

РАЗРАБОТКА МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ АНАЛИЗА ДЫХАТЕЛЬНОЙ ДИНАМИКИ И ЧЕЛОВЕКО-КОМПЬЮТЕРНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АКСЕЛЕРОМЕТРА И ГИРОСКОПА

DEVELOPMENT OF MODELS AND METHODS FOR ANALYZING RESPIRATORY DYNAMICS AND HUMAN-COMPUTER INTERACTION USING AN ACCELEROMETER AND A GYROSCOPE

I. Gulyaev
D. Kurlyak
I. Shabanova
A. Zubkov
I. Pechenov

Summary. This article discusses an integrated approach to the analysis of breathing and interaction with a computer. We explore how data from the accelerometer and gyroscope can help in automated analysis of breathing patterns and improve interaction with a computer system. Our methods allow you to track the movements and connections more accurately between a person and a computer. The results of the study show the potential of using these models to improve understanding of human behavior and create more convenient and intuitive communication systems.

Keywords: automation, human-computer interaction, medical applications, experimental research, automated analysis, accelerometer and gyroscope, rehabilitation of motor function, analysis of the form of breathing, machine learning.

Гуляев Иван Владимирович

Волгоградский государственный
технический университет
aioki@outlook.com

Курляк Дмитрий Владимирович

Волгоградский государственный
технический университет

Шабанова Ирина Николаевна

Волгоградский государственный
технический университет
shabanovaira34@outlook.com

Зубков Александр Владимирович

кандидат технических наук, начальник управления
информационного развития, преподаватель,
ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский
университет» Минздрава России;
старший преподаватель, ФГБОУ ВО «Волгоградский
государственный технический университет»
zubkov.alexander.v@gmail.com

Печенов Иван Павлович

Волгоградский государственный
технический университет
vavilongromov@yandex.ru

Аннотация. В данной статье рассматривается комплексный подход к анализу дыхания и взаимодействию с компьютером. Мы исследуем, как данные с акселерометра и гироскопа могут помочь в автоматизированном анализе дыхательных паттернов и улучшить взаимодействие с компьютерной системой. Наши методы позволяют точнее отслеживать движения и связи между человеком и компьютером. Результаты исследования показывают потенциал использования этих моделей для улучшения понимания поведения человека и создания более удобных и интуитивных систем общения.

Ключевые слова: автоматизация, человеко-компьютерное взаимодействие, медицинские приложения, экспериментальные исследования, автоматизированный анализ, акселерометр и гироскоп, реабилитация двигательной функции, анализ формы дыхания, машинное обучение.

Введение

Хроническая обструктивная болезнь легких (ХОБЛ) представляет собой серьезное заболевание дыхательной системы, характеризующееся постоянным воспалением легких, ограничением воздушного потока и прогрессирующей дыхательной недостаточностью. Мировая статистика свидетельствует о масштабе проблемы: около 210 миллионов людей по всему миру стра-

дают от ХОБЛ, делая это заболевание четвертым по частоте смертельной неинфекционной болезнью. Чаще всего ХОБЛ поражает взрослых, причем риск заболевания возрастает с возрастом.

Инсульт, в свою очередь, является одной из ведущих причин инвалидности и смертности по всему миру. Более 15 миллионов случаев инсульта происходит ежегодно. Это заболевание может поразить любого в любом

возрасте, однако риск значительно возрастает с возрастом. Важно отметить, что инсульт может оказать сильное влияние на функциональность верхних конечностей, вызывая различные степени нарушения двигательных функций, особенно в случае ишемических или геморрагических типов инсульта [1].

Для восстановления функций верхних конечностей после инсульта требуется комплексный подход к реабилитации, включающий физическую терапию, эрготерапию и другие методы. Возможности реабилитации играют важную роль в восстановлении двигательных навыков и повышении качества жизни пациентов, столкнувшихся с последствиями инсульта. Общая статистика по этим двум заболеваниям подчеркивает необходимость широкого применения мер профилактики, ранней диагностики, лечения и реабилитации для улучшения прогнозов и качества жизни пациентов [2].

Анализ предметной области

В последние годы наблюдается растущий интерес к разработке моделей и методов анализа дыхательной динамики и человеко-компьютерного взаимодействия, что связано с возрастающей ролью технологий в области здравоохранения и улучшения качества жизни человека. Одним из перспективных направлений в этом контексте является использование акселерометра и гироскопа для анализа дыхательной динамики и человеко-компьютерного взаимодействия.

