

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 ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ
ОКОНТУРИВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ НА МЕДИЦИНСКИХ
СНИМКАХ И ИХ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОГО АНАЛИЗА**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 273 группы
направления 02.04.03 — Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем
факультета КНиИТ
Забоева Максима Владиславовича

Научный руководитель
доцент

Б. А. Филиппов

Заведующий кафедрой
к. ф.-м. н.

С. В. Миронов

Саратов 2026

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире обработка и анализ изображений являются одной из наиболее активно развивающихся областей искусственного интеллекта. Распознавание и классификация объектов на изображениях стали возможными благодаря применению нейронных сетей — мощных алгоритмов, вдохновленных биологическими нейронными сетями человеческого мозга.

Одной из важных задач в области обработки изображений является анализ медицинских снимков. Анализ снимков стоп, сделанных на плантоскопе, имеет широкий спектр применений, включая биометрическую идентификацию, медицинскую диагностику и анализ походки. Правильное распознавание стопы может быть полезным инструментом в улучшении качества медицинского обслуживания. Одной из основных проблем в анализе медицинских снимков является то, что не каждый снимок будет сделан в высоком качестве, что при анализе нейронной сетью повлечет за собой большое количество ошибок и неточностей в поиске контуров и подсчетов на них точечных значений. При этом сама нейронная сеть должна понимать, как именно ей нужно оконтуривать изображение. Поэтому целью работы стало создание программного обеспечения для оконтуривания изображения медицинских снимков как ручным способом, так и с помощью нейронных сетей и их многокритериальный анализ, что позволит решить две проблемы: начальное обучение нейронной сети и дальнейшую обработку полученных результатов, с сохранением тех настроек, что помогли его улучшить.

Целью работы является разработка программного обеспечения для анализа медицинских снимков стопы, включающего автоматическое и ручное оконтуривание изображений, обработку результатов и сохранение параметров анализа для повышения точности диагностики и дальнейшего обучения нейронной сети.

Для достижения поставленной цели были определены следующие задачи:

- разработать удобный интернет-сервис для онлайн-исследования стопы с возможностью авторизации пользователя, загрузки снимков, получения результатов анализа и просмотра истории исследований;
- разработать онлайн-редактор изображений с возможностью ручной разметки снимков и выделения контрольных точек на стопе;

- разработать алгоритмы вычисления коэффициентов и индексов для определения заболеваний стопы на основе заданных пользователем контрольных значений;
- разработать алгоритмы анализа и сбора данных с изображений для формирования конфигурационных файлов и их последующего сохранения в системе;
- реализовать механизм сохранения параметров обработки изображений для последующего перерасчета и использования при обучении нейронной сети;
- реализовать способ многокритериального анализа ручного и автоматического оконтуривания изображений медицинских снимков стопы.

Актуальность работы заключается в разработке программного обеспечения, объединяющего автоматический анализ медицинских снимков стопы с возможностью ручной корректировки результатов сегментации и сохранения пользовательских конфигураций обработки изображений. Такой подход позволяет не только повысить точность анализа, но и использовать полученные данные для дальнейшего обучения и улучшения нейронной сети.

Структура и объем работы. Для решения поставленных задач выполнена выпускная квалификационная работа, включающая в себя введение, 2 основные главы, заключение, список использованных источников из 20 наименований и 2 приложения. Работа изложена на 108 страницах, содержит 50 рисунков. Первая глава имеет название «Обзор исследуемой области» и содержит основную информацию о нейронных сетях, компьютерном зрении, архитектуре интернет сервиса, клиент-серверной модели и задаче подоскопии. Вторая глава имеет название «Реализация интернет сервиса», данная глава содержит подробное описание процесса выполнения работы. Выпускная квалификационная работа заканчивается заключением, списком использованных источников, а также приложениями с кодом А-Б.

1 Основное содержание работы

Нейронные сети. Нейронные сети являются важным инструментом в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Они были вдохновлены биологическими нейронными сетями, которые присутствуют в человеческом мозге и отвечают за обработку информации и принятие решений. Идея создания искусственных нейронных сетей возникла в середине 20 века: в 1943 году Уоррен Маккаллок и Уолтер Питтс предложили модель искусственного нейрона, который впоследствии стал называться «моделью Маккаллока-Питтса». На основе данной работы в 1958 году Фрэнк Розенблатт представил модель нейрона, называемую персептроном. Но только с развитием компьютерной техники и доступностью больших объемов данных нейронные сети стали практически применимыми и широко используются в таких областях, как компьютерное зрение, обработка естественного языка, робототехника и другие.

