

УДК 004.8



А.И. Мороз, А.В. Ржеуцкий, С.Ю. Ржеуцкая
Вологодский государственный университет

СПОСОБ РАСПОЗНАВАНИЯ ЗАБОЛЕВАНИЙ ГЛАЗ ПО СНИМКАМ ОПТИЧЕСКОЙ КОГЕРЕНТНОЙ ТОМОГРАФИИ

В статье предлагается способ повышения точности и полноты распознавания патологий на диагностических снимках, основанный на использовании нейронной сети глубокого обучения Residual Network-18, дообученной для выявления конкретных заболеваний глаз. Приводятся результаты проведенного вычислительного эксперимента, убедительно доказавшего преимущества использованного подхода. Представлена архитектура системы поддержки принятия решения врачом-офтальмологом.

Нейронные сети глубокого обучения, распознавание патологий на диагностических снимках, оптическая когерентная томография, автоматическое диагностирование заболеваний глаз.

Одним из перспективных направлений применения информационных технологий в медицинской диагностике является автоматическое распознавание патологий на снимках, полученных методами рентгенографии, оптической томографии или другими способами. Для решения этой востребованной на практике задачи обычно используется аппарат искусственных нейронных сетей [1]. Несмотря на значительный объем исследований, выполняемых в данном направлении, актуальность задачи год от года только возрастает, поскольку нейросетевые архитектуры, методы и алгоритмы динамично развиваются, следовательно, требуется адаптация новых перспективных алгоритмов к задаче распознавания патологий на диагностических снимках с целью повышения точности поставленного диагноза.

В статье предлагается подход к решению данной задачи, основанный на применении нейронной сети, предварительно обученной для решения задачи распознавания объектов на изображении. Для конкретизации области выполненного исследования в ходе вычислительного эксперимента для дообучения нейронной сети использовалась большая выборка снимков оптической когерентной томографии глаза, полученная из открытых источников.

На начальном этапе исследования было проанализировано современное состояние проблемы. По дан-

ном Международного агентства по профилактике слепоты, во всем мире около 285 миллионов человек страдают от нарушений зрения, при этом 39 миллионов являются слепыми. В России заболеваемость глаз составляет около 11 тысяч человек на 100 тысяч населения. Ежегодно в России впервые становятся инвалидами из-за нарушения зрения около 45 тысяч человек. При этом 22 % инвалидов по зрению составляет молодежь [2].

В большинстве случаев нарушения зрения можно предотвратить или полностью вылечить при своевременном распознавании и назначении верного лечения. Например, развитие слепоты при таких заболеваниях, как хориоидальная неоваскуляризация, диабетический макулярный отек и макулярная дегенерация, можно предотвратить. Одним из способов выявления этих заболеваний является распознавание их по снимкам оптической когерентной томографии глаза (ОКТ).

ОКТ – это одно из диагностических обследований, при котором используется луч света для сканирования структур глаза. Этот метод позволяет получить изображение структур глазного яблока в поперечном сечении, по которым можно детально изучить состояние сетчатки, ее слоев, а также оценить взаимоотношения между витреоретинальными структурами и состояние зрительного нерва и нервных волокон [3]. Пример снимка ОКТ показан на рисунке 1.

