УДК 004.891.3 EDN: HAZHYO

# МЕТОДЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДЕРМАТОЛОГИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

**А.Б. Домрачева** domracheva@bmstu.ru
**И.П. Иванов** ivanov@bmstu.ru
**М.О. Корлякова** mkorlyakova@bmstu.ru

**МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация**

**Аннотация**

Рассмотрены подходы к разработке и подготовке моделей для обработки изображений и практической апробации системы нейросетевого визуального анализа дерматологических проблем для массового скрининга кожи лица пациента с использованием изображений с камер стандартных мобильных устройств. Актуальность работы обусловлена увеличением спроса на удаленные инструменты предварительной диагностики. Предложена схема организации модели обработки данных, ключевой особенностью которой является модульная архитектура, позволяющая гибко расширять перечень распознаваемых патологий. Особое внимание уделено решению проблем, связанных с использованием обучающих выборок с грубой и зашумленной разметкой. Для повышения качества обучения предложен и протестирован комплекс методов адаптации данных, включающий аугментацию и псевдоразметку. Формирование моделей проведено в рамках энкодер-декодерных архитектур для сегментации изображений. Финальные оценки состояния кожи лица пациента представляют собой визуальное и количественное отображение для пользователя. Приведены результаты экспериментов, демонстрирующие достигнутую точность моделей, подтверждая практическую состоятельность предложенного подхода для создания масштабируемых медицинских диагностических систем. Общее качество анализа по сбалансированной точности 0,9–0,98. Результаты исследования имеют значение для развития телемедицинских технологий и получили применение в коммерческих и исследовательских проектах

**Ключевые слова**

*Сегментация изображений, сверточная нейронная сеть, перенос обучения, DICE, дерматология*

Поступила 22.08.2025
Принята 15.06.2026
© Автор(ы), 2026

*Работа выполнена в рамках гранта ФАСИЕ (заявка № С1ИИ-418115, проект 101256)*

**Введение.** Современные методы медицинской диагностики используют разнообразные средства интеллектуальной поддержки взаимодействия врача и пациента для повышения качества диагностики. Одним из таких примеров является удаленная и/или автоматическая предварительная диагностика проблем пациента по поступающим от него изображениям, полученным со стандартных мобильных устройств. Особенно интересны такие решения для дерматологии и косметологии, где визуальная картина несет большую часть первичной информации о проблеме пациента. Кроме того, существует огромное число приложений для анализа визуальных проблем внешности человека для целей коммерческого применения в рекомендательных системах при продаже услуг и продуктов косметологической направленности. Примеры таких приложений приведены в табл. 1.

Основная цель проектов — зафиксировать проблемы кожи косметологического направления при формировании рекомендаций продуктов для покупателя и привлечь пользователей на свои площадки. Существует значительное число проектов, которые решают и чисто медицинские проблемы диагностики дерматологических заболеваний. Наиболее известные проекты направлены на оценку состояния кожи для ранней самодиагностики различных критичных поражений кожи, таких как меланома.

Среди них необходимо отметить классифицирующие системы Moleanalyser pro[1], Skiniv[2], SkinGEN [1, 2]. Однако эти системы направлены на самостоятельную локализацию области потенциального поражения кожи пользователем и передачу в систему только изображения именно этого проблемного участка. Для общих косметических и дерматологических проблем типа розацеа, сухости кожи, повышенной пористости, дряблости или пигментации кожи это не всегда возможно, так как они, как правило, имеют нечеткие границы и значительные области поражения. При этом существует необходимость отслеживания состояния кожи и указания проблемных областей как для врача косметолога в режиме удаленного анализа, так и для пациента на этапе самоанализа.

*Цель настоящей работы* — разработка средств, которые обеспечат локализацию и оценку степени дерматологических и/или косметологических проблем кожи человека в режиме удаленного самоанализа и фиксации проблем пациента.

[1] Moleanalyser pro. URL: https://www.premium-a.ru/video/moleanalyser-pro-iskusstvennyj-intellekt-v-diagnostike-raka-kozhi (дата обращения: 13.01.2026).

[2] Руководство по раку кожи: виды, симптомы и диагностика. URL: https://skinive.com/ru/skin-cancer-types (дата обращения: 13.01.2026).

Рассмотрим особенности визуальной диагностики косметологических и дерматологических проблем кожи человека.

