

УДК 004.3:616.5

КОМПЬЮТЕРНОЕ ЗРЕНИЕ И ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ В ДИАГНОСТИКЕ КОЖНЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЛАМПЫ ВУДА

Лазарева Ю.А., магистрант гр.556241

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Институт информационных технологий

г. Минск, Республика Беларусь

Скудняков Ю.А. – канд. техн. наук, доцент кафедры ИСиТ

Аннотация. В статье рассматривается применение методов компьютерного зрения и глубокого обучения для анализа изображений кожных покровов, полученных при освещении лампой Вуда. Предложен подход, использующий библиотеку OpenCV для предварительной обработки и сегментации изображений, сверточную нейросеть MobileNetV2 для классификации цвета и текстуры патологических участков, а также фреймворк TensorFlow для обучения модели. Разрабатываемая система направлена на автоматизацию выявления дерматологических патологий по флуоресцентным признакам, что позволяет повысить точность и объективность диагностики.

Ключевые слова. компьютерное зрение, глубокое обучение, лампа Вуда, OpenCV, MobileNetV2, TensorFlow, анализ изображений, диагностика кожных заболеваний, распознавание текстуры.

Введение. Диагностика кожных заболеваний на ранних стадиях является важной медицинской задачей, поскольку многие дерматологические патологии требуют своевременного выявления для успешного лечения. Одним из эффективных методов первичной диагностики является использование лампы Вуда, позволяющей визуализировать флуоресцентные признаки различных заболеваний кожи. Однако интерпретация получаемых изображений часто субъективна и зависит от опыта врача, что создает предпосылки для автоматизации данного процесса.

С каждым годом количество обращений к дерматологам неуклонно растет, что связано как с ухудшением экологической обстановки, так и с повышением осведомленности населения о необходимости контроля состояния кожи. При этом далеко не все пациенты имеют возможность своевременно попасть на прием к специалисту из-за территориальной удаленности медицинских учреждений или высокой нагрузки на врачей в поликлиниках.

В таких условиях особенно востребованными становятся средства первичной самодиагностики, позволяющие человеку самостоятельно оценить характер изменений на коже и принять обоснованное решение о необходимости визита к врачу. Мобильные технологии в сочетании с методами искусственного интеллекта способны восполнить этот пробел, предоставляя пользователям доступный и объективный инструмент предварительной оценки.

Современное развитие мобильных технологий и методов искусственного интеллекта открывает новые возможности для создания доступных диагностических средств. Интеграция камеры смартфона со спектральным освещением лампы Вуда в сочетании с алгоритмами компьютерного зрения позволяет разрабатывать приложения для объективного анализа состояния кожи. Использование нейросетевых моделей, таких как MobileNetV2, оптимизированных для работы на мобильных устройствах, дает возможность в реальном времени распознавать цветовые и текстурные особенности патологических участков.

Важно отметить, что диагностика по одному лишь цвету свечения не всегда является достаточной, поскольку различные заболевания могут давать схожую флуоресценцию, но при этом иметь различную текстуру поверхности. Например, грибковые инфекции часто сопровождаются шелушением и рыхлостью, тогда как бактериальные поражения могут проявляться гладкими блестящими участками. Учет текстурных характеристик позволяет существенно повысить точность дифференциальной диагностики и снизить вероятность ложных заключений.

Благодаря возможностям глубокого обучения современные нейросетевые архитектуры способны эффективно выделять и анализировать такие микроструктурные особенности, что делает их незаменимым инструментом при создании интеллектуальных диагностических систем.

В настоящее время существует ряд исследований, посвященных применению цифровых технологий в дерматологии, например:

- методы компьютерного зрения для анализа дерматологических изображений;
- мобильные приложения для первичной оценки кожных патологий;
- алгоритмы машинного обучения, включая сверточные нейросети, для классификации заболеваний;
- системы поддержки принятия врачебных решений на основе анализа изображений;
- технологии обработки изображений в нестандартных спектрах, включая флуоресцентную диагностику.

Данная статья посвящена рассмотрению подхода к совершенствованию мобильного приложения, использующего возможности лампы Вуда и нейросетевых моделей OpenCV, MobileNetV2 и TensorFlow для распознавания цвета и текстуры кожных заболеваний, что позволит повысить доступность и объективность первичной диагностики.

