МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение

высшего образования

«ТЮМЕНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ШКОЛА КОМПЬЮТЕРНЫХ НАУК

Кафедра программного обеспечения

ОТЧЕТ ПО ДИСЦИПЛИНЕ

«ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ»

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ДИАГНОСТИКИ НАРУШЕНИЯ ПОХОДКИ НА ОСНОВЕ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

ФГАОУ ВО «Тюменский государственный университет»

(наименование организации)

Кафедра программного обеспечения

(наименование структурного подразделения)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Выполнил  обучающийся 4 курса,  МОиАИС-21.01 группы | (подпись) | Гуртовенко Татьяна Николаевна |
| Выполнил  обучающийся 4 курса,  МОиАИС-21.01 группы | (подпись) | Туров Дамир Алексеевич |
| Научный руководитель,  кандидат физико-математических наук, доктор педагогических наук, профессор. | (подпись) | Захарова Ирина Гелиевна |

**ОГЛАВЛЕНИЕ**

[ВВЕДЕНИЕ 4](#_Toc185551317)

[ГЛАВА 1 ТЕХНОЛОГИИ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ НАРУШЕНИЙ ПОХОДКИ 6](#_Toc185551318)

[1.1 ТРАДИЦИОННЫЕ ПОДХОДЫ К АНАЛИЗУ ПОХОДКИ 6](#_Toc185551319)

[1.1.1 КЛИНИЧЕСКИЕ НАБЛЮДЕНИЯ 6](#_Toc185551320)

[1.1.2. ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ 7](#_Toc185551321)

[1.1.3. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ 7](#_Toc185551322)

[1.2 ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В ДИАГНОСТИКЕ 8](#_Toc185551323)

[1.2.1 ОБЗОР МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ 9](#_Toc185551324)

[1.2.2 ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ДИАГНОСТИКЕ ЗАБОЛЕВАНИЙ ОПОРНО-ДВИГАТЕЛЬНОГО АППАРАТА 9](#_Toc185551325)

[1.2.3 ПРЕИМУЩЕСТВА И ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ 10](#_Toc185551326)

[1.3 ТЕХНОЛОГИИ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ДВИЖЕНИЙ 12](#_Toc185551327)

[1.3.1 МЕТОДЫ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ 12](#_Toc185551328)

[1.3.2 ПРИМЕНЕНИЯ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ДИАГНОСТИКЕ 13](#_Toc185551329)

[1.3.3 ПРЕИМУЩЕСТВА И ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ 14](#_Toc185551330)

[1.4 СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И ОБОСНОВАНИЕ ВЫБОРА АКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ 14](#_Toc185551331)

[ГЛАВА 2 РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ДИАГНОСТИКИ НА ОСНОВЕ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ 18](#_Toc185551332)

[2.1 ИЗВЛЕЧЕНИЕ СКЕЛЕТНЫХ ДАННЫХ ИЗ ВИДЕО 18](#_Toc185551333)

[2.1.1 ФУНКЦИЯ ИЗВЛЕЧЕНИЯ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК 19](#_Toc185551334)

[2.2 ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ  ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ПОХОДКИ 19](#_Toc185551335)

[2.3 АРХИТЕКТУРА МОДЕЛИ 20](#_Toc185551336)

[2.4 ТЕСТИРОВАНИЕ И ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ 22](#_Toc185551337)

[ГЛАВА 3 ПРОЕКТИРОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ПОХОДКИ 24](#_Toc185551338)

[3.1 ВЫБОР И ОБОСНОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ РАЗРАБОТКИ 24](#_Toc185551339)

[3.2 АРХИТЕКТУРА ПРИЛОЖЕНИЯ 26](#_Toc185551340)

[3.3 ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ И ОГРАНИЧЕНИЯ 29](#_Toc185551341)

[ГЛАВА 4 ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИЛОЖЕНИЯ 31](#_Toc185551342)

[ЗАКЛЮЧЕНИЕ 34](#_Toc185551343)

[СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ 36](#_Toc185551344)

## ВВЕДЕНИЕ

Походка человека является ключевым показателем состояния опорно-двигательного аппарата и нервной системы. Изменения или отклонения в параметрах походки нередко становятся первыми симптомами разнообразных заболеваний, травм и нарушений, связанных с биомеханикой движения. Своевременная и точная диагностика патологий, отражающихся в особенностях походки, играет важную роль в медицине, реабилитации и спортивной медицине, позволяя повысить качество лечения и ускорить восстановление пациентов.

Традиционные методы анализа походки, основанные на субъективных наблюдениях врача и применении дорогостоящего оборудования, часто оказываются недостаточно точными, объективными или доступными. В последние годы быстрый рост вычислительных мощностей, прогресс в области компьютерного зрения, методов машинного обучения и развития скелетного моделирования открыл новые возможности для создания систем автоматизированной оценки походки. Эти системы позволяют преобразовать видеоданные в структурированную информацию о движениях суставов и координации движений, а также использовать полученные данные для классификации и выявления патологий.

Цель данного исследования заключается в создании решения, позволяющего проводить диагностику нарушений походки с использованием только видео, записанного пациентом. Это решение должно автоматизировать процесс первичного обследования, помогая фильтровать случаи, не требующие внимания врача, и тем самым оптимизировать работу специалистов.

Задачи проекта:

1. Изучение существующих методов диагностики походки с использованием компьютерного зрения.
2. Сбор и подготовка данных для анализа.
3. Разработка алгоритмов для анализа последовательности движений и выявления аномалий в походке.
4. Построение моделей машинного обучения для классификации нарушений походки.
5. Оценка эффективности предложенных моделей.
6. Разработка рекомендательной системы в виде веб-приложения, интегрирующего все этапы анализа и диагностики.

Данный отчет посвящен исследованию и разработке подходов к автоматической диагностике нарушений походки на основе технологий скелетного моделирования и компьютерного зрения. В нем рассматриваются существующие методы анализа походки, принципы извлечения скелетных данных, алгоритмы машинного обучения для классификации паттернов движения, а также вопросы проектирования и разработки практического приложения для использования этих технологий в клинической и исследовательской практике.

## ГЛАВА 1 ТЕХНОЛОГИИ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ НАРУШЕНИЙ ПОХОДКИ

Современные технологические решения, объединяющие принципы компьютерного зрения, машинного обучения и скелетного моделирования, позволяют переходить к более объективным и автоматизированным методам диагностики. Скелетное моделирование дает возможность «увидеть» структуру движений в форме координат ключевых точек тела, анализируя динамику суставов и конечностей во времени. Это упрощает процесс выявления отклонений и паттернов, характерных для определенных патологий.

В данной главе рассматриваются различные аспекты применения технологий скелетного моделирования для диагностики нарушений походки. Сначала обсуждаются традиционные подходы и их ограничения, затем анализируется роль компьютерного зрения в автоматизации диагностики, а также описываются наиболее распространенные решения для извлечения скелетных данных. В завершение представлен сравнительный анализ существующих методов, который закладывает основу для выбора оптимальных моделей и инструментов при разработке систем автоматизированной диагностики патологий походки.