С помощью данных с акселерометра и гироскопа можно анализировать частоту и амплитуду движений пациента, его пульсацию и вдох-выдох. Эти параметры были использованы для оценки состояния пациента и эффективности проводимых реабилитационных мероприятий.

Человеко-компьютерное взаимодействие было организовано с использованием специального программного обеспечения, которое позволит пациенту контролировать свои движения и дыхание, и получать обратную связь о качестве и результативности. Это поможет пациенту более эффективно выполнять упражнения и улучшать свои физические возможности [3].

Целью нашей работы является разработка моделей и методов анализа дыхательной динамики и человеко-компьютерного взаимодействия с использованием акселерометра и гироскопа. Мы планируем исследовать возможности использования данных, полученных с помощью акселерометра и гироскопа, для анализа дыхательной динамики и человеко-компьютерного взаимодействия, а также разработать комплексные методы и алгоритмы для обработки и анализа этих данных. В нашей работе мы используем интердисциплинарный под-

ход, который объединяет знания из области биомедицинской инженерии, компьютерной науки и статистики.

Описание метода

Наш метод основан на применении разнообразных упражнений, специально разработанных для восстановления двигательных функций верхних конечностей. Этот комплекс упражнений направлен на укрепление мышц, улучшение координации движений и восстановление потерянных навыков. Ключевым элементом является индивидуализированный подход, учитывающий возможности каждого пациента.

Для эффективного контроля процесса восстановления мы внедрили использование мобильного приложения, взаимодействующего с гироскопом и акселерометром. Эти сенсоры позволяют нам получать информацию о движениях пациента в реальном времени, что дает возможность корректировать тренировочные программы.

Одним из ключевых преимуществ нашего метода является возможность анализа данных с помощью линейной SVM (Support Vector Machine) и анализа временных рядов. Исследование дыхания с помощью ИНС позволяет нам выявлять изменения, связанные с заболеваниями легких, включая Хобл. Анализ временных рядов движений помогает выявлять тренды в процессе восстановления и адаптировать программы тренировок для достижения наилучших результатов [4].

Набор данных

Для обучения линейной SVM мобильной программы диагностирования хобл необходим набор данных.

Набор данных содержит информацию о движениях, записанных с помощью гироскопа и акселерометра. Данные были собраны путем проведения экспериментов с учащимися вуза.

На примере, изображенном на рисунке 1, демонстрируется процесс сбора данных. Во время этого процесса важно соблюдать определенные правила:



Рис. 1. Процесс сбора данных

1. Настройка мобильного устройства:

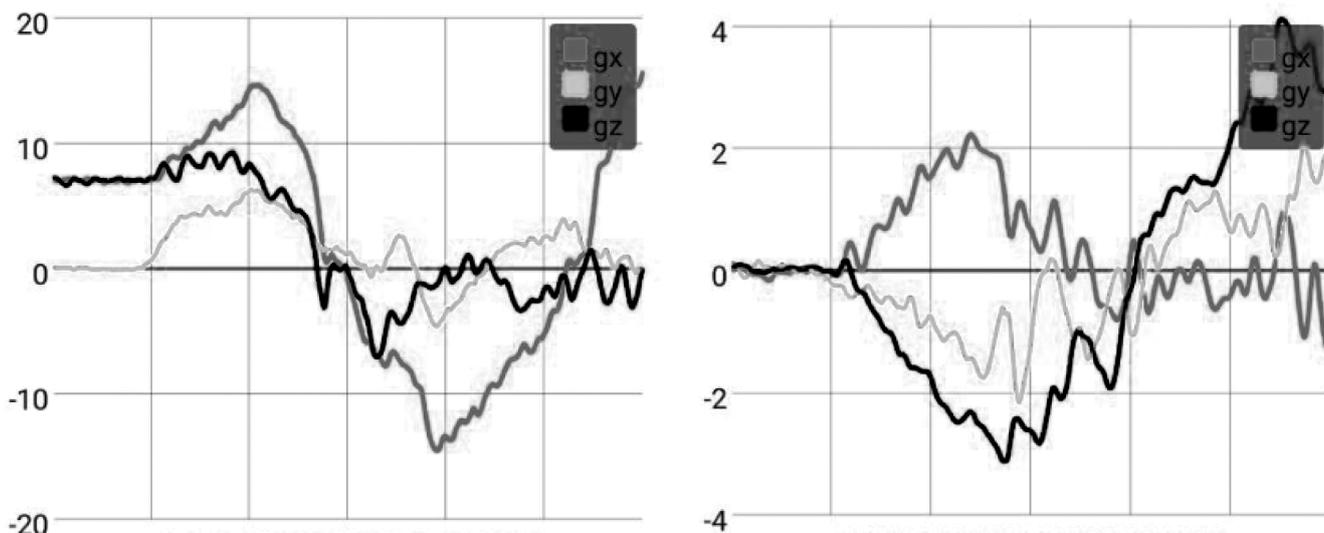


Рис. 2. Формат данных в виде графиков

- Убедитесь, что мобильное устройство оборудовано гироскопом и акселерометром.
 - Установите приложение для сбора данных/диагностирования.
2. Подготовка к сбору данных/диагностированию:
 - Поставьте телефон на горизонтальную поверхность, где плоская сторона экрана будет расположена вверх.
 - Поместите мобильное устройство на место сбора данных (относительно выбранного в приложении). Убедитесь, что телефон надежно фиксируется.
 3. Запуск сбора данных/диагностирования:
 - Необходимо оставаться в состоянии покоя в течение определенного времени (1–2 минуты) для записи данных фонового уровня.
 - Запустите запись данных в приложение на мобильном устройстве.
 - Тестируемому следует продолжать сохранять горизонтальное положение тела в течение всего сеанса сбора данных.
 - Поддерживать равномерное и спокойное дыхание для минимизации движений торсом.
 4. Ожидание окончания записи:
 - Проиграется звуковой сигнал, когда запись данных завершится.
 - Убедитесь, что данные были записаны корректно и без помех.
 5. Остановка сбора данных:
 - Проверьте, что данные записаны и сохранены.

Важные моменты

1. Убедитесь, что данные собираются в условиях минимальных помех и движений.
2. Проведите предварительное тестирование, чтобы убедиться, что данные записываются корректно.
3. Конфиденциальность данных сохраняется.

В настоящем исследовании мы использовали данные о пациентах с болезнью ХОБЛ, предоставленные коллегами из Волгоградского государственного медицинского университета. Эти данные получены в соответствии с медицинскими стандартами конфиденциальности и с согласия участников исследования, что гарантирует их этичность и надежность в контексте нашего исследования. Аналогично, мы получили доступ к данным пациентов, имеющих проблемы с функцией верхних конечностей, предоставленным также нашими коллегами.

Собрано более 200 записей по каждому из типов дыхания и места сбора данных. Всего датасет насчитывает 4400 записей как людей, имеющих проблемы с дыханием, так и полностью здоровых.

Также были предоставлены данные 1400 тестируемых, имеющих проблемы с функцией верхних конечностей.

Формат данных для обучения представляется в виде трех основных параметров, схематично данные с гироскопа и акселерометра представлены на рисунке 2: ускорение в трех осях (ось X, Y, Z) от акселерометра и скорость вращения вокруг этих осей (также по трём направлениям) от гироскопа, добавляя место сбора данных (грудь, живот) пометку класса (здоровый, есть отклонения от нормы) и типа дыхания (брюшное, грудное, смешанное). Пример формата данных представлен в таблице 1.

Таблица 1.

Формат данных в базе данных

x	y	z	FixingPoint	SensorType	Class
0.52	-0.32	0.72	chest-thor	ACC	deviation
0.9	-0.1	9.78	belly-mixed	GYRO	norm
...

Выбор модели

При выборе модели мы остановились на линейном SVM по нескольким причинам:

1. SVM хорошо работает на данных с высокой размерностью, что характерно для данных с акселерометра и гироскопа. Он способен обрабатывать большое количество признаков и находить оптимальную разделяющую гиперплоскость между классами.
2. SVM хорошо работает с данными относительно небольшого объема.
3. Алгоритм SVM максимизирует разделяющую полосу, которая, как подушка безопасности, позволяет уменьшить количество ошибок классификации.
4. SVM является устойчивым к шуму в данных, что полезно в случае наличия шума в сигналах от акселерометра и гироскопа.
5. SVM может быть использован для классификации нелинейных данных, что полезно в случае нелинейных зависимостей между типом дыхания и данными от акселерометра и гироскопа.
6. SVM имеет хорошую обобщающую способность, то есть он может хорошо работать на новых данных, не участвовавших в процессе обучения. Это особенно важно для задач классификации заболеваний, поскольку точность и обобщающая способность модели играют критическую роль [5, 6].

Для задачи реабилитации людей с проблемами функции верхних конечностей было решено применить метод Dynamic Time Warping (DTW).

