

УДК 004.3:616.5

ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ КОЖНЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ЛАМПЫ ВУДА

Лазарева Ю.А., Скудняков Ю.А., Потоцкий Д.С.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Институт информационных технологий

кафедра информационных систем и технологий

E-mail: haythor0@gmail.com

Аннотация:

Лазарева Ю.А., Скудняков Ю.А., Потоцкий Д.С. Применение компьютерного зрения и глубокого обучения для диагностики кожных заболеваний при использовании лампы Вуда. В статье рассматривается метод автоматизированной диагностики кожных заболеваний по флуоресцентным изображениям, полученным под лампой Вуда. Технология объединяет компьютерное зрение OpenCV для обработки и сегментации и глубокое обучение MobileNetV2 для классификации, TensorFlow для обучения.

Ключевые слова: компьютерное зрение, глубокое обучение, лампа Вуда, OpenCV, MobileNetV2, TensorFlow.

Annotation:

Lazareva Yu.A., Skudnyakov Yu.A., Pototsky D.S. Application of computer vision and deep learning for diagnostics of skin diseases using the Wood lamp. The article discusses a method for automated diagnosis of skin diseases based on fluorescent images obtained under a Wood lamp. The technology combines OpenCV computer vision for processing and segmentation, and MobileNetV2 deep learning for classification, using TensorFlow for training.

Keywords: computer vision, deep learning, Wood lamp, OpenCV, MobileNetV2, TensorFlow.

Общая постановка проблемы

Раннее выявление кожных заболеваний играет ключевую роль в успешности их терапии, однако на практике это нередко осложняется целым рядом факторов. Лампа Вуда давно зарекомендовала себя как простой и эффективный инструмент первичной диагностики, позволяющий визуализировать флуоресцентное свечение поражённых участков. Лампа Вуда – это медицинский прибор с излучением ультрафиолета определенной длины волны. Лампа состоит из особого стекла, которое не пропускает видимый спектр УФО. Под таким светом продукты жизнедеятельности ряда микроорганизмов флуоресцируют (светятся). Это помогает выявить некоторых возбудителей микозов и бактерий, а также глубину залегания пигмента [1]. Прибор, названный в честь своего изобретателя американского ученого-экспериментатора Роберта Вуда, умершего в середине прошлого века. Роберт Вуд занимался физической оптикой, в течение многих лет изучал явления и эффекты, связанные с различными спектрами светового излучения. Это оптический излучатель в длинноволновом диапазоне ультрафиолетовой части светового спектра, с длиной волны не более 400 нм. Лампа излучает так называемый «черный свет», слабо видимый невооруженному глазу, чем кардинально отличается от обычных кварцевых ультрафиолетовых ламп с ярким видимым свечением. Лампы Вуда называют еще лампами черного света. Лампа работает также, что и стандартная люминесцентная лампа. Различия

состоят в люминофоре или в стекле. Главное, что излучаемый лампой свет имеет очень узкий спектр излучения с длиной волны от 300 до 400 нм. Для этого применяется или специальный люминофор, или специальное стекло, пропускающее строго ограниченный спектр[2]. Тем не менее, расшифровка таких изображений во многом остаётся субъективной: итоговое заключение сильно зависит от клинического опыта врача. Именно эта уязвимость человеческого фактора создаёт запрос на разработку автоматизированных решений.

Современные мобильные технологии в связке с методами искусственного интеллекта способны закрыть этот пробел, предоставляя пользователям доступный и объективный инструмент для первичной оценки состояния кожи. Особый потенциал здесь имеет синергия камеры смартфона, спектральной подсветки, такой как лампы Вуда и алгоритмов компьютерного зрения. Более того, появление лёгких нейросетевых архитектур, например MobileNetV2, позволяет разворачивать такие системы непосредственно на мобильных устройствах и анализировать цветовые и текстурные характеристики патологических очагов в реальном времени.