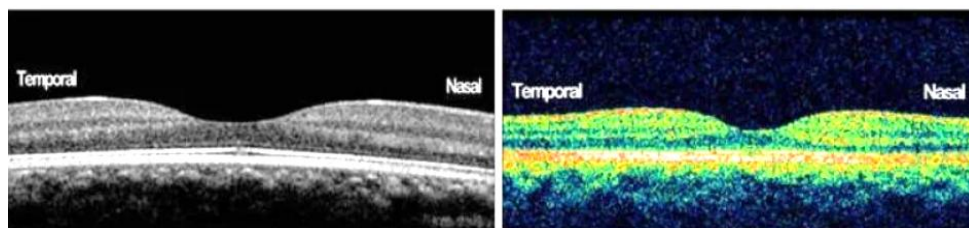


Рис. 1. Снимок ОКТ

Ежегодно в мире делается более 30 миллионов снимков оптической когерентной томографии. Анализ большого объема данных занимает значительное время, при этом постановка правильного диагноза является очень ответственной задачей, так как при постановке неправильного диагноза либо при запоздалой постановке диагноза у пациента могут возникнуть серьезные проблемы со зрением. Методы машинного обучения и автоматизация процесса проведения исследований помогут врачам ускорить процесс выставления диагноза по снимкам ОКТ и повысить его качество.

В ходе исследования была поставлена задача выбора метода машинного обучения, который может обеспечить максимальную эффективность распознавания патологий [4]. Традиционно для решения задачи распознавания объектов на изображении используется аппарат нейронных сетей, обученных на огромной выборке обработанных вручную образцов (согласно существующей практике – не менее полумиллиона!). Но для решения нашей узкой задачи обработки снимков ОКТ такой обучающей выборки в открытых источниках найти невозможно. Поэтому был принят подход к обучению нейронной сети, который появился в последние годы и получил название Transfer Learning. Он состоит в использовании нейронной сети, заранее обученной на огромной выборке обработанных изображений различного характера, с последующим дообучением модели на новой выборке, предназначенной для решения конкретной узкой задачи.

Процесс Transfer Learning состоит из нескольких шагов. Сначала мы выбираем заранее обученную модель, затем замораживаем веса модели и добавляем новый слой для решения новой задачи. Этот слой будет обучаться на новых данных, а веса предыдущих слоев останутся неизменными. После того, как новый слой дообучен на новых данных, размораживаются веса предыдущих слоев и вся модель еще раз обучается на новых данных. Это позволяет улучшить показатели качества модели и уменьшить время обучения.

В данном исследовании было принято решение использовать предварительно обученную модель Residual Network-18 (ResNet-18). ResNet-18 является нейронной сетью глубокого обучения, которая была разработана для решения задач классификации изображений. Она была обучена на универсальном наборе ImageNet, в котором содержится 1 млн изображений различного характера. ResNet-18 состоит из 18 слоев, включая сверточные, пулинговые и полносвязные слои. Она использует блоки с двумя сверточными слоями и пропусками, которые позволяют сохранить информацию оригинального изображения. На завершающем этапе работы сети используется полносвязный слой для классификации изображений на заданные классы.

ResNet-18 является одной из наиболее распространенных архитектур нейронных сетей для задач классификации изображений и рекомендуется для использования в таких приложениях, как распознавание

лиц, распознавание объектов и медицинская диагностика.

Эксперимент со снимками ОКТ проводился с целью выявления (или исключения) следующих заболеваний:

- хориоидальная неоваскуляризация (CNV);
- диабетический макулярный отек (DME);
- макулярная дегенерация (DRUSEN).

Если ни одно из данных заболеваний не было выявлено, снимок классифицировался как NORMAL. Таким образом решалась задача классификации с четырьмя четко определенными классами.

Для дообучения модели ResNet-18 применительно к задаче анализа снимков ОКТ использовалась выборка с сайта kaggle [5], которая содержит более 80 тыс. снимков ОКТ. Перед включением в обучающую выборку каждое изображение проходило через многоуровневую систему оценки, состоящую из нескольких уровней обученных оценщиков с возрастающим опытом для проверки и коррекции меток изображений.

Код для алгоритма обучения нейронной сети был написан на языке программирования Python с использованием фреймворков fastai, keras, tensorflow, которые предназначены для обучения нейронных сетей. После окончания дообучения модель была сохранена во внешнем файле, чтобы далее можно было ее использовать для распознавания снимков в веб-приложении для врача-офтальмолога.

