

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра математической кибернетики и компьютерных наук

**РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ПРОВЕДЕНИЯ ПРОБЫ РОМБЕРГА С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 451 группы
направления 09.03.04 — Программная инженерия
факультета КНиИТ
Сахнова Максима Алексеевича

Научный руководитель

к. ф.-м. н., доцент

И. А. Батраева

Зав.кафедрой,

к. ф.-м. н., доцент

С. В. Миронов

Саратов 2025

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 Применение машинного зрения для оценки позы человека	5
1.1 Методы оценки координации и баланса	5
1.2 Выбор пробы Ромберга	5
1.3 Машинное зрение для определения ключевых точек тела	6
1.4 Выбор и архитектура модели MoveNet	6
1.5 Сглаживание выбросов в моделях детекции ключевых точек	6
2 Реализация алгоритма оценки движений и разработка приложения	8
2.1 Описание задачи	8
2.2 Разработка и интеграция алгоритма для детекции и отслежива- ния ключевых точек тела на видео	8
2.3 Сравнительный анализ фильтров сглаживания координат	8
2.4 Вычисление центра масс человека на основе ключевых точек	9
2.5 Разработка методики оценки устойчивости человека на основе координат центра масс	10
2.5.1 Обработка и вывод результатов анализа	11
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	13

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире технологии играют ключевую роль в улучшении качества жизни и здоровья человека. Одним из актуальных направлений является разработка доступных и объективных методов оценки балансовой устойчивости, позволяющих своевременно выявлять нарушения координации движений и снижать риск падений. Особенно важно это для пожилых людей, у которых падения могут иметь тяжёлые медицинские и социальные последствия. Согласно данным исследований, до 42% людей старше 70 лет сталкиваются с подобными проблемами.

Традиционно оценка риска падений в медицинской практике осуществляется с помощью клинических тестов, таких как TUG, тест Тинетти или шкала Берга. Однако эти методы основаны на субъективной визуальной оценке и не всегда обладают достаточной точностью и воспроизводимостью. Альтернативные аппаратные методы, такие как стабилметрия и 3D-анализ движений, предоставляют более объективную и точную информацию, но требуют дорогостоящего и малодоступного оборудования.

Цель работы — создать программный комплекс, который анализирует видеозапись выполнения пробы Ромберга и оценивает устойчивость человека на основе вычисления центра масс и углов отклонения тела. Проба выбрана за её простоту, чувствительность к нарушениям и пригодность для цифрового анализа.

Проект реализуется в рамках программы «Стартап как диплом» и ориентирован на применение в медицинских и реабилитационных учреждениях. Разработка велась в составе проектной группы, где каждый участник отвечал за определённые функциональные компоненты:

Максим Сахнов разработал алгоритм детекции ключевых точек тела на видео с использованием нейросетей, реализовал фильтр Калмана для сглаживания координат, предложил метод оценки положения центра масс и модуль визуализации данных в виде графиков перемещения.

Илья Янущик создал модуль обработки видеок кадров и пользовательский интерфейс, разработал методику расчёта углов отклонения тела и механизм анализа средней линии движения.

Кроме программной реализации, в сотрудничестве с ведущим научным сотрудником Факультета фундаментальной медицины и медицинских техно-

логий С. И. Киреевым и сотрудниками отделения неврологии 3-й Советской больницы было организовано пилотное тестирование приложения на пациентах в условиях поликлиники. Полученные данные анализировались совместно с медицинскими специалистами, что позволило провести валидацию подхода и оценить его перспективы для клинического применения.

Предлагаемое приложение может стать полезным инструментом для предварительного скрининга нарушений баланса как в условиях клиники, так и в домашних условиях. Оно может использоваться врачами общей практики, специалистами по реабилитации, а также в спортивной медицине и научных исследованиях.

В рамках работы решаются следующие задачи:

1. Изучение существующих методов оценки координации и баланса человека.
2. Разработка и применение алгоритма машинного зрения для детекции и отслеживания ключевых точек тела на видео.
3. Создание модели анализа движения центра массы и отклонения тела.
4. Обработка и интерпретация данных, полученных на основе видеозаписей и медицинского наблюдения.
5. Тестирование приложения на реальных пациентах и анализ полученных результатов.

1 Применение машинного зрения для оценки позы человека

1.1 Методы оценки координации и баланса

Оценка баланса и координации играет важную роль в диагностике нарушений постурального контроля и прогнозировании риска падений. Существует несколько подходов к такой оценке, которые можно разделить на **качественные** (клинические) и **количественные** (аппаратные) методы.