DTW является методом, который позволяет сравнивать и анализировать временные ряды различной длины, выявляя их сходство путем динамического выравнивания последовательностей данных. В контексте реабилитации людей с проблемами подвижности верх-

них конечностей DTW может быть использован для анализа движений и поз, регистрируемых акселерометром и гироскопом, что помогает в мониторинге и коррекции двигательных навыков [7].

Мы выбрали этот метод по нескольким причинам:

1. Универсальность: DTW эффективен для сравнения динамических движений и позволяет учесть возможные задержки и различия в скорости выполнения команд.
2. Способность к адаптации: DTW позволяет адаптироваться к вариациям в движениях, что важно для реабилитационных задач, где пациенты могут иметь разные темпы и стили движения.
3. Точность: Метод DTW точно вычисляет подобие между временными рядами, что важно для определения изменений в дыхательной динамике и движениях верхних конечностей.

При выборе упражнений для реабилитации мы в первую очередь остановили своё внимание на восстановлении двигательной функции, уменьшении спастичности, устранении болевого синдрома и контрактур. Поэтому выбрали упражнения на растяжение и укрепление мышц верхних конечностей, а также упражнения, направленные на восстановление координации и равновесия, такие как поднятие рук вверх перед собой, поднятие рук вверх через сторону, махи руками и круговые вращения в плечевых суставах. Схематичное выполнение упражнений представлено на 3 рисунке.

Реализация метода

Прежде чем обучить модель необходимо преобразовать данные, а именно:

1. Нужно провести нормализацию входного ускорения по времени, основанную на угле вращения и ускорении. На каждом временном шаге нужно вычислить угол вращения оси, зависящий от те-

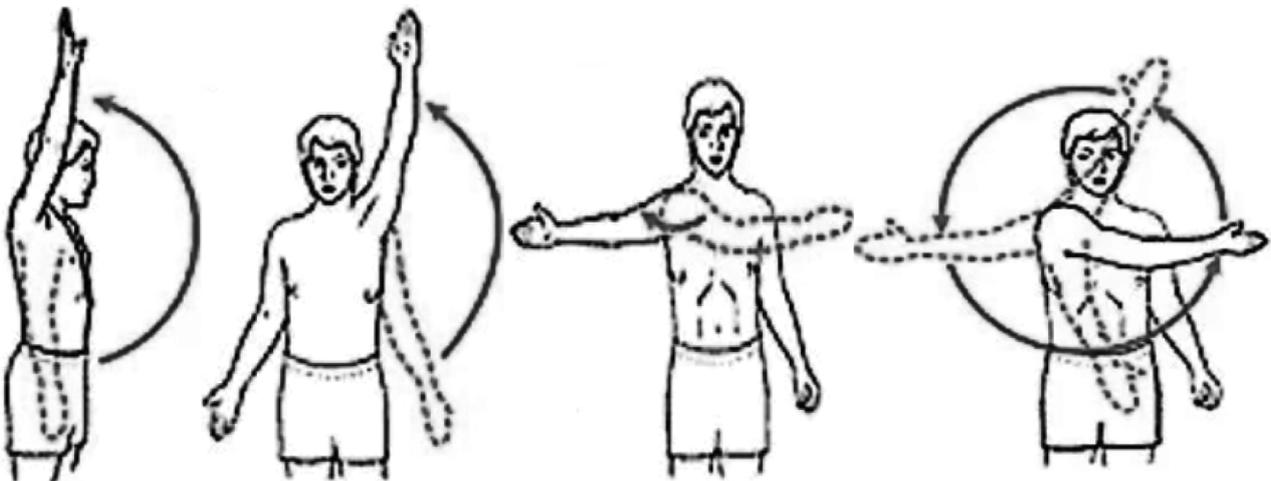


Рис. 3. методика выполнения упражнений

кущего и предыдущего ускорения, затем нормализовать каждую компоненту ускорения по этому углу. Нормализация разбивается на два этапа: вычисление угла вращения (1) и нормализацию компонент ускорения (2). Эти шаги направлены на нормализацию входного ускорения по углу вращения.

$$\theta_t = \cos^{-1}(a_t^* a_{t-1}), \quad (1)$$

где a — линейное ускорение, θ_t — угол вращения оси во времени.

$$\begin{aligned} a_{xt} &= a_x * \theta_t \\ a_{yt} &= a_y * \theta_t, \\ a_{zt} &= a_z * \theta_t \end{aligned} \quad (2)$$

где a — компонент ускорения по времени.