Важно подчеркнуть, что опора исключительно на цвет флуоресценции нередко оказывается недостаточной – разные патологии могут давать сходное свечение, но различаться по структуре поверхности. Так, грибковые инфекции часто сопровождаются шелушением и рыхлостью, тогда как бактериальные поражения нередко выглядят как гладкие блестящие участки. Учёт текстурных особенностей позволяет существенно повысить точность дифференциальной диагностики и снизить долю ложных срабатываний.

В литературе уже накоплен значительный массив работ на стыке цифровых технологий и дерматологии. Среди основных направлений можно выделить:

- использование компьютерного зрения для автоматической обработки дерматологических изображений;
- мобильные приложения, ориентированные на первичную оценку кожных патологий;
- классификацию заболеваний на основе методов машинного обучения, включая свёрточные нейронные сети;
- системы поддержки врачебных решений, построенные на анализе снимков;
- обработку изображений, полученных в нестандартных спектральных диапазонах (в том числе флуоресцентную диагностику).

Цель статьи – описать подход к усовершенствованию мобильного приложения, которое объединяет возможности лампы Вуда, библиотеки OpenCV, нейросетевой модели MobileNetV2 и фреймворка TensorFlow для распознавания цветовых и текстурных признаков кожных заболеваний. Ожидается, что такое решение повысит доступность и объективность первичной диагностики.

Исследования

В данной статье для дальнейшей модернизации существующего мобильного приложения, ориентированного на диагностику кожных патологий с применением лампы Вуда рассматривается объединение трёх основных технологических компонентов: библиотеки компьютерного зрения OpenCV, свёрточной нейронной сети MobileNetV2 и фреймворка для машинного обучения TensorFlow. Каждый из этих инструментов задействуется на разных стадиях обработки визуальной информации – от получения исходного кадра до формирования итогового заключения. В совокупности они выстраиваются в единый вычислительный конвейер.

В текущей версии приложения OpenCV уже используется функция для первичной обработки снимков, сделанных камерой смартфона в условиях ультрафиолетового освещения лампой Вуда. Интеграция нейросетевых модулей позволит вывести функциональность на новый уровень: от пассивной визуализации и базовых операций с

изображением к автоматическому распознаванию и классификации цветовых и текстурных паттернов, характерных для разных дерматологических состояний.

Предлагаемая архитектура усовершенствованного приложения может быть описана следующим образом. Пользователь с помощью камеры смартфона получает снимок поражённого участка кожи при освещении лампой Вуда. На первом этапе OpenCV осуществляет предобработку кадра: нормализацию яркости, шумоподавление, коррекцию цветового баланса и сегментацию области интереса. После этого подготовленное изображение направляется в нейросетевую модель, построенную с использованием TensorFlow и оптимизированной архитектуры MobileNetV2. Данная модель классифицирует цветовые и текстурные паттерны, ассоциированные с различными дерматологическими заболеваниями (грибковые инфекции, бактериальные поражения, нарушения пигментации и др.). TensorFlow Lite обеспечивает выполнение модели непосредственно на устройстве пользователя, что критически важно как для оперативности диагностики, так и для соблюдения конфиденциальности медицинских данных. Результат анализа в виде вероятностной оценки выводится в интерфейс приложения, выполняя роль вспомогательного инструмента для врача или средства первичного самоконтроля для пациента.

Ниже каждая из перечисленных технологий рассматривается более детально в контексте решаемой 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 [3].

