

Использование сверточных нейронных сетей и адаптивной системы управления веб-приложениями для диагностики кожных заболеваний

К. Г. Резников

Аннотация. В статье представлена разработка веб-приложения для диагностики кожных заболеваний с использованием сверточных нейронных сетей и применением адаптивной системы управления веб-приложениями. Веб-приложение позволяет классифицировать изображение кожного поражения для предварительного диагноза актинического и доброкачественного кератоза, базальноклеточной карциномы, дерматофибромы, меланомы, меланодисплазии, плоскоклеточного рака и сосудистого поражения. В статье представлена модель сверточной нейронной сети. Подробно описаны этапы подготовки и обработки изображения для повышения точности распознавания. Описаны процессы кадрирования и центрирования изображения, удаления естественных и визуальных помех, а также цветокоррекция изображения, которые интегрированы в адаптивную систему управления веб-приложениями. Продемонстрирована схема всего процесса загрузки, обработки и классификации изображений. Разработанное веб-приложение прошло апробацию в Воронежском областном клиническом онкологическом диспансере. Приведены результаты исследований, точность общей и детальной классификации по каждому типу поражения кожи пациентов диспансера.

Ключевые слова: классификация изображений; веб-приложение; системы управления; сверточные нейронные сети; диагностика.

Цитирование: Резников К. Г. Использование сверточных нейронных сетей и адаптивной системы управления веб-приложениями для диагностики кожных заболеваний // СИИТ. 2025. Т. 7. № 4 (23). С. 58–67. EDN [HTCABQ](#).

ВВЕДЕНИЕ

Каждый человек имеет различные кожные образования, которые появляются и исчезают на теле на протяжении всей жизни или находятся на коже человека с самого рождения и проживают с ним всю его жизнь. Различные новообразования могут являться злокачественными, которые в дальнейшем прогрессируют в рак кожи, например, такие как меланома. По статистике, в среднем диагноз меланома подтверждается у 2 % наблюдаемых, что соответствует более 300 000 пациентам в год, среди которых приблизительно 80 % смертность в результате прогрессирования рака кожи. Важно определить тип новообразования как можно раньше, чтобы предотвратить или замедлить развитие рака благодаря современной медицине. Однако, несмотря на прогресс, диагностика и лечение таких заболеваний остаются сложной задачей. Традиционные методы диагностики требуют значительного времени врача и пациента, регулярных обследований, опыта врача и дорогостоящих анализов, что может затягивать процесс постановки диагноза и начала лечения.

Одной из ключевых проблем в определении кожных новообразований является визуальная природа заболевания. Кожные проявления часто имеют схожие симптомы, что затрудняет дифференциальную диагностику. Например, ранние стадии меланомы могут быть легко спутаны с доброкачественными родинками, а псориаз – с экземой.

В последние годы на помощь дерматологам приходят технологии искусственного интеллекта, нейронных сетей и методов машинного обучения. Нейронные сети уже подтвердили свою эффективность в различных областях медицины, в том числе онкологии и дерматологии. В различных журналах приводятся статьи на тему распознавания и классификации кожных заболеваний, и часто получая высокую точность распознавания. Нейронные сети, обученные

на тысячах изображений кожных заболеваний, способны анализировать текстуру, цвет, форму и другие характеристики кожных поражений с высокой точностью. Это позволяет не только ускорить процесс диагностики, но и снизить вероятность ошибок врачей, связанных с человеческим фактором.

Кроме того, нейронные сети могут быть интегрированы в веб-приложения. Это сделает диагностику доступной для широкого круга пользователей, давая возможность пациентам самостоятельно загружать фотографии кожных поражений. Такие веб-приложения позволят получать предварительные рекомендации, что особенно важно для людей, живущих в отдаленных регионах с ограниченным доступом к высококвалифицированным специалистам либо ограниченных в денежных средствах, так как такие диагностики являются дорогостоящими. Однако важно понимать, что такие технологии не заменяют врача, а служат инструментом для поддержки принятия решений. Кроме того, такая диагностика не ограничивает пользователя в количестве процедур анализа и частоты использования.

В случае использования подобной системы поддержки принятия решений врачом в специально оборудованной лаборатории или медицинском кабинете специалист имеет различные инструменты, например, цифровой дерматоскоп, а также навыки и приемы корректной съемки кожного участка, чего часто не хватает пациенту. В таких случаях фотографию, сделанную пациентом, необходимо дополнительно обработать для более корректного анализа и повышения точности распознавания.