2. Применить функцию окна Хэмминга (3) к нормализованному сигналу, чтобы уменьшить искажения, вызванные краевыми эффектами. Определить длину окна Хэмминга, зависящую от частоты дискретизации сигнала и ширины требуемой полосы пропускания. Для применения окна Хэмминга к нормализованному сигналу можно просто умножить каждый элемент сигнала на соответствующее значение окна (4). Это поэлементное умножение действует как весовая функция, снижающая влияние краевых эффектов и помогающая смягчить переходы между значениями сигнала.

$$w_n = 0,54 - 0,46 * \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right), \quad (3)$$

где n — номер отсчета, N — длина окна.

$$y_n = w_n * x_n, \quad (4)$$

где x_n — нормализованный сигнал.

Для обучения модели был использован алгоритм обучения Soft Margin SVM — метод обучения для построения оптимальной разделяющей гиперплоскости между двумя классами данных с учетом возможного шума и выбросов.

Была использована библиотека scikit-learn в среде разработки Jupyter и DataSpell для реализации алгоритма Soft Margin SVM с выбранным ядром Radial Basis Function (RBF), подходящим для задач классификации [8].

Оптимизация параметров алгоритма Soft Margin SVM проводилась с использованием метода кросс-валидации для определения оптимальных значений параметров C (контролирует trade-off между шириной margins и ошибкой классификации) и γ (влияние ядра на результаты классификации). Для этой цели использовался grid search с диапазонами значений $C = [0.1, 10]$ и $\gamma = [0.1, 10]$.

Мобильное приложение разработано на Kotlin с использованием архитектуры Model-View-ViewModel (MVVM). Для работы с версткой и хранением данных был использован ряд библиотек Jetpack [9]. Диаграмма реализации метода представлена на рисунке 4.

Приложение состоит из ряда окон:

1. Стартовый экран.
2. Экран сбора данных по дыханию и получения результата анализа по полученным данным.
3. Экран сбора данных по движению верхних конечностей и получения результата анализа по полученным данным.
4. Экран просмотра собранных данных.
5. Экран настройки приложения [10, 11].

Изображения всех экранных форм представлены на рисунке 5.

Диаграмма классов приложения изображена на рисунке 6.

Результаты и тестирование

В конце нашего исследования мы сосредоточились на тестировании мобильной программы. Наша цель — не только применить эффективный метод дыхательного анализа и реабилитации, но и оценить уровень человеко-компьютерного взаимодействия в этом контексте.

Наша методология начиналась с детальной подготовки участников, которым были предоставлены инструкции по установке приложения и правильному использованию устройства для измерения дыхания.

После установки приложения участники дали доступ к датчикам акселерометра и гироскопа. Затем последовал этап обучения, в рамках которого проводились краткие сессии, на которых участникам представлялись базовые навыки дыхательной гимнастики и техники выполнения реабилитационных упражнений, необходимые для точных измерений [12].

Ключевой этап нашего исследования включал два эксперимента:

1. Мы оценивали точность дыхательного анализа, где участники выполняли специально разработанные наборы дыхательных упражнений, позволяющие оценить эффективность программы. В результате мы обнаружили, что программа демонстрирует высокую степень точности в измерении показателей дыхания, хотя некоторые ошибки связаны с некачественными вводимыми данными.
2. Во втором эксперименте мы фокусировались на реабилитации функций верхних конечностей.

