

# 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

**Х**роническая 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:

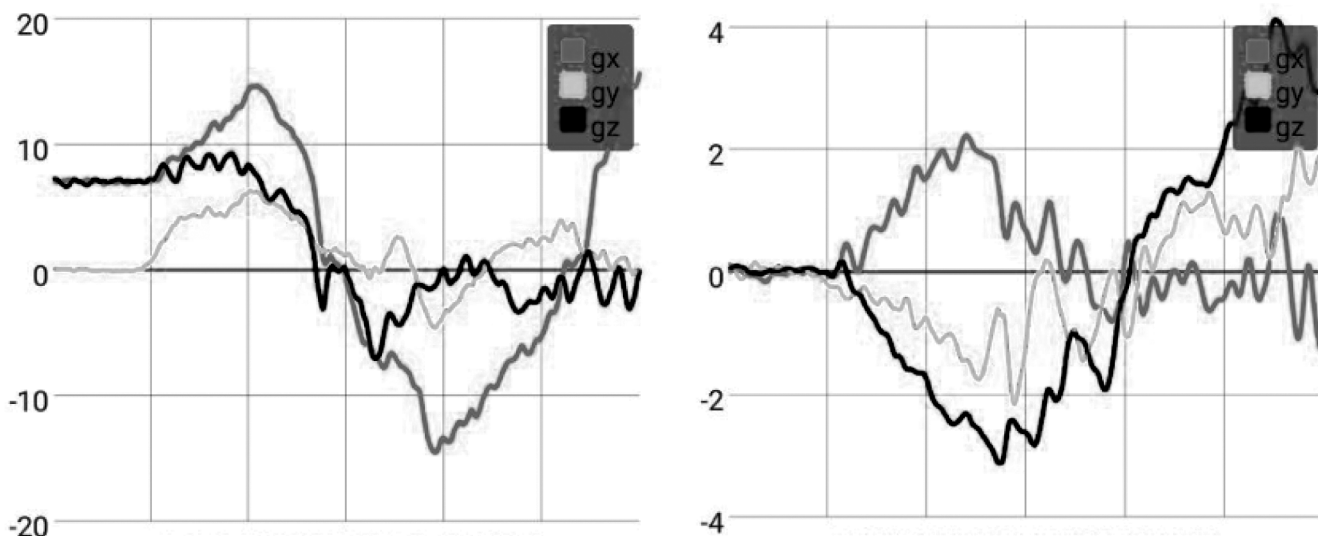


Рис. 2. Формат данных в виде графиков

- 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-

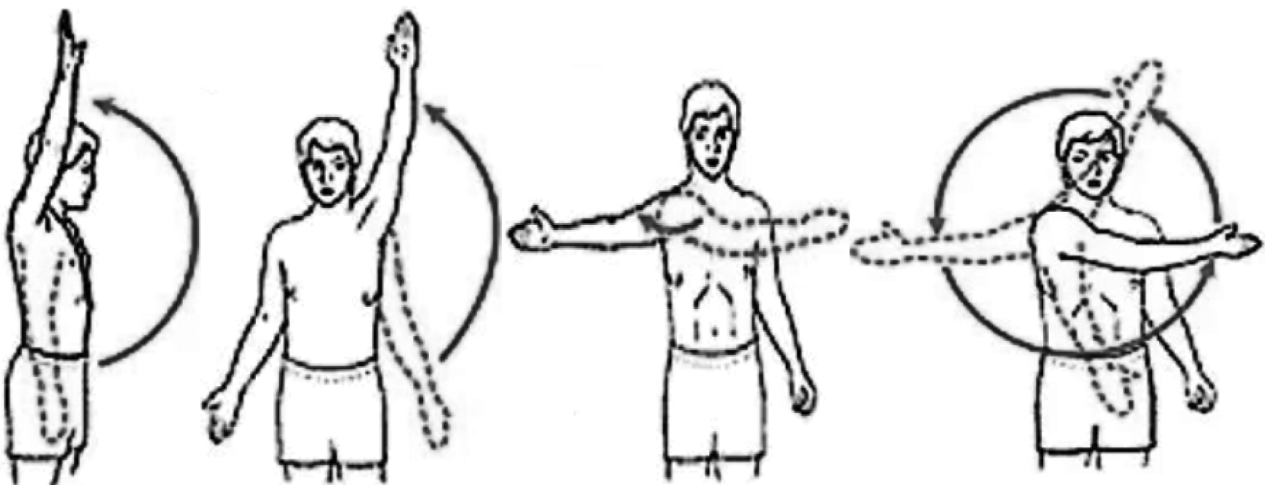


Рис. 3. методика выполнения упражнений

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,  $\theta_t$  — 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  $\gamma$  (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.