**Материалы и методы.** Определим варианты проблем кожи человека, которые предполагается исследовать. Традиционный набор проблем для систем косметического направления составлен на основе анализа продуктов, приведенных в табл. 1, и содержит следующие позиции: акне, морщины, покраснение, камедоны, гиперпигментация, сухость кожи, мешки под глазами, темные круги под глазами, расширенные поры, дряблость кожи, птоз, дерматоз. Поскольку предлагается использовать методы одновременной локализации и оценки уровня проблем, то естественным методом анализа изображений является сегментация входного кадра с оценкой вероятности проблемы в каждом пикселе изображения кожи. Следует учесть, что часть проблем может пересекаться, т. е. в одной области будет больше одной проблемы. Например, акне может быть в области повышенной пигментации или на фоне покраснения. Это означает, что каждая проблема должна рассматриваться индивидуально в постановке задачи в форме есть/нет. Особенности формирования моделей распознавания проблем кожи можно продемонстрировать на примере трех типов проблем.

1. Точечные — акне, (папулы, пистулы, камедоны) — характеризуются небольшой площадью и произвольным положением на лице.

2. Региональные — покраснение, пигментация, области жирной или сухой кожи, области расширенных пор — характеризуются значительной областью и нечеткими границами.

3. Линейные — морщины, шрамы — имеют протяженный характер.

Взаимодействие с пользователем происходит через средства удаленного доступа с помощью фотографий через камеру телефона или компьютера, что ограничивает варианты рабочих изображений крупномасштабной съемкой [3], а также список доступных публичных наборов данных только теми, у которых есть крупномасштабные изображения. Примеры таких публичных наборов данных по проблемам дерматологии приведены в табл. 2.

Основная проблема таких наборов в том, что они имеют разные масштабы представления данных и способы аннотирования [4]. Это приводит к необходимости рассматривать методы интеграции данных разного типа к одной рабочей платформе. Кроме того, предполагаемый список проблем может расширяться с течением времени, что требует от базовой схемы решения задач анализа дерматологических проблем обеспечить необходимую гибкость в интеграции новых частей анализа в существующие процессы обработки данных.

*Таблица 1*

**Примеры приложений для анализа визуальных проблем внешности человека**

| Продукт | Тип оценок | Технология оценок | Локализация проблем на лице |
|---|---|---|---|
| SkinIQ[1] | Уровень | Детектор | Не визуализирует |
| Basic Beauty– Skincare routine[2] | Бинарные | Классификатор | |
| Pure Skincare Coach: Beauty[3] | Уровни | Детектор и сегменты по областям | |
| Beauty Scanner[4] | Цифровой | Регрессионная оценка | |
| Lovi–AI Cosmetic Scanner App[5] | | Сегментация | Показывает локализацию проблемы |
| TroveSkin: Skincare Coach[6] | | | |
| L'Oréal's Skin Genius[7] | | Регрессионная оценка | Не визуализирует |
| Scanderm–Магнит косметикс[8] | | | |
| Geltek Skin Assistant[9] | | Детектор | Показывает локализацию проблемы рамкой |

[1] SkinIQ. URL: https://skiniqapp.com (дата обращения: 13.01.2026).
[2] Basic Beauty–Skincare routine. URL: https://basicbeauty.app (дата обращения: 13.01.2026).
[3] Pure Skincare Coach: Beauty 2.0.5. URL: https://pure-skincare-coach-beauty.updatestar.com (дата обращения: 13.01.2026).
[4] Beauty Scanner. URL: https://apps.apple.com/ru/app/beauty-scanner-анализ-лица/id1249757954 (дата обращения: 13.01.2026).
[5] Lovi–AI Cosmetic Scanner App. URL: https://lovi.care (дата обращения: 13.01.2026).
[6] TroveSkin: Skincare Coach. URL: https://isnur.github.io/troveskin-demo (дата обращения: 13.01.2026).
[7] L'Oreal's Skin Genius. URL: https://www.loreal-paris.ru/skin-genius (дата обращения: 13.01.2026).
[8] Scanderm–Магнит косметикс . URL: https://scanderm.pro (дата обращения: 13.12.2025).
[9] Geltek Skin Assistant. URL: https://geltek.ru/ai-skin (дата обращения: 13.01.2026).

