмы (буферы потоков и вычисление значений). Поэтому было принято решение разрабатывать пользовательский интерфейс в реактивном стиле, что существенно упростило разработку приложения.

Также для ускорения разработки была добавлена возможность сборки приложения с ускоренным режимом (для этого нужно установить переменную окружения “ACCELERATED\_MODE” при сборке приложения). В этом режиме нет необходимости подключать медицинский сенсор, т.к. он заменяется генератором, который создает все данные автоматически. В ускоренном режиме промежуток времени между вычислениями нового измерения сокращен до минимума, а этап сбора первичных данных вовсе отсутствует. Кроме ускоренного режима, был также предусмотрен специальный режим для апробации и режим разработчика, которые также активируются через переменные окружения при сборке приложения.

Другой важной особенностью реализации является выделение адаптера библиотеки MedM DeviceKit SDK для React Native в отдельный модуль. Адаптер был реализован на языках Swift и Kotlin для плат-

форм iOS и Android соответственно, а единый интерфейс предоставляется на языке TypeScript. Такое решение позволило тестировать логику работы с медицинскими сенсорами независимо от приложения, что также сильно упростило разработку.

## 5. Апробация

### 5.1. Сбор данных

Данные для обучения модели собирались в течении различных стрессовых и не стрессовых ситуаций. В качестве стрессовых ситуаций были выбраны ответ и подготовка к ответу на экзамене, видеоигры в жанре хоррор, тест Струпа с негативной обратной связью (т.е. с выполнением заданий за ограниченное время) и физические упражнения. Поскольку в данной работе целью является определение стресса в повседневной жизни, то физические упражнения, такие как отжимания, вполне вписываются в понятие стресса с точки зрения физиологии, т.к. при довольно небольшом индексе физической активности, они достаточно сильно активируют симпатическую нервную систему. Что касается теста Струпа, то он также является стрессором и повышает частоту сердцебиения [15]. Обучающие выборки, использовавшие тест Струпа, были записаны как в сидячем положении, так и в движении. В качестве не стрессовых ситуаций были выбраны отдых, сон, чтение книги, просмотр фильмов и прогулка. Всего было собрано около 700 измерений общей продолжительностью 6 часов.

Также поскольку данных по не стрессовым ситуациям было собрано больше, чем по стрессовым, была применена техника синтетической генерации элементов обучающей выборки SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) [16].

### 5.2. Оценка эффективности

Результаты кросс-валидации модели на 5 блоках тестовых данных показаны в таблице 1. Такие высокие результаты в первую очередь обеспечены тем, что модель обучалась и проверялась на данных одного человека. Поэтому, для более честной оценки эффективности, приложение и носимые пульсометры были предоставлены двум добровольцам, которые отчитывались о том, какие ситуации модель определяла как стрессовые и соответствовало ли это их личной оценке.

Таблица 1: Оценка эффективности бинарного классификатора

	<b>Точность</b>	<b>Полнота</b>	<b>F-мера</b>
<b>Отрицательно</b>	0.96 ( $\pm 0.06$ )	0.93 ( $\pm 0.08$ )	0.95 ( $\pm 0.03$ )
<b>Положительно</b>	0.94 ( $\pm 0.07$ )	0.96 ( $\pm 0.06$ )	0.95 ( $\pm 0.03$ )
<b>Среднее</b>	0.95 ( $\pm 0.03$ )	0.95 ( $\pm 0.03$ )	0.95 ( $\pm 0.03$ )

Апробация подтвердила значения точности для отрицательного класса (т.е. для отсутствия стресса) и полноты для положительного класса (т.е. для стрессовых ситуаций). Также полнота отрицательного класса была близка к полученному значению, но точность положительного класса оказалась около 50%. Это значит, что модель в два раза чаще, чем сам человек, определяла ситуации как стрессовые. В частности, как стрессовые ситуации часто помечалось социальное взаимодействие и общение. С одной стороны, это логично, т.к. при социальном взаимодействии активируется симпатическая нервная система, а физическая активность почти не меняется. С другой стороны, это может значить, что модель излишне чувствительна к небольшим стрессорам.

В какой-то степени чувствительность модели можно отрегулировать через установку базовых значений сердцебиения. Однако, более правильным решением является обучение нескольких вариантов модели на разных обучающих выборках, которые отличаются интенсивностью стрессоров. Другим решением является сведение проблемы к задаче регрессии, при которой вместо бинарной классификации модель бы определяла уровень стресса по относительной шкале, а пользователь мог бы сам выставить нужный ему порог. Однако, оба метода требуют сложной и длительной процедуры сбора данных.