Клинические тесты, такие как тест Тинетти, шкала Берга и тест Timed Up and Go (TUG), основаны на визуальной оценке пациента. Эти тесты просты в применении, однако их основной недостаток заключается в субъективности оценки, что может привести к различиям в интерпретации результатов. Несмотря на это, они широко используются в практике для быстрой диагностики.

Проба Ромберга представляет собой статический тест, в котором пациент должен стоять с сомкнутыми ногами и закрытыми глазами. Этот тест помогает выявить скрытые нарушения вестибулярного аппарата и проприоцепции, что особенно важно для диагностики балансирующих нарушений. Проба Ромберга удобна для автоматизированного анализа, так как требует фиксирования лишь минимальных движений тела.

С другой стороны, аппаратные методы, такие как стабилметрия, 3D-анализ движения с использованием камер и инерциальных сенсоров, дают количественные данные о координации и балансе. Эти методы более точны, но они требуют дорогостоящего оборудования и специфических условий для проведения тестов, что ограничивает их широкое использование в повседневной практике.

1.2 Выбор пробы Ромберга

Для целей данного исследования в качестве основного теста устойчивости была выбрана **проба Ромберга**. Этот выбор обусловлен рядом ключевых факторов. Во-первых, проба Ромберга представляет собой простое статическое упражнение, что облегчает процесс видеозаписи и анализа. Во-вторых, она является чувствительной к нарушениям, которые не всегда очевидны при динамических тестах. В-третьих, её выполнение не требует значительных затрат времени и специфических условий, что делает её идеальной для использования в мобильных приложениях. Вдобавок, её поведенческие маркеры легко поддаются автоматизированному анализу с помощью методов машинного зрения.

1.3 Машинное зрение для определения ключевых точек тела

Машинное зрение — это область искусственного интеллекта, направленная на автоматическое извлечение, анализ и интерпретацию информации с изображений и видео. В контексте оценки баланса и координации важно точно определять положения ключевых точек тела человека, таких как суставы и ориентиры, которые играют роль в анализе позы.

Для этого используются глубокие нейросети, которые способны строить тепловые карты вероятности нахождения ключевых точек на изображении. Это позволяет достигать высокой точности и устойчивости к сложным условиям сцены, таким как перекрытия частей тела или изменения позы. Машинное зрение в данном случае позволяет отслеживать движения и изменения положения тела в реальном времени, что значительно ускоряет процесс диагностики.

1.4 Выбор и архитектура модели MoveNet

Для детектирования ключевых точек была выбрана модель **MoveNet**, которая представляет собой оптимизированную для мобильных устройств нейросетевую модель с хорошим балансом между точностью и скоростью. Это решение было принято с учётом требований к быстрой обработке видео в реальном времени на мобильных устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами.

MoveNet использует усовершенствованную архитектуру MobileNetV2, включающую инвертированные остаточные блоки и Feature Pyramid Network, что позволяет эффективно обрабатывать объекты разных масштабов. Эта модель состоит из трёх параллельных ветвей: одна для предсказания тепловых карт, другая — для уточнения координат ключевых точек с субпиксельной точностью, и третья — для регрессии глобальных параметров позы, таких как ориентация тела. Такая структура позволяет моделировать позу человека с высокой точностью и эффективно фильтровать физически невозможные конфигурации.

1.5 Сглаживание выбросов в моделях детекции ключевых точек

Одной из распространённых проблем при детекции ключевых точек является появление выбросов — резких и неестественных скачков координат, вызванных шумом, перекрытиями объектов, изменениями позы или нестабильностью модели. Эти выбросы могут значительно исказить результаты анализа движений и оценку устойчивости.

Для сглаживания таких выбросов применяются различные методы. *Скользящее среднее* помогает уменьшить влияние шума, усредняя значения соседних точек, хотя оно может вызывать задержки и «замыливание» движений.

Экспоненциальное сглаживание более гибко работает с текущими данными, постепенно «забывая» старые значения, что позволяет адаптироваться к изменениям позы.

Фильтр Калмана моделирует движение как стохастический процесс, учитывая как предсказания модели, так и наблюдаемые значения, что помогает добиться плавной траектории.

Также используется *медианное сглаживание*, которое эффективно устраняет одиночные выбросы, заменяя значения на медиану соседних точек.

Часто комбинируются несколько методов, например, медианное сглаживание для устранения выбросов и фильтр Калмана или экспоненциальное сглаживание для дальнейшей обработки. Эти методы помогают получить более точную и стабильную траекторию ключевых точек, что является важным для анализа позы и оценки устойчивости.

