

DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(5)-17



Применение моделей машинного обучения для многоклассовой классификации дерматоскопических снимков новообразований кожи

¹ А.В. Козачок, ORCID: 0000-0002-6501-2008 <a.kozachok@ispras.ru>

¹ А.А. Спирин, ORCID: 0000-0002-7231-5728 <a.spirin@ispras.ru>

¹ О.И. Самоваров, ORCID: 0000-0002-7006-7193 <samov@ispras.ru>

² Е.С. Козачок, ORCID: 0000-0003-2912-0754 <muza2804@gmail.com>

¹ Институт системного программирования РАН,
Россия, 109004, г. Москва, ул. А. Солженицына, д. 25.

² ООО «Бьюти Клиник»,
Россия, 302040, Орел, ул. Октябрьская, д. 77, лит. А.

Аннотация. В статье рассмотрены вопросы практической оценки качества современных моделей машинного обучения, реализованных на основе глубоких нейронных сетей и визуальных трансформеров. Описаны параметры проведенного эксперимента на наборе данных ISIC 2018. Приведена статистика по категориям рассмотренных поражений кожи. Проведенный статистический анализ полученных результатов позволил авторскому коллективу сформировать новую бинарную категорию: меланоцитарные и немеланоцитарные поражения кожи. Эксперименты по обучению нейросетевых моделей были выполнены на мощностях Цифровой экосистемы ИЦМУ.

Ключевые слова: модели машинного обучения; раннее обнаружение меланомы и рака кожи; набор данных ISIC 2018.

Для цитирования: Козачок А.В., Спирин А.А., Самоваров О.И., Козачок Е.С. Применение моделей машинного обучения для многоклассовой классификации дерматоскопических снимков новообразований кожи. Труды ИСП РАН, том 36, вып. 5, 2024 г., стр. 241–252. DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(5)-17.

Благодарности: Исследование поддержано Фондом содействия инновациям (Договор № 386ГС1ЦТС10-D5/91114 от 14.06.2024 г.).

Application of Machine Learning Models for Multiclass Classification of Dermatoscopic Images of Skin Neoplasms

¹ A.V. Kozachok, ORCID: 0000-0002-6501-2008 <a.kozachok@ispras.ru>

¹ A.A. Spirin, ORCID: 0000-0002-7231-5728 <a.spirin@ispras.ru>

¹ O.I. Samovarov, ORCID: 0000-0002-7006-7193 <samov@ispras.ru>

² E.S. Kozachok, ORCID: 0000-0003-2912-0754 <muza2804@gmail.com>

¹ Institute for System Programming of the Russian Academy of Sciences,
25, Alexander Solzhenitsyn st., Moscow, 109004, Russia.

² LLC «Beauty Clinic»,

77 A, Oktyabrskaya st., Orel, 302040, Russia.

Abstract. The scientific article considers the issues of practical quality assessment of modern machine learning models implemented on the basis of deep neural networks and visual transformers. The parameters of the conducted experiment on the ISIC 2018 dataset are described. The statistics on the categories of the considered skin lesions is given. The statistical analysis of the obtained results allowed the author's team to form a new binary category: melanocytic and non-melanocytic skin lesions. Experiments on training neural network models were performed at the facilities of the NCMU Digital Ecosystem.

Keywords: **melanoma:** machine learning models; early melanoma and skin cancer detection; ISIC 2018 dataset.

For citation: Kozachok A.V., Spirin A.A., Samovarov O.I., Kozachok E.S. Application of machine learning models for multiclass classification of dermatoscopic images of skin neoplasms. *Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS*, vol. 36, issue 5, 2024. pp. 241-252 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(5)-17.

Acknowledgements. The research was supported by the Foundation for the Promotion of Innovation (Agreement No. 86ГЦ1ЦТC10-D5/91114 14.06.2024).