## 1.1 ТРАДИЦИОННЫЕ ПОДХОДЫ К АНАЛИЗУ ПОХОДКИ

Анализ походки человека является важным инструментом в диагностике, лечении и реабилитации различных нарушений опорно-двигательного аппарата и нервной системы. Традиционные методы анализа походки основаны на биомеханических принципах и используют комбинацию клинических наблюдений, инструментальных измерений и математического моделирования. В данной главе рассматриваются основные традиционные подходы к анализу походки, их преимущества и ограничения.

## 1.1.1 КЛИНИЧЕСКИЕ НАБЛЮДЕНИЯ

Одним из самых распространенных методов анализа походки является наблюдение за пациентом специалистом [1]. Этот метод, как правило, используется для первичной оценки состояния пациента. Врач обращает внимание на такие аспекты, как:

* Симметричность шагов
* Степень амплитуды движений
* Признаки нарушения баланса и координации
* Наличие боли или ограничений в движении

Этот подход достаточно прост и не требует сложного оборудования, однако его эффективность во многом зависит от опыта и квалификации врача. Также он может быть субъективным, так как разные специалисты могут по-разному интерпретировать одни и те же данные.

## 1.1.2. ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ

Для более точной оценки походки используются различные инструментальные методы, такие как:

* Платформы для измерения давления. Эти устройства помогают анализировать распределение давления на стопы при ходьбе, что полезно для диагностики заболеваний, таких как плоскостопие или диабетическая нейропатия.
* Электромиография (ЭМГ). Этот метод измеряет электрическую активность мышц и может выявить патологические изменения в их функционировании, что помогает при диагностике нервно-мышечных заболеваний.
* Камеры и датчики движения. С их помощью можно записывать движения всего тела пациента, чтобы затем провести анализ параметров, таких как скорость, длина шагов и угол наклона тела. Это позволяет выявить отклонения в механике походки.

Инструментальные методы дают более точные и измеряемые данные, однако они могут быть дорогими и трудоемкими. Кроме того, не все клиники могут позволить себе использование такого оборудования, что ограничивает его доступность в реальных условиях.

## 1.1.3. МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Математическое моделирование является важным дополнением к инструментальным методам. Оно включает в себя создание компьютерных моделей, которые имитируют биомеханическое поведение тела во время движения. Модели могут быть основаны на данных, полученных с помощью различных датчиков и камер, и позволяют симулировать различные сценарии для анализа походки. Например, можно рассчитать, как определенные заболевания или повреждения влияют на динамику движения.

Моделирование дает возможность прогноза и анализа гипотетических ситуаций, что может быть полезно при разработке индивидуальных планов лечения и реабилитации. Однако, такие методы требуют высокой вычислительной мощности и глубоких знаний в области физики и биомеханики, что ограничивает их использование в повседневной практике.

**Преимущества традиционных методов:**

* Возможность выявления очевидных отклонений на ранних стадиях заболеваний.
* Низкие затраты на базовые исследования (в случае клинических наблюдений).

**Ограничения традиционных методов:**

* Зависимость от субъективных факторов (в случае клинических наблюдений).
* Ограниченная точность и возможность ошибок (в случае инструментальных методов, особенно при отсутствии специализированного оборудования).
* Невозможность детального анализа сложных движений в реальном времени (в случае математического моделирования, которое требует значительных вычислительных ресурсов).

Таким образом, традиционные методы анализа походки имеют свои преимущества и ограничения. Для повышения точности диагностики и более эффективного лечения целесообразно использовать их в сочетании с современными технологиями, такими как системы компьютерного зрения и искусственного интеллекта, которые могут обрабатывать и анализировать данные с высокой скоростью и точностью.

## 1.2 ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В ДИАГНОСТИКЕ

Компьютерное зрение становится все более важным инструментом в медицинской диагностике, включая анализ походки и движений человека. Это связано с возможностью автоматического, быстрого и точного извлечения информации из изображений и видео, что значительно облегчает работу клиницистов и позволяет повысить точность диагностики.

## 1.2.1 ОБЗОР МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ

Компьютерное зрение включает в себя набор методов, которые позволяют системам считывать и интерпретировать визуальную информацию так, как это делает человек. В контексте медицинской диагностики эти методы могут быть использованы для автоматического анализа медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки, МРТ, КТ, [2] а также для анализа движений и походки пациента с использованием видео [3].

Методы компьютерного зрения, применяемые в медицинской диагностике, включают:

* **Обнаружение объектов и контуров**. Эти методы позволяют выделить интересующие структуры на изображении, такие как костные и мягкие ткани, суставы.
* **Сегментация изображений**. Процесс разделения изображения на смысловые области, что позволяет точнее анализировать различные структуры.
* **Анализ движений**. С использованием видео можно анализировать динамику движений пациента, выявлять аномалии в походке и координации.
* **Скелетное моделирование**. С помощью технологий компьютерного зрения можно строить модели человеческого тела и анализировать движения суставов, что важно для диагностики нарушений опорно-двигательного аппарата.

## 1.2.2 ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ДИАГНОСТИКЕ ЗАБОЛЕВАНИЙ ОПОРНО-ДВИГАТЕЛЬНОГО АППАРАТА

Одним из основных направлений применения компьютерного зрения является диагностика заболеваний опорно-двигательного аппарата, таких как остеоартрит, плоскостопие, сколиоз и другие патологии. Технологии, использующие видеоанализ, позволяют автоматически отслеживать движения суставов, выявлять нарушения в амплитуде движений, а также отклонения от нормальной походки.

Использование видео и алгоритмов для анализа походки позволяет выявить ранние признаки заболеваний, таких как болезнь Паркинсона или инсульт. Например, можно автоматизировать оценку симметричности шагов, частоты и длины шагов, а также нарушения в координации движений [4].

Машинное обучение и искусственный интеллект играют ключевую роль в улучшении диагностики с использованием компьютерного зрения. Алгоритмы, обученные на больших наборах данных, могут не только выполнять классификацию, но и предсказывать развитие заболевания [5]. Например, алгоритмы могут анализировать паттерны в походке или изменениях в позе пациента, чтобы предсказать возможные травмы или прогрессирование заболевания.

3D-анализ походки и движений человека представляет собой один из самых перспективных методов в диагностике. Технологии 3D-реконструкции позволяют создать точные модели движений суставов и костей, что помогает более точно оценить уровень повреждений или нарушений. Это может быть особенно полезно для людей с тяжелыми травмами или заболеваниями, такими как артрит, где традиционные методы анализа не всегда способны точно зафиксировать изменения [6].

## 1.2.3 ПРЕИМУЩЕСТВА И ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ

Применение технологий компьютерного зрения в медицинской диагностике обладает рядом значительных преимуществ. Одним из ключевых достоинств является высокая точность и скорость анализа. Компьютерное зрение способно обрабатывать большие объемы данных значительно быстрее и точнее, чем это могут сделать специалисты вручную.

Еще одним важным преимуществом является объективность. Системы компьютерного зрения исключают влияние субъективных факторов, таких как усталость или личное мнение врача. Это особенно важно в тех областях, где требуется исключительная точность.