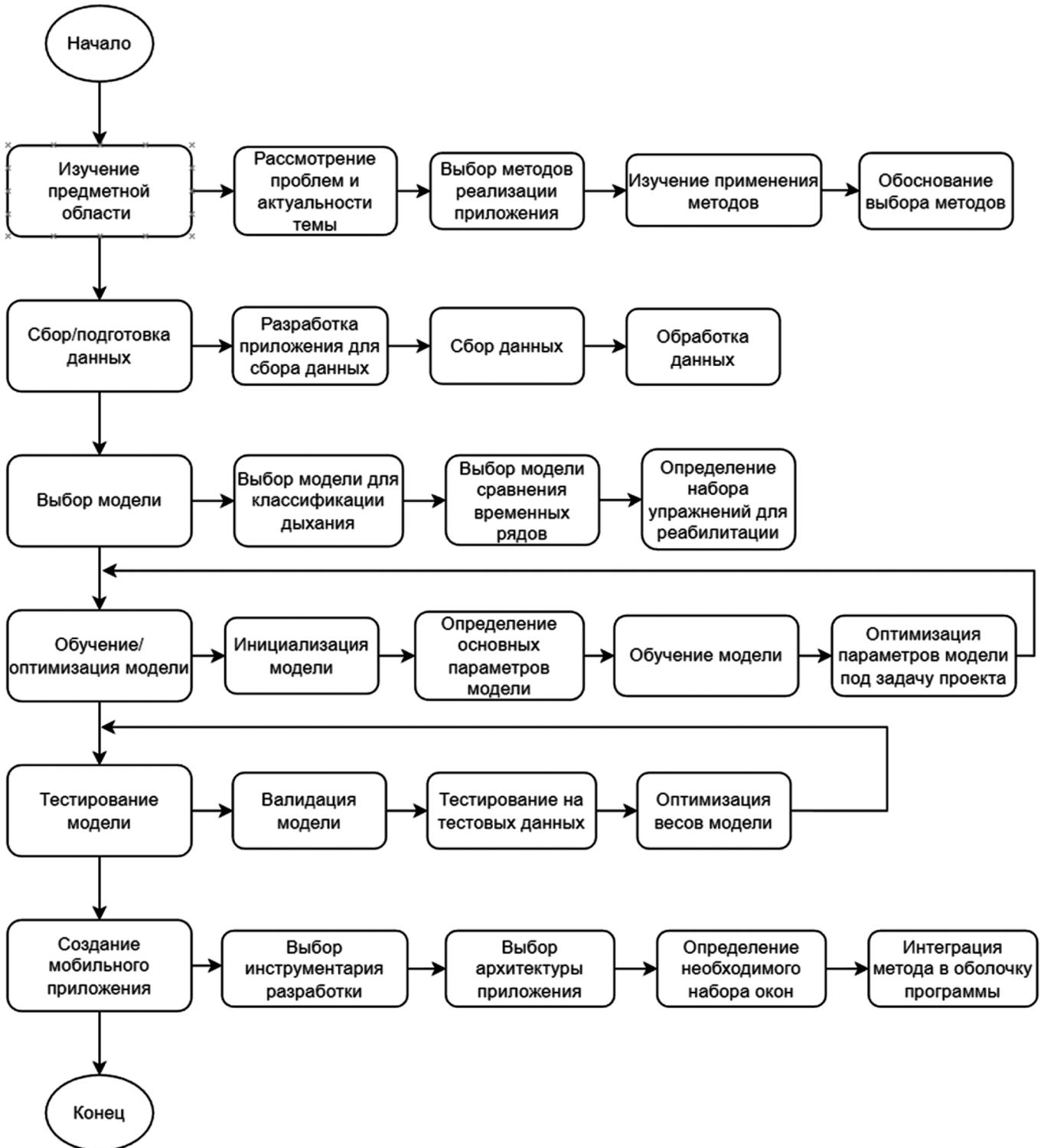


Рис. 4. Диаграмма реализации подхода

Во время выполнения упражнений участники получали обратную связь от программы о точности выполнения движений. Эта моментальная обратная связь помогала корректировать паттерны движений и повышать эффективность упражнений. Кроме того, процесс был документирован, что позволяло как участникам, так и медицинско-

му персоналу отслеживать прогресс и корректировать программу в зависимости от индивидуальных потребностей пациентов.

После использования приложения участники делились обратной связью, отмечая интуитивно понятный интерфейс и удобство взаимодействия. Однако ответы