Основная часть. Дальнейшее совершенствование разработанного мобильного приложения для диагностики кожных заболеваний в свете лампы Вуда предполагает интеграцию трех ключевых технологий: библиотеки компьютерного зрения OpenCV, сверточной нейронной сети MobileNetV2 и фреймворка машинного обучения TensorFlow. Каждый из этих инструментов выполняет специфические функции на различных этапах обработки и анализа изображений, формируя единый конвейер (pipeline) от захвата кадра до выдачи диагностического заключения.

В существующей версии приложения OpenCV уже применяется для предварительной обработки изображений, получаемых с камеры смартфона при освещении лампой Вуда. Добавление нейросетевых компонентов позволит расширить функционал приложения, перейдя от простой визуализации и базовой обработки к автоматическому распознаванию и классификации патологических паттернов цвета и текстуры.

Общая архитектура усовершенствованного приложения может быть представлена следующим образом. Пользователь с помощью камеры смартфона, в свете лампы Вуда, получает изображение пораженного участка кожи.

На первом этапе OpenCV выполняет предварительную обработку кадра: нормализацию освещенности, удаление шумов, коррекцию цветового баланса и сегментацию области интереса. После подготовки изображения оно передается нейросетевой модели, созданной с использованием TensorFlow и оптимизированной архитектуры MobileNetV2. Данная модель классифицирует паттерны цвета и текстуры, характерные для различных дерматологических патологий (например, грибковые инфекции, бактериальные поражения, нарушения пигментации).

TensorFlow Lite обеспечивает выполнение модели непосредственно на устройстве пользователя без необходимости передачи данных на удаленный сервер, что критически важно для оперативности диагностики и соблюдения конфиденциальности медицинской информации. Результат анализа в виде вероятностной оценки отображается в интерфейсе приложения, выступая в роли вспомогательного инструмента для врача или средства первичного самоконтроля для пациента.

Далее рассмотрим подробнее роль и возможности каждой из указанных технологий в контексте поставленной задачи.

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) – это библиотека с открытым исходным кодом, предназначенная для решения задач компьютерного зрения и машинного обучения. Она предлагает впечатляющий набор из более 2500 алгоритмов – от базовых функций обработки изображений до продвинутых методов распознавания объектов и анализа движения [1].

Возможности OpenCV для обработки изображений в свете лампы Вуда:

- предобработка изображений включает фильтрацию шумов (медианный фильтр, гауссово размытие), повышение контрастности и коррекцию цветовых искажений, неизбежно возникающих при съемке на мобильные устройства;
- сегментация областей интереса, позволяющая автоматически выделять пораженные участки кожи на общем фоне с использованием пороговых методов (thresholding), детектора границ Canny или алгоритмов поиска контуров. Это необходимо для фокусировки нейросетевого анализа именно на патологической области;
- извлечение цветовых и текстурных признаков OpenCV предоставляет инструменты для анализа цветовых пространств (HSV, LAB), что особенно важно при работе с лампой Вуда, где различные заболевания дают специфическое свечение (зеленое при грибковых инфекциях, кораллово-красное при эритроэзии и т.д.). Для анализа текстуры могут применяться методы локальных бинарных шаблонов (Local Binary Patterns) и фильтры Габора.

После того как OpenCV выполнил предварительную обработку и сегментацию изображения, выделив область интереса на коже пациента, перед системой встает ключевая задача – классифицировать полученный фрагмент, то есть определить, какие именно патологические признаки (цвет, текстура, форма) на нем присутствуют и какому заболеванию они соответствуют. Для этого необходим инструмент, способный обучаться на примерах, извлекать сложные иерархические признаки и при этом работать в режиме реального времени непосредственно на смартфоне.

Традиционные глубокие нейронные сети с десятками миллионов параметров слишком требовательны к вычислительным ресурсам и памяти, поэтому для мобильных применений были разработаны специализированные легкие архитектуры. Одной из наиболее удачных и широко используемых является MobileNetV2 – сверточная нейросеть, созданная компанией Google специально для встраиваемых и мобильных систем с ограниченными вычислительными возможностями.

MobileNet – это сверточная нейронная сеть глубокого обучения, разработанная с использованием послойно разделимых свёрточных слоёв. Эта модель значительно сокращает количество параметров по сравнению с другими моделями той же глубины. Она легковесна и оптимизирована для работы на мобильных и периферийных устройствах. В MobileNetV2 между слоями существует линейное ограничение. Оно позволяет сохранять информацию, не допуская, чтобы

нелинейные преобразования уничтожали слишком много данных. Короткие соединения между узкими местами [2].