1. Введение

Раннее выявление заболеваний кожи, представляющих потенциальную опасность для жизни и здоровья пациента, способно значительно снизить заболеваемость и смертность, поскольку стадия поражения тесно связана с дальнейшим прогнозом. Использование искусственного интеллекта (далее – ИИ), являющегося неинвазивной технологией, может помочь врачам общей практики в ранней диагностике рака кожи, в том числе меланомы. Многие модели ИИ используют, на этапе обучения, предварительно созданные базы данных изображений, которые зачастую не совпадают, на этапе распознавания, с изображениями, сделанными в реальных условиях (освещение, качество изображения, угол поворота камеры и т.п.) врачами общей практики или самими пациентами в домашних условиях. Цель исследования заключается в анализе эффективности использования современных моделей ИИ на базе сверточных нейронных сетей с использованием набора данных от Международной организации по визуализации кожи (The International Skin Imaging Collaboration – ISIC, США Нью-Йорк). Врачи общей практики, работающие совместно с ИИ, имеют больше шансов на первичную диагностику меланомы. Для решения задачи автоматической оценки изображений, на предмет наличия поражений кожи, необходимо использование автоматизированных платформ для сбора и анализа данных [1]. Любая автоматизированная платформа – это интерфейс взаимодействия, модель машинного обучения, работающая в паре с набором данных. Ключевым аспектом платформы является выбор эффективной модели машинного обучения и набора данных.

2. Существующие проблемы использования ИИ в медицине

Несмотря на успехи в использовании ИИ для диагностики меланомы и рака кожи, остаются нерешенные проблемы:

1. Демографическая неполнота данных: наборы данных, такие как ISIC, включают преимущественно изображения пациентов определенных этнических групп и с определенным типом кожи, что ограничивает их применение. Данная проблема является основным мотивирующим фактором создания Отечественной платформы по сбору дерматоскопических снимков кожи пациентов из РФ.
2. Предвзятость и ошибки классификации: модели ИИ показывают разную точность при классификации редких видов рака кожи, что может привести к ложноположительным результатам и снизить доверие к системам ИИ.
3. Этичность и конфиденциальность данных: сохранение конфиденциальности пациентов остается актуальной проблемой, особенно при сборе и использовании больших объемов медицинских данных. В настоящее время разработаны стандартизирующие документы в области сбора и использования медицинских данных пациентов.
4. Стандартизация медицинских изображений. Стандарт DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) является широко применяемым форматом для хранения и передачи медицинских изображений, особенно в таких областях, как радиология, кардиология и онкология. Однако его применение в дерматоскопии до сих пор ограничено и не стандартизировано на таком же уровне, как для других типов медицинских изображений. Дерматоскопические изображения не всегда требуют такой же детализации и метаданных, как изображения из радиологии. В большинстве случаев дерматоскопические снимки делаются с помощью оптических или цифровых камер без специализированных устройств визуализации, что затрудняет их стандартизацию в формате DICOM. Несмотря на усилия, направленные на улучшение стандартизации изображений, дерматология ещё не приняла DICOM повсеместно, поскольку дерматоскопические изображения чаще сохраняются в стандартных форматах (JPEG, PNG). Это снижает барьеры для врачей и пациентов, которые могут легко просматривать и обмениваться такими изображениями, но усложняет стандартизацию и интеграцию в системы PACS (Picture Archiving and Communication Systems) [2]. Некоторые публикации описывают попытки внедрить DICOM для дерматологии, фокусируясь на добавлении стандартизированных метаданных для дерматоскопии (например, тип камеры, условия освещения и угол съемки). Однако пока это остаётся на стадии экспериментов и редко встречается в повседневной клинической практике [3, 4].

В современном мире цифровой дерматологии автоматизированной диагностике уделяется большое внимание. С 2015 года FDA (Food and Drug Administration, Управление по санитарному надзору за качеством пищевых продуктов и медикаментов) при Министерстве здравоохранения и социальных служб США регулирует деятельность в области потребительских диагностических приложений. Европейский союз в 2017 году выпустил Регламент 2017/745 о медицинских устройствах. Европейская комиссия в 2020 году опубликовала «Белую книгу» по продвижению европейской экосистемы передового опыта и доверия в области ИИ.

Согласно п. 19 Регламента 2017/745 о медицинских устройствах программное обеспечение общего назначения, которое может использоваться в медицинских учреждениях и в домашних условиях медицинским изделием не считается и к такому программному обеспечению не предъявляется дополнительных требований по сертификации и вводу в эксплуатацию. В «Белой книге» отмечается необходимость популяризации искусственного

интеллекта в повседневной жизни, при этом особую роль документ отводит повышению доверия к ИИ со стороны граждан.

