

# Классификация дерматоскопических изображений с помощью сверточной нейронной сети

В.А. Дерюгина

Самарский национальный исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
latoryxx@gmail.com

И.А. Матвеева

Самарский национальный исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
m-irene-a@yandex.ru

**Аннотация**—Статья посвящена решению задачи классификации дерматоскопических изображений новообразований кожи. Основной целью работы является выявление изображений опухоли злокачественной меланомы среди других заболеваний кожи при помощи нейросетевого классификатора. Классификатор построен на базе сверточной нейронной сети архитектуры Inception-V3. В работе использованы два набора данных. Для обучения нейронной сети применялся набор дерматоскопических снимков HAM10K, находящийся в открытом доступе. Второй набор данных получен при помощи макета дерматоскопа. Изображения из второго набора данных были предварительно обработаны с помощью цветокоррекции. В результате обучения нейронной сети на первом наборе данных удалось достичь точности классификации более 90%. Полученные результаты показывают, что нейросетевая классификация может быть использована в медицинской диагностике для диагностики новообразований.

**Ключевые слова**—дерматоскопия, злокачественная меланома, классификация, медицинская диагностика, нейронная сеть, новообразование, цветокоррекция

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Злокачественные новообразования кожи являются одними из наиболее часто диагностируемых онкологических заболеваний [1]. А злокачественная меланома является одним из самых опасных видов рака кожи, хотя и встречается реже, чем другие злокачественные поражения кожи. Из-за высокой вероятности метастазирования смертность от меланомы составляет около 74% [2].

Повысить выживаемость пациентов со злокачественной меланомой помогает постановка диагноза на самых ранних стадиях развития заболевания [3]. Именно поэтому ранняя диагностика новообразований кожи крайне актуальна. Основным диагностическим инструментом при всех видах новообразований является визуальный осмотр врачом-дерматологом. Такой способ диагностики нельзя считать полностью достоверным, так как на ранних стадиях различные новообразования кожи могут быть похожи по своему внешнему виду. Так, например, злокачественная меланома может быть похожа на пигментный невус [3], поэтому точность постановки диагноза полностью зависит от квалификации врача-специалиста и составляет от 60 до 80%. «Золотым стандартом» диагностики новообразований является гистологическое исследование. Оно является инвазивным, так как для его проведения требуется получение биоптата. Кроме того, в

случае злокачественной меланомы взятие биопсии может спровоцировать дальнейшее развитие опухоли [2, 3].

Одним из перспективных оптических методов диагностики кожных заболеваний является дерматоскопия. Тем не менее, анализ изображений по-прежнему остается нетривиальной задачей, и точность постановки диагноза зависит от опыта и квалификации врача. В последнее время для анализа и классификации дерматоскопических изображений используют методы машинного обучения с привлечением глубокого обучения [4, 5].

В данной работе предлагается использовать для анализа дерматоскопических изображений сверточные нейронные сети.

## 2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В работе использованы два набора данных дерматоскопических изображений. Первый набор данных — это свободно распространяемый набор изображений HAM10K. Он содержит 1113 изображений злокачественных меланом и 8902 изображений других новообразований. Фактический диагноз для каждого случая был подтвержден с помощью гистологического исследования или основан на консенсусе дерматологов [6]. В исследовании набор HAM10K был использован для обучения и тестирования нейронной сети.

Второй набор данных состоит из 112 изображений злокачественной меланомы и 689 изображений других новообразований (среди которых 249 пигментных невусов, 177 кератозов, 175 базальноклеточных карцином, 74 папиллом, 14 плоскоклеточных карцином). Фактический диагноз для каждого случая был подтвержден с помощью гистологического исследования. Изображения второго набора данных были получены при помощи макета дерматоскопа [7].

Сбор данных для исследования проводился на базе Самарского областного клинического онкологического диспансера. Получаемые при помощи макета дерматоскопа изображения имеют искаженную цветопередачу (см. Рис. 1, б) и могут не подходить для совместного использования с первым набором данных в одном классификаторе. Поэтому изображения второго набора данных прошли предварительную цветокоррекцию, которая проводилась с использованием следующих соотношений:

$$R = 0,85 * R + 0,15 * (1,8 * B), \quad (1)$$

$$G = 0,75 * G, \quad (2)$$

$$B = 1,8 * V, \quad (3)$$

где R, G, B — обозначения красного, зеленого и синего цветовых каналов, соответственно.

Коэффициенты цветокоррекции были подобраны таким образом, чтобы снимки из второго набора данных совпадали по яркости, контрастности и балансу белого с снимками из набора HAM10K (см. Рис. 1, а, в).