*Таблица 2*

**Публичные наборы данных по проблемам дерматологии**

| Набор данных | Аннотация | Проблемы кожи | Размер примера | Число примеров | Тип примера |
|---|---|---|---|---|---|
| ISIC2018[1] [5] | Сегментация | 7 | 3000 × 2000 | 2594 | Дермаскопия |
| Fitzpatrick17k [6] | Классификация | Несколько проблем | Разный | 16 577 | Крупномасштабные |
| HIBA[2] | | Меланома | | 1616 | Дермаскопия |
| Dermnet[3] | | > 20 проблем | | 15 500 | Крупномасштабные |
| HAM10000 [7] | | Меланома | 3000 × 2000 | 10 000 | Крупный, есть дополнительные сведения |

[1] ISIC2018. URL: https://www.kaggle.com/datasets/tschandl/isic2018-challenge-task1-data-segmentation (дата обращения: 13.01.2026).

[2] HIBA. URL: https://github.com/piashiba/HIBASkinLesionsDataset/tree/main (дата обращения: 13.01.2026).

[3] Dermnet. URL: https://www.kaggle.com/datasets/shubhamgoel27/dermnet (дата обращения: 13.01.2026).

Задачи медицинской диагностики в постановке с выделением или детектированием области поражения кожи имеют огромное значение, активно исследуются с использованием подходов на основе нейронных сетей и во многом связаны с анализом изображений текстур и цвета, что делает модели класса на основе энкодер–декодер архитектур основным рабочим инструментом [8, 9]. Среди наиболее известных архитектурных решений можно выделить модели класса Unet [9, 10], которые разработаны специально для сегментации изображений гистологии тканей. Такая архитектура получила широкое распространение в дерматологии и имеет несколько эффективных вариантов (Unet+, Unet++ [10, 11]), которые показывают отличные результаты при решении задач разного типа. Кроме классических моделей, в настоящее время развитие получили методы сегментации и медицинской диагностики с применением больших лингвистических моделей[3] [2, 12, 13], поскольку они позволяют объединять процессы подготовки описаний проблем, выявляемых на изображениях, дополнительных данных о пациентах и широкий спектр профессиональной информации, доступной из внешних источников. Значительный интерес представляют модели-комплексы, которые разделяют задачи на несколько уровней понимания, что позволяет сравнительно быстро получать надежные и точные предсказания. Для объектной сегментации огромное значение приобрели модели на основе трансформерных архитектур, такие как ViT и SWiN, которые дали возможность перейти к новым уровням качества сегментации [14–18] с метриками DICE в интервале [0,84–0,94].

С учетом изложенного сделан выбор в пользу моделей сегментации как варианта оценки проблем по фотографиям пользователей, что потребовало формирования гибкой системы обучения и настройки моделей под изменяющийся список задач при условии неполной разметки данных, адаптации разнородных данных в общий рабочий набор примеров для обучения.

Первичные эксперименты по генерации данных и моделей по комплексу (акне, морщины, пигментация) проблем одновременно показали низкую эффективность: DICE = [0,36–0,46]. Кроме того, параллельная обработка проблем в едином потоке анализа приводит к существенному различию качества распознавания по классам. Причиной стала очень небольшая выборка примеров, размеченных одновременно на значительное множество проблем. Кроме того, актуальна проблема неполной разметки данных. Рассматриваемые открытые наборы данных имеют метки только части необхо-

[3] Руководство по раку кожи: виды, симптомы и диагностика.

димых классов. Это особенно существенно в рамках перспективы развития моделей для анализа новых проблем, поскольку нет возможности гарантировать полную разметку текущих данных для всех будущих классов. Преодолеть проблему пересекающихся классов и неполной разметки данных можно, реализуя распознающие модели в виде отдельных потоков обработки по каждой проблеме в соответствии со схемами, приведенными на рис. 1, и генерируя модели на основе технологии переноса обучения.