Кроме того, компьютерное зрение предоставляет возможность удаленного мониторинга. Современные технологии позволяют проводить диагностику на расстоянии с помощью анализа видео и изображений, что значительно расширяет возможности телемедицины [7].

Однако, несмотря на многочисленные преимущества, компьютерное зрение имеет и свои ограничения. Одной из ключевых проблем является потребность в высококачественных данных. Для достижения точного результата системы требуют использования высококачественных изображений и видео, что зачастую предполагает применение дорогостоящего оборудования.

Еще одним ограничением является сложность интерпретации редких или атипичных клинических случаев. Алгоритмы могут испытывать трудности с анализом необычных патологий или сложных медицинских данных [7].

Компьютерное зрение открывает новые горизонты в области медицинской диагностики, предлагая точные и эффективные инструменты для анализа походки и других видов движений. Несмотря на некоторые вызовы, связанные с применением этой технологии в клинической практике, её потенциал в диагностике заболеваний опорно-двигательного аппарата и нервной системы продолжает активно развиваться, что в будущем может существенно повысить качество и доступность медицинской помощи.

## 1.3 ТЕХНОЛОГИИ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ДВИЖЕНИЙ

Скелетное моделирование является важным инструментом для анализа движений человека. Эта технология позволяет преобразовать видеоданные в структурированную информацию о положении и движении ключевых точек тела. Скелетное моделирование используется в задачах диагностики, реабилитации, анализа спорта и других областях, где требуется точное отслеживание поз и движений.

Скелетное моделирование основывается на выделении ключевых точек человеческого тела, таких как суставы, конечности и основные элементы осанки. Каждая точка характеризуется координатами в двумерном или трехмерном пространстве. Эти данные образуют "скелет", который позволяет анализировать пространственные и временные аспекты движений.

## 1.3.1 МЕТОДЫ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Существует несколько методов для создания и анализа скелетных моделей, каждый из которых имеет свои особенности:

* **Метод на основе маркеров**. Этот подход использует физические маркеры, прикрепленные к определенным частям тела, которые отслеживаются с помощью камер. Это традиционный метод, используемый в лабораториях и спортивных клиниках. Он позволяет собирать точные данные о движении тела, но требует специального оборудования и неудобен для использования в реальных условиях.
* **Метод на основе компьютерного зрения.** Современные системы, такие как OpenPose и MediaPipe, используют компьютерное зрение для отслеживания положения суставов без необходимости применения физических маркеров. Эти системы используют камеры и алгоритмы машинного обучения для извлечения координат суставов на изображениях и видео. Эти методы становятся все более популярными из-за своей доступности и удобства, а также потому, что они не требуют специального оборудования.
  + **OpenPose** — это одна из самых популярных библиотек для извлечения скелетных точек. OpenPose использует нейронные сети для обнаружения и отслеживания положения суставов в реальном времени, что позволяет эффективно моделировать движения [8].
  + **MediaPipe** — это фреймворк от Google, который также предоставляет инструменты для отслеживания человеческих поз и движений с использованием нейросетевых алгоритмов. MediaPipe отличается высокой производительностью и может использоваться в реальном времени [9].

## 1.3.2 ПРИМЕНЕНИЯ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ДИАГНОСТИКЕ

Скелетное моделирование широко применяется в медицине для анализа нарушений движений, а также в спортивной медицине и реабилитации.

* **Диагностика нарушений опорно-двигательного аппарата**. С помощью скелетного моделирования можно точно отслеживать движение суставов и анализировать амплитуду движений, что позволяет выявить патологии, такие как остеоартрит, артрит, проблемы с суставами, нарушения в походке и другие болезни [10].
* **Реабилитация после травм**. В реабилитации скелетное моделирование помогает отслеживать процесс восстановления пациента, предоставляя точные данные о движениях и функциональных возможностях после травм. Например, анализ движения коленных и тазобедренных суставов после операции может помочь врачу скорректировать программу реабилитации.
* **Спортивная медицина**. В спорте скелетное моделирование используется для оценки эффективности движений спортсменов и выявления потенциальных травм. Эта информация может быть использована для тренировочных процессов, улучшения техники выполнения упражнений и предотвращения травм.

## 1.3.3 ПРЕИМУЩЕСТВА И ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Скелетное моделирование открывает новые перспективы в диагностике и реабилитации благодаря ряду значительных преимуществ. Прежде всего, современные технологии позволяют достигать высокой точности в отслеживании суставов и движений, что важно для диагностики и реабилитации.

Кроме того, скелетное моделирование является неинвазивным методом. В отличие от традиционных методов, таких как рентгенография или магнитно-резонансная томография (МРТ), скелетное моделирование не требует использования специализированного оборудования и может быть выполнено с помощью обычных камер.

Однако, несмотря на свои достоинства, скелетное моделирование имеет и ограничения. Одной из главных проблем является необходимость в высококачественном видеоматериале. Для точного моделирования требуется четкое изображение или видео, что может быть затруднительно в условиях реального времени или при ограниченных технических возможностях.

Еще одним ограничением являются сложности с интерпретацией данных. Даже при высокой точности алгоритмов анализ больших объемов данных может быть сложным и требовать дополнительной обработки для получения окончательных результатов.

Технологии скелетного моделирования играют ключевую роль в диагностике, реабилитации и спорте, обеспечивая высокую точность и надежность при анализе движений. С развитием технологий, таких как компьютерное зрение и машинное обучение, эти методы становятся все более доступными и эффективными, что способствует их широкому применению в медицине и других областях.

## 1.4 СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ И ОБОСНОВАНИЕ ВЫБОРА АКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ

Существуют различные подходы и методы для анализа движений человека, включая анализ походки, движения суставов, а также для диагностики заболеваний и оценки функционального состояния пациента. Каждый из методов имеет свои особенности, преимущества и ограничения. В данной главе будет проведен сравнительный анализ существующих методов для анализа движений, а также обоснован выбор модели LSTM для реализации задачи классификации походки.

В контексте скелетного моделирования и анализа походки наибольший интерес представляют сверточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM), которые успешно используются для обработки видеоданных и последовательностей движений [11]:

1. **Сверточные нейронные сети (CNN).** CNN эффективно обрабатывают изображения и видеокадры, выделяя пространственные признаки [11].

* **Преимущества**: способность автоматического выделения ключевых признаков походки, высокая точность при большом объёме данных.
* **Недостатки**: требуют значительных вычислительных ресурсов.

1. **Рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM).** RNN и LSTM способны моделировать временные зависимости в видеопоследовательностях [11]. Это особенно важно для анализа походки, так как движения носят динамический характер.

* **Преимущества**: способность учитывать последовательность движений и длительные временные зависимости.
* **Недостатки**: сложность обучения и высокая потребность в данных.