Модель обучалась с помощью функции `fit_one_cycle(1, slice(lr1, lr2))` библиотеки fastai, которая используется для машинного обучения модели на одном цикле с определенной скоростью обучения. Скорость обучения подбиралась функцией `lr_find()`.

Оценка качества обученной модели выполнялась по критериям точности и полноты распознавания патологий. С этой целью использовалась отдельная экзаменационная выборка снимков, не участвовавших в процессе обучения. Она составляла 30 % от всей выборки снимков с сайта kaggle, отобранных случайным образом. В результате вычислительного эксперимента была получена матрица неточности (confusion matrix), которая показана на рисунке 2.

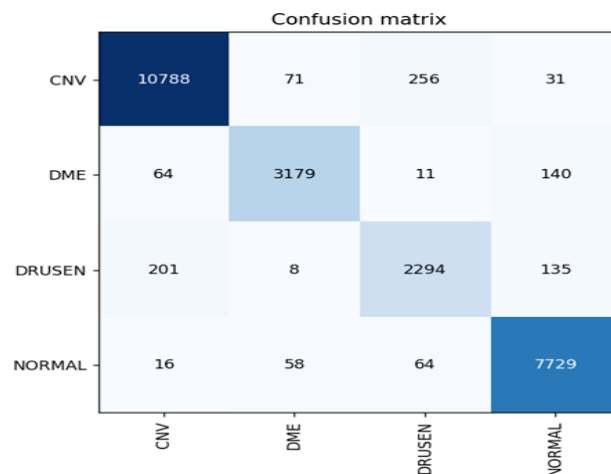


Рис. 2. Матрица неточности

По диагонали матрицы представлены количества правильно классифицированных снимков (три перечисленные выше заболевания глаз и отсутствие заболеваний – всего четыре класса). В остальных клетках – небольшие количества неверно классифицированных снимков.

С помощью матрицы неточности рассчитывались два основных показателя качества обученной модели – точность (precision) и полнота (recall) классификации. Для расчета использовались следующие формулы:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

где TP (True Positive) – количество верно классифицированных объектов данного класса, а FP (False Positive) – количество неверно классифицированных объектов данного класса;

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

где FN (False Negative) – количество объектов других классов, которые были неверно отнесены к данному классу.

Результаты расчетов представлены в таблице.

Таблица

Точность и полнота распознавания заболеваний глаз

	CNV	DME	DRUSEN	NORMAL
Точность	98 %	94 %	87 %	98 %
Полнота	97 %	96 %	87 %	96 %

На основе полученных результатов можно сделать вывод о хорошем качестве обученной модели распознавания заболеваний глаз. Для сравнения был проделан эксперимент с нейронной сетью, которая обучалась «с нуля» на той же самой выборке с сайта kaggle, при этом точность и полнота классификации в среднем получились немногим более 80 %. Использование предварительно обученной нейронной сети ResNet-18 позволило повысить точность и полноту классификации не менее чем на 15 %.

Также на основе полученных результатов можно сделать вывод о том, что показатели качества существенно зависят от размера обучающей выборки, так как по классу DRUSEN было меньше всего снимков (8616) и по нему же самая низкая точность и полнота, а по классу CNV было больше всего снимков (37 205), при этом точность и полнота у него получились самые высокие.

Важным практическим выводом по результатам вычислительного эксперимента можно считать доказательство того, что предложенная и обученная модель на основе ResNet-18 может оказать существенную поддержку врачу-офтальмологу при постановке диагноза, но не в состоянии полностью исключить его участие при принятии окончательного решения, так как точность определения наличия или отсутствия заболевания не стопроцентная. Очевидно, что в ближайшем будущем добиться полностью автоматического диагностирования заболеваний глаз не представляется возможным.

По результатам исследования была разработана веб-система поддержки принятия решения для врача-офтальмолога [6], которая размещена на платформе GitHub и доступна для свободного скачивания. Архитектурное решение для данной системы представлено на рисунке 3.