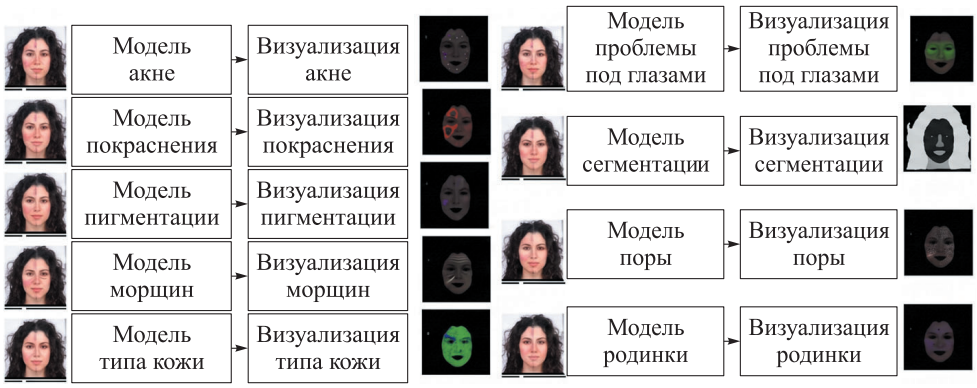



**Рис. 1.** Схемы организации обработки проблем кожи

В результате обучения первых моделей для анализа проблем выявлено, что модели проблем одного типа (точечные, региональные или линейные) работают на близких по описанию особенностях изображений. Предполагается, что перенос обучения на уровне проблем одного типа эффективней, чем для разнородных. Это позволило соединить в одном потоке обработки разные проблемы кожи: акне, покраснения, пигментацию. Создана схема из четырех базовых моделей, на которых построены модели частных проблем. Таким образом, речь идет о нескольких основных предобученных моделях для формирования следующих моделей. Можно предложить следующую схему обработки: формирование данных для описания отдельной проблемы кожи лица, их верификация с экспертами, обучение распознаванию отдельной проблемы и выбор оптимального варианта для дообучения, оценка результата и калибровка.

Перенос обучения позволяет быстро и независимо формировать новые потоки обработки для новых исследуемых проблем [19]. Обучение проводится на частично размеченных данных. Существующий в настоящее время набор данных содержит аннотации в объеме, приведенном в табл. 3, т. е. хотя уникальных изображений использовано более 10 000, но для самой аннотированной проблемы (акне) существует всего 7000 кад-

ров. Частные наборы формируются с условием выделения 20 % отложенной выборки. Ко всем данным применяется значительная аугментация геометрического типа [20]: поворот, отражение, случайный кроп (обрезка с учетом обязательного включения целевого класса в формируемый случайный кадр для проблем, похожих на акне).

*Таблица 3*

**Объем данных**

| Проблема | Внешние наборы данных | Набор данных типов кожи | Собранный набор данных | Всего записей |
|---|---|---|---|---|
| Покраснение | 2020 | – | 1800 | 3820 |
| Темные круги под глазами | 2080 | | 1800 | 3880 |
| Родинки | 505 | | 1800 | 2305 |
| Акне | 5358 | | 1800 | 7158 |
| Пигментация | 1660 | | 1800 | 3460 |
| Веснушки | 555 | | – | 555 |
| Увеличенные поры | 920 | 600 | 1800 | 3320 |

Обучение моделей проведено в комплексе потерь следующего вида:

$$L = aL_{bce} + bL_{\mathrm{DICE}}, \tag{1}$$

где $a, b$ — вес потерь классификации и сегментации; $L_{bce}$ — бинарная кросс-энтропия; $L_{\mathrm{DICE}}$ — потери сегментации. По результатам экспериментов веса $a, b$ установлены на уровне 0,5 (равноценный взнос классификации и сегментации).

**Результаты.** Оценка результатов переноса обучения (тип входа RGB) из энкодеров на разные проблемы пациента приведена в табл. 4. Декодер каждой модели формировался независимо в изолированном наборе примеров, а результаты обучения подвергаются независимой калибровке для получения максимальной оценки DICE для каждой проблемы. Примеры сырых результатов переноса обучения приведены на рис. 2.

Для каждого результата разметки исследуемых проблем кожи пациента сделана интегральная количественная оценка в форме

$$Level = \frac{\sum Net(x, y)}{S_{face}}, \tag{2}$$

где $Net(x, y)$ — пиксельный ответ модели для проблемы кожи; $S_{face}$ — площадь лица в пикселях. Полученные оценки проверены с помощью парного сопоставления экспертом (человеком) и показали совпадение 80 % оценок качественного плана на сбалансированной выборке пар.