В данной статье будет рассмотрен процесс разработки веб-приложения для диагностики кожных заболеваний с использованием сверточных сетей и адаптивной системы управления веб-приложениями для использования врачом как системы поддержки принятия решения, так и пациентом для предварительной самодиагностики.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Требуется разработать клиент-серверное веб-приложение для диагностики кожных заболеваний с использованием сверточных сетей и адаптивной системы управления веб-приложениями с учетом возможности применения системы пользователями, не обладающими специализированными знаниями и навыками.

Целью работы является интеграция сверточной нейронной сети в систему управления веб-приложениями по средствам конфигурирования интерактивных элементов в виде блок-схем, включающие следующие этапы: загрузка файла фотографии, обработка исходного изображения, классификация изображения с помощью сверточной сети, выдача результата и сбор статистики.

В работе используется доработанная версия модели сверточной сети по классификации изображений кожных заболеваний на основе материала статьи [Мих23]. Будет кратко описана модель сверточной нейронной сети и детали ее обучения.

Порядок работы пользователя с веб-приложением включает в себя следующие шаги:

1. Создание пользователем заявки с загрузкой фотографии в систему с указанием дополнительной информации, которая не используется при анализе, а служит как вспомогательная для поиска необходимой заявки в системе.

2. Получение результата анализа по созданной заявке.

Администратор (врач) дополнительно может указывать корректность анализа, отмечая, верно ли получен результат, собирая, таким образом, статистику для возможного дальнейшего дообучения модели.

МОДЕЛЬ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Для обучения модели был взят общедоступный набор данных организации The International Skin Imaging Collaboration (ISIC). Набор содержит более 25 000 подготовленных изобра-

жений кожных заболеваний следующих типов: актинический кератоз (АК), базальноклеточная карцинома (BCC), доброкачественный кератоз (BKL), дерматофиброма (DF), меланома (MEL), меланоцитарный невус (NV), плоскоклеточный рак (SCC) и сосудистое поражение (VASC). Часть изображений были классифицированы как прочее, не подходящие ни к одной категории кожных заболеваний. Важно отметить, что изображения из набора данных подготовлены для обучения: кожное поражение размещено в центре изображения с необходимым масштабом, настроены корректные и близкие к естественному окружению при обычных условиях контраст, яркость и прочие графические параметры, удалены помехи и шумы изображения, включая физические объекты и эффекты, такие как волос или блики камеры. Часть изображений, в основном с графическими дефектами, была отсеяна при подготовке к обучению, что сократило набор ровно до 20 000 изображений.

Исходные изображения имеют высокое разрешение, что влияет на скорость обучения модели. Все изображения были нормализованы до разрешения 100×100 пикселей. 90 % изображений использовались для обучения модели и соответственно 10 % – для тестирования и выявления точности распознавания на исходном наборе данных.

В работе опущены факторы возраста и пола пациента, а также местонахождение кожного поражения на теле. Это также не учитывалось при разработке и обучении модели.

Существуют различные подходы обучения моделей, в том числе для решения задач распознавания и классификации. Исходной архитектурой послужила разработка, представленная в другой работе [Мих23]. Для решения задачи выбрана сверточная нейронная сеть, которая является наиболее подходящей для классификации изображений. Сверточная нейронная сеть характеризуется набором слоев свертки и субдискретизации для выделения признаков и уменьшения размерности. В ходе исследования и доработки модели была использована следующая архитектура сверточной нейронной сети, слои которой представлены в табл. 1.

Таблица 1

Слои сверточной нейронной сети

Слой	Тип слоя	Параметры	Функция активации
1	Сверточный	Ядро 3×3	Relu-функция
2	Сверточный	Ядро 3×3	Relu-функция
3	Субдискретизационный	2×2 фильтр	—
4	Сверточный	Ядро 3×3	Relu-функция
5	Сверточный	Ядро 3×3	Relu-функция
6	Субдискретизационный	2×2 фильтр	—
7	Полносвязный	256 нейронов	Relu-функция
8	Полносвязный	14 нейронов	Softmax

При обучении модели используется множество различных параметров, выделим только некоторые из них. Функцией активации для слоев свертки служит Relu-функция, для выходного слоя Softmax, а для оптимизации использовался алгоритм Adam. Обучение производилось на 40 эпохах.

Таким образом, в процессе обучения восьмислойная архитектура сети позволила достигнуть 86 % точности распознавания изображений на подготовленной тестовой выборке. Важно отметить, что при классификации изображений также использовались ансамблевые методы классификации [Под24].