Вся информация, необходимая для постановки диагноза пациентам, хранится в базе данных (снимки ОКТ хранятся в отдельной папке). Серверная часть системы (Backend) выполняет загрузку снимков и их проверку в соответствии с обученной моделью, хранящейся в отдельном файле. Врач просматривает полученный результат классификации снимка, взаимодействуя через браузер с клиентской частью системы (Frontend), которая обеспечивает удобный и комфортный пользовательский интерфейс.

Таким образом, теоретические и практические результаты проведенного исследования позволили реализовать хорошую программную поддержку для врача-офтальмолога, что позволит повысить скорость выставления диагноза и качество поставленного диагноза в сложных случаях заболеваний глаз.

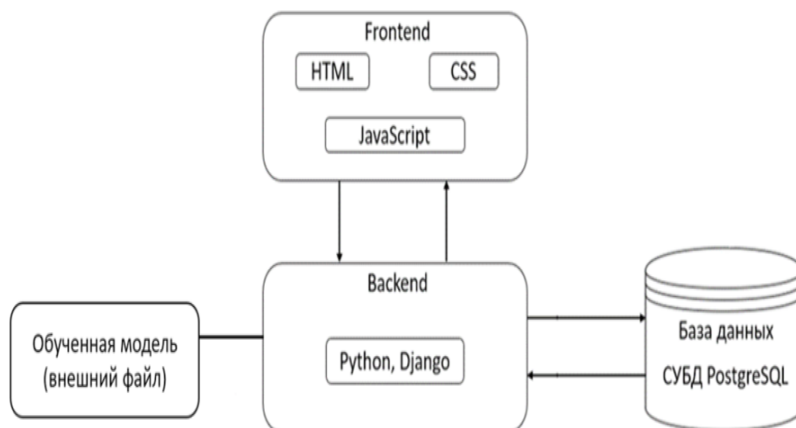


Рис. 3. Архитектура системы и используемые программные средства

Литература

1. Виды нейронных сетей. – Текст : электронный // python-school.ru : сайт. – URL: <https://python-school.ru/blog/types-of-neural-nets/> (дата обращения: 13.03.2024).

2. Статистика заболеваний глаз. – Текст : электронный // gia.ru : сайт. – URL: <https://gia.ru/20161013/1478940323.html> (дата обращения: 13.03.2024).

3. Оптическая когерентная томография. – Текст : электронный // mgkl.ru : сайт. – URL: <https://mgkl.ru/uslugi/diagnostika/opticheskayakogerentnayatomoglafiya> (дата обращения: 13.03.2024).

4. Андрианов, И. А. Междисциплинарный дистанционный практикум для студентов ИТ-направлений / И. А. Андрианов, С. Ю. Ржеуцкая, М. В. Харина, // Открытое образование. – 2021. – Т. 25, № 2. – С. 41–50.

5. Retinal OCT Images. – Текст : электронный // www.kaggle.com : сайт. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/kermany2018?datasetId=17839&sortBy=voteCount> (дата обращения: 13.03.2024).

6. Сергушичева, А. П. Технологии разработки программного обеспечения : учебное пособие / А. П. Сергушичева. – Вологда : ВоГУ, 2019. – 92 с.

A.I. Moroz, A.V. Rzhetsky, S.Y. Rzhetskaya
Vologda State University

METHOD OF RECOGNIZING EYE DISEASES BY OPTICAL COHERENCE TOMOGRAPHY IMAGES

The article proposes a method for increasing the accuracy and completeness of recognition of pathologies in diagnostic images based on the use of a deep learning neural network Residual Network-18 additionally trained to identify specific eye diseases. The results of a computational experiment that convincingly prove the advantages of the approach used are presented. The architecture of a decision support system for an ophthalmologist is presented.

Deep learning neural networks, recognition of pathologies in diagnostic images, optical coherence tomography, automatic diagnosis of eye diseases.