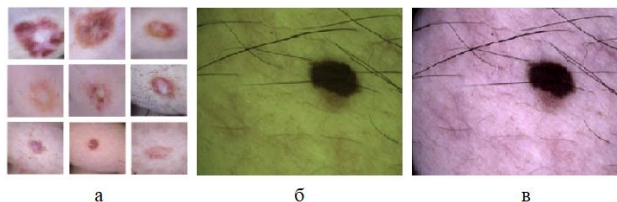


Рис. 1. Изображения, сделанные с использованием поляризованного света: а) изображения из набора HAM10K (размер 600x450); б) изображение, полученное с помощью дерматоскопа, до цветокоррекции (размер 1920x1080); в) изображение, полученное с помощью дерматоскопа, после цветокоррекции (размер 1920x1080)

Как видно из Рис. 1, после цветокоррекции изображение участка кожи более похоже на изображения из первого набора данных и не имеет желто-зеленого подтона.

Классификатор дерматоскопических изображений новообразований кожи построен на основе нейронной сети и реализован на языке Python. Использована архитектура сверточной нейронной сети Inception-V3. Модель Inception-V3 была выпущена в 2015 году, она имеет в общей сложности 42 слоя и более низкий коэффициент ошибок, чем ее предшественники [8]. Классификатор позволяет выделять изображения меланомы среди других новообразований кожи.

### 3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Обучение и тестирование нейронной сети проводилось на компьютере, оснащённом процессором Intel(R) Core (TM) i7-10700KF 3,80 ГГц, видеокартой NVIDIA GeForce RTX 3080 и 32 ГБ оперативной памяти.

Метрики обучения представлены на Рис. 2.

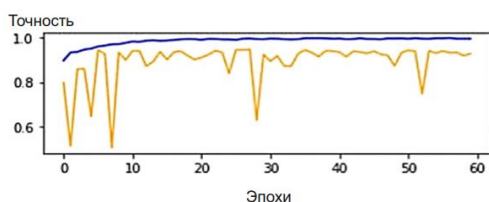


Рис. 2. Точность модели классификации (синий – обучающая выборка, желтый – валидационная выборка)

Как видно из рисунка 2 можно увидеть, что модель, вероятно, не следует обучать дальше, поскольку значение точности в обоих наборах данных перестает увеличиваться к 20 эпохе. Мы также видим, что модель еще не переобучилась на наборе данных. Точность классификации изображений первого набора данных HAM10K на тестовом наборе составила 91%. Продемонстрирована достаточно высокая точность разделения новообразований кожи. Она сопоставима с результатами других исследований, где для классификации новообразований использованы методы машинного обучения [4, 5, 9].

### 4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе показана возможность классификации дерматоскопических изображений новообразований кожи с помощью сверточной нейронной сети архитектуры Inception-V3. При обучении нейронной сети на свободно распространяемом наборе дерматоскопических изображений удалось достичь точности бинарной классификации (меланомы и не меланомы) более 90%, что сопоставимо или превышает точность классификации изображений другими методами.

В качестве предварительной обработки в работе представлена цветокоррекция изображений. В дальнейшем планируется реализовать алгоритм оптимального подбора коэффициентов цветокоррекции, который будет основываться на данных о яркости и контрастности исходного изображения. Такая предобработка позволит использовать изображения из первого и второго набора данных совместно в едином наборе и проводить дообучение нейронной сети. В дальнейшем предложенный нейросетевой классификатор позволит модернизировать макет дерматоскопа, что поможет использовать его в качестве экспертной системы при постановке диагноза.

Дальнейшие исследования будут посвящены оптимизации представленного классификатора, а именно дообучению и тестированию нейронной сети на втором наборе данных. Кроме того, планируется провести дополнительное исследование необходимости цветокоррекции и ее влияния на результаты обучения нейронной сети.

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Cancer [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cancer> (01.11.2022).
- [2] Melanoma Skin Cancer [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.cancer.org/cancer/melanoma-skin-cancer.html> (01.11.2022).
- [3] Friedman, R. J. Early detection of malignant melanoma: the role of physician examination and self-examination of the skin / R. J. Friedman, D. S. Rigel, A. W. Kopf // CA: a cancer journal for clinicians. — 1985. — Vol. 35(3). — P. 130-151.
- [4] Myakinin, O. O. Dermoscopy analysis of RGB-images based on comparative features / O. O. Myakinin et al. // Applications of Digital Image Processing XXXVIII. — SPIE. — 2015. — Vol. 9599. — P. 694-700.
- [5] Гаврилов, Д. А. Автоматизированная диагностика меланомы кожи на основе математической модели искусственной сверточной нейронной сети / Д. А. Гаврилов и др. // Research'n Practical Medicine Journal. — 2018. — Т. 5, № 3. — С. 110-116.
- [6] Skin Cancer MNIST: HAM10000 [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.kaggle.com/datasets/kmader/skin-cancer-mnist-ham10000> (01.11.2022).
- [7] Коновалов, С. Г. Программно-аппаратный дерматоскопический комплекс для in vivo диагностики рака кожи / С. Г. Коновалов и др. // Оптические методы исследования потоков. — 2019. — С. 142-148.
- [8] Сикорский, О. С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений / О. С. Сикорский // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. — 2017. — Т. 20. — С. 37-42.
- [9] Konovalov, S. G. Dermoscopy software tool for in vivo automatic malignant lesions detection / S. G. Konovalov et al. // Journal of Biomedical Photonics & Engineering. — 2018. — Vol. 4(4). — P. 040302.