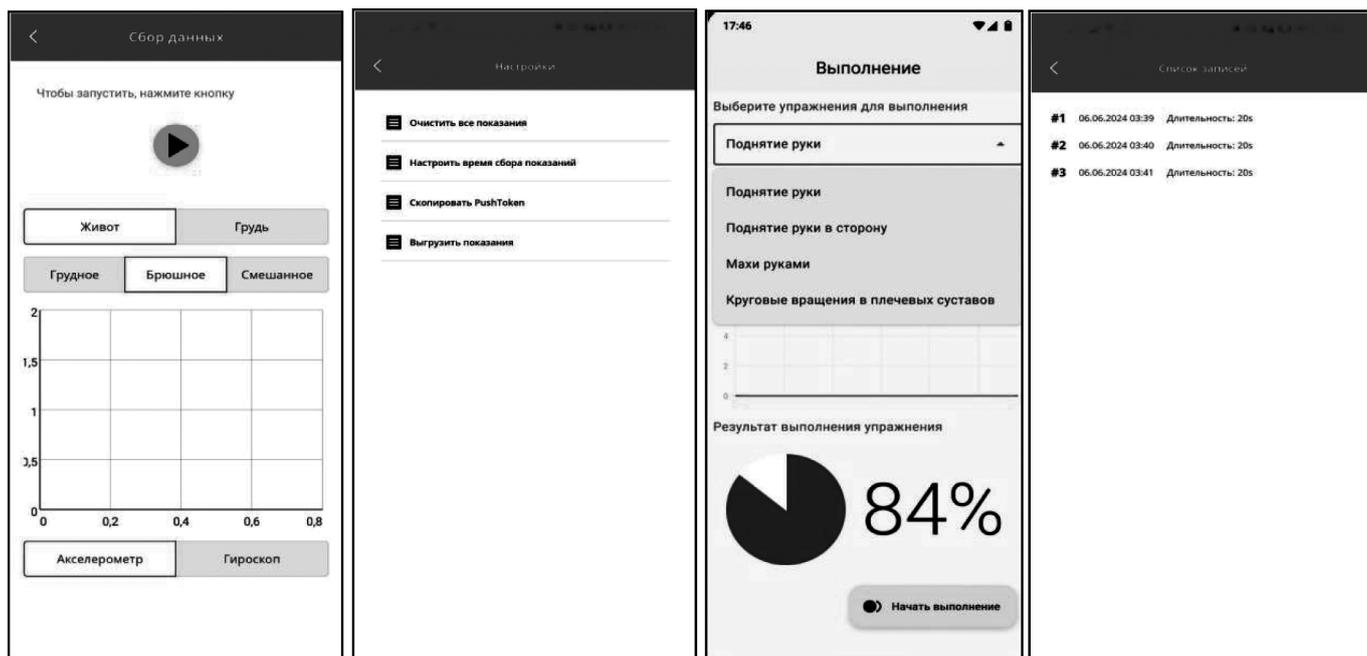


Рис. 5. Экранные формы приложения

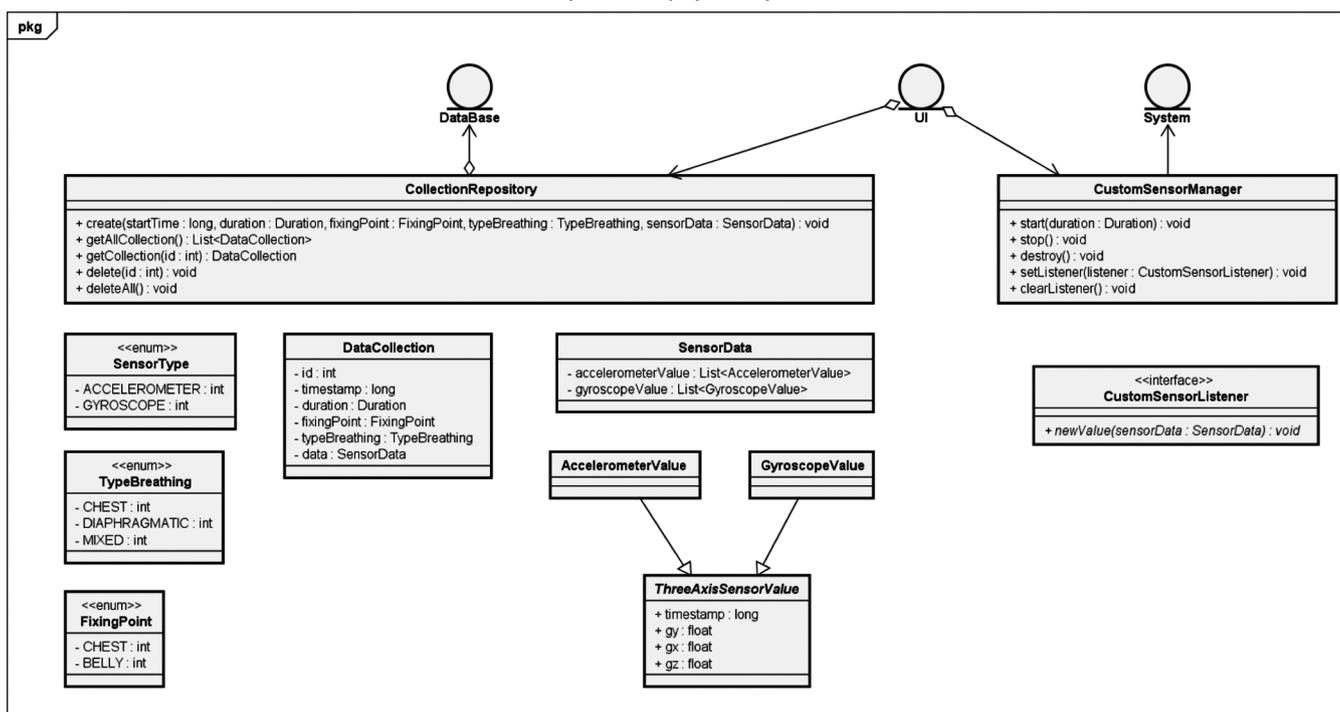


Рис. 6. Диаграмма классов приложения

также подчеркивали необходимость более четких инструкций и возможности настройки параметров для улучшения общего опыта использования приложения.