Для использования модели в реальных условиях требуется разработать пользовательское веб-приложение для загрузки изображений и их предобработки с помощью адаптивной системы управления.

АДАПТИВНАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЯМИ

Используемая адаптивная система управления веб-приложениями позволяет динамично настраивать сценарии обработки запросов с возможностью интеграции различных внутренних и внешних сервисов. Таким образом, в процесс распознавания изображения можно включить этапы для предобработки исходного изображения с целью повышения качества и точности распознавания.

Первый этап. Кадрирование изображения и центрирование объекта

Для кадрирования изображения и центрирования объекта используется стандартный алгоритм, детали которого не будут описаны в данной работе. В качестве входных данных алгоритм принимает изображение с любым соотношением сторон и количеством пикселей. Пошаговое применение алгоритма изображено на рис. 1.

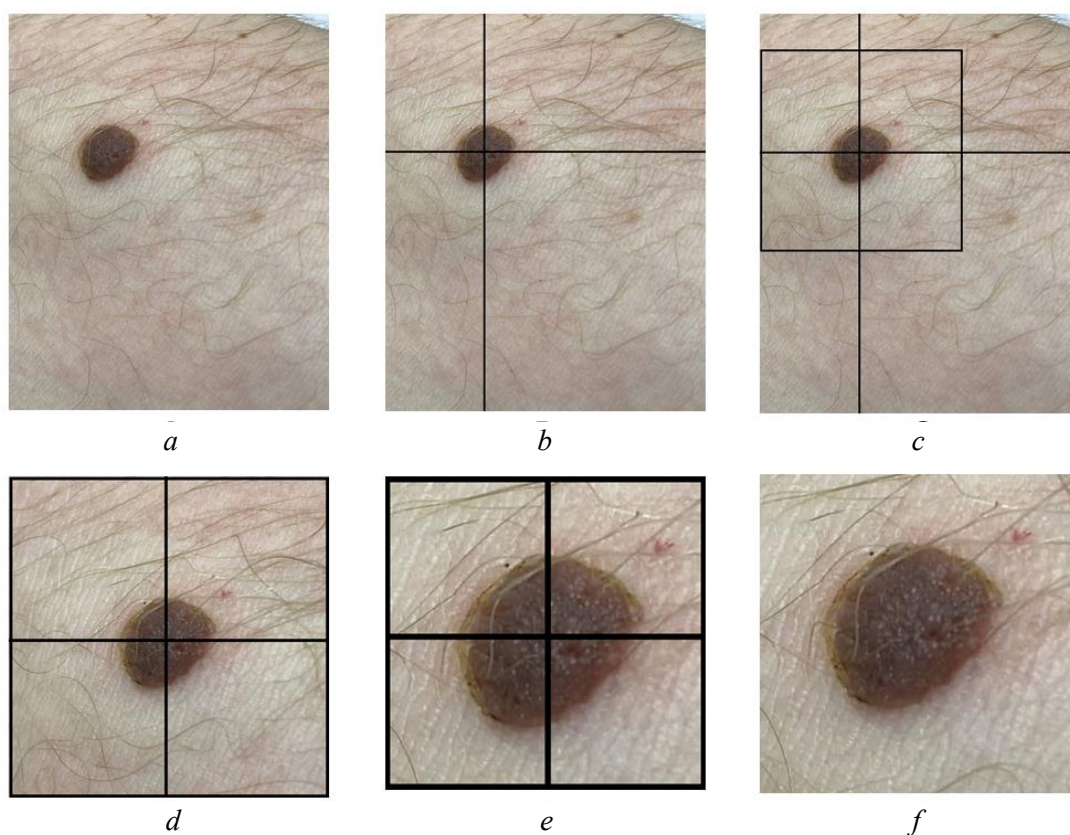


Рис. 1 Кадрирование и центрирование объекта.

На рис. 1 шаг *a* является исходным изображением с размерами изображения X и Y . Шаг *b* определяет центр объекта на основе матрицы цветов монотонного изображения. Шаг *c* устанавливает максимальные границы изображения с отношением один к одному с центром из шага *b*. Шаг *d* обрезает изображение и по матрице цветов, определяет, является ли масштаб достаточным. Шаг *e* корректирует масштаб приблизительно до отступа в 25 % от ширины изображения и устанавливает размеры изображения до 100×100 пикселей. Шаг *f* возвращает итоговое изображение.