- компактность модели размер сети составляет всего несколько мегабайт (например, 6.8 МБ после преобразования в формат TensorFlowLite), что позволяет легко встраивать ее в мобильное приложение без существенного увеличения его объема;

- высокая скорость инференса на современных мобильных устройствах время обработки одного кадра может составлять около 50 мс, что обеспечивает работу в режиме реального времени. Это достигается за счет архитектурных решений: использования обратных остаточных блоков (inverted residuals) и линейных узких мест (linear bottlenecks).

- возможность трансферного обучения, что модель может быть предварительно обучена на крупном датасете ImageNet, а затем дообучена (fine-tuned) на специализированной выборке изображений кожи, полученных под лампой Вуда. Это позволяет достичь высокой точности (до 97% в аналогичных задачах классификации) даже при ограниченном объеме обучающих данных.

- адаптация к анализу цвета и текстуры MobileNetV2 эффективно извлекает иерархические признаки изображений, что позволяет ей различать тонкие текстурные и цветовые различия между разными типами кожных патологий.

После того как выбрана архитектура нейронной сети (MobileNetV2) и определены методы предобработки изображений (OpenCV), ключевым вопросом становится выбор инструментария для обучения модели и ее последующего развертывания на мобильном устройстве. От того, насколько эффективно будет реализован этот этап, зависят как точность распознавания, так и производительность приложения в реальных условиях использования. В этом контексте особого внимания заслуживает экосистема TensorFlow, предоставляющая полный цикл разработки – от тренировки модели на сервере до ее оптимизированного выполнения на смартфоне пациента или врача.

Фреймворк TensorFlow – это относительно простой инструмент, который позволяет быстро создавать нейросети любой сложности. Он очень дружелюбен для начинающих, потому что содержит много примеров и уже готовых моделей машинного обучения, которые можно встроить в любое приложение. А продвинутым разработчикам TensorFlow предоставляет тонкие настройки и API для ускоренного обучения. TensorFlow поддерживает несколько языков программирования. Главный из них – это Python. Кроме того, есть отдельные пакеты для C/C++, Golang и Java. А ещё – форк TensorFlow.js для исполнения кода на стороне клиента, в браузере, на JavaScript[3].

Роль TensorFlow в разрабатываемой системе:

- обучение модели TensorFlow предоставляет среду для разработки и обучения нейросетевой модели MobileNetV2 на размеченном датасете изображений кожных заболеваний. Фреймворк поддерживает различные методы оптимизации (регуляризация, аугментация данных, ранняя остановка), позволяющие добиться высокой обобщающей способности модели;

- конвертация в формат TensorFlowLite после завершения обучения модель конвертируется в специальный формат (.tflite) с помощью конвертера TensorFlowLite. При конвертации применяются методы оптимизации, такие как квантование (преобразование 32-битных чисел с плавающей точкой в 8-битные целые), что дополнительно уменьшает размер модели и ускоряет вычисления;

- развертывание на Android: TensorFlowLite предоставляет API для интеграции модели в Android-приложение. Поддержка аппаратного ускорения через делегаты (GPU, NNAPI) позволяет повысить производительность инференса на совместимых устройствах;

- обеспечение конфиденциальности: выполнение модели непосредственно на устройстве пользователя исключает необходимость передачи медицинских изображений на внешние серверы, что соответствует требованиям безопасности персональных данных и медицинской этики.

Рассмотрим детально, как описанные выше технологии интегрируются в единый рабочий процесс мобильного приложения, предназначенного для первичной диагностики кожных заболеваний с использованием лампы Вуда.

Основная идея заключается в предоставлении пользователю (пациенту или врачу) простого и доступного инструмента, который позволяет получить объективную оценку состояния кожи на основе анализа цвета и текстуры пораженного участка.

Вначале выполняется получение изображения, пользователь направляет камеру смартфона на подозрительный участок кожи, предварительно освещенный лампой Вуда. В качестве источника ультрафиолетового света может использоваться как специализированная лампа, так и обычный фонарик с соответствующим фильтром, что делает методику доступной в домашних условиях. Приложение предоставляет два режима: съемка непосредственно через камеру или загрузка ранее сохраненного изображения из галереи устройства. На этом этапе важно обеспечить корректный захват кадра с минимальными искажениями и достаточным разрешением для последующего анализа.