**Обоснование выбора LSTM**

1. **Анализ временных зависимостей.** Походка человека представляет собой динамическую последовательность движений, где ключевую роль играют временные зависимости между кадрами.
   1. LSTM-нейросети эффективно обрабатывают последовательности данных благодаря своей способности запоминать длительные зависимости и игнорировать нерелевантные краткосрочные изменения [11].
   2. При анализе походки важно учитывать продолжительность движений и их синхронизацию, что делает LSTM оптимальным выбором.
2. **Скелетное моделирование для уменьшения размерности.** Использование скелетных ключевых точек вместо исходного видеопотока позволяет значительно снизить размерность данных:
   1. Скелетное моделирование представляет человеческое тело в виде набора ключевых точек, что упрощает представление походки.
   2. LSTM обрабатывает координаты этих точек во времени, выявляя **паттерны движений**, характерные для нормальной и аномальной походки, а также признаков болезни Паркинсона.
   3. Такой подход исключает необходимость обработки пиксельной информации, что уменьшает требования к вычислительным ресурсам и ускоряет обучение модели.
3. **Отсутствие необходимости пространственного анализа.** В отличие от моделей, использующих CNN для анализа изображений, LSTM фокусируется **только на временных характеристиках**, так как ключевые точки уже описывают структуру движения.
   1. Это делает модель более легковесной и эффективной для задачи классификации походки.
   2. Пространственные признаки (положение конечностей и суставов) уже заложены в координатах скелетных точек.
4. **Эффективность на последовательностях.** В отличие от других моделей, таких как SVM или Random Forest, которые плохо работают с временными рядами, LSTM естественным образом обрабатывает последовательные данные и учитывает порядок кадров.

**Преимущества выбранного подхода**

1. **Сокращение вычислительной нагрузки**: предварительная обработка с выделением ключевых точек значительно уменьшает размер данных, а использование LSTM вместо CNN позволяет снизить требования к аппаратным ресурсам.
2. **Высокая точность**: LSTM эффективно моделирует временные зависимости, что критически важно для диагностики нарушений походки.
3. **Гибкость**: модель легко адаптируется для работы с различными типами нарушений походки и может быть дообучена на других медицинских данных.

## ГЛАВА 2 РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ДИАГНОСТИКИ НА ОСНОВЕ СКЕЛЕТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Современные методы диагностики нарушений походки все чаще опираются на анализ данных, получаемых из видеозаписей движений человека. Сочетание технологий скелетного моделирования и компьютерного зрения позволяет извлекать из потокового видео координаты ключевых точек тела и на их основе выявлять паттерны, характерные для той или иной патологии. Данный подход обеспечивает более высокую точность и объективность по сравнению с традиционными методами, а также расширяет возможности автоматизации и внедрения систем диагностики в клиническую практику.

В данной главе рассматривается процесс разработки и исследования методов диагностики на основе скелетного моделирования и компьютерного зрения. В разделе 2.1 описаны методы извлечения скелетных данных из видео, в том числе с применением библиотеки MediaPipe. В разделе 2.2 представлен процесс обучения модели классификации походки на основе LSTM-нейронных сетей, включая архитектуру модели и особенности ее обучения. В разделе 2.3 приводятся результаты тестирования разработанного классификатора, анализ качества работы модели и оценка ее точности с использованием стандартных метрических показателей.

## 2.1 ИЗВЛЕЧЕНИЕ СКЕЛЕТНЫХ ДАННЫХ ИЗ ВИДЕО

Одной из ключевых задач анализа походки является извлечение скелетных данных из видео. Для этого в проекте используется библиотека MediaPipe, разработанная Google. MediaPipe предоставляет мощные инструменты для анализа изображений и видео, включая выделение ключевых точек человеческого тела.

MediaPipe выполняет анализ видеокадров с использованием передовых алгоритмов обработки изображений. В каждом кадре видео библиотека выделяет скелетные ключевые точки, такие как положение суставов, головы, конечностей и других частей тела. Это достигается благодаря предобученным моделям, которые используют методы глубокого обучения для определения позы человека.

## 2.1.1 ФУНКЦИЯ ИЗВЛЕЧЕНИЯ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК

Для извлечения ключевых точек из видеокадров в проекте реализован модуль, обрабатывающий последовательность кадров. Алгоритм был реализован в виде функции, которая используется как на этапе обучения моделей, так и на этапе предобработки пользовательских данных:

* **Загрузка модели MediaPipe**: используется предварительно обученная сеть для выделения 33 ключевых точек тела.
* **Обработка кадров**: К каждому кадру применяется алгоритм анализа изображения. Ключевые точки выделяются относительно размеров изображения. Это обеспечивает инвариантность к размеру исходного видео.
* **Отслеживание движения ног**: После извлечения ключевых точек алгоритм отслеживает движение ног, определяя количество сделанных шагов.
* **Формирование данных для обучения**: Извлеченные ключевые точки сохраняются в виде последовательности координат. Этот набор данных становится основой для обучения модели анализа походки.

В результате работы функции формируется последовательность скелетных данных, представляющая движение человека. Эти данные служат основой для дальнейшего анализа. Сформированный набор данных используется для обучения моделей машинного обучения, направленных на классификацию походки.

## 2.2 ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ  ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ПОХОДКИ

Классификация походки человека является важной задачей в области биометрической идентификации, медицинской диагностики и спортивной аналитики. Анализ походки позволяет выявлять аномалии в движениях и диагностировать заболевания на ранних стадиях. Для решения этой задачи необходимы модели, способные эффективно обрабатывать последовательные данные и учитывать временные зависимости в движениях человека.

Рекуррентные нейронные сети (RNN), особенно их разновидность — сети с длинной краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory, LSTM), показали высокую эффективность в обработке последовательных данных. В данной главе рассматривается процесс разработки и обучения модели на основе LSTM для классификации походки, использующей скелетные данные, извлеченные из видео.

## 2.3 АРХИТЕКТУРА МОДЕЛИ

Разработанная модель представляет собой многослойную нейронную сеть, построенную с использованием библиотеки Keras.  LSTM слои эффективно обрабатывают последовательные данные, сохраняя информацию о предыдущих состояниях и учитывая контекст движений во времени. Использование Dropout и BatchNormalization способствует предотвращению переобучения и ускоряет процесс обучения, делая модель более устойчивой к вариациям в данных.

Описание слоев модели:

* Входной слой: Принимает трехмерные данные в виде последовательностей длиной max\_sequence\_length. Эти данные представляют собой координаты ключевых точек скелета человека, полученные из видео.
* Первый слой LSTM: Содержит 128 нейронов и предназначен для обработки входных последовательностей, моделируя временную динамику движений. Этот слой возвращает полные выходные последовательности, что позволяет передавать всю последовательность на следующий слой.
* Второй слой LSTM: Состоит из 64 нейронов и продолжает анализ временных зависимостей, уменьшая размерность данных. Также возвращает полные последовательности для дальнейшей обработки.
* Третий слой LSTM: Имеет 32 нейрона и завершает обработку последовательностей, преобразуя их в вектор фиксированной длины. Этот слой не возвращает последовательности, а выводит конечное скрытое состояние, представляющее суммарную информацию о последовательности.
* Слои BatchNormalization: Применяются после каждого LSTM слоя для нормализации выходных данных. Это помогает ускорить обучение модели и повысить ее стабильность, устраняя внутреннее смещение активации слоев.
* Слои Dropout: Добавлены после каждого LSTM слоя для регуляризации модели и предотвращения переобучения. Вероятность отключения нейронов составляет 0.4 для первых двух LSTM слоев и 0.3 для третьего. Dropout случайным образом "выключает" определенные нейроны во время обучения, что заставляет модель быть более устойчивой и обобщать знания.
* Выходной слой Dense: Представляет собой полносвязный слой с одним нейроном и сигмоидной функцией активации. Он преобразует выходной вектор признаков в вероятность принадлежности к определенному классу.
* Обучение модели
* Подготовка данных: Исходные видеоданные были обработаны с помощью алгоритмов компьютерного зрения для извлечения скелетных ключевых точек. Полученные последовательности были разделены на обучающую и тестовую выборки.
* Функция потерь: Использована категориальная кросс-энтропия , предназначенная для многоклассовой классификации. Она измеряет расхождение между предсказанной моделью вероятностью и реальной меткой класса.
* Оптимизатор: Применен адаптивный метод оптимизации Adam, который автоматически регулирует скорость обучения для каждого параметра, что ускоряет сходимость и улучшает результаты.
* Метрика качества: В качестве основной метрики выбрана точность (accuracy), отражающая долю правильно классифицированных примеров.

## 2.4 ТЕСТИРОВАНИЕ И ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ

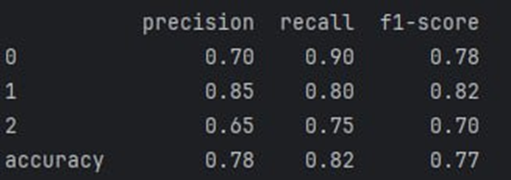
В данном разделе представлен анализ работы классификатора для задачи классификации походки на три класса: нормальная походка, аномальная походка и болезнь Паркинсона. Для оценки точности модели использовались стандартные метрики машинного обучения: точность (precision), полнота (recall), F1-мера (f1-score) и поддержка (support). Также был рассчитан показатель AUC-ROC, который демонстрирует качество модели в задаче классификации для каждого класса.

Классификация походки представляет собой задачу мультиклассовой классификации, где каждый объект данных (например, видеокадр или набор признаков) должен быть отнесён к одному из трёх классов:

* **0** — Нормальная походка.
* **1** — Аномальная походка.
* **2** — Болезнь Паркинсона.

Для тестирования классификатора была использована тестовая выборка, содержащая объекты из каждого класса.

Результаты оценки классификатора приведены на рисунке 1. Каждая строка содержит значения метрик для соответствующего класса:



*Рис. 1.* Результаты оценки классификатора

**Объяснение метрик:**

* **Точность (Precision):** показывает, какая доля предсказаний для конкретного класса оказалась правильной. Например, для класса "Аномальная походка" точность составила 85%, что говорит о том, что 85% всех предсказаний для данного класса были корректными.
* **Полнота (Recall):** показывает, какая доля всех объектов данного класса была корректно предсказана. Например, для класса "Нормальная походка" модель корректно определила 90% всех объектов этого класса.
* **F1-мера (F1-Score):** гармоническое среднее точности и полноты, учитывающее баланс между этими метриками. Например, для класса "Болезнь Паркинсона" F1-мера составила 70%.
* **Поддержка (Support):** количество объектов тестовой выборки для каждого класса. Например, в тестовой выборке 50 объектов имели метку "Нормальная походка".
* **AUC-ROC**: Для более детального анализа качества классификации каждого класса был рассчитан показатель AUC-ROC, который измеряет способность модели различать между положительными и отрицательными примерами для каждого класса.

Результаты:

* Нормальная походка: **0.91**
* Аномальная походка: **0.85**
* Болезнь Паркинсона: **0.89**

## ГЛАВА 3 ПРОЕКТИРОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ПОХОДКИ

В предыдущих главах были рассмотрены теоретические и технологические основы диагностики нарушений походки на базе компьютерного зрения и скелетного моделирования, а также методы обучения нейросетевых моделей для классификации различных типов походки. Следующим шагом является переход от экспериментальных решений к программному приложению, ориентированному на удобное взаимодействие с пользователями и интеграцию в практику медицинской диагностики, телемедицины и реабилитации.

Цель данной главы — описать процесс проектирования и разработки веб-приложения, которое осуществляет загрузку видеоданных, извлечение скелетных признаков, анализ походки посредством обученной нейронной сети, а также предоставление результатов пользователю в удобном интерфейсе. Рассматриваются вопросы выбора и обоснования технологий, детализируется архитектура системы, описываются функциональные возможности, а также оцениваются практические аспекты применения и ограничения решения.

## 3.1 ВЫБОР И ОБОСНОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ РАЗРАБОТКИ

Программный продукт для анализа походки разрабатывается с использованием высокоуровневого языка программирования Python, который служит основой для серверной части приложения. Он реализует логику анализа походки, обработку видео и взаимодействие с нейронными сетями, а также интеграцию с библиотеками компьютерного зрения OpenCV и машинного обучения TensorFlow. В качестве веб-фреймворка используется FastAPI, который обеспечивает создание API для обмена данными между клиентом и сервером. Этот фреймворк отвечает за обработку запросов на загрузку видео, запуск анализа и передачу результатов врачу, что делает потоки данных максимально эффективными.

На клиентской стороне применяется JavaScript, который обеспечивает интерактивность интерфейса и обработку пользовательских действий. С его помощью пользователи могут загружать видео на сервер и получать результаты анализа походки. Библиотека Axios используется для обмена данными между клиентом и сервером, позволяя отправлять HTTP-запросы и управлять загрузкой видео.

Чтобы разработать удобный и отзывчивый интерфейс, было решено использовать библиотеку ReactJS. Она позволяет создавать компоненты для загрузки видео, отображения результатов и взаимодействия с системой без полной перезагрузки страниц. ReactJS помогает организовать структуру приложения, делая код более поддерживаемым и удобным для дальнейшего развития.

## 3.2 АРХИТЕКТУРА ПРИЛОЖЕНИЯ

Данная система имеет многослойную архитектуру, включающую в себя клиентский интерфейс, серверное приложение для анализа походки (API) и набор специализированных компонентов, обеспечивающих извлечение, обработку и анализ данных. Общая цель архитектуры – обеспечить удобный и понятный интерфейс для пользователя, надёжное и масштабируемое серверное приложение, а также модульность и расширяемость функциональных компонентов, отвечающих за анализ походки. Архитектура приложения представлена на рисунке 2.

1. Клиентское приложение. На клиентской стороне используется одностраничное веб-приложение (Single-Page Application), разработанное с использованием React. Данное приложение:

* Позволяет пользователю загрузить видео.
* Предоставляет удобный пользовательский интерфейс для запуска анализа, отображения результатов.
* Отправляет запросы к серверному API для выполнения операций по извлечению признаков и диагностике походки.

