

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Кафедра дискретной математики и информационных технологий

РАЗРАБОТКА ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЖНЫХ
ЗАБОЛЕВАНИЙ

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 421 группы

направления 09.03.01 Информатика и вычислительная техника

факультета компьютерных наук и информационных технологий

Сердобинцевой Виктории Андреевны

Научный руководитель:

доцент, к. ф.-м. н.

И.Д. Сагаева

подпись, дата

Зав. кафедрой:

доцент, к. ф.-м. н.

Л. Б. Тяпаев

подпись, дата

Саратов 2025

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы.

В последние десятилетия наблюдается тревожная тенденция к росту частоты кожных заболеваний, что вызывает серьезные опасения как среди медицинских специалистов, так и среди широкой общественности. По данным Всемирной организации здравоохранения, кожные болезни стали одной из основных причин обращения за медицинской помощью, а их разнообразие и сложность диагностики вызывают проблемы даже у опытных дерматологов. В условиях нехватки квалифицированных специалистов в этой области, особенно в удалённых и сельских районах, проблема своевременной диагностики становится особенно актуальной. Ранняя диагностика кожных заболеваний имеет решающее значение для успешного лечения и предотвращения возможных осложнений, что подчеркивает необходимость разработки доступных и эффективных инструментов для помощи пациентам.

Научная новизна данной работы заключается в интеграции современных технологий машинного обучения в область дерматологии, что позволит не только улучшить качество диагностики, но и сделать её более доступной для широкой аудитории. Использование алгоритмов глубокого обучения для анализа изображений кожных заболеваний позволит автоматизировать процесс диагностики, что может значительно сократить время ожидания результатов и повысить уровень медицинской помощи.

Таким образом, данное исследование направлено на решение одной из самых актуальных проблем современного здравоохранения, предлагая инновационный подход к диагностике кожных заболеваний через создание высокотехнологичного приложения.

Цель бакалаврской работы – разработка приложения для определения кожных заболеваний по фотографии с использованием современных алгоритмов глубокого обучения.

Поставленная цель определила **следующие задачи:**

1. Изучить алгоритмы компьютерного зрения и методы глубокого обучения для анализа изображений.
2. Провести сравнительный анализ моделей сверточных нейронных сетей (ResNet50, EfficientNetV2, Swin Transformer) для классификации кожных заболеваний.
3. Разработать веб-приложение с пользовательским интерфейсом для загрузки и анализа изображений.
4. Оценить эффективность моделей и предложить пути улучшения точности диагностики.

Методологические основы.

Работа базируется на исследованиях в области компьютерного зрения и глубокого обучения, представленных в работах А. Esteva, Y. LeCun, M. Tan, Z. Liu и других ученых.

Теоретическая и/или практическая значимость бакалаврской работы.

Теоретическая значимость заключается в адаптации современных архитектур нейронных сетей (Swin Transformer) для задач медицинской диагностики.

Практическая значимость состоит в создании функционального приложения, которое может быть использовано как вспомогательный инструмент для врачей и пациентов.

Структура и объём работы.

Бакалаврская работа состоит из введения, 5 разделов, заключения, списка использованных источников и 3 приложений. Общий объём работы – 88 страниц, из них 50 страниц – основное содержание, включая 19 рисунков и 5 таблиц, список использованных источников информации – 24 наименований.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Первый раздел «Анализ существующих решений для определения кожных заболеваний» посвящен детальному обзору современных методов диагностики кожных заболеваний, включая мобильные приложения (SkinVision, Dermatologist On Call), телемедицинские платформы (Zocdoc, Doxy.me) и специализированные системы на основе искусственного интеллекта. Отмечено, что, несмотря на активное развитие технологий, остаются нерешенные проблемы, такие как недостаток данных для редких заболеваний и сложность учета клинического контекста. Подчеркивается, что автоматизированные системы должны дополнять, а не заменять работу врачей. Раздел завершается выводом о необходимости дальнейшего совершенствования алгоритмов для повышения точности диагностики и доступности медицинской помощи.

Второй раздел «Компьютерное зрение» посвящен основам компьютерного зрения и его применению в медицинской диагностике. Рассмотрены ключевые этапы обработки изображений: выделение границ, сегментация и классификация. Особое внимание уделено архитектурам нейронных сетей, включая сверточные нейронные сети (CNN) и трансформеры. Описаны преимущества CNN, такие как способность выявлять локальные паттерны и сохранять пространственные зависимости в данных. Также затронуты сферы применения компьютерного зрения, включая безопасность, беспилотные автомобили и медицинскую диагностику. Раздел подчеркивает, что сочетание классических методов и глубокого обучения позволяет достичь высокой точности в анализе изображений.