После получения изображения оно передается в модуль предобработки, реализованный с использованием библиотеки OpenCV. На данном этапе выполняются следующие операции:

- удаление шумов – применение медианного фильтра или гауссова размытия для подавления цифрового шума, неизбежно возникающего при съемке в условиях недостаточного освещения;

–цветокоррекция – нормализация цветового баланса с учетом особенностей конкретного источника ультрафиолета и камеры смартфона. Это критически важно для достоверного распознавания флуоресцентного свечения, поскольку различные лампы могут давать незначительные отклонения в спектре;

–повышение контрастности – усиление границ между здоровой и пораженной кожей для облегчения последующей сегментации;

–сегментация области интереса – выделение участка кожи, на котором предположительно присутствует патология.

Для этого могут использоваться пороговые методы, алгоритмы поиска контуров или более сложные подходы на основе машинного обучения. В результате формируется маска, ограничивающая зону дальнейшего анализа, что позволяет исключить из рассмотрения фон и здоровые участки.

На следующем этапе приложение использует возможности OpenCV для количественной оценки цвета в выделенной области. Изображение преобразуется в цветовое пространство HSV (Hue, Saturation, Value), которое более точно отражает восприятие цвета человеком и менее чувствительно к изменениям освещенности.

Затем вычисляются гистограммы распределения оттенков и определяется доминирующий цвет свечения.

Например, для грибковых инфекций характерно зеленое свечение, для эритразмы – кораллово-красное, для витилиго – ярко-белое. Полученные цветовые характеристики могут служить первичным фильтром, позволяющим быстро отнести изображение к одной из групп заболеваний.

Параллельно с цветовым анализом сегментированное изображение подается на вход нейросетевой модели, построенной на архитектуре MobileNetV2. Данная модель предварительно обучена на большом массиве дерматологических изображений, полученных под лампой Вуда, с использованием трансферного обучения.

В отличие от анализа цвета, нейросеть способна улавливать сложные текстурные паттерны: рыхлость и шелушение при грибковых поражениях, выпуклость и четкие границы при разноцветном лишае, гладкость и блеск при некоторых видах новообразований. Модель возвращает вектор вероятностей для каждого из заранее определенных классов заболеваний.

Информация о цвете и текстурных признаках объединяется для получения итогового диагностического заключения. Возможны различные стратегии интеграции: взвешенное голосование, где каждому методу присвоен свой коэффициент достоверности, или двухуровневая классификация, где цветовой анализ сужает круг возможных диагнозов, а нейросеть уточняет результат. В любом случае конечный вывод представляется пользователю в понятной форме: указывается наиболее вероятное заболевание и степень уверенности модели.

Критически важным аспектом является то, что вся обработка данных, включая работу нейросети, выполняется непосредственно на смартфоне пользователя без передачи изображений на удаленные серверы. Это обеспечивается использованием TensorFlow Lite – оптимизированной версии фреймворка TensorFlow для мобильных устройств.

Модель MobileNetV2 предварительно конвертируется в формат .tflite с применением квантования, что позволяет уменьшить ее размер до нескольких мегабайт и обеспечить быстрое выполнение (порядка 50-100 мс на кадр).

Такой подход гарантирует конфиденциальность медицинских данных и возможность работы приложения в условиях отсутствия интернета.

Таким образом, комплексное применение рассмотренных технологий позволяет создать эффективное, компактное и безопасное мобильное приложение, способное распознавать цветовые и текстурные признаки кожных заболеваний в свете лампы Вуда. OpenCV отвечает за подготовку изображений, MobileNetV2 обеспечивает классификацию паттернов, а TensorFlow Lite служит средой выполнения обученной модели на устройстве.

Такой комплексный подход к анализу изображений позволяет существенно повысить точность диагностики по сравнению с использованием только цветовых характеристик. Дело в том, что разные заболевания могут давать схожее свечение в лучах лампы Вуда, но при этом иметь различную текстуру.

Например, некоторые грибковые инфекции и псевдомонадные инфекции могут проявляться зеленоватым свечением, однако структура пораженных участков будет различаться. Нейросетевой анализ текстуры помогает различить такие случаи, снижая вероятность ложноположительных срабатываний и повышая достоверность результатов.