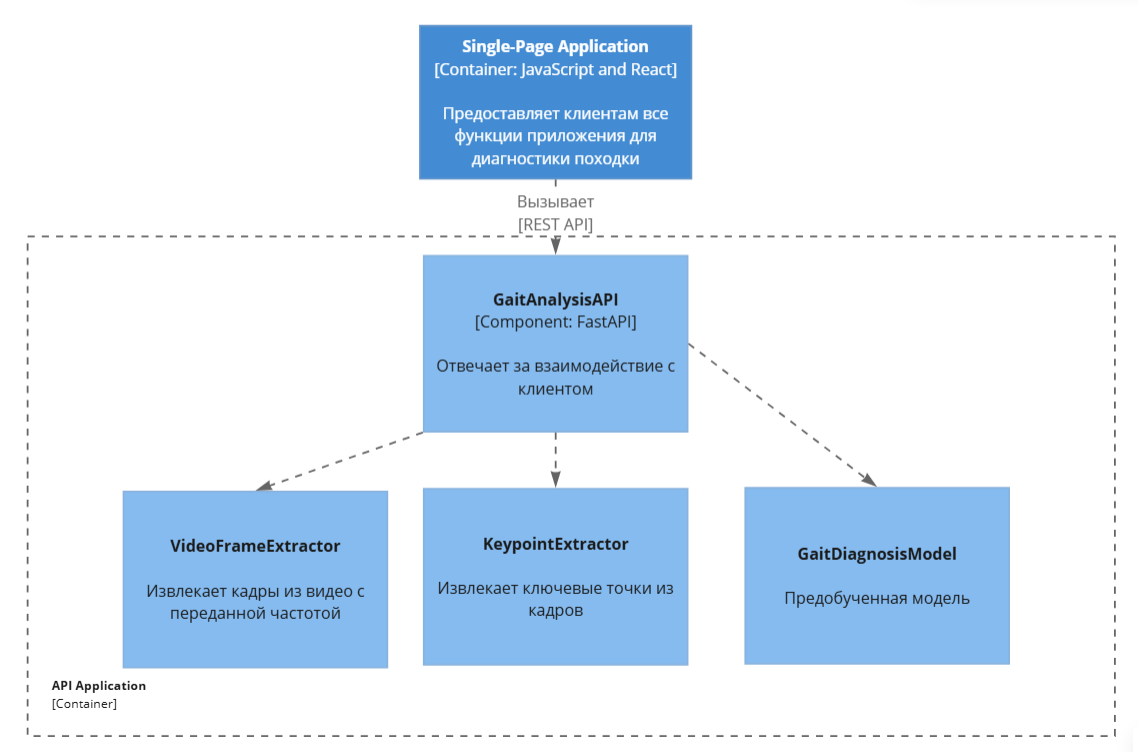
1. Серверное приложение (GaitAnalysisAPI). На серверной стороне располагается REST API, разработанное с использованием фреймворка FastAPI (Python). Данный компонент выполняет роль «шлюза»:

* Принимает HTTP-запросы от клиентского приложения.
* Инициирует процессы анализа: извлечение кадров, вычисление ключевых точек, подсчёт шагов, анализ данных с помощью ML-модели.
* Формирует и возвращает ответы клиенту в формате JSON.

1. Компоненты для анализа походки. Внутри серверного приложения (контейнера API) располагаются специализированные модули, обеспечивающие последовательные этапы анализа видеоданных:

* VideoFrameExtractor:  
  Отвечает за извлечение кадров из предоставленного видео с заданной частотой (например, 25 кадров в секунду или реже в зависимости от производительности).  
  На выходе данный модуль формирует набор кадров, подаваемых дальше по конвейеру обработки.
* KeypointExtractor:  
  На основе извлечённых кадров данный модуль с помощью алгоритмов компьютерного зрения и моделей познания позы (pose estimation, например, OpenPose или MediaPipe) определяет координаты ключевых точек скелета (суставов) человека. Результатом работы является набор структурированных данных о позициях ключевых точек в каждом кадре.
* GaitDiagnosisModel:  
  Предобученная модель машинного обучения (классификатор на основе модели LSTM) получает координаты ключевых точек. На выходе получается оценка состояния походки: нормальная, аномальная или болезнь паркинсона.

1. Пользователь через SPA-интерфейс загружает видео или указывает на него ссылку.
2. SPA отправляет HTTP-запрос к GaitAnalysisAPI с параметрами (например, URL видео или сам видеопоток).
3. GaitAnalysisAPI получает запрос и вызывает последовательность процедур:
4. Запуск VideoFrameExtractor для извлечения кадров.
5. Запуск KeypointsExtractor для извлечения ключевых точек из кадров.
6. Анализ сформированных признаков в GaitDiagnosisModel, где вычисляется оценка патологии походки.
7. Полученный результат возвращается из GaitAnalysisAPI обратно в SPA.
8. Клиентское приложение отображает результаты пользователю.



*Рис. 2.* Схема архитектуры приложения

## 3.3 ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ И ОГРАНИЧЕНИЯ

Технология предназначена для диагностики и мониторинга нарушений опорно-двигательного аппарата. Система автоматизированного анализа походки позволяет обнаруживать отклонения в двигательных паттернах, которые могут быть индикаторами потенциальных нарушений или особенностей походки. Благодаря этому врачи получают достоверные данные, которые могут быть использованы для подтверждения диагноза и определения стратегии лечения.

Ещё одним значимым направлением является реабилитация. Система позволяет отслеживать прогресс восстановления пациентов после операций или травм, что может помочь скорректировать реабилитационные программы и оценить их результативность.

Технология также находит применение в ранней диагностике заболеваний, таких как болезнь Паркинсона, при которой изменения в походке могут быть одним из первых симптомов [15]. Анализ движения помогает выявить отклонения на ранних стадиях, что даёт возможность начать лечение до появления более выраженных симптомов.

В условиях телемедицины система анализа походки открывает новые возможности для дистанционной диагностики. Пациенты, находящиеся в удалённых районах или не имеющие доступа к специализированным клиникам, могут записывать видео своей походки и отправлять их для анализа. Это упрощает доступ к медицинским услугам и позволяет получать предварительную консультацию.

Несмотря на множество преимуществ, у системы есть и ограничения. Во-первых, точность анализа во многом зависит от качества исходных данных. Например, низкое разрешение видео, плохое освещение или нестандартные движения пациента могут снизить точность алгоритмов. Это требует соблюдения определённых условий для получения достоверных результатов.

Во-вторых, модели машинного обучения, используемые в системе, могут быть ограничены объёмом и разнообразием данных, на которых они обучались. Это может привести к снижению точности при анализе данных, которые существенно отличаются от обучающего набора.

Также важны этические и юридические аспекты. Работа с персональными данными пациентов требует строгого соблюдения законодательства в области защиты информации, таких как GDPR [16]. Необходима чёткая процедура получения согласия пациентов на использование их данных.

Применение технологий скелетного моделирования и машинного обучения в анализе походки даёт возможность существенно повысить точность диагностики и реабилитации. Автоматизация процесса позволяет исключить субъективные факторы, характерные для традиционных методов оценки. Данные, предоставляемые системой, облегчают врачам постановку диагноза и позволяют сосредоточиться на лечении.