У искусственного нейрона каждый вход имеет свой вес w , входные значения x приходят либо из внешней среды либо из других нейронов. Искусственный нейрон считает взвешенную сумму входов, прибавляя смещение w_0 , что является порогом возбуждения. Далее к результату применяется функция активации $F(S)$. Для анализа изображений чаще всего берут функцию активации ReLu — Rectified linear unit. Данная функция возвращает 0, если принимает отрицательный аргумент, в случае же положительного аргумента функция возвращает само число. То есть она может быть записана как $f(z) = \max(0, z)$.

Компьютерное зрение. Компьютерное зрение — это область искусственного интеллекта, которая изучает, как компьютеры могут получать, анализировать и понимать изображения и видео так же, как это делает человеческий глаз. Оно объединяет методы обработки изображений, распознавания образов и машинного обучения для решения различных задач, таких как распознавание объектов, отслеживание движущихся объектов, сегментация изображений и многое другое.

Сверточная нейронная сеть. Для работы с изображениями была создана специальная архитектура нейронной сети — сверточная нейронная сеть. Каждый нейрон (ячейка матрицы) последующего слоя соединен только с нейронами определенной области предыдущего слоя. Нейроны второго слоя мо-

гут иметь пересекающиеся области с предыдущего слоя. Операция двумерной свертки представляет собой простой процесс, который начинается с применения ядра в виде матрицы весов. Ядро проходит по двумерному изображению, выполняя поэлементное умножение с соответствующей частью входных данных, на которой оно в данный момент находится, и затем суммирует все полученные значения для формирования одного выходного пикселя.

Сегментационная нейронная сеть. Сегментация в компьютерном зрении — это процесс разделения изображения на семантические или структурные части. Вместо того, чтобы просто классифицировать все изображение целиком, сегментация позволяет выделить отдельные объекты, регионы или пиксели, которые имеют схожие характеристики или принадлежат к одному классу. Чаще всего сегментацию используют для выделения контуров объектов, в этом случае определяются границы и формы относительно цветовой гаммы или текстуры.

Нейронная сеть U-net. U-net — полносвязная сверточная нейронная сеть, позволяющая решать задачи сегментации изображений. Для U-net характерно:

1. Высокий показатель точности на биомедицинских данных;
2. Использование небольшого кол-во данных.

Архитектура нейронной сети U-net является сверточной, то есть имеет сужающийся путь и расширяющийся путь. Сужающийся путь — Encoder — представлен сверточными слоями с увеличивающимся количеством фильтров и операцией субдискретизации `max pooling`, которая уменьшает размерность входных данных. Средний блок используется для сохранения и агрегации информации с высоким уровнем абстракции. Расширяющийся путь — Decoder — является обратным Encoder, при этом перед операцией свертки идет объединение входных тензоров, получая на вход результат среднего блока и Encoder, что позволяет восстановить положение объектов на изображении.

Архитектура REST и клиент-серверная модель. Клиент-серверная модель — основная модель, используемая при проектировании Rest API проекта. Клиент — программа, которая запрашивает у сервера доступ к ресурсам, используя API. Сервер — программа, в которой хранятся и обрабатываются данные. Он может располагаться на одном или нескольких компьютерах. В результате получается структура, при которой клиент направляет к серверу за-

прос, а в ответ получает данные, такой принцип позволяет разделить клиента и сервер между собой и не создавать связи между ними, что позволяет им работать отдельно друг от друга и ускорить процесс разработки.

Современный стек веб-разработки. Для реализации интернет сервиса был изучен современный стек веб-разработки. Клиентская часть строится на платформе Node.js с менеджером пакетов npm, библиотеке React и фреймворке Next.js, обеспечивающем серверный рендеринг и маршрутизацию. Для готовых компонентов интерфейса используется библиотека Material UI, а для поддержки нескольких языков — принципы интернационализации I18N и локализации L10N. Для разделения клиента на независимые части применяется микрофронтенд-архитектура с инструментом NX. Серверная часть строится на фреймворке NestJS, а вспомогательный сервис обработки изображений — на фреймворке FastAPI, позволяющем организовать асинхронную обработку запросов и загрузку файлов.