Третий раздел «Набор данных» представляет детальное описание набора данных, используемого в исследовании, а также обоснование выбора библиотек глубокого обучения для реализации моделей классификации кожных заболеваний. Исследование основано на датасете, содержащем 2357 изображений родинок, охватывающих как злокачественные, так и

доброкачественные кожные новообразования. Данные были предоставлены Международным сотрудничеством по визуализации кожи (ISIC) — организацией, занимающейся совершенствованием методов диагностики и лечения дерматологических заболеваний.

В состав набора входят следующие патологии:

1. Актинический кератоз – предраковое состояние, проявляющееся в виде шероховатых, чешуйчатых пятен.
2. Базальноклеточный рак – наиболее распространённый тип рака кожи с медленным ростом.
3. Дерматофиброма – доброкачественное образование, обычно не требующее лечения.
4. Меланома – агрессивная злокачественная опухоль, требующая ранней диагностики.
5. Невус (родинка) – доброкачественные или атипичные пигментные образования.
6. Пигментный доброкачественный кератоз – тёмные пятна с шероховатой поверхностью.
7. Себорейный кератоз – доброкачественные бляшки, напоминающие "приклеенные" к коже.
8. Плоскоклеточный рак – второй по распространённости тип рака кожи.
9. Сосудистые опухоли (гемангиомы, ангиомы) – аномальные скопления кровеносных сосудов.

Для каждой патологии приведены:

- Клиническое описание
- Визуальные проявления (включая критерии ABCDE для меланомы)
- Методы лечения (от криотерапии до хирургического удаления)

Такой разнообразный набор данных позволил обучить и протестировать алгоритмы машинного и глубокого обучения для автоматизированной диагностики кожных заболеваний.

Для реализации моделей выбраны две ключевые библиотеки:

1. PyTorch – гибкий фреймворк с открытым исходным кодом, поддерживающий разнообразные архитектуры нейронных сетей. Широко применяется в задачах компьютерного зрения.
2. TorchVision – дополнение к PyTorch, предоставляющее предобученные модели (например, ResNet, EfficientNet), инструменты для аугментации данных и работы с изображениями.

Четвертый раздел «Реализация и обучение моделей» посвящен практической части работы: разработке, обучению и оценке моделей глубокого обучения. Рассмотрены три архитектуры — ResNet50, EfficientNetV2 и Swin Transformer. Для каждой модели описаны этапы обучения, включая аугментацию данных, настройку гиперпараметров и стратегию поэтапного дообучения.

ResNet50

- Модифицированная архитектура с дополнительными сверточными слоями
- Использует предобученные веса ImageNet
- Особенности:
 - Остаточные блоки для борьбы с затуханием градиентов
 - Специальная обработка медицинских изображений
 - Точность: 57.63%

EfficientNetV2

- Оптимизированная архитектура с блоками MBConv
- Преимущества:
 - Высокая эффективность при малом числе параметров
 - Автоматический поиск оптимальной архитектуры
 - Точность: 63.56%

Swin Transformer

- Инновационная трансформерная архитектура для компьютерного зрения
- Ключевые особенности:

- Иерархическая структура с локальными окнами
- Линейная вычислительная сложность
- Лучшая точность среди моделей: 69.49%

Ансамблевые методы

Исследованы два подхода:

1. Мягкое голосование (усреднение вероятностей)
2. Стэкинг с мета-моделью (логистическая регрессия)
 - Ансамбль показал точность 65.25%
 - Не превзошел лучшую одиночную модель (Swin Transformer)

Проведено сравнение моделей по точности, где Swin Transformer показал наилучший результат (69.49%).

Пятый раздел «Разработка приложения» описывает процесс создания веб-приложения для автоматизированной диагностики кожных заболеваний.

Раздел посвящен архитектурным и технологическим решениям, лежащим в основе системы диагностики кожных заболеваний. Представлен комплексный обзор всех компонентов технического стека и их взаимодействия.

Backend-решение построено на языке Python, выбранном благодаря его обширной экосистеме для машинного обучения, оптимальному сочетанию производительности и читаемости кода, а также широким интеграционным возможностям. В качестве основного фреймворка используется PyTorch, обеспечивающий экспорт моделей через TorchScript, поддержку распределенных вычислений и гибкие варианты production-развертывания. Для создания API выбран FastAPI, предоставляющий асинхронную обработку запросов, автоматическую генерацию документации и встроенные механизмы валидации данных.