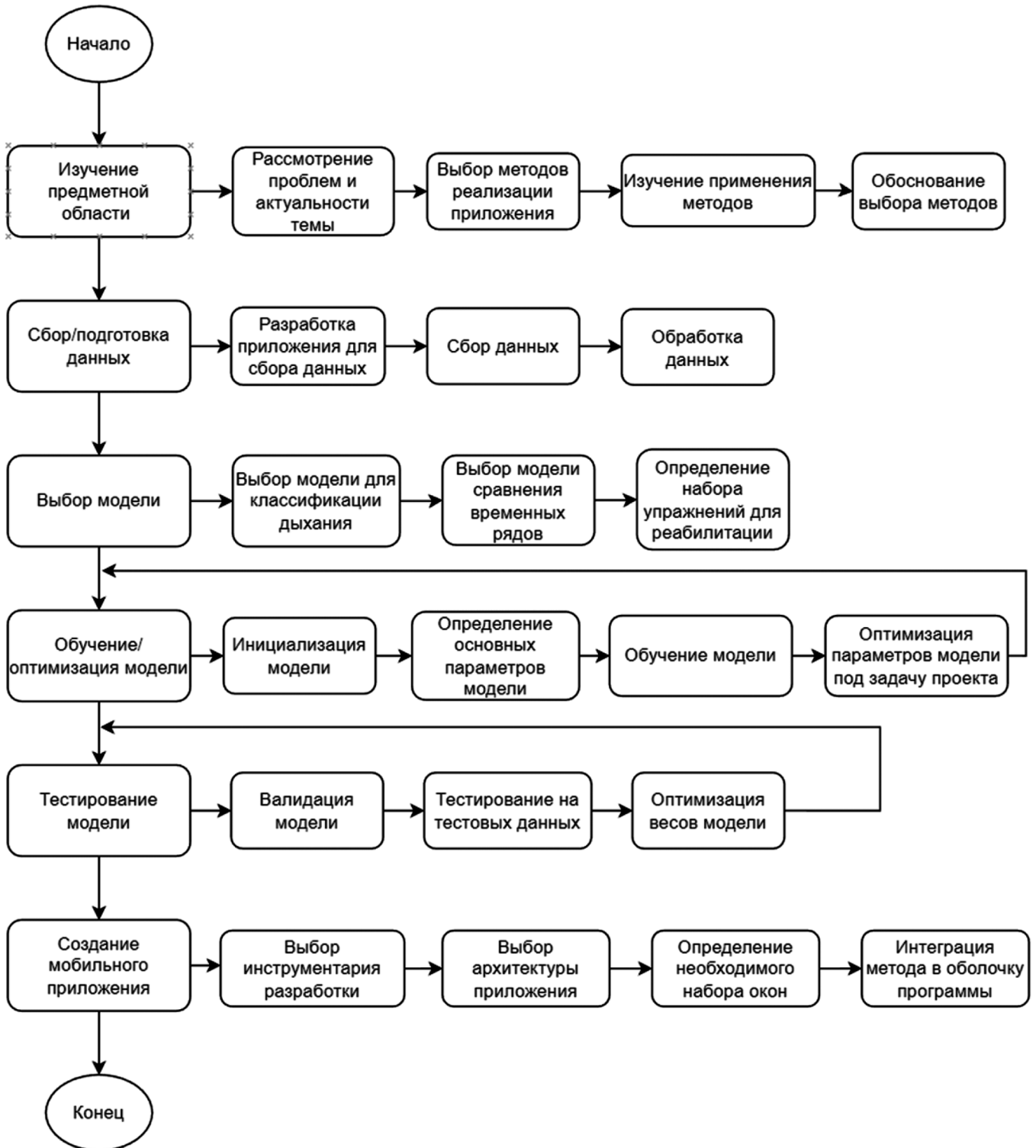


Рис. 4. Диаграмма реализации подхода

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

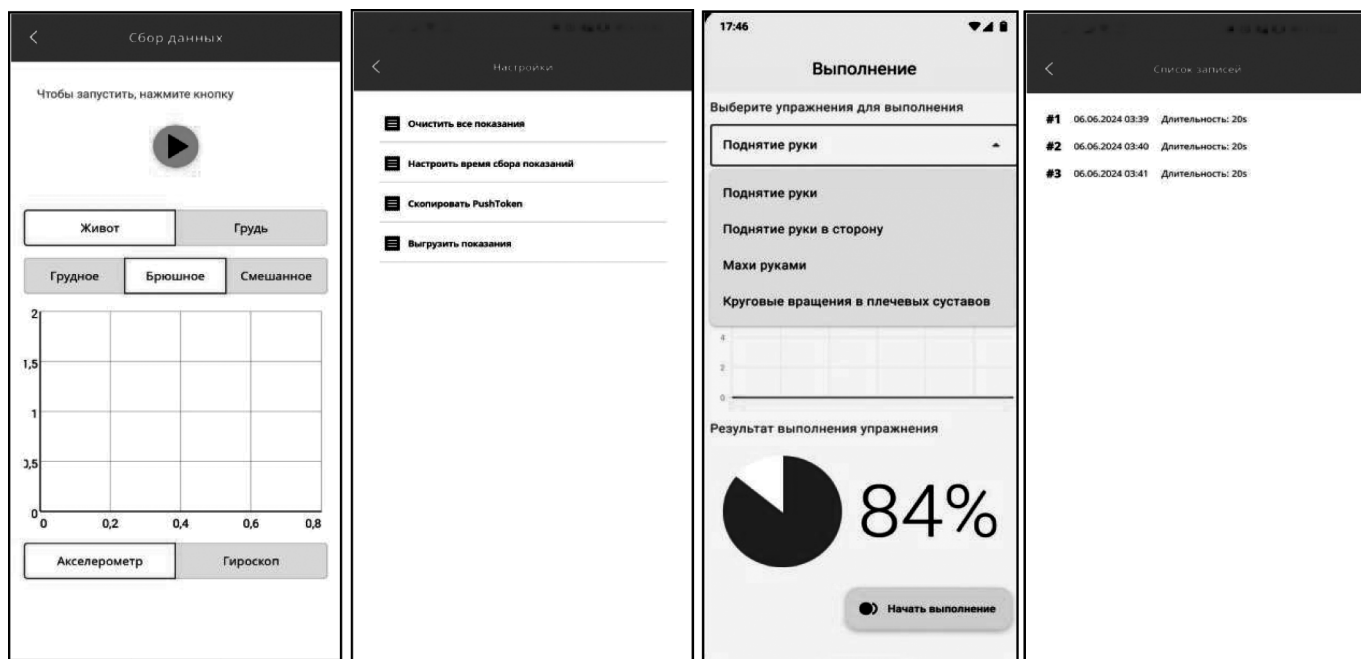