Второй этап. Удаление естественных помех

В данном случае естественными помехами являются волосы на кожном покрове, которые могут исказить результат классификации поражения. Поэтому волосы следует удалить с изображения для более точного анализа. Для этого используется готовое решение – Python-

библиотека DullRazor¹. Пример работы библиотеки изображен на рис. 2. На фрагменте *a* изображена подготовленная фотография с волосами, а на фрагменте *b* – готовое изображение уже без волос.

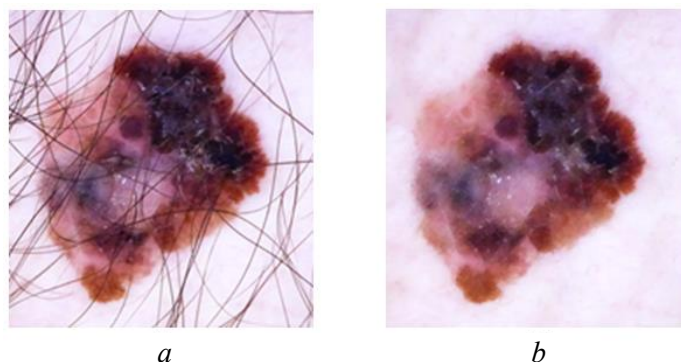


Рис. 2 Удаление волос с изображения.

Третий этап. Удаление визуальных помех и цветокоррекция изображения

Часто при создании фотографий возникают различные графические артефакты, такие как визуальный шум, засвечивание линзы или запечатленной поверхности, блики, размытие и другие. Такие помехи могут негативно отразиться на результате классификации. Для реализации коррекции используется библиотека OpenCV² с применением функции Inpainting³. Пример работы третьего этапа представлен на рис. 3, где на фрагменте *a* показано исходное изображение с засвечиванием и искажением цветов, а на фрагменте *b* – результат работы библиотек.

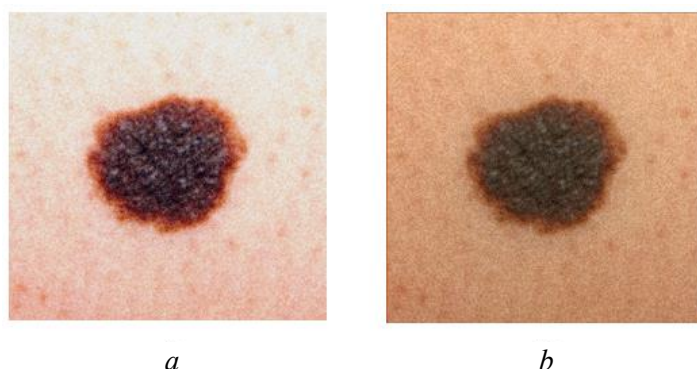


Рис. 3 Удаление шумов и цветокоррекция изображения.

Важно отметить, что большая часть успеха корректного распознавания кожного поражения – это качественно сделанная фотография с заранее верным выбранным и настроенным ракурсом, освещением, фокусом и масштабом. Все представленные этапы подготовки изображения дополнительно повышают качество и корректность изображений, но не гарантируют точность самой корректировки, так как часть изображений не удастся скорректировать из-за критичных ошибок создания фотографии.

Итоговая реализация процесса подготовки и классификации изображения представлена на рис. 4. Описанные этапы соответствуют блокам 2, 3 и 4. Блок «Старт» является начальным шагом составленного процесса с базовыми аргументами: параметры запроса и файл, отправленный пользователем. Блок 1 сохраняет информацию о запросе и записывает исходный файл

¹ BlueDokk/Dullrazor-algorithm: Pre-processing technique called DullRazor for the detection and removal of hairs on dermoscopic images. URL: <https://github.com/BlueDokk/Dullrazor-algorithm>.

² OpenCV/opencv: Open Source Computer Vision Library. URL: <https://github.com/opencv/opencv>.

³ OpenCV: Inpainting. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d7/d8b/group_photo_inpaint.html.

в систему, передавая в качестве дополнительного аргумента сохраненный файл. Следующие шаги 2, 3 и 4 работают по такому же принципу, получая файл из аргумента и передавая новый файл изображения в следующий блок. Блок 5 классифицирует изображение и передает в блок 6 результаты распознавания изображения, где происходит сохранение всех результатов в систему. В завершающем этапе сформируется ответ запроса.



Рис. 4 Составленный процесс обработки запроса для классификации.