Задача подоскопии. Подоскопия — это обследование состояния стоп и определение их уплощенности с помощью плантоскопа. Плантаоскоп представляет собой современное медицинское устройство нового поколения, предназначенное для визуального диагностирования состояния сводов стопы, с его помощью получают качественные изображения отпечатков стоп пациента в условиях статической нагрузки. Назначение подоскопии:

1. фиксация различных степеней уплощения сводов стопы;
2. определение зон перегрузок, а также распределения давления на определенные сегменты стопы;
3. оценка положения пяточной кости;
4. выявление состояния деформации позвоночника (сколиоз, лордоз, кифоз и др.);
5. фиксация нарушений в тазобедренном суставе.

Для определения заболеваний необходимо разметить стопу контрольными точками, при этом каждая такая точка строится по определенному алгоритму, а сами точки должны определяться на обеих стопах, так как каждая стопа может иметь разный размер в зависимости от индивидуальных особенностей человека. Основными коэффициентами для анализа выступают - Индекс Штритера, Коэффициент Распластанности и коэффициент продольного уплощения.

2 Реализация интернет сервиса

В практической части работы был реализован веб-сайт:

- Внешняя часть сайта (клиент) была написана на языке TypeScript, используя библиотеку React на платформе Node.js с фреймворком Next.js, используя NX для разделения на 3 микрофронтенд сервиса и интернационализацию по принципу i18n;
- Серверная часть была написана на языке TypeScript, используя фреймворк NestJS на платформе Node.js, а так же дополнительный сервис обработки изображений на языке Python, используя фреймворк FastAPI;
- Нейронная сеть и обработка изображений были написаны на языке Python и интегрированы в сервис обработки изображений.

Сервис обработки изображений и поиск контуров. Для реализации серверной части анализа изображений стопы был реализован HTTP-метод POST /analyze, предназначенный для приема изображения, выполнения сегментации и вычисления диагностических индексов. Метод принимает изображение, имя результирующих файлов и JSON-объект с настройками сегментации, из которого выбираются только разрешенные параметры. Основная логика обработки реализуется в функции `segment_image`, которая выполняет полный пайплайн сегментации стопы. На первом этапе изображение при необходимости проходит предварительную обработку с помощью библиотеки `rembg` для удаления фона, далее переводится в оттенки серого и масштабируется до фиксированного размера 256x256 пикселей, после чего нейросетевая модель U-net предсказывает маску сегментации. Полученная маска преобразуется в бинарное изображение с использованием пороговой фильтрации, а для устранения шумов и заполнения разрывов применяется морфологическая операция замыкания `MORPH_CLOSE`. После этого выполняется поиск внешнего контура стопы с помощью функции `findContours` библиотеки `OpenCV`, при этом наибольший найденный контур считается контуром стопы. На финальном этапе формируется результирующее изображение, содержащее визуализацию внешнего контура стопы и внутренних контуров исследуемых областей.

Подсчет индекса Штритера. Для вычисления индекса Штритера был реализован отдельный модуль обработки сегментированного изображения. Красная маска используется для выделения внешнего контура стопы, а синяя — для определения внутренней области, после чего дополнительно применяет-

ся морфологическая операция расширения *dilate*, позволяющая устранить разрывы в контурах. Точка А определяется как крайняя левая точка верхней части внешнего контура, а точка Б — как крайняя левая точка нижней части, при этом поиск выполняется только в определенных диапазонах высоты изображения, что позволяет исключить влияние шумов. Через середину отрезка АБ строится перпендикуляр, для которого выполняется последовательный поиск пересечений с внутренним и внешним контурами стопы — точки Г и Д. После нахождения всех контрольных точек вычисляются расстояния между точками Г и Д, а также В и Д, и индекс Штритера определяется как отношение длины отрезка ГД к длине отрезка ВД, умноженное на 100. Если необходимые точки не удастся определить, функция возвращает ошибку обработки изображения, что позволяет исключить случаи некорректной сегментации.