# Заключение

В рамках данной работы был создан прототип мобильного приложения для автоматического отслеживания человеческого стресса в реальном времени. Показано, что на основе данных с пульсометра и акселерометра можно эффективно определять стресс в повседневной жизни. Более детально, были получены следующие результаты:

- Проанализированы существующие публикации на тему определения стресса на основе медицинских данных, выявлены недостатки в их подходах и выбраны наиболее важные показатели для определения стресса — вариабельность сердечного ритма и индекс физической активности.
- Спроектирована архитектура приложения, позволяющая переиспользовать логику обработки данных с медицинских сенсоров во время выполнения и в процессе обучения модели.
- Реализовано мобильное приложение для платформ iOS и Android, которое позволяет отслеживать стресс и изменения в сердцебиении и физической активности в реальном времени.
- Собраны данные для обучения модели и на их основе обучена модель, которая показала убедительные результаты в задаче бинарной классификации стресса.



## Список литературы

- [1] Selye Hans. The stress of life. McGraw-Hill New York, 1976.
- [2] Dr. Hans Selye M.D. Ph.D. D.Sc. Confusion and Controversy in the Stress Field // Journal of Human Stress. 1975. Т. 1. С. 37–44.
- [3] Razali Salleh Mohd. Life Event, Stress and Illness // The Malaysian journal of medical sciences : MJMS. 2008. Т. 15. С. 9–18.
- [4] Influence of Mental Stress on Heart Rate and Heart Rate Variability / Joachim Taelman, S. Vandepuut, A. Spaepen [и др.]. Springer Berlin Heidelberg, 2009. С. 1366–1369.
- [5] Mesquita Ricardo, Kyröläinen Heikki, Schäfer Olstad Daniela. Reliability and validity of time domain heart rate variability during daily routine activities - An alternative to the morning orthostatic test? 2017. 04. Т. 9. С. 64–68.
- [6] Stress-induced changes in human salivary alpha-amylase activity—associations with adrenergic activity / Urs Markus Nater, Roberto La Marca, Ladina Florin [и др.] // Psychoneuroendocrinology. 2006. Т. 31. С. 49–58.
- [7] Shaffer Fred, McCraty Rollin, Zerr Christopher L. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability // Frontiers in Psychology. 2014. Т. 5. с. 1040.
- [8] Salai Mario, Vassányi István, Kósa István. Stress Detection Using Low Cost Heart Rate Sensors // Journal of Healthcare Engineering. 2016. 06. Т. 2016. С. 1–13.
- [9] Activity-Aware Mental Stress Detection Using Physiological Sensors / Feng-Tso Sun, Cynthia Kuo, Heng-Tze Cheng [и др.] // Mobile Computing, Applications, and Services. Springer Berlin Heidelberg, 2012. С. 211–230.

- [10] Modeling perceived stress via HRV and accelerometer sensor streams / M. Wu, H. Cao, H. L. Nguyen [и др.] // 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). 2015. С. 1625–1628.
- [11] Data transforms for spectral analyses of heart rate variability / Robert Ellis, John Sollers, Eve A. Edelstein [и др.] // Biomedical Sciences Instrumentation. 2008. Т. 44. с. 392.
- [12] The Reliability and Specificity of Delta Versus Residualized Change as Measures of Cardiovascular Reactivity to Behavioral Challenges / Llabre Maria M., Spitzer Susan B., Saab Patrice G. [и др.] // Psychophysiology. Т. 28. С. 701–711.
- [13] Measured Maximal Heart Rates Compared to Commonly Used Age-Based Prediction Equations in the Heritage Family Study / Mark Sarzynski, T. Rankinen, Conrad Earnest [и др.] // American Journal of Human Biology. 2013. Т. 25. С. 695–701.
- [14] An Activity Index for Raw Accelerometry Data and Its Comparison with Other Activity Metrics / Jiawei Bai, Chongzhi Di, Luo Xiao [и др.] // PLOS ONE. 2016. Т. 11. С. 1–14.
- [15] Renaud Patrice, Blondin Jean-Pierre. The stress of Stroop performance: physiological and emotional responses to color–word interference, task pacing, and pacing speed // International Journal of Psychophysiology. 1997. Т. 27. С. 87–97.
- [16] SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique / Nitesh V. Chawla, Kevin W. Bowyer, Lawrence O. Hall [и др.] // Journal of Artificial Intelligence Research. 2002. Т. 16. С. 321–357.