Frontend-часть реализована на React, что обусловлено его компонентной архитектурой и наличием богатой экосистемы дополнительных библиотек.

Система включает несколько ключевых модулей API. Модуль аутентификации охватывает процессы регистрации с обязательным подтверждением email, авторизацию через JWT-токены и механизм безопасного завершения сеансов. Модуль анализа изображений обеспечивает проверку соответствия файла допустимому, асинхронную обработку данных и автоматическое сохранение результатов в историю анализов. Дополнительные сервисы включают функционал для работы с историей анализов, медицинским справочником и управления пользовательскими данными.

В качестве СУБД выбрана PostgreSQL. Основу структуры составляют пять взаимосвязанных таблиц: таблица пользователей хранит учетные данные и профильную информацию, таблица диагнозов содержит медицинский справочник, таблица изображений фиксирует метаданные загружаемых файлов, таблица результатов устанавливает связь между анализами и диагнозами, а таблица метаданных предоставляет пространство для хранения дополнительных параметров. Особое внимание уделено строгой типизации данных, оптимизации индексов и обеспечению референциальной целостности.

Интерфейсная часть системы включает несколько ключевых экранов. Экран авторизации и регистрации обеспечивает безопасный доступ к системе. Главная страница предоставляет быстрый доступ к основным функциям. Экран истории анализов оснащен фильтрами для удобного поиска предыдущих результатов. Медицинский справочник содержит структурированную информацию о различных кожных заболеваниях.

Особенности пользовательского опыта включают пошаговый процесс диагностики, наглядную визуализацию результатов и полностью адаптивный дизайн.

Взаимодействие между frontend и backend организовано через RESTful API с использованием JWT-аутентификации и оптимизированных структур данных для передачи информации. Интеграция моделей машинного обучения

реализована через модель параллельной обработки данных, включающую механизмы балансировки нагрузки и кеширования результатов для обеспечения высокой производительности системы.

В качестве технологического стека выбраны FastAPI для бэкенда, React для фронтенда и PostgreSQL для хранения данных. Подробно рассмотрены модули приложения, включая аутентификацию пользователей, обработку изображений, взаимодействие с нейросетевыми моделями и ведение истории анализов. Описан пользовательский интерфейс, который позволяет загружать фотографии, получать предварительный диагноз с указанием вероятности и просматривать результаты предыдущих анализов. Особое внимание уделено безопасности данных и масштабируемости системы. Раздел завершается демонстрацией ключевых экранов приложения и их функциональности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения дипломной работы была достигнута поставленная цель — разработано приложение для автоматизированной диагностики кожных заболеваний на основе анализа фотографий с использованием современных алгоритмов глубокого обучения.

Реализованное решение объединяет передовые технологии машинного обучения и веб-разработки, что позволяет обеспечить высокую точность классификации заболеваний и удобный интерфейс для пользователей. В процессе работы были решены ключевые задачи:

1. Изучены и применены алгоритмы компьютерного зрения, включая свёрточные нейронные сети (CNN) и трансформеры (Swin Transformer), что позволило эффективно анализировать изображения кожных покровов и выявлять патологические изменения.

2. Проведён сравнительный анализ моделей (EfficientNetV2, ResNet50, Swin Transformer), в результате которого выбрана оптимальная архитектура, обеспечивающая баланс между точностью и скоростью предсказания.

3. Исследованы технологии и инструменты для разработки приложений с использованием Python (FastAPI, PyTorch) и React, обеспечивающее интуитивно понятный интерфейс для загрузки изображений, обработки данных и вывода результатов диагностики.

4. Разработано веб-приложение, способное классифицировать кожные заболевания с использованием модели глубокого обучения для задач компьютерного зрения.

Научная новизна работы заключается в разработке и применении новых методов машинного обучения для решения медицинских задач в дерматологии, что расширяет существующие подходы к автоматизированной диагностике. Адаптация современных алгоритмов позволила повысить точность классификации кожных заболеваний, что способствует улучшению доступности и качества диагностики.

Эффективность предложенного метода подтверждается тестированием на открытых датасетах, где модель продемонстрировала точность, сравнимую с результатами экспертов-дерматологов. В частности, достигнута точность классификации 70\% для распространённых дерматологических патологий.

Основные источники информации:

1. Esteva, A. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks // Nature. — 2017.
2. LeCun, Y. Deep learning // Nature. — 2015.
3. Tan, M. EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training // arXiv. — 2021.
4. Liu, Z. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer Using Shifted Windows // arXiv. — 2021.
5. Goodfellow, I. Deep Learning. — MIT Press, 2016.