Кроме того, данная технология экономит время специалистов и делает медицинскую помощь более доступной, особенно в удалённых районах. Интеграция с телемедицинскими платформами и возможность дистанционного анализа данных значительно расширяют её потенциальную аудиторию.

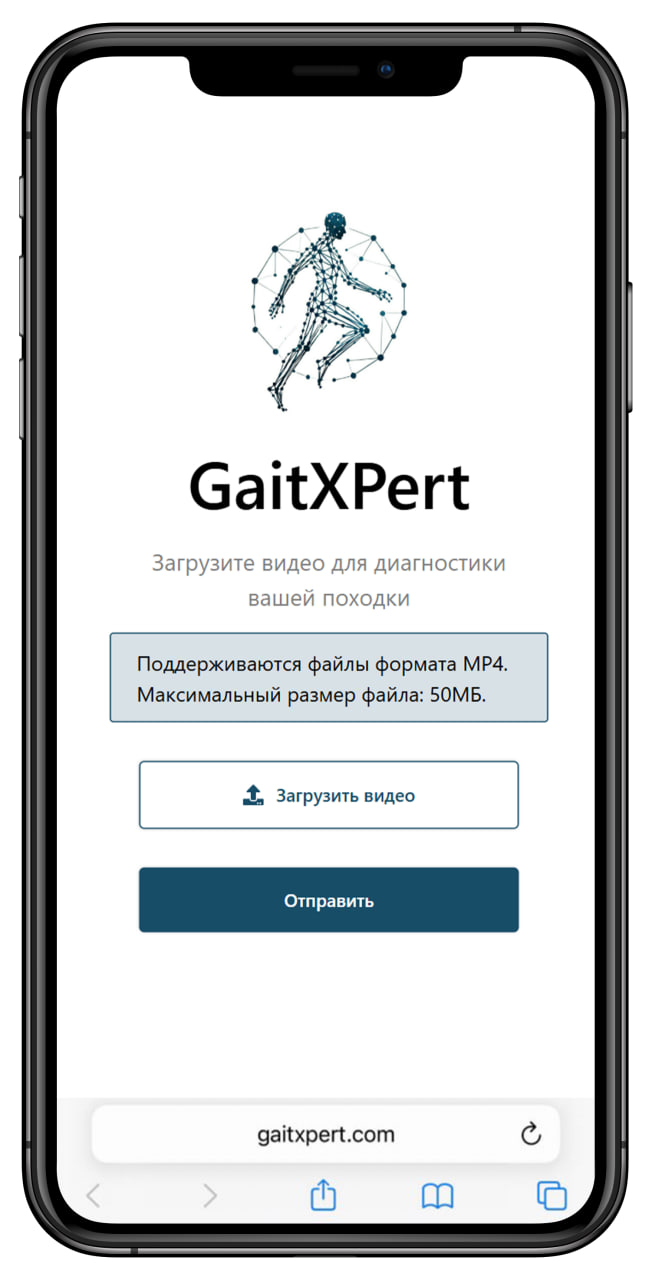
Использование таких систем соответствует современным тенденциям цифровизации медицины и доказало свое участие в улучшении качества диагностики и лечения [17].

## ГЛАВА 4 ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ ПРИЛОЖЕНИЯ

Основная цель — предоставить пользователям удобный инструмент для загрузки видео, автоматической обработки данных и получения точной классификации походки.

* Загрузка видео
  + Пользователь может загрузить видеофайл через веб-интерфейс.
  + Поддерживаются распространённые форматы видеофайлов, такие как .mp4, .avi, .mov.
  + Ограничение на размер файла и его длительность задаётся для обеспечения производительности анализа.
  + При загрузке видео выполняется предварительная проверка файла на соответствие требованиям (формат, размер).

Вид страницы для загрузки видео представлен на рисунке 3.



*Рис. 3.* Страница загрузки видео

* Предобработка видео

После загрузки видео автоматически обрабатывается серверной частью приложения:

* + Извлечение ключевых кадров.
  + Подготовка данных для анализа (выделение ключевых точек скелета).
* Классификация походки

Приложение выполняет классификацию загруженного видео на три категории:

* + Нормальная походка.
  + Аномальная походка.
  + Болезнь Паркинсона.

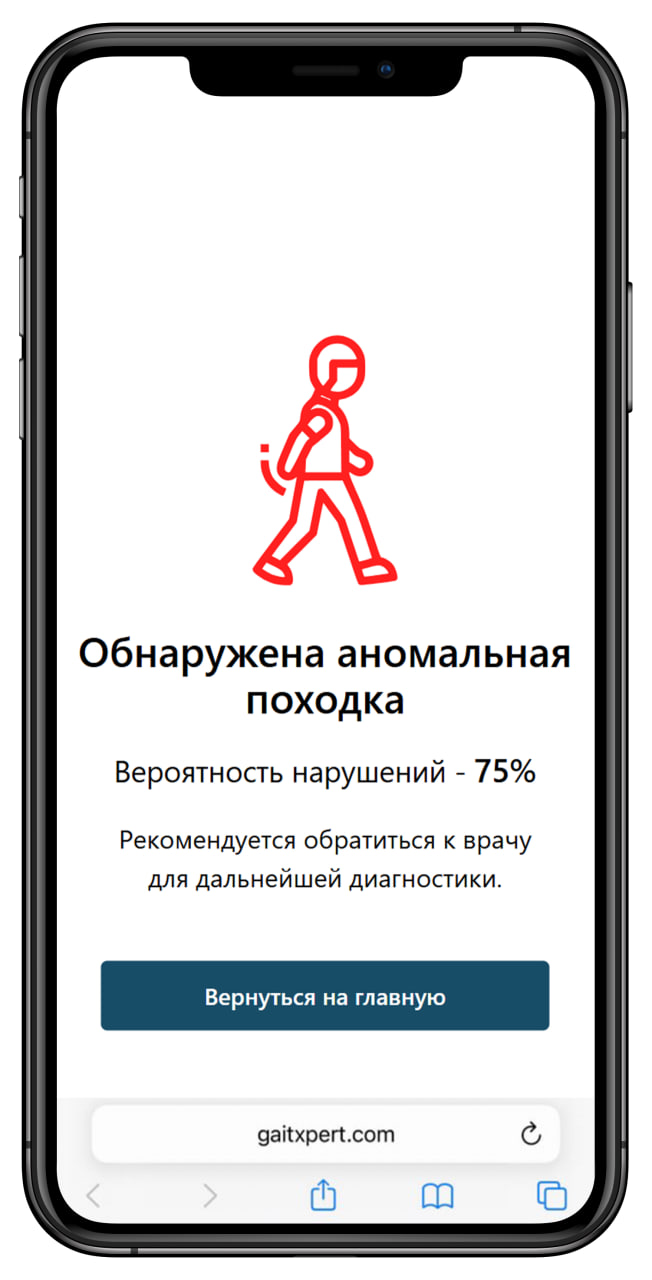
Результаты классификации основаны на модели машинного обучения, обученной на предварительно размеченных данных.