Кроме того, накопление статистики использования приложения создает основу для дальнейшего совершенствования моделей.

Обезличенные данные о диагностированных случаях (с согласия пользователей) могут использоваться для дообучения нейросети, что позволит ей распознавать более редкие заболевания и редкие формы проявления распространенных патологий. Таким образом, приложение становится не просто статичным инструментом, а самообучающейся системой, точность которой со временем только возрастает.

Важно отметить, что разработанное решение не заменяет визит к врачу, а выступает в роли вспомогательного инструмента для первичной самодиагностики и мониторинга состояния кожи. Пользователь получает возможность оперативно оценить подозрительный участок и принять решение о необходимости обращения к специалисту, что особенно актуально для людей, проживающих в отдаленных районах с ограниченным доступом к дерматологической помощи.

Для врачей же приложение может служить удобным инструментом скрининга, позволяющим быстрее ориентироваться в потоке пациентов и обращать внимание на наиболее вероятные патологии.

Заключение. В статье рассмотрен подход к совершенствованию мобильного приложения для диагностики кожных заболеваний в свете лампы Вуда путем интеграции трех ключевых технологий: библиотеки компьютерного зрения OpenCV, легкой нейросетевой архитектуры MobileNetV2 и фреймворка машинного обучения TensorFlow. OpenCV обеспечивает качественную предобработку и сегментацию изображений, MobileNetV2 отвечает за классификацию цветовых и текстурных паттернов патологий, а TensorFlow Lite позволяет эффективно выполнять обученную модель непосредственно на устройстве пользователя.

Комплексное применение данных технологий обеспечивает синергетический эффект, при котором каждый инструмент решает свой круг задач, а вместе они формируют целостную диагностическую систему.

Благодаря использованию OpenCV достигается высокое качество входных данных за счет шумоподавления, цветокоррекции и точной сегментации областей интереса, что напрямую влияет на достоверность последующего анализа. MobileNetV2, в свою очередь, позволяет выявлять не только цветовые характеристики флуоресценции, но и тонкие текстурные особенности, такие как шелушение, рыхлость или гладкость поверхности, которые часто являются определяющими при дифференциальной диагностике схожих по свечению заболеваний.

Выполнение всех вычислений на устройстве с помощью TensorFlow Lite гарантирует конфиденциальность медицинских данных и обеспечивает работу приложения в условиях отсутствия стабильного интернет-соединения, что особенно важно для удаленных и труднодоступных регионов.

Разработанный подход может служить эффективным вспомогательным инструментом для врачей-дерматологов, а также использоваться для первичного самоконтроля пациентами, способствуя раннему выявлению кожных заболеваний.

Список использованных источников:

1. OpenCV в Python: зачем нужен и как использовать для работы с изображениями [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://kurshub.ru/journal/blog/opencv-chto-eto/>. (дата доступа: 09.03.2026).
2. Распознавание изображений с помощью MobileNet [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.tutorialspoint.com/article/image-recognition-using-mobilenet> (дата доступа: 12.03.2026).
3. Библиотека TensorFlow: пишем нейросеть и изучаем принципы машинного обучения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://skillbox.ru / media / code/biblioteka-tensorflow-pishe-neyroset-i-izuchaem-printsipy-mashinnogo-obucheniya/> (дата доступа: 17.03.2026).

UDC 004.3:616.5

COMPUTER VISION AND DEEP LEARNING IN DIAGNOSTICS OF SKIN DISEASES USING THE WOOD LAMP

Lazareva Yu.A.

*Institute of Information Technologies of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics,
Minsk, Republic of Belarus*

Skudnyakov Yu.A. – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor

Annotation. The article discusses the application of computer vision and deep learning methods for analyzing skin images obtained using a Wood lamp. An approach is proposed that uses the OpenCV library for image preprocessing and segmentation, the MobileNetV2 convolutional neural network for classifying the color and texture of pathological areas, and the TensorFlow framework for training the model. The developed system aims to automate the detection of dermatological pathologies based on fluorescent features, which can improve the accuracy and objectivity of diagnosis.

Keywords. computer vision, deep learning, Wood lamp, OpenCV, MobileNetV2, TensorFlow, image analysis, skin disease diagnosis, and texture recognition.