Подсчет коэффициента распластанности. Для определения степени распластанности стопы был реализован алгоритм, основной задачей которого является вычисление отношения ширины стопы к ее продольному размеру. После выделения цветowych масок строится силуэт стопы, для устранения разрывов применяется морфологическая операция замыкания, а с помощью алгоритма *floodFill* выполняется заполнение внутренней области, что позволяет получить цельный силуэт. Точки А и В, соответствующие максимальной ширине переднего отдела стопы, определяются в верхней части изображения в диапазоне от 25% до 40% высоты, а точки А' и В', характеризующие ширину заднего отдела, — в нижней части в диапазоне от 75% высоты до нижней границы изображения. Через середины отрезков АВ и А'В' строится продольная ось стопы, вдоль которой определяются крайние точки Е и F. После этого вычисляется длина отрезка АВ, характеризующая поперечный размер стопы, и длина отрезка EF, определяющая продольный размер, а коэффициент распластанности находится как их отношение.

Модель базы данных. Для организации хранения данных системы была реализована структура базы данных с использованием ORM-инструмента *Prisma*, что позволяет упростить взаимодействие приложения с базой данных, автоматизировать генерацию SQL-запросов и обеспечить типизацию моделей данных. В качестве базы данных используется *PostgreSQL*. Конфигурация ORM описывается в файле `schema.prisma`, в котором определяются источник данных, генератор клиента и модели базы данных. Основными моделями

являются:

- User — данные пользователя с его изображениями, анализами и конфигурациями;
- Image — загруженные медицинские снимки;
- Analysis — результаты исследований с пользовательскими разметками.

Связи между моделями задаются через поля отношений, что обеспечивает целостность хранимых данных.

Оркестрация сервисов. Для оркестрации нескольких контейнеров был использован инструмент Docker Compose, позволяющий запускать все сервисы проекта одной командой. В конфигурации `docker-compose.yml` определяются сервис базы данных PostgreSQL и сервис машинного обучения `ml-service`.

Сервис авторизации. Для обеспечения авторизации и аутентификации пользователей был реализован отдельный модуль Auth на фреймворке NestJS, отвечающий за регистрацию пользователей, вход в систему, обновление JWT-токенов и получение информации о текущем пользователе. При входе пользователю выдается пара токенов, при этом токен обновления (`refreshToken`) сохраняется и позволяет получить новый токен доступа без повторного ввода данных.

Клиентская часть. В качестве трех независимых между собой микроронтов были выбраны следующие части проекта:

1. Лендинг — главная страница веб-сайта;
2. Авторизация — страница регистрации и входа;
3. Основная часть — основная часть проекта.

Для реализации микроронтенд-архитектуры определяется корневая папка `apps`, где хранятся части проекта, и папка `libs`, в которой находится дизайн-система с компонентами и инструментами, которые используют все микроронты. Так как все микроронтенд части независимы друг от друга и не могут использовать компоненты друг друга, была создана общая дизайн-система, хранящая в себе все общие хуки, инструменты, стили и компоненты, объявленные через абсолютный путь. Для поддержки нескольких языков по принципу I18N создается файл `middleware.ts`, определяющий доступные языки и пути к ним, а так же реализовано управление темой сайта. В основной части пользователю доступны просмотр личного кабинета, загрузка

снимков стоп, просмотр аналитики по результатам исследований и редактирование изображений.

Редактор изображений. Для ручной разметки снимков был реализован онлайн-редактор изображений. При использовании инструмента создания точек считываются координаты нажатия мыши и создается элемент с уникальным идентификатором, при этом каждая точка хранится в массиве данных и может перемещаться при зажатой клавише мыши. Для соединения точек был разработан алгоритм инструмента «линия», который запоминает первый и второй нажатые круги и передает в новую линию их уникальные идентификаторы, что позволяет перемещать линию вместе с точками. При выборе инструмента «формула» открывается список макетов формул для исследования: индекс Штритера, коэффициент распластанности и коэффициент продольного уплощения. Для каждой формулы реализован свой компонент, который отображает заранее подготовленный макет и позволяет выбрать среди построенных линий необходимые для подстановки, после чего рассчитывает их длину и выводит текстовый результат в качестве пояснения.