*Таблица 4*

**Оценка результатов переноса обучения (тип входа RGB)**

| Тип модели | Энкодер-декодер | Аугментация | Гиперпараметры | Acc Balance |
|---|---|---|---|---|
| Акне, *UNet*, базовая модель 1 | *DenseNet*121, декодер глубины 5 | Поворот, отражение, случайный кроп | Adam ($lr = 0{,}0001$, $b1 = 0{,}5$, $b2 = 0{,}9$), 44 эпоха, BCELoss, DICELoss, патчи $256 \times 256$ из области интереса | 0,96 (± 0,003) |
| Тип кожи, *UNet*, базовая модель 1 | *DenseNet*121, декодер глубины 3 | | 10 эпоха | 0,97 (± 0,005) |
| Покраснение, *UNet*, базовая модель 1 | *DenseNet*121, декодер глубины 3 | | 10 эпоха | 0,90 (± 0,050) |
| Пигментация, *UNet*, базовая модель 1 | *DenseNet*121, декодер глубины 3 | | 10 эпоха | 0,91 (± 0,005) |
| Проблемы под глазами, *MANet* [21], базовая модель 2 | Энкодер, сегментация, патчи $128 \times 128$ | Отражение | Adam ($lr = 0{,}0001$, $b1 = 0{,}5$, $b2 = 0{,}9$), 100 эпох, BCELoss, DICELoss, патчи $128 \times 128$ из области интереса | 0,98 (± 0,010) |

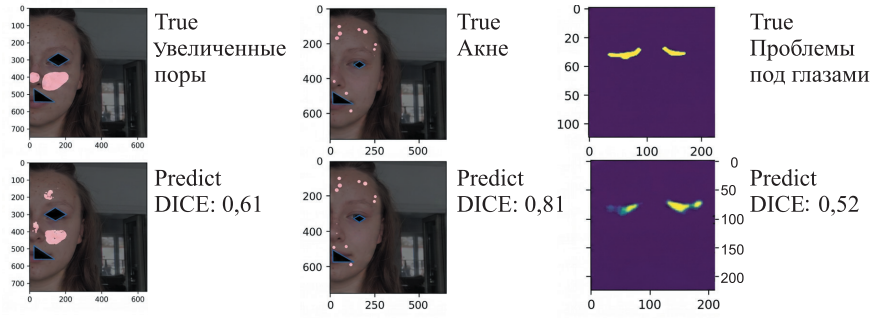



**Рис. 2.** Примеры сырых результатов переноса обучения

Результаты анализа подвергнуты постобработке для демонстрации пользователю и собраны в виджет, который в настоящее время работает в составе сайта librederm.ru в качестве средства удаленного анализа проблем пациента (сканирование лица). Примеры продуктовой визуализации результатов разметки приведены на рис. 3.




**Рис. 3.** Продуктовая визуализация результата разметки проблем кожи

В настоящее время ведется работа по интеграции проблем, связанных с распознаванием и оценкой специфичных реакций кожи на химиотерапию, при лечении онкозаболеваний в сотрудничестве с НМИЦ онкологии им. Н.Н. Петрова и развивается интеграция с рядом ресурсов для разработки специализированных модулей распознавания проблем кожи разного происхождения и природы.

**Заключение.** Использование переноса обучения в задачах близкой предметной области позволило значительно сократить объем необходимых ресурсов и времени для формирования комплекса проблем, а также

создать процедуру настройки распознавания следующих проблем для подключения к анализу косметологических и дерматологических моделей анализа кожи. Значительное расширение базы примеров за счет адаптации неспецифичных типов разметки позволяет существенно увеличить объем датасетов, а применение техники сглаженных меток — сделать такое расширение полезным для обучения моделей.

Ручная разметка и ее валидация профильными специалистами гарантируют качество распознавания и формируют механизм удаленной диагностики и отслеживания проблем в удобной для пациентов и врачей-дерматологов форме модели взаимодействия через фотографирование в мобильных устройствах.

***Благодарности***

*Выражаем благодарность за помощь в верификации аннотаций данных и результатов автоматического анализа сотрудникам Клиники Щербатовой, и в частности консультанту Ю.Г. Пудовкиной, коллегам из отдела разработки проекта LUUK-FRATA ООО «УК Решения» П.В. Иванову, М.Ю. Лазареву, С.А. Ташлиеву.*

## ЛИТЕРАТУРА

[1] Lin B., Xu Y., Bao X., et al. SkinGEN: an explainable dermatology diagnosis-to-generation framework with interactive vision-language models. *Proc. 30th IUI*, 2025, pp. 1287–1296. DOI: https://dl.acm.org/doi/10.1145/3708359.3712098

[2] Zhou J., He X., Sun L., et al. Pre-trained multimodal large language model enhances dermatological diagnosis using SkinGPT-4. *Nat. Commun.*, 2024, vol. 15, no. 1, art. 5649. DOI: https://doi.org/10.1038/s41467-024-50043-3

[3] Panagoulias D.P., Tsoureli-Nikita E., Virvou M., et al. Dermacen analytica: a novel methodology integrating multi-modal large language models with machine learning in dermatology. *Int. J. Med. Inform.*, 2025, art. 105898. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2025.105898