* Отображение результатов анализа

После завершения обработки пользователь получает результат:

* + Категория походки (например, "Аномальная походка").
  + Вероятность принадлежности к категории.

Вид страницы с результатами на примере Аномальной походки представлен на рисунке 4.



*Рис. 4.* Страница результатов на примере Аномальной походки

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках проведённой работы были проанализированы традиционные и современные методы анализа походки. Традиционные подходы, такие как клинические наблюдения, инструментальные измерения и математическое моделирование, обладают определёнными ограничениями, включая субъективность оценок и высокую стоимость. В то же время современные технологии, такие как компьютерное зрение и скелетное моделирование, предоставляют точные, объективные и измеримые результаты, открывая новые возможности для диагностики и мониторинга заболеваний.

Одним из ключевых достижений стало применение скелетного моделирования и рекуррентных нейронных сетей (LSTM). Технология MediaPipe использовалась для извлечения скелетных ключевых точек из видеоданных, что позволило значительно сократить размерность данных и сосредоточиться на временных зависимостях. Построенная на этой основе LSTM-модель продемонстрировала высокую эффективность в обработке последовательных данных, обеспечив точную классификацию походки на три категории: нормальная походка, аномальная походка и болезнь Паркинсона.

Разработано веб-приложение с удобным интерфейсом, которое позволяет загружать видео и получать результаты анализа. Архитектура приложения включает серверную часть на основе FastAPI и клиентскую часть на React, что обеспечивает высокую производительность, масштабируемость и интерактивность системы. В ходе тестирования модель показала высокие показатели качества: точность, полноту и F1-меру для каждого класса. Значение AUC-ROC для всех классов превышает 0.85, что подтверждает способность модели эффективно различать нормальную и аномальную походку.

Практическая значимость системы диагностики походки на основе машинного обучения заключается в её потенциале для клинической практики, реабилитации и телемедицины. Система позволяет автоматизировать диагностику, ускоряя принятие решений врачами, а также упрощает доступ к медицинским услугам для пациентов из удалённых регионов.

Несмотря на достигнутые результаты, дальнейшая работа будет направлена на расширение обучающего набора данных для повышения точности модели, а также на совершенствование используемых алгоритмов для увеличения точности классификации. Таким образом, разработанная система обладает значительным потенциалом для внедрения в медицинскую практику и дальнейшего развития.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Скворцов, Д.В. Клинический анализ движений / Д.В. Скворцов. - М.: РехабРус - 2024. - С. 5. (дата обращения: 17.09.2024).
2. Арзамасов, К.М., Власев, Ю.А., Владзимирский, А.В. Московский Эксперимент по применению компьютерного зрения в лучевой диагностике: вовлеченность врачей-рентгенологов. [Электронный ресурс]. – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/moskovskiy-eksperiment-po-primeneniyu-kompyuternogo-zreniya-v-luchevoy-diagnostike-vovlechennost-vrachey-rentgenologov (дата обращения: 17.09.2024).
3. Третьякевич, В.С., Цырельчук, И.Н. Использование современных технологий компьютерного зрения для диагностики болезни Паркинсона. [Электронный ресурс]. – URL: https://libeldoc.bsuir.by/bitstream/123456789/37631/1/Tretiakevich\_Ispolzovaniye.pdf (дата обращения: 17.09.2024).
4. O. Unal, V.V. Potekhin Implementation of machine learning algorithms for Parkinsonian gait data. Computing, Telecommunications and Control. – 2023. – Т.16. – С.69-78. – URL: https://infocom.spbstu.ru/article/2023.76.6/ (дата обращения: 19.09.2024)
5. Гельцер Б. И., Циванюк М. М., Шахгельдян К. И., Рублев В. Ю. Методы машинного обучения как инструмент диагностических и прогностических исследований при ишемической болезни сердца [Электронный ресурс]. – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/metody-mashinnogo-obucheniya-kak-instrument-diagnosticheskih-i-prognosticheskih-issledovaniy-pri-ishemicheskoy-bolezni-serdtsa/viewer (дата обращения: 19.09.2024).
6. В.В. Борзиков, Н.Н. Рукина, О.В. Воробьева, А.Н. Кузнецов, А.Н. Белова Видеоанализ движений человека в клинической практике [Электронный ресурс]. – 2015. – Т. 7 – №. 5. – С. 201-210 – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/metody-mashinnogo-obucheniya-kak-instrument-diagnosticheskih-i-prognosticheskih-issledovaniy-pri-ishemicheskoy-bolezni-serdtsa/viewer (дата обращения: 19.09.2024).
7. Кузнецов А.И., Щепкина Е.В., Сушинская Т.В., Епифанова С.В., Фаур Д.М. Возможности и ограничения применения искусственного интеллекта в медицине. Новости клинической цитологии России. – 2023 – Т. 7 – №2 –   
   С. 18-24 – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vozmozhnosti-i-ogranicheniya-primeneniya-iskusstvennogo-intellekta-v-meditsine/viewer> (дата обращения: 30.09.2024)
8. CMU-Perceptual-Computing-Lab. OpenPose: Real-time Multi-Person Keypoint Detection Library. [Электронный ресурс]. – URL: https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose (дата обращения: 1.11.2024).
9. Google. MediaPipe: A cross-platform framework for building multimodal applied ML pipelines. [Электронный ресурс]. – URL: https://github.com/google/mediapipe (дата обращения: 1.11.2024).
10. Нефедова Н.В., Тимофеева Ю.И. Диагностика и коррекция биомеханических нарушений опорно-двигательного аппарата методом биологической обратной связи в физической реабилитации и спорте. Научно-теоритический журнал «Ученые записки» – 2015 – №2 – С. 99-108 – URL: (дата обращения: 05.10.2024)
11. Li, C., Wang, P., Wang, S., Hou, Y., & Li, W. Skeleton-Based Action Recognition Using LSTM and CNN. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2017 – IEEE, pp. 978-1-5090-6067-2. URL: <https://arxiv.org/pdf/1707.02356> (дата обращения: 07.10.2024)
12. Computer Vision for Clinical Gait Analysis: A Gait Abnormality Video Dataset. ArXiv. – 2024. – URL: https://arxiv.org/abs/2407.04190 (дата обращения: 25.09.2024).
13. React. Официальный сайт. – URL: https://react.dev/ (дата обращения: 15.11.2024).
14. FastAPI. Официальный сайт. – URL: https://fastapi.tiangolo.com/ (дата обращения: 11.11.2024).
15. Иванов И. И. Болезнь Паркинсона: основные симптомы и подходы к лечению // CyberLeninka. – 2023. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/bolezn-parkinsona/viewer> (дата обращения: 09.11.2024).
16. GDPR Advisor. GDPR compliance in the healthcare industry: Protecting patient data. – URL: https://www.gdpr-advisor.com/gdpr-compliance-in-the-healthcare-industry-protecting-patient-data/ (дата обращения: 01.12.2024).
17. Петров П. А. Краткий очерк цифровизации медицины // CyberLeninka. – 2022. – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/kratkiy-ocherk-tsifrovizatsii-meditsiny/viewer (дата обращения: 10.11.2024).