Создание конфигурационного файла. После сохранения или изменения формулы пользователь может создать новый конфигурационный файл, который в дальнейшем применяется для анализа изображений. В конфигурационный файл входят такие параметры, как размер входа U-net, порог бинаризации маски, ядро и количество итераций морфологического закрытия, процент яркости внутри стопы, ядро открытия внутренней области, минимальная площадь внутреннего контура и необходимость удаления фона перед сегментацией. Каждая из настроек является опциональной и при отсутствии берет стандартные значения. Все созданные пользователем конфигурационные файлы отображаются на отдельной странице в виде карточек с подробным описанием, а при загрузке следующего исследования можно выбрать новый конфигурационный файл или использовать стандартные настройки модели. В результате получается полностью рабочий сервис с возможностью регистрации и входа в пользовательский кабинет, загрузки и анализа исследований, а так же редактор полученных результатов и конфигурирование технических файлов для улучшения качества исследований.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения выпускной квалификационной работы была разработана информационная система для автоматизированного анализа медицинских изображений стопы, включающая клиентскую и серверную части, а также модуль обработки изображений с использованием нейронной сети архитектуры U-net.

В рамках работы были достигнуты следующие результаты:

- разработан веб-сервис с поддержкой микросервисной архитектуры и мультиязычности, обеспечивающий удобный доступ пользователей к функционалу системы;
- реализована серверная часть на основе микросервисной архитектуры, включающая модули авторизации, управления конфигурациями и обработки изображений;
- разработан модуль загрузки и хранения медицинских изображений с возможностью последующей обработки;
- реализован алгоритм сегментации изображений стопы на основе нейронной сети U-net с последующей постобработкой результатов;
- разработана система ручной разметки и корректировки результатов анализа изображений, создания и получения конфигураций и результатов исследований.

Разработанная система обеспечивает полный цикл обработки медицинских изображений: от загрузки исходного снимка до получения и сохранения аналитических результатов, а так же автоматической сегментации изображений с последующей ручной корректировкой, что позволяет повысить точность итогового анализа по сравнению с полностью автоматическими подходами. Кроме того, использование конфигурационных параметров обработки изображений позволяет адаптировать систему под различные условия съемки и типы данных. Результаты работы могут быть использованы в медицинских информационных системах для первичного анализа состояния стопы, а также в качестве основы для дальнейшего обучения и улучшения нейронных сетей сегментации. В перспективе развития системы возможно внедрение дополнительных моделей машинного обучения, расширение набора анализируемых параметров, а также интеграция с мобильными приложениями для упрощения процесса сбора данных.

Отдельные части магистерской работы были представлены на конференциях:

- Киреев С.И., Батраева И.А., Пантелеев Д.С., Забоев М.В. *Использование генетических алгоритмов и нейронных сетей в анализе деформаций стопы* // Труды Института системного программирования РАН. 2024. Т. 36. № 3. С. 241–258.
- Доклад: «Плантографическая диагностика плоскостопия с применением искусственного интеллекта» // XV Всероссийская неделя науки с международным участием Week of Russian Science (WeRuS–2026), 14–17 апреля 2026 г.
- Результаты работы представлены на кафедральном этапе студенческой научной конференции.

Основные источники информации:

1. Mo, Y. Review the state-of-the-art technologies of semantic segmentation based on deep learning / Y. Mo, Y. Wu, X. Yang, F. Liu, Y. Liao // *Neurocomputing*. — 2022. — Vol. 493. — Pp. 626–646.
2. Парингер, Р. А. Применение нейронных сетей для семантической сегментации изображений глазного дна / Р. А. Парингер, А. В. Мухин, Н. Ю. Ильясова, Н. С. Демин // *Компьютерная оптика*. — 2022. — Т. 46, № 4. — С. 596–602.
3. Хакимов, Р. С. К вопросу о разработке системы аннотирования данных для задач компьютерного зрения / Р. С. Хакимов, О. Л. Нижникова, М. В. Близно // *Проблемы искусственного интеллекта*. — 2024. — Т. 34, № 3. — С. 70–79.
4. Finch, B. *NestJS: Mastering Scalable Server-Side Applications* / B. Finch. — USA: Independently published, 2024. — P. 470.
5. Дронов, В. А. *Node.js, Express, MongoDB React. 23 урока для начинающих* / В. А. Дронов. — БХВ-Петербург: БХВ, 2024. — С. 608.
6. Стефанов, С. *React. Быстрый старт* / С. Стефанов. — Питер: Питер, 2023. — С. 304.
7. Красикова, И. *Плоскостопие. Профилактика и лечение* / И. Красикова. — Корона-Принт: Корона-Принт, 2021. — С. 128.