[4] Yan S., Yu Z., Primiero C., et al. A multimodal vision foundation model for clinical dermatology. *Nat. Med.*, 2025, vol. 31, pp. 2691–2702. DOI: https://doi.org/10.1038/s41591-025-03747-y

[5] Codella N.C.F., Gutman D., Celeby M.E., et al. Skin lesion analysis toward melanoma detection: a challenge at the 2017 International symposium on biomedical imaging (ISBI), hosted by the international skin imaging collaboration (ISIC). *15th ISBI*, 2018, pp. 168–172. DOI: https://doi.org/10.1109/ISBI.2018.8363547

[6] Groh M., Harris C., Soenksen L.R., et al. Evaluating deep neural networks trained on clinical images in dermatology with the Fitzpatrick 17k dataset. *Proc. IEEE/CVF Conf. Comp. Vision Pattern Recognition*, 2021, pp. 1820–1828. DOI: https://doi.org/10.1109/CVPRW53098.2021.00201

[7] Tschandl P., Rosendahl C., Kittler H. The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions. *Sc. Data*, 2018, vol. 5, no. 1, art. 180161. DOI: https://doi.org/10.1038/sdata.2018.161

[8] Параскевопуло К.М., Наркевич А.Н., Виноградов К.А. Алгоритмы сегментации для выделения объектов на цифровых изображениях кожи. *Вестник новых медицинских технологий*, 2020, т. 27, № 4, с. 106–109. EDN: JMBSGT

[9] Смалюк А.Ф., Дешко М.С., Купчикова И.Д. Сегментация дерматоскопических изображений новообразований кожи. Сравнение методик. *Системный анализ и прикладная информатика*, 2024, № 1, с. 50–58.
DOI: https://doi.o9rg/10.21122/2309-4923-2024-1-50-58

[10] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: *Medical image computing and computer-assisted intervention — MICCAI 2015*. Munich, Springer, 2015, pp. 234–241.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28

[11] Zhou Z., Siddiquee M.M.R., Tajbakhsh N., et al. Unet++: a nested Unet architecture for medical image segmentation. In: *Deep learning in medical image analysis and multimodal learning for clinical decision support*. Granada, Springer, 2018, pp. 3–11.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-00889-5_1

[12] Shi P., Qiu J., Abaxi S.M.D., et al. Generalist vision foundation models for medical imaging: a case study of segment anything model on zero-shot medical segmentation. *Diagnostics*, 2023, vol. 13, no. 11, art. 1947.
DOI: https://doi.org/10.3390/diagnostics13111947

[13] Saeed N. MediFact at MEDIQA-M3G 2024: medical question answering in dermatology with multimodal learning. *Proc. 6th Clinical Natural Language Processing Workshop,* 2024, pp. 339–345. DOI: https://doi.org/10.18653/v1/2024.clinicalnlp-1.32

[14] Rahman M.M., Marculescu R. Medical image segmentation *via* cascaded attention decoding. *IEEE/CVF WACV*, 2023, pp. 6211–6220.
DOI: https://doi.org/10.1109/WACV56688.2023.00616

[15] Ren T. MA2-Net: multi-scale adaptive attention-enhanced network for brain tumor detection. *5th ACCTCS,* 2025, pp. 1137–1143.
DOI: https://doi.org/10.1109/ACCTCS66275.2025.00198

[16] She Q., Sun S., Ma Y., et al. LUCF-Net: lightweight u-shaped cascade fusion network for medical image segmentation. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, 2025, vol. 29, no. 3, pp. 2088–2099. DOI: https://doi.org/10.1109/JBHI.2024.3506829

[17] Mohan J., Sivasubramanian A., Ravi V., et al. Enhancing skin disease classification leveraging transformer-based deep learning architectures and explainable AI. *Comput. Biol. Med.*, 2025, vol. 190, art. 2110007.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2025.110007

[18] Iqbal S., Zeeshan M., Mehmood M., et al. TESL-Net: a transformer-enhanced CNN for accurate skin lesion segmentation. *DICTA*, 2024, pp. 313–320.
DOI: https://doi.org/10.1109/DICTA63115.2024.00054

[19] Киранов Д.М., Рындин М.А., Козлов И.С. Активное обучение и перенос знаний в задаче сегментации изображений документов. *Труды Института системного программирования РАН*, 2021, т. 33, № 6, с. 205–216.
DOI: https://doi.org/10.15514/ISPRAS-2021-33(6)-14