Заключение

В данной работе мы разработали и протестировали комплексный подход к анализу дыхательной динамики и человеко-компьютерному взаимодействию с использованием акселерометра и гироскопа. Наш метод осно-

ван на применении разнообразных упражнений, специально разработанных для восстановления двигательных функций верхних конечностей, и использует мобильное приложение для сбора данных и обратной связи.

Результаты нашего исследования показали, что наша методология может эффективно анализировать дыхательную динамику и движения верхних конечностей, а также обеспечивать высокую степень точности в измерении показателей дыхания. Кроме того, наша програм-

ма может помочь в реабилитации функций верхних конечностей, обеспечивая моментальную обратную связь и коррекцию паттернов движений.

Наша работа имеет важное значение для разработки новых методов диагностики и реабилитации заболеваний дыхательной системы и верхних конечностей. Мы надеемся, что наша методология будет полезной для медицинских специалистов и пациентов, страдающих от таких заболеваний.

Кроме того, данное исследование подчеркивает важность междисциплинарного подхода, объединяющего знания из области биомедицинской инженерии, ком-

пьютерной науки и статистики. Мы надеемся, что наша работа будет иметь положительное влияние на развитие технологий в области здравоохранения и улучшения качества жизни человека.

В будущих исследованиях мы планируем расширить наши методы и алгоритмы для анализа дыхательной динамики и реабилитации функций верхних конечностей, а также улучшить мобильное приложение для сбора данных и обратной связи. Мы также планируем провести более масштабные испытания нашей методологии на больших группах населения, чтобы подтвердить ее эффективность и надежность.

ЛИТЕРАТУРА

1. Скворцова В.И. Эпидемиология инсульта в Российской Федерации // *Consilium Medicum*, Приложение. — 2005. — № 1. — С. 10–12.
2. Немеров Е.В., Языков К.Г., Берестнева О.Г., Жаркова О.С. Анализ темпоральных событий у больных бронхиальной астмой // *Информационные и математические технологии в науке и управлении: труды XX Байкальской Всероссийской конференции и Школы-семинара научной молодежи*. — Иркутск, 30 Июня — 7 Июля 2015. — Иркутск: ИСЭМ СО РАН, 2015. — Т. 3. — С. 241–246.
3. Титов Ю.Н. Математическая модель органа слуха для автоматического распознавания речи // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. — 2007. — № 37. — С. 307–310.
4. Гмурман В.Е. Корреляционный анализ Теория вероятностей и математическая статистика // *Учебное пособие для вузов*. — 10-е издание, стереотипное. — Москва: Высшая школа, 2004. — 479 с.
5. Барский А.Б. Нейронные сети: Распознавание, управление, принятие решений // М.: Финансы и статистика, 2004. — 354 с.
6. Spieth P.M. Analyzing lung crackle sounds: Stethoscopes and beyond // *Intensive Care Med*. — 2011. — Vol. 37. — P. 1238–1239.
7. Новиков Л.В. Основы вейвлет-анализа сигналов // СПб.: Модус, 1999. — 152 с.
8. Kizilaslan R. Combination neural networks forecasters for monthly natural gas consumption prediction // *Neural Network World*. — 2009. — Vol. 19, № 2. — P. 191–199.
9. Yeşiner M. Feature extraction for pulmonary crackle representation via wavelet networks // *Applied Signal Processing*. — 2009. — Vol. 39. — P. 713–721.
10. Берестнева О.Г., Немеров Е.В., Языков К.Г., Фокин В.А., Карпенко П.В., Бурцева А.Л. Проблемы формирования базы знаний психогенных форм бронхиальной астмы // *Конгресс по интеллектуальным системам и информационным технологиям (IS-IT'14): труды конгресса*. — Дивногорское, 2–9 Сентября 2014. — М.: Физматлит, 2014. — Т. 2. — С. 250–252.

© Гуляев Иван Владимирович (aioki@outlook.com); Курляк Дмитрий Владимирович;
Шабанова Ирина Николаевна (shabanovaira34@outlook.com); Зубков Александр Владимирович (zubkov.alexander.v@gmail.com);
Печенов Иван Павлович (vavilongromov@yandex.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»