Представленный процесс сформирован через интерфейс адаптивной системы управления веб-приложениями. Каждый блок содержит конфигурацию и настройку внутренней бизнес-логики [Рез25]. Процесс можно изменить различными способами, например, добавить блоки логирования или сохранения промежуточных изображений между блоками, а также заменить конфигурацию имеющихся. Например, для смены модели распознавания для решения другой задачи. Таким образом, подобный процесс можно считать универсальным для ряда задач, связанных с классификацией изображений. Также система позволяет настроить процесс для классификации и обработки не только изображений, но и аудио, видео, текстовых файлов и других [Кра24].

АПРОБАЦИЯ РАЗРАБОТАННОГО ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЯ

Для удобного взаимодействия с системой классификации изображений кожных поражений было разработано общедоступное пользовательское веб-приложение, которое использует API, реализованное с использованием адаптивной системы управления веб-приложениями. Интерфейс пользовательского веб-приложения представлен на рис. 5.

 Система распознавания кожных заболеваний 				
Добавить Массовая загрузка Удалить все Выход				
Пациент	Изображение	Дата и время загрузки	Модель 1 / Модель 2 / Модель 3 (Ансамбль)	Действия
120		27.03.2025 в 17:59	BKL / BKL / BKL (Доброкачественный кератоз (BKL))	Удалить
119		27.03.2025 в 17:58	BCC / BCC / BCC (Базальноклеточная карцинома (BCC))	Удалить
118		27.03.2025 в 17:55	BKL / AK / BKL (Доброкачественный кератоз (BKL))	Удалить
117		27.03.2025 в 17:54	BKL / AK / AK (Актинический кератоз (AK))	Удалить

Рис. 5 Интерфейс пользовательского веб-приложения.

Веб-приложение позволяет создать запрос на распознавание, загрузив фотографию кожного поражения и указав дополнительную информацию, такую как имя пациента и описание. После завершения распознавания запись с результатами появляется в таблице, изображенной на рис. 5. Таблица содержит информацию о пациенте, обработанное изображение анализа, дату и время создания запроса, а также результат распознавания по трем моделям с итоговым значением ансамбля. Кроме того, веб-приложение позволяет использовать массовую загрузку изображений и удалять записи. При массовой загрузке имя пациента и описание заполняются автоматически порядковым номером записи.

Результаты каждого анализа доступны для подробного просмотра в интерфейсе, где отображается точность распознавания каждой модели и ансамбля. Пример с результатами показан на рис. 6.

Вероятность 1 модели: Доброкачественный кератоз (BKL) - 84.02%
 Вероятность 2 модели: Доброкачественный кератоз (BKL) - 82.15%
 Вероятность 3 модели: Доброкачественный кератоз (BKL) - 97.78%
 Вероятность ансамбля: Доброкачественный кератоз (BKL) - 87.98%
 Пациент: 120
 Описание: 120
 Диагноз: Доброкачественный кератоз (BKL) ✓

Рис. 6 Отображение результатов работы классификации в интерфейс.

Для каждой записи администратор имеет возможность отметить, совпадает ли результат классификации с действительным диагнозом. Роль администратора выдается квалифицированному специалисту или врачу. Таким образом, удастся сформировать статистику точности классификации, дополнительно обработать изображения с ошибками классификации, а также изучить проблематику набора изображений с возможным дальнейшим дообучением или переобучением моделей распознавания [Ben09].

Весь период исследования был проведен совместно с Воронежским областным клиническим онкологическим диспансером под наблюдением и консультированием врачей-онкологов и врачей-дерматологов. Включая процесс разработки моделей и их обучения, проверку тестовых данных, проведение эксперимента с личными изображениями пользователей системы, а также действительной базой изображений диспансера с более чем 1250 изображений с подтвержденными диагнозами. На основе результатов классификации базы изображений диспансера была составлена табл. 2.

Таблица 2

Результат классификации изображений базы диспансера

Показатель	3 из 3	2 из 3	1 из 3	0 из 3	Прочее	Ошибка изображения
Результат, %	43.44 %	4.08 %	1.76 %	7.28 %	38.72 %	4.72 %
Всего	543	51	22	91	484	59

Строка «Результат, %» содержит процентное отношение от всего количества изображений, а строка «Всего» – абсолютное значение. Колонки формата « N из 3» содержат информацию о результатах классификации с точностью $\geq 70\%$ верного распознавания по N моделям из трех. То есть «3 из 3» содержит результаты, получившие точность по каждой из трех моделей более 70 %. В случаях, когда модель давала точность оценки верного диагноза менее 70 % или

ошибочный диагноз, то результат является неверным. К «Прочие» относятся результаты, которые дали точность результатов $\leq 30\%$ по каждой модели и действительный диагноз не включен в список классифицируемых. К колонке «Ошибка изображения» относятся результаты, которые не удалось подготовить в автоматическом режиме или это не является возможным.