2 Реализация алгоритма оценки движений и разработка приложения

2.1 Описание задачи

Практическая часть работы направлена на разработку приложения, которое позволит автоматически анализировать углы отклонения тела человека при выполнении пробы Ромберга с помощью видеоанализа. В рамках этой части работы ставятся следующие цели:

1. Разработка и интеграция алгоритма для детекции и отслеживания ключевых точек тела на видео.
2. Реализация алгоритма оценки движений человека.
3. Проведение тестирования приложения на реальных данных с участием добровольцев, выполняющих пробу Ромберга.
4. Разработка пользовательского интерфейса приложения
 - Создание интуитивно понятного интерфейса, позволяющего пользователю снять видео;
 - Отправка видео на сервер для обработки видео;
 - Вывод полученных по итогам съемки результатов в виде метрик и рекомендаций.

2.2 Разработка и интеграция алгоритма для детекции и отслеживания ключевых точек тела на видео

Для выполнения предсказаний использовалась модель, конвертированная в формат TensorFlow Lite, что позволяет эффективно запускать её на устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами. Модель была загружена с использованием интерпретатора TensorFlow Lite, который выделяет необходимую память и настраивает входные и выходные тензоры.

После подготовки интерпретатора входное изображение преобразуется в числовой массив и подаётся на вход модели. Далее происходит выполнение предсказания, в результате которого формируются координаты ключевых точек тела и соответствующие оценки достоверности. Для реализации использовались библиотеки TensorFlow и NumPy.

2.3 Сравнительный анализ фильтров сглаживания координат

При анализе координат ключевых точек особое внимание уделялось уменьшению шумов и исключению выбросов, возникающих в процессе обработки ви-

деоданных. Для этого рассматривались различные методы фильтрации, включая классические подходы: скользящее среднее, экспоненциальное сглаживание, медианный фильтр, а также более сложный и адаптивный фильтр Калмана.

Фильтр Калмана применялся в рамках модели, учитывающей не только текущие координаты, но и скорость движения ключевых точек, что позволяло более точно предсказывать положение при наличии шума и пропусков в измерениях. Благодаря этому фильтр Калмана обеспечивал плавное и стабильное отслеживание движений, сохраняя динамические характеристики, важные для оценки позы.

Скользящее среднее и экспоненциальное сглаживание обеспечивали простое и быстрое уменьшение случайных флуктуаций, однако были менее эффективны при резких изменениях данных или наличии выбросов. Медианный фильтр хорошо справлялся с удалением выбросов, но мог несколько замедлять реакцию системы на изменения движения.

Для повышения качества сглаживания и устойчивости к шумам был проведён анализ комбинированных подходов, которые последовательно объединяли преимущества нескольких фильтров. Наиболее удачной оказалась комбинация экспоненциального сглаживания с фильтром Калмана, обеспечивающая эффективное подавление выбросов при сохранении динамики движений.

Таким образом, выбор пал на комбинированный фильтр, включающий экспоненциальное сглаживание для первичной очистки данных и последующую фильтрацию Калманом для предсказания и сглаживания координат. Такой подход позволил добиться оптимального баланса между устойчивостью к шумам и точностью отслеживания, что особенно важно для анализа балансовой устойчивости при выполнении пробы Ромберга.

Дальнейшие разделы описывают реализацию оценки движений на основе полученных координат, а также интеграцию алгоритмов в мобильное приложение с пользовательским интерфейсом и серверной частью для обработки видеоданных.

2.4 Вычисление центра масс человека на основе ключевых точек

Для анализа устойчивости необходимо определить положение центра масс человека. В рамках проекта используется приближённая модель, основанная на координатах ключевых точек тела, полученных с помощью нейросетевой модели.

Применяется метод взвешенного центра масс, при котором вклад каждой части тела зависит от её относительной массы. Центр каждой части тела (например, рук, ног, туловища) рассчитывается как средняя координата входящих в неё ключевых точек, при условии, что они определены с достаточной уверенностью. Общий центр масс вычисляется как средневзвешенное значение всех доступных сегментов.

Весовые коэффициенты частей тела подобраны на основе анатомических оценок и соответствуют приближённому распределению массы. В итоговом расчёте учитываются только сегменты с корректными координатами, что позволяет исключить влияние неточных или отсутствующих данных.

Такой подход обеспечивает достаточно точную и устойчивую оценку центра масс, пригодную для дальнейшего анализа динамики и построения графиков движения.