Применительно к обработке изображений, полученных под лампой Вуда, OpenCV предоставляет следующие возможности:

- предобработка изображений – фильтрация шумов (медианный фильтр, гауссово размытие), повышение контрастности и коррекция цветовых искажений, неизбежно возникающих при съёмке на мобильные устройства;

- сегментация областей интереса – автоматическое выделение поражённых участков кожи на общем фоне с использованием пороговых методов, детектора границ Кэнни или алгоритмов поиска контуров. Это необходимо для того, чтобы нейросетевой анализ фокусировался именно на патологической зоне;

- извлечение цветовых и текстурных признаков – OpenCV предоставляет инструменты для работы с цветовыми пространствами (HSV, LAB), что особенно актуально в условиях лампы Вуда, где разные заболевания дают специфическое свечение (зелёное – при грибковых инфекциях, кораллово-красное – при эритезме и т.д.). Для анализа текстуры могут использоваться методы локальных бинарных шаблонов (Local Binary Patterns) и фильтры Габор.

После того как OpenCV выполнил предобработку и сегментацию, выделив область интереса, перед системой встаёт ключевая задача – классифицировать полученный фрагмент, то есть определить, какие патологические признаки (цвет, текстура, форма) на нём присутствуют и какому заболеванию они соответствуют. Для этого необходим инструмент, способный обучаться на примерах, извлекать сложные иерархические признаки и при этом работать в реальном времени непосредственно на смартфоне.

Традиционные глубокие нейронные сети с десятками миллионов параметров слишком требовательны к вычислительным ресурсам и объёму памяти, поэтому для мобильных применений были разработаны специализированные легковесные архитектуры. Одной из наиболее удачных и широко используемых является MobileNetV2 – свёрточная 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 сверточных 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 [4].

Ключевые характеристики MobileNetV2 применительно к нашей задаче:

- компактность – размер сети составляет всего несколько мегабайт (например, 6,8 МБ после преобразования в формат TensorFlow Lite), что позволяет легко встраивать её в мобильное приложение без существенного увеличения его объёма;

- высокая скорость инференса – на современных мобильных устройствах время обработки одного кадра может составлять около 50 мс, что обеспечивает работу в реальном времени. Это достигается за счёт архитектурных решений: использования обратных остаточных блоков (invertedresiduals) и линейных узких мест (linearbottlenecks);

- возможность трансферного обучения – 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 объёме 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 и определены методы предобработки изображений, ключевым вопросом становится выбор инструментария для обучения модели и её последующего развёртывания 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 её 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 [5].

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 TensorFlow Lite – после завершения обучения модель конвертируется в специальный формат (.tflite) с помощью конвертера TensorFlow Lite. 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;

– развёртывание на Android – TensorFlow Lite 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 теперь, каким образом описанные выше технологии объединяются в единый рабочий процесс мобильного приложения, предназначенного для первичной диагностики кожных заболеваний с использованием лампы Вуда.

Основная идея заключается в том, чтобы предоставить пользователю (пациенту или врачу) простой и доступный инструмент, позволяющий получить объективную оценку состояния кожи на основе анализа цвета и текстуры поражённого участка.

Первым этапом идет получение изображения. Пользователь направляет камеру смартфона на подозрительный участок кожи, предварительно освещённый 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 поддерживает два режима: съёмка непосредственно через камеру или загрузка ранее сохранённого изображения из галереи устройства. На этом этапе важно обеспечить корректный захват кадра с минимальными искажениями и достаточным разрешением для последующего анализа.

Второй этап – модуль предобработки: полученное изображение передаётся в модуль предобработки, реализованный на базе OpenCV. Здесь выполняются следующие операции:

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

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

– повышение контрастности – усиление границ между здоровой и поражённой 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.

Третий этап – цветовой анализ (OpenCV). 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 освещённости. Затем вычисляются гистограммы распределения оттенков и определяется доминирующий цвет свечения. Например, для грибковых инфекций характерно зелёное 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.

Четвёртый этап – нейросетевой анализ текстуры. Параллельно с цветовым анализом сегментированное изображение подаётся 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 чёткие границы при разноцветном лишае, гладкость и блеск при некоторых видах новообразований. Модель возвращает вектор вероятностей для каждого из заранее определённых классов заболеваний.

Пятый этап – объединение результатов и формирование заключения. 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.