Справедливо дать следующую оценку точности распознавания: отнести к положительному результату «3 из 3» и «2 из 3», а к отрицательному «1 из 3» и «0 из 3» без учета прочих и ошибок. В данном случае точность распознавания 84.01 %. Также возможно отнести результат «Прочее» к положительным, так как система определила, что ни один из возможных случаев не является верным. В таком случае точность распознавания 90.51 %.

Кроме того, отдельно рассмотрена точность распознавания каждого отдельного типа поражения кожи. Результаты представлены в табл. 3.

Таблица 3

Точность классификации кожных поражений

Наименование	3 из 3	2 из 3	1 из 3	0 из 3	Удовл.	Неуд.
AK	43	2	2	29	59.21 %	40.79 %
BCC	84	6	1	35	71.43 %	28.57 %
BKL	126	16	7	4	92.81 %	7.19 %
DF	35	8	4	1	89.58 %	10.42 %
MEL	27	4	1	2	91.18 %	8.82 %
NV	158	11	4	6	94.41 %	5.59 %
SCC	11	0	0	2	84.62 %	15.38 %
VASC	59	4	3	12	80.77 %	19.23 %
Всего	543	51	22	91	—	—

По полученным результатам, которые представлены в таблице, отметим точность классификации кожных поражений. Для таких классов, как доброкачественный кератоз (BKL), меланома (MEL) и меланоцитарный невус (NV), точность достигла вплоть до 94.41 %, а для дерматофибромы (DF), плоскоклеточного рак (SCC) и сосудистого поражения (VASC) – превысила 80 % точности. В случае с актиническим кератозом (AK) и базальноклеточной карциномой (BCC) точность составила 59.21 % и 71.43 % соответственно. Такие результаты соотносятся с непропорциональным количеством изображений в исходной обучающей выборке⁴, так как, например, в обучающей выборке изображения классов меланома (MEL) и меланоцитарный невус (NV) преобладают над всеми остальными.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанное веб-приложение может использоваться как шаблон по интеграции с любыми сварочными сетями для классификации изображений. Благодаря адаптивной системе управления веб-приложениями возможна детальная настройка процесса подготовки изображения для распознавания. Адаптивная система управления веб-приложениями позволяет собирать важную статистику, а также логировать все возможные действия не только на любом этапе процесса подготовки, то и по результату распознавания, включая итоговое решение специалиста.

Веб-приложение позволяет пользователю загрузить изображение в необработанном виде, сделанное с помощью любого устройства оснащенным фотоаппаратом или модулем фотокамеры. Разработанный и интегрированный процесс подготовки изображения способствует повышению точности распознавания. Таким образом, пользователь может получать результат

⁴ Official dataset of the SIIM-ISIC Melanoma Classification Challenge. URL: <https://challenge2020.isic-archive.com>.

анализа с высокой точностью без посещения врача, траты личного времени и денежных средств. Как было отмечено, результат анализа не является гарантией.

Кроме того, веб-приложение может быть использовано как помощник врача-онколога или врача-дерматолога для проведения дополнительного подтверждения поставленного диагноза либо подвергнуть его сомнению, а также для проведения предварительного исследования в диспансерах или клиниках.

По теме данной статьи планируется дальнейшая работа в области разработки веб-приложения с использованием адаптивной системы управления веб-приложениями и улучшением моделей распознавания путем их дообучения или переобучения [Mad20] на базе изображений, полученных от Воронежского областного клинического онкологического диспансера.

БЛАГОДАРНОСТИ

Автор выражает благодарность Воронежскому областному клиническому онкологическому диспансеру за предоставление анонимной базы изображений кожных заболеваний и консультации с врачом-онкологом А. И. Казьминым.