Зарубежное законодательство отмечает необходимость создания систем ИИ, позволяющих облегчить работу врачей-дерматологов в решении задач постановки предварительных диагнозов, однако технических требований к системам компьютерного зрения, изображениям, устройствам, моделям машинного обучения нормативные документы не предъявляют.

Вместе с тем в Российской Федерации развитию искусственного интеллекта уделяется достаточное внимание. Начиная с 2019 года в России выпущен ряд нормативных правовых актов: Национальная стратегия развития искусственного интеллекта, Концепции развития регулирования отношений в сфере технологий искусственного интеллекта и робототехники до 2024 года, комплекс национальных стандартов «Системы искусственного интеллекта в клинической медицине» (ГОСТ Р 59921.0-2022- ГОСТ Р 59921.9-2022). Основной целью законодательства является стимулирование разработки систем искусственного интеллекта, позволяющих обеспечить внедрение прогнозной аналитики возникновения и развития заболеваний, а также анализ изображений различных патологий. При этом в отличии от зарубежного законодательства, российское считает программное обеспечение, использующее системы искусственного интеллекта в медицинской сфере, медицинским изделием и предъявляет к таким системам определенные требования: к наборам данных, к системе в целом и валидации полученных результатов. Учитывая современные требования стандартов и законодательства, предъявляемых к медицинским системам, коллектив авторов продолжает разработку платформы для сбора дерматоскопических снимков и обезличенной информации пациентов из Орловской области, интерфейс платформы представлен на рис. 1.

The screenshot shows a web interface for adding a new patient. At the top, there is a navigation bar with icons and labels: 'Основные' (Main), 'Пациенты' (Patients), 'Разметка' (Annotation), and 'Администрирование' (Administration). Below this, the main heading is 'Новый пациент' (New patient) with a link 'Мои пациенты / Новый пациент' (My patients / New patient). The form itself is titled 'Новый пациент' and contains the following elements: a label 'Возраст пациента' (Patient age) above a text input field with the placeholder 'Например, 12'; a label 'Пол пациента' (Patient gender) above a dropdown menu currently showing 'Мужской'; a blue button labeled 'Дополнительная информация'; and a large green button at the bottom labeled 'Добавить' (Add).

Рис. 1. Интерфейс платформы сбора дерматоскопических снимков.
Fig. 1. Dermatoscopic imaging collection platform Interface.

Интерфейс системы представляет собой форму для ввода данных нового пациента, предназначенную для упрощения сбора информации о пациентах, связанных с дерматологическими исследованиями и диагностикой кожных заболеваний. В верхней части экрана размещены поля для указания возраста и пола пациента, что позволяет начать заполнение с базовой информации. Далее, пользователю предлагается блок дополнительной

информации, который раскрывается для более детального ввода данных, значимых для оценки рисков, связанных с кожными заболеваниями.

Дополнительная информация включает параметры, такие как тип волос и тип кожи, которые позволяют классифицировать пациента по фототипу и чувствительности к солнечному воздействию. Также предусмотрено поле для указания области тела, где преимущественно располагаются родинки, что может помочь при определении зон риска. Параметр количества родинок и их размера также помогает в оценке предрасположенности пациента к кожным новообразованиям.

Интерфейс учитывает наследственность и возможное применение иммуносупрессоров или наличие заболеваний, что может быть важно для определения факторов, влияющих на иммунный ответ организма. Также пользователь может указать наличие веснушек, расу пациента и данные о солнечных ожогах, что способствует более точной оценке рисков развития заболевания. Завершает заполнение информации кнопка «Добавить», расположенная внизу экрана и выполненная в зелёном цвете для удобного визуального выделения, что подчеркивает её основную функцию сохранения данных.

В настоящее время собраны данные более 300 пациентов из Орловской области и сбор продолжается в рамках проводимого мероприятия “День меланомы” с участием врачей Орловского онкологического диспансера.

После формирования набора данных объемом 500 пациентов планируется использовать его для дообучения моделей, показавших лучший результат на опубликованных и доступных наборах данных пациентов из других стран, с целью получения модели ИИ, обученной на пациентах из Российской Федерации и, следовательно, учитывающей фенотип кожи населения Российской Федерации.

