

РАСПОЗНАВАНИЕ РАКА КОЖИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Д. А. Павлов

*Белорусский государственный университет, пр. Независимости, 4,
220030, г. Минск, Беларусь, fiz.pavlovda@bsu.by
Научный руководитель — И. А. Карпович, кандидат
физико-математических наук, доцент кафедры полупроводников и наноэлектроники*

Рак кожи - одно из самых часто встречаемых дерматологических заболеваний свойственных человеку. За несколько последних десятилетий. По данным Всемирной организации здравоохранения, ежегодно диагностируется около 2 миллионов новых случаев заболевания, причем количество зарегистрированных заболеваний за последние несколько десятилетий имеет свойство лишь увеличиваться.

***Ключевые слова:** рак кожи; меланома; машинное обучение; глубокое обучение; нейронные сети; графическая классификация.*

ВВЕДЕНИЕ

Рак кожи - одно из наиболее распространенных дерматологических заболеваний. По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), частота возникновения данного заболевания растет на протяжении нескольких последних десятилетий. Самым опасным видом данного заболевания считается меланома. Именно эта разновидность болезни чаще всего приводит к летальному исходу. Данное явление можно обосновать тем, что визуально меланома практически не отличима от доброкачественных заболеваний, что делает визуальную диагностику заболевания долгим и неточным процессом, что, в свою очередь, приводит к распознаванию заболевания на поздних этапах, когда летальный исход уже куда более вероятен.

При обнаружении злокачественных образований на ранних этапах, хирургическое вмешательство может гарантировать практически нулевую смертность. Именно поэтому важнейшим этапом борьбы с меланомой считается ее ранняя диагностика. Однако даже опытные дерматологи не всегда могут отличить доброкачественные образования от тех, что ими не являются.

В свою очередь, алгоритмы машинного обучения показали, что они справляются с задачей графической классификации весьма успешно, делает возможным создание на их основе инструмента-помощника в области диагностики.

ХОД РАБОТЫ

Стоит сказать, что идея классификации дерматологических заболеваний методами глубокого обучения не нова. Основным инструментом, используемым в подобных задачах являются сверточные нейронные сети, которые, чередуя сверточные и pooling-овые слои, позволяют добиться высокого уровня точности классификации. В свою очередь, основной проблемой, не дающей широко внедрить методы глубокого обучения в процесс диагностики, является отсутствие достаточного количества публичных данных, на которых может быть обучена нейронная сеть.

Однако, несмотря на вышеизложенную проблему, публичные данные, необходимые для решения поставленной задачи, были найдены в открытых источниках.

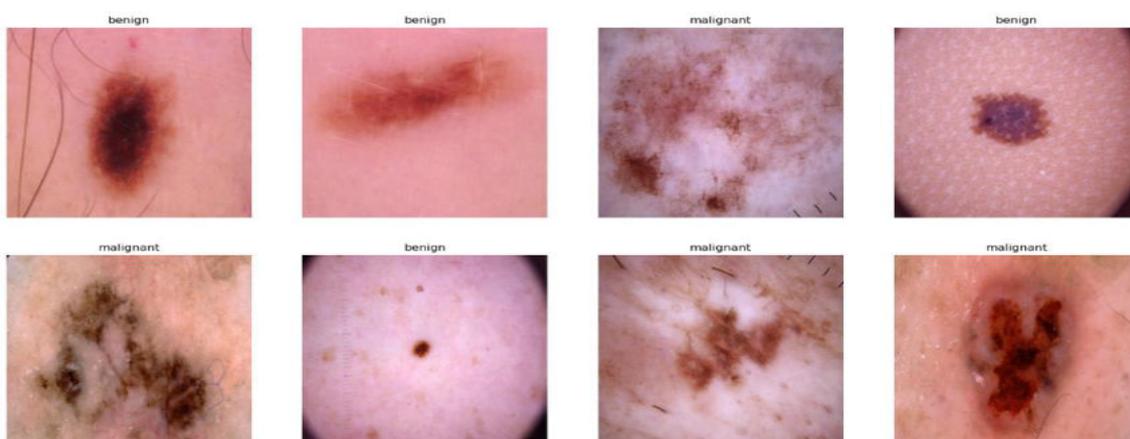


Рис. 1. Примеры изображений здоровых (benign) и больных (malignant) образований

В ходе обучения нейронных сетей, было выявлено, что обучение на полученной выборке не дает нужных результатов, после чего было принято решение, под действием трансформации данных (поворот изображений на случайный угол и затемнение некоторых из них), увеличить уже существующую выборку.

После увеличения количества данных и обучения на них нейронных сетей, было принято решение, ради более высоких значений точности распознавания, строить нейронные сети на основе уже существующих архитектур, которые показали себя достаточно хорошо в задачах графической классификации. Такими архитектурами стали: VGG16, ResNet50 и EfficientNetB0. На основе этих архитектур, были созданы нейронные сети DiNet1 (VGG16), DiNet2 (ResNet50) и DiNet3 (EfficientNetB0). Основной метрикой, для оценки работы нейронной сети было выбрано Accuracy.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

где TP - количество значений, которые модель определила к классу 1 (в нашем случае, 1 - болезнь есть) и они действительно принадлежат этому классу; FN - количество значений, которые модель определила к классу 0 (в нашем случае, 0 - болезнь отсутствует), но в действительности эти случаи оказались в классе 1; FP - количество значений, которые модель определила к классу 1, но в действительности они принадлежат классу 0; TN - количество значений, которые модель определила к классу 0 и они в действительности принадлежат классу 0.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Таким образом, для созданных сетей были получены следующие значения метрик:

	precision	recall	f1-score
benign	0.89	0.96	0.92
malignant	0.95	0.86	0.90
accuracy			0.91
macro avg	0.92	0.91	0.91
weighted avg	0.92	0.91	0.91

Рис. 2. Метрики Precision, Recall, F1 Score и Accuracy для DiNet3

ВЫВОД

В ходе работы была создана 3x-сверточная нейронная сеть на основе различных архитектур. Наилучшим образом себя показала сеть DiNet3, созданная на основе архитектуры EfficientNetB0. Разработанная модель позволяет давать предсказания с точностью около 91% о присутствии или отсутствии рака кожи на изображении.

Дальнейшее развитие проекта автор видит либо в создании Web-приложения, либо же в разработке Desktop-приложения непосредственно для врачей, работающих с дерматологическими заболеваниями.

Библиографические ссылки

1. “Machine Learning”, авторы: J. P. Mueller, L. Massaron (2021 г.).
2. “Artificial Intelligent and Computer Vision”, авторы: M. Kasam, S. Ganju (2022 г.).
3. “Machine Learning, Neural and Statistical Classification”, авторы: D. Michie, D.J. Spiegelhalter, C.C. Taylor (2016 г.).
4. “Математические основы машинного обучения и прогнозирования”, автор: В. Вьюгин (2017 г.).
5. “Машинное обучение без лишних слов”, автор: А.Бурков (2018 г.).