Автор выражает благодарность научному руководителю профессору С. Л. Подвальному за помощь в исследовании и полезные замечания. Автор считает необходимым отметить работу А. В. Михайлусова [Мих23], оказавшую влияние на данное исследование, и благодарит за предоставление исходных материалов модели сверточной нейронной сети. Также следует отметить работы из смежных областей медицинской диагностики на основе нейронных сетей [Шах22, Зин23, Зин24, Кор24, Мир24, Рах25, Сут25]

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | REFERENCES

- [Ben09] Bengio Y. Learning deep architectures for AI // Foundations and Trends in Machine Learning. 2009. Vol. 2. Pp. 1–127. DOI: [10.1561/22000000006](https://doi.org/10.1561/22000000006).
- [Mad20] Madeh Pirayonesi S., Tamer E. El-Diraby. Role of data analytics in infrastructure asset management: overcoming data size and quality problems // Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements. 2020-06. Vol. 146. issue 2. Pp. 04020022. DOI: [10.1061/JPEODX.0000175](https://doi.org/10.1061/JPEODX.0000175).
- [Rah25] Parvez Rahi, Sandeep Singh Kang. A novel paradigm in cardiovascular disease risk prediction through hybrid machine learning // Systems Engineering and Information Technologies. 2025. Vol. 7. No. 3 (22). Pp. 49–66. EDN: [IXXUE](#).
- [Sut25] Om Prakash Suthar, et al. Leveraging pre-trained models for precision: A transfer learning approach to brain tumor detection // Systems Engineering and Information Technologies. 2025. Vol. 7. No. 3 (22). Pp. 30–40. EDN: [PPUTFO](#).
- [Зин23] Зиновьев М. С., Нургаянова О. С. Оценка индивидуального риска развития сахарного диабета второго типа и возможных осложнений // СИИТ. 2023. Т. 5. № 4(13). С. 101–110. EDN [HIXFH](#). [[Zinoviev M. S., Nurgayanova O. S. “Assessment of individual risk of developing type 2 diabetes mellitus and possible complications” // SIIT. 2023. Vol. 5, no. 4(13), pp. 101-110. EDN [HIXFH](#). (In Russian).]]
- [Зин24] Зиновьев М. С., Нургаянова О. С. Прогнозирование вероятности развития диабетической ретинопатии у пациентов с сахарным диабетом: анализ методов машинного обучения // СИИТ. 2024. Т. 6. № 3(18). С. 95–101. EDN [VLFFLP](#). [[Zinoviev M. S., Nurgayanova O. S. “Predicting the probability of developing diabetic retinopathy in patients with diabetes mellitus: analysis of machine learning methods” // SIIT. 2024. Vol. 6, no. 3(18), pp. 95-101. EDN [VLFFLP](#). (In Russian).]]
- [Кор24] Коровин Е. А., Чиглицева С. А., Сазонова Е. Ю., Сметанина О. Н. Медицинская рекомендательная система на основе автоматического извлечения знаний из текстов // СИИТ. 2024. Т. 6. № 4(19). С. 111–121. EDN [QTVTXR](#). [[Korovina E. A., Chiglintseva S. A., Sazonova E. Yu., Smetanina O. N. “Medical recommendation system based on automatic knowledge extraction from texts” // SIIT. 2024. Vol. 6, no. 4(19), pp. 111-121. EDN [QTVTXR](#). (In Russian).]]
- [Кра24] Кракова С. П., Гудков В. М., Резников К. Г. Применение веб-приложений в качестве интерфейсов для моделей машинного обучения // Математика, информационные технологии, приложения: Сб. тр. Межвуз. науч. конф. молодых ученых и студентов, Воронеж, 24–25 апр. 2024 г. Воронеж: Научная книга, 2024. С. 435–441. EDN: [JVORRK](#). [[Kra-kova S. P. et al. “Using web applications as interfaces for machine learning models” // Mathematics, Information Technology, Applications: Interuniversity Scient. Conf., Voronezh, April 24-25, 2024. Pp. 435-441. EDN: [JVORRK](#). (In Russian).]]
- [Мир24] Мирасов О. О., Шахмаметова Г. Р. Сетевой анализ профилей экспрессии генов // СИИТ. 2024. Т. 6. № 3(18). С. 61–70. EDN [RCXENH](#). [[Mirasov O. O., Shakhmametova G. R. “Network analysis of gene expression profiles” // SIIT. 2024. Vol. 6, no. 3(18), pp. 61-70. EDN [RCXENH](#). (In Russian).]]
- [Мих23] Михайлусов А. В. Использование сверточных нейронных сетей для диагностики рака кожи // Вестник Воронежск. гос. техн. ун-та. 2023. Т. 19. № 1. С. 20–26. DOI: [10.36622/VSTU.2023.19.1.003](https://doi.org/10.36622/VSTU.2023.19.1.003). EDN: [UTFAST](#). [[Mikhaylusov A. V. “Using convolutional neural networks for diagnosing skin cancer” // Bulletin of the Voronezh State Technical University. 2023. Vol. 19, no. 1, pp. 20-26. DOI: [10.36622/VSTU.2023.19.1.003](https://doi.org/10.36622/VSTU.2023.19.1.003). EDN: [UTFAST](#). (In Russian).]]
- [Под24] Подвальный С. Л., Казьмин А. И., Михайлусов А. В. Использование ансамблевых методов для классификации изображений кожных образований // Вековой юбилей Воронежской онкологической службы: Сб. тр. науч.-практ. конф., Воронеж, 12 декабря 2024 года. Воронеж: ВГМУ, 2024. EDN: [ETKYUU](#). [[Podvalny S. L. et al. “Using ensemble methods