3. Анализ моделей машинного обучения

Самым эффективным вариантом снижения смертности от рака кожи является своевременная диагностика, поскольку выживаемость пациентов с меланомой за пятилетний период составляет 99 % при диагностике на ранней стадии [5].

Несмотря на повышение диагностической точности с помощью дерматоскопии, скрининг кожных заболеваний с помощью дерматоскопических изображений требует достаточно много времени (до одного месяца), при этом на окончательную постановку диагноза влияют также и субъективные факторы [6].

Классификация кожных поражений с помощью автоматизированных систем компьютерного зрения – сложная задача из-за вариативности внешнего вида кожных поражений, при этом большое внимание научным сообществом уделяется подготовке наборов данных с изображениями для обучения автоматизированных систем. Такие системы разрабатываются и показали большой потенциал [7-9].

Авторским коллективом на первоначальном этапе разработки автоматизированной платформы по обработке и агрегации данных рассмотрен наиболее часто используемый исследователями набор данных ISIC 2018 [10-14].

Основной клинической целью создания ISIC является снижение смертности от меланомы и необоснованных биопсий путем повышения точности и эффективности раннего выявления меланомы с использованием моделей машинного обучения. Для этого ISIC разрабатывает предлагаемые стандарты цифровой визуализации и привлекает сообщества дерматологов и IT-специалистов к повышению точности диагностики с помощью искусственного интеллекта [10].

Общедоступный набор данных ISIC 2018 – это база данных, состоящая из 10 015 дерматоскопических изображений повреждений кожи, полученных в Австрии и Австралии. Это 24-битные изображения RGB размером 600×450 пикселей с разрешением 96 точек на дюйм. В базе выделены семь диагностических категорий поражений кожи (рис. 2).

Статистические данные тестового набора данных представлены в табл. 1.

Целью исследования является анализ применимости современных моделей машинного обучения для решения задачи раннего обнаружения меланомы и рака кожи на дерматоскопических изображениях пораженных участков.



Рис. 2. Примеры разнообразия вариантов фотографий меланомы из базы ISIC2018.
Fig. 2. Examples of the variety of melanoma photo options from the ISIC2018 database.

Табл. 1. Количество изображений каждой категории в наборе данных ISIC 2018.
Table 1. Number of images of each category in the ISIC 2018 dataset.

AK/ AKIEC	BCC	SK/ BKL	DF	VL/VASc	MEL	NV	ИТОГО
327	514	1099	115	142	1113	6705	10015

- AK (AKIEC) – Actinic Keratosis (Актинический кератоз, болезнь Боуена).
- BCC – Basal cell carcinoma (Базально-клеточная карцинома) (NML group).
- SK (BKL) – Seborrheic Keratosis, benign keratosis (доброкачественный кератоз).
- DF – Dermatofibroma (дерматофиброма).
- VL (VASc) – Vascular skin lesions (гемангиомы – сосудистые образования кожи).
- MEL – Melanoma (меланома).
- NV – Melanocytic nevi (меланоцитарные невусы).

Основные методы, которые используются в диагностике кожных поражений, можно разделить на машинное обучение и глубокие нейронные сети. Наиболее востребованные модели включают сверточные нейронные сети (CNN) и трансформеры (Visual Transformers), способные решать задачи классификации изображений с высокой точностью. Однако, по данным последних исследований, качество классификации все еще варьируется в зависимости от сложности изображений и уровня детализации аннотаций в обучающих данных. В ходе экспериментов были использованы следующие модели ИИ: сверточные нейронные сети (CNN) и трансформеры изображений (ViT), демонстрирующие высокую точность в решении задачи классификации изображений [15].

Авторским коллективом проведен анализ современных моделей машинного обучения, позволяющих решать задачу автоматической классификации изображений пораженных участков кожи. В табл. 2 приведены модели, продемонстрировавшие наивысшую точность классификации пораженных участков кожи [16-18].

В большинстве своем рассмотренные модели базируются на новом подходе к классификации рака кожи с использованием визуальных трансформеров – современной архитектуры глубокого обучения, которая демонстрирует исключительную производительность в различных задачах анализа изображений. Результаты экспериментов, полученных с помощью нейросетей на основе трансформеров, демонстрируют превосходство моделей над традиционными архитектурами глубокого обучения в задаче классификации рака кожи. Авторский коллектив [19] проводил оценки с шестью различными моделями:

- vit-face-expression,
- beit-base-patch16,
- cards-top_left_swin-tiny-patch4,
- rorshark-vit-base,
- vit-small-patch16-224,

• vit-tiny-patch16-224.