Шестой этап – обеспечение конфиденциальности и автономности. Критически важным аспектом является то, что вся обработка данных, включая работу нейросети, выполняется непосредственно на смартфоне пользователя без передачи изображений на удалённые 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 её 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 цветочные 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 поражённых участков будет различаться. Нейросетевой анализ текстуры помогает различить такие случаи, снижая вероятность ложноположительных срабатываний и повышая достоверность результатов.

Кроме того, накопление статистики использования приложения создаёт 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 распространённых 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 отдалённых 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.

Выводы

В данной статье описан подход к модернизации мобильного приложения, предназначенного для диагностики кожных патологий с использованием лампы Вуда. Предложенное решение базируется на объединении трёх основных технологических компонентов: библиотеки компьютерного зрения OpenCV, лёгкой свёрточной нейросети MobileNetV2 и фреймворка машинного обучения TensorFlow. Каждый из этих инструментов вносит свой вклад в общий процесс: OpenCV отвечает за качественную предобработку и сегментацию снимков, MobileNetV2 берёт на себя классификацию цветowych и текстурных признаков патологических участков, а TensorFlow Lite обеспечивает выполнение обученной модели непосредственно на устройстве пользователя.

Совместное использование перечисленных технологий даёт синергетический эффект, при котором каждый компонент решает собственную специфическую задачу, а в совокупности они формируют полноценную диагностическую систему. Благодаря OpenCV достигается высокое качество входных данных за счёт шумоподавления, цветокоррекции и точного выделения зон интереса, что напрямую сказывается на надёжности последующего анализа. MobileNetV2, в свою очередь, позволяет распознавать не только цветowe характеристики флуоресцентного свечения, но и тонкие текстурные детали – такие как шелушение, рыхлость или гладкость поверхности.

Выполнение всех вычислений локально на устройстве с помощью TensorFlow Lite гарантирует конфиденциальность медицинских данных и обеспечивает работоспособность приложения даже при отсутствии стабильного интернет-соединения. Последнее особенно актуально для удалённых и труднодоступных регионов, где доступ к специализированной медицинской помощи ограничен, а качественная диагностика на ранних стадиях может иметь решающее значение для успешности лечения.

Разработанный подход может быть полезен как вспомогательный инструмент для врачей-дерматологов, позволяя им быстрее ориентироваться в клинической картине и принимать более обоснованные решения. Кроме того, приложение может применяться пациентами для первичного самоконтроля, способствуя своевременному выявлению кожных заболеваний и снижению числа запущенных случаев.

Перспективы дальнейшего развития данной системы связаны с расширением обучающей выборки за счёт включения более редких нозологий, адаптацией модели для работы с различными типами мобильных камер и источниками ультрафиолетового света, а также возможной интеграцией с телемедицинскими платформами для удалённого консультирования пациентов врачами.

Литература

- 1.Люминесцентная диагностика лампой Вуда [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.smclinic-spb.ru/doctor/dermatolog-venerolog/uslugi/6099-lyuminescentnaya-diagnostika-lampa-vuda>.
- 2.Лампа Вуда – эффективный медицинский и криминалистический прибор [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://pcgroup.ru/blog/lampa-vuda-effektivnyj-meditsinskij-i-kriminalisticheskij-pribor/>.
- 3.OpenCV в Python: зачем нужен и как использовать для работы с изображениями [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://kurshub.ru/journal/blog/opencv-что-это/>.
- 4.Распознавание изображений с помощью MobileNet[Электронный ресурс]. – Режим доступа:<https://www.tutorialspoint.com/article/image-recognition-using-mobilenet>.
- 5.Библиотека TensorFlow: пишем нейросеть и изучаем принципы машинного обучения [Электронный ресурс]. – Режим доступа:<https://skillbox.ru / media / code/biblioteka-tensorflow-pishem-neyroset-i-izuchaem-printsipy-mashinnogo-obucheniya/>.