for classification of skin images" // Centennial Anniversary of the Voronezh Oncology Service. December 12, 2024. Voronezh, 2024. EDN: [ETKYUU](#). (In Russian).]]

[Рез25] Резников К. Г., Подвальный С. Л. Разработка модуля веб-приложений для конфигурирования алгоритмов обработки данных в виде блок-схем // Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах: Тр. Междунар. молодежн. науч. шк., Воронеж, 11–12 дек. 2024 г. Воронеж: ВГТУ, 2025. С. 74–77. EDN: [LPDVNM](#). [[Reznikov K. G., Podvalny S. L. "Development of a web application module for configuring data processing algorithms in the form of flowcharts" // Optimization and Modeling in Automated Systems: Proc. Int. Youth Scient. School, Voronezh, Dec. 11-12, 2024. Voronezh, 2025, pp. 74-77. EDN: [LPDVNM](#). (In Russian).]]

[Шах22] Шахмаметова Г. Р., Христодуло А. Д., Береговая С. П. Анализ эндокринологических данных на основе моделей классификации // СИИТ. 2022. Т. 4. № 2(9). С. 30–36. EDN [LBZVZL](#). [[Shakhmametova G. R., Khristodullo A. D., Beregovaya S. P. "Analysis of endocrinological data based on classification models" // SIIT. 2022. Vol. 4, no. 2(9), pp. 30-36. (In Russian).]]

METADATA | МЕТАДАННЫЕ

Поступила в редакцию 28 апреля 2025 г.

Title: Development of a web application for skin disease diagnostics using convolutional neural networks and an adaptive web application management system.

Abstract: The article presents the development of a web application for diagnostics of skin diseases using convolutional neural networks and the application of an adaptive web application management system. The web application allows classifying the image of a skin lesion for a preliminary diagnosis of actinic and benign keratosis, basal cell carcinoma, dermatofibroma, melanoma, melanocytic nevus, squamous cell carcinoma and vascular lesion. The article presents a model of a convolutional neural network. The stages of image preparation and processing are described in detail to improve the recognition accuracy. The processes of image cropping and centering, removing natural and visual noise, as well as color correction of the image, which are integrated into the adaptive web application management system, are described. A diagram of the entire process of loading, processing and classifying images is demonstrated. The developed web application was tested at the Voronezh Regional Clinical Oncology Dispensary. The results of the research, the accuracy of the general and detailed classification for each type of skin lesion of the dispensary patients are presented.

Key words: image classification; web application; control systems; convolutional neural networks; diagnostics.

Cite: Reznikov K. G. "Development of a web application for skin disease diagnostics using convolutional neural networks and an adaptive web application management system" // SIIT. 2025. Vol. 7, no. 4 (23), pp. 58–67. EDN [HTCABQ](#).

Language: Russian.

Об авторе | About the author

РЕЗНИКОВ Константин Георгиевич

Воронежский государственный технический университет,
Россия.

Аспирант каф. автоматизированных и вычислительных
систем. Преподаватель каф. мат. обеспечения ЭВМ
в Воронежском гос. ун-те.

E-mail: rkg@reznikovk.ru

ORCID: [0009-0003-7061-3259](https://orcid.org/0009-0003-7061-3259)

REZNIKOV Konstantin Georgievich

Voronezh State Technical University,
Russia.

He is a postgraduate student of the Dept of Automated
and Computing Systems. Lecturer of the Dept of Computer
Mathematics at Voronezh State University.

E-mail: rkg@reznikovk.ru

ORCID: [0009-0003-7061-3259](https://orcid.org/0009-0003-7061-3259)