[20] Cubuk E.D., Zoph B., Mané D., et al. AutoAugment: learning augmentation strategies from data. *IEEE/CVF CVPR*, 2019, pp. 113–123.
DOI: https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00020

[21] Fan T., Wang G., Li Y., et al. MA-Net: a multi-scale attention network for liver and tumor segmentation. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 179656–179665.
DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025372

**Домрачева Анна Борисовна** — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры «Теоретическая информатика и компьютерные технологии» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Иванов Игорь Потапович** — д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой «Теоретическая информатика и компьютерные технологии» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Корлякова Мария Олеговна** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Теоретическая информатика и компьютерные технологии» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

**Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:**

Домрачева А.Б., Иванов И.П., Корлякова М.О. Методы нейросетевого анализа данных для решения задач дерматологической диагностики. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2026, № 3 (156), с. 127–142.
EDN: HAZHYO

## METHODS OF NEURAL NETWORK DATA ANALYSIS FOR SOLVING PROBLEMS OF DERMATOLOGICAL DIAGNOSTIC

**A.B. Domracheva** domracheva@bmstu.ru
**I.P. Ivanov** ivanov@bmstu.ru
**M.O. Korlyakova** mkorlyakova@bmstu.ru

**BMSTU, Moscow, Russian Federation**

**Abstract**

This article analyzing development approaches and preparing models for image processing, along with the practical testing of a neural network-based visual analysis system for dermatological issues. The system is designed for mass screening of facial skin using images captured by mobile device cameras. The work is driven by the growing demand for remote preliminary diagnostic tools. The

**Keywords**

*Image segmentation, convolution neural net, transfer learning, DICE, dermatology*

research proposes an original data processing model, whose key feature is a modular architecture that allows for flexible expansion of the list of recognizable pathologies. For training, used datasets with coarse and noisy labels. To improve training quality, a set of data adaptation methods, including augmentation and pseudo-labeling, has been proposed and tested. Model development was carried out within encoder-decoder architectures for image segmentation, and the final skin condition assessments are presented to the user in both visual and quantitative forms. Experimental results are provided, demonstrating the achieved accuracy of the models and confirming the practical viability of the proposed approach for creating scalable diagnostic systems. The overall analysis quality, measured by Balanced Accuracy, ranges from 0.9 to 0.98. The results of this work are significant for the advancement of telemedical technologies and have been applied in commercial and research projects

Received 22.08.2025
Accepted 15.06.2026
© Author(s), 2026

*The work was carried out within the framework of a FASIE grant (application no. C1II-418115, project 101256)*

## REFERENCES

[1] Lin B., Xu Y., Bao X., et al. SkinGEN: an explainable dermatology diagnosis-to-generation framework with interactive vision-language models. *Proc. 30th IUI*, 2025, pp. 1287–1296. DOI: https://dl.acm.org/doi/10.1145/3708359.3712098

[2] Zhou J., He X., Sun L., et al. Pre-trained multimodal large language model enhances dermatological diagnosis using SkinGPT-4. *Nat. Commun*., 2024, vol. 15, no. 1, art. 5649.
DOI: https://doi.org/10.1038/s41467-024-50043-3

[3] Panagoulias D.P., Tsoureli-Nikita E., Virvou M., et al. Dermacen analytica: a novel methodology integrating multi-modal large language models with machine learning in dermatology. *Int. J. Med. Inform*., 2025, art. 105898.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2025.105898

[4] Yan S., Yu Z., Primiero C., et al. A multimodal vision foundation model for clinical dermatology. *Nat. Med*., 2025, vol. 31, pp. 2691–2702.
DOI: https://doi.org/10.1038/s41591-025-03747-y

[5] Codella N.C.F., Gutman D., Celeby M.E., et al. Skin lesion analysis toward melanoma detection: a challenge at the 2017 International symposium on biomedical imaging (ISBI), hosted by the international skin imaging collaboration (ISIC). *15th ISBI*, 2018, pp. 168–172. DOI: https://doi.org/10.1109/ISBI.2018.8363547

[6] Groh M., Harris C., Soenksen L.R., et al. Evaluating deep neural networks trained on clinical images in dermatology with the Fitzpatrick 17k dataset. *Proc. IEEE/CVF Conf. Comp. Vision Pattern Recognition*, 2021, pp. 1820–1828.
DOI: https://doi.org/10.1109/CVPRW53098.2021.00201