2.5 Разработка методики оценки устойчивости человека на основе координат центра масс

Следующим этапом стала разработка количественной методики, позволяющей на основе координат центра масс анализировать устойчивость человека в кадре. Процесс начинался с вычисления центра масс на каждом кадре видео и сглаживания полученной траектории с помощью фильтра Калмана, что обеспечивало уменьшение шума и более надёжное представление движения.

Для количественной оценки устойчивости были выбраны несколько метрик, отражающих различные аспекты движения центра масс. Среди них — стандартное отклонение и диапазон колебаний по горизонтальной и вертикальной осям, RMS-отклонение, характеризующее амплитуду больших колебаний, а также средняя скорость и ускорение, показывающие динамику перемещений. Дополнительно учитывалась длина пути центра масс, дающая представление о суммарном смещении за время пробы, а также среднее отклонение от центра и анализ частотного спектра с помощью быстрого преобразования Фурье для выявления ритмичных колебаний.

Для проверки информативности выбранных метрик была проведена корреляция с экспертной оценкой устойчивости, выполненной врачами на основе визуального анализа видеозаписей. Результаты показали сильные связи между некоторыми численными параметрами и субъективной оценкой, что позволило выделить наиболее значимые показатели для построения интегрального индекса

устойчивости.

Итоговый индекс устойчивости рассчитывался как нормализованное среднее значение выбранных метрик, с учётом направления влияния каждой из них (увеличение или уменьшение значения метрики соответствовало росту устойчивости). Результат масштабировался в диапазон от 0 до 100 баллов для удобства интерпретации.

Проведённое тестирование на 20 наблюдениях показало, что методика позволяет достаточно точно отражать уровень устойчивости, достигая около 70% совпадения с экспертной классификацией. При этом выявлены отдельные расхождения, объясняемые ограниченным объёмом данных и сложностью точного количественного описания субъективного восприятия устойчивости.

Разработанный подход демонстрирует потенциал для использования в клинической практике и дальнейших научных исследованиях. Для повышения качества оценки требуется расширение выборки, а также изучение более сложных моделей агрегирования и классификации, включая методы машинного обучения.

2.5.1 Обработка и вывод результатов анализа

После съёмки приложение отправляет видео на сервер через HTTP, получает идентификатор задачи `task_id` и периодически опрашивает статус обработки. По завершении сервер возвращает метрики, предсказания и сгенерированные изображения, которые приложение визуализирует.

Для визуализации используются графики движения ключевых точек и углов между ними, построенные с помощью `matplotlib`, а также эллипс доверия, рассчитанный на основе ковариационной матрицы координат центра масс. Эллипс показывает область с высокой вероятностью расположения истинных значений.

Интерфейс мобильного приложения реализован на Kivy с двумя основными экранами: камерой для записи видео и экраном результатов, где отображаются графики, метрики и оценка устойчивости. Переход между экранами осуществляется через `ScreenManager`.

Серверная часть построена на FastAPI и принимает видеозаписи, сохраняя их и иницилируя анализ. Изначально обработка была синхронной, что ограничивало масштабируемость. Для повышения производительности реализована асинхронная архитектура с использованием Celery и Redis. Celery запускает

задачи анализа в фоновом режиме, а Redis выступает брокером сообщений, что позволяет серверу обрабатывать множество запросов одновременно и обеспечивать быстрый отклик клиентам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе дипломной работы была разработана и протестирована система автоматического анализа движений человека на основе видео с применением методов машинного зрения и алгоритмов оценки позы. Целью проекта стало создание приложения для анализа выполнения пробы Ромберга с клинической значимостью для диагностики нарушений баланса.

В рамках работы успешно реализованы ключевые задачи:

- детекция и отслеживание ключевых точек тела с использованием TensorFlow Lite и фильтра Калмана для повышения точности;
- вычисление углов отклонения и метрик стабильности с визуализацией через графики и эллипсы доверия;
- тестирование на данных добровольцев, подтвердившее клиническую релевантность;
- создание удобного интерфейса на Kivy для отправки видео и отображения результатов;
- вывод итоговых метрик и рекомендаций для пользователей и специалистов.

Таким образом, создана интегрированная платформа, обеспечивающая сбор, анализ и визуализацию данных, пригодная для объективной оценки пострурального контроля и раннего выявления неврологических нарушений.

Перспективы дальнейших исследований включают улучшение алгоритмов детекции и оценки стабильности, а также внедрение методов глубокого обучения для повышения качества классификации нарушений.