Рис. 5. Экранные формы приложения

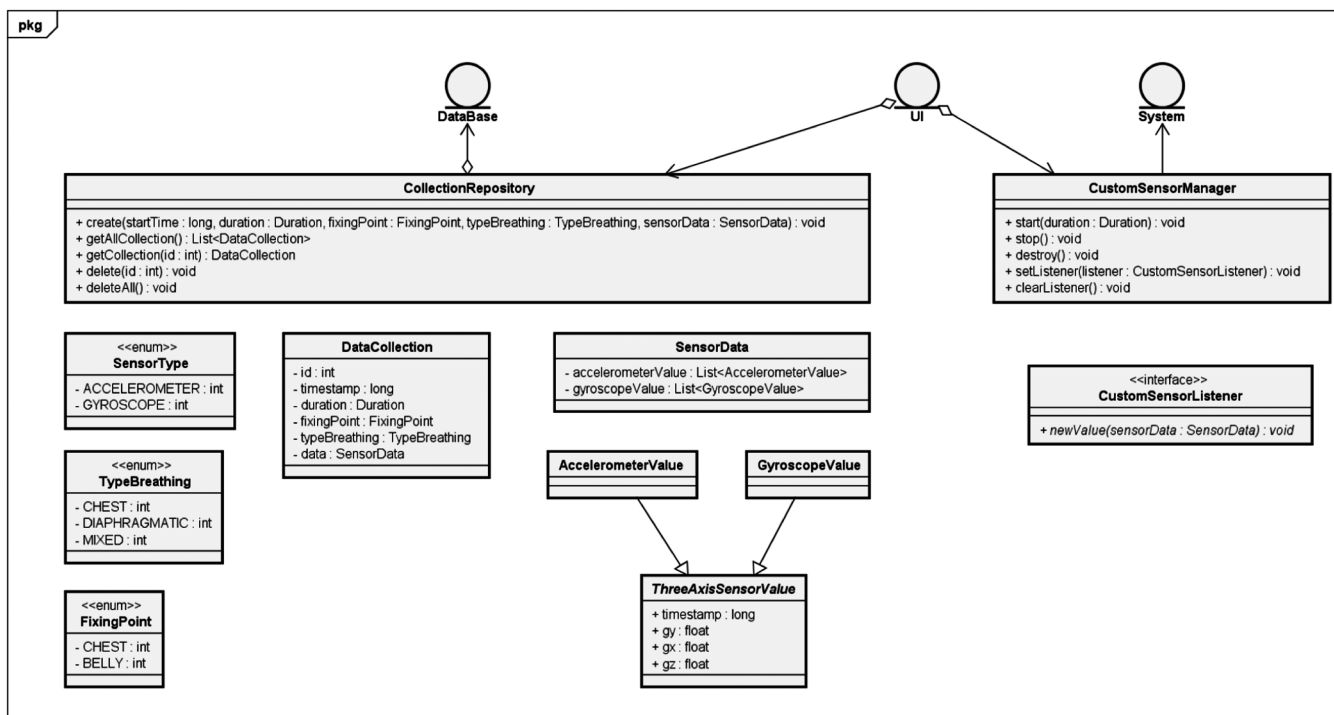


Рис. 6. Диаграмма классов приложения

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»