[7] Tschandl P., Rosendahl C., Kittler H. The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions. *Sc. Data*, 2018, vol. 5, no. 1, art. 180161. DOI: https://doi.org/10.1038/sdata.2018.161

[8] Paraskevopulo K.M., Narkevich A.N., Vinogradov K.A. Segmentation algorithms for objects highlighting in digital skin images. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy* [Journal of New Medical Technologies], 2020, vol. 27, no. 4, pp. 106–109 (in Russ.). EDN: JMBSGT

[9] Smalyuk A.F., Deshko M.S., Kupchikova I.D. Segmentation of dermatoscopic images of skin lesions. Comparison of methods. *Sistemnyy analiz i prikladnaya informatika* [System Analysis and Applied Information Science], 2024, no. 1, pp. 50–58 (in Russ.).
DOI: https://doi.o9rg/10.21122/2309-4923-2024-1-50-58

[10] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: *Medical image computing and computer-assisted intervention — MICCAI 2015*. Munich, Springer, 2015, pp. 234–241.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28

[11] Zhou Z., Siddiquee M.M.R., Tajbakhsh N., et al. Unet++: a nested Unet architecture for medical image segmentation. In: *Deep learning in medical image analysis and multimodal learning for clinical decision support*. Granada, Springer, 2018, pp. 3–11.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-00889-5_1

[12] Shi P., Qiu J., Abaxi S.M.D., et al. Generalist vision foundation models for medical imaging: a case study of segment anything model on zero-shot medical segmentation. *Diagnostics*, 2023, vol. 13, no. 11, art. 1947.
DOI: https://doi.org/10.3390/diagnostics13111947

[13] Saeed N. MediFact at MEDIQA-M3G 2024: medical question answering in dermatology with multimodal learning. *Proc. 6th Clinical Natural Language Processing Workshop*, 2024, pp. 339–345. DOI: https://doi.org/10.18653/v1/2024.clinicalnlp-1.32

[14] Rahman M.M., Marculescu R. Medical image segmentation *via* cascaded attention decoding. *IEEE/CVF WACV*, 2023, pp. 6211–6220.
DOI: https://doi.org/10.1109/WACV56688.2023.00616

[15] Ren T. MA2-Net: multi-scale adaptive attention-enhanced network for brain tumor detection. *5th ACCTCS*, 2025, pp. 1137–1143.
DOI: https://doi.org/10.1109/ACCTCS66275.2025.00198

[16] She Q., Sun S., Ma Y., et al. LUCF-Net: lightweight u-shaped cascade fusion network for medical image segmentation. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, 2025, vol. 29, no. 3, pp. 2088–2099. DOI: https://doi.org/10.1109/JBHI.2024.3506829

[17] Mohan J., Sivasubramanian A., Ravi V., et al. Enhancing skin disease classification leveraging transformer-based deep learning architectures and explainable AI. *Comput. Biol. Med.*, 2025, vol. 190, art. 2110007.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2025.110007

[18] Iqbal S., Zeeshan M., Mehmood M., et al. TESL-Net: a transformer-enhanced CNN for accurate skin lesion segmentation. *DICTA*, 2024, pp. 313–320.
DOI: https://doi.org/10.1109/DICTA63115.2024.00054

[19] Kiranov D.M., Ryndin M.A., Kozlov I.S. Active learning and transfer learning for document segmentation. *Trudy Instituta sistemnogo programmirovaniya RAN* [Proceedings of ISP RAS], 2021, vol. 33, no. 6, pp. 205–216 (in Russ.).
DOI: https://doi.org/10.15514/ISPRAS-2021-33(6)-14

[20] Cubuk E.D., Zoph B., Mané D., et al. AutoAugment: learning augmentation strategies from data. *IEEE/CVF CVPR*, 2019, pp. 113–123.
DOI: https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00020

[21] Fan T., Wang G., Li Y., et al. MA-Net: a multi-scale attention network for liver and tumor segmentation. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 179656–179665.
DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025372

**Domracheva A.B.** — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Theoretical Computer Science and Computer Technologies, BMSTU (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Ivanov I.P.** — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Head of the Department of Theoretical Computer Science and Computer Technologies, BMSTU (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Korlyakova M.O.** — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Theoretical Computer Science and Computer Technologies, BMSTU (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

**Please cite this article in English as:**

Domracheva A.B., Ivanov I.P., Korlyakova M.O. Methods of neural network data analysis for solving problems of dermatological diagnostic. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2026, no. 3 (156), pp. 127–142 (in Russ.). EDN: HAZHYO