Обучение и оценка качества нейросетевых моделей выполнены с использованием облачной инфраструктуры Цифровой экосистемы НЦМУ (Научного центра мирового уровня) ИСП РАН [20].

Табл. 2. Популярные модели машинного обучения, решающие задачу автоматической классификации изображений.

Table 2. Popular machine learning models that solve the problem of automatic image classification.

№ п.п.	Название модели
1	trpakov/vit-face-expression
2	sanali209/nsfwfilter
3	microsoft/beit-base-patch16-224-pt22k-ft22k
4	sai17/cards-top_left_swin-tiny-patch4-window7-224-finetuned-v3_more_data
5	amunchet/rorshark-vit-base
6	alexnet
7	WinKawaks/vit-small-patch16-224
8	Falconsai/nsfw_image_detection
9	rizvandwiki/gender-classification
10	microsoft/swinv2-tiny-patch4-window16-256
11	WinKawaks/vit-tiny-patch16-224

Эксперименты исследователей [16-19] показали, что подходы на базе визуальных трансформеров позволяют создавать более эффективные модели (в плане вычислительных затрат, с меньшим количеством эпох и размера серии batch size), которые при этом достигают лучшего качества, по сравнению с моделями на базе сверточных нейронных сетей.

Для проведения экспериментов по определению лучших моделей в задаче классификации дерматоскопических снимков разрабатываемой платформы авторским коллективом были определены следующие параметры обучения: количество эпох – 100, размер серии – 16, набор данных – ISIC 2018. Структура тестового набора данных представлена в табл. 3. Результаты проведенных экспериментов представлены в табл. 4.

Табл. 3. Структура тестового набора данных для обучения.

Table 3. Structure of the test data set for training.

Название поражения кожи	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Процентное отношение
AK (AKIEC)	247	80	32%
BCC	422	92	22%
BKL	867	232	27%
DF	89	26	29%
MEL	900	213	24%
NV	5368	1337	25%
VL (VASC)	119	23	19%
ИТОГО	8012	2003	25%

Анализ полученных результатов демонстрирует низкую эффективность различных архитектур машинного обучения, применяемых для классификации дерматоскопических снимков, разделенных на 8 классов. Максимальное значение метрики F1 составило 0.69 для модели Resnet152. ResNet152 справляется лучше по балансу между точностью (Precision) и полнотой (Recall) в данной задаче, особенно при ограниченном количестве эпох обучения. ViT (Vision Transformers) при этом демонстрируют высокую точность (например, google/vit-base-patch16-224 достигает точности 0.86), но их F1-метрики ниже, что указывает на меньший баланс между точностью и полнотой. Это может происходить из-за особенностей обработки изображений трансформерами, которые лучше захватывают глобальные взаимосвязи, но могут терять детали при меньшем количестве данных или специфическом составе набора данных, как в случае дерматоскопии.

Табл. 4. Матрица ошибок на тестовом наборе после обучения на ста эпохах и размером серии шестнадцать.

Table 4. Error matrix on the test set after training on one hundred epochs and a series size of sixteen.

Модель	Эпохи	Датасет	ACC	F1
ResNet152	20	ISIC19	0.71	0.69
google/vit-base-patch16-224	20	ISIC18	0.86	0.57
microsoft/dit-base-finetuned-rvlcdip	20	ISIC18	0.789	0.47
sai17/cards_bottom_left_swin-tiny-patch4-window7-224-finetuned-dough_100_epochs	20	ISIC18	0.85	0.56
microsoft/swinv2-tiny-patch4-window16-256	20	ISIC18	0.88	0.62
microsoft/beit-base-patch16-224-pt22k-ft22k	20	ISIC18	0.86	0.58
WinKawaks/vit-tiny-patch16-224	100	ISIC18	0.84	0.55
microsoft/swinv2-tiny-patch4-window16-256	100	ISIC18	0.89	0.63
microsoft/beit-base-patch16-224-pt22k-ft22k	100	ISIC18	0.87	0.59
WinKawaks/vit-small-patch16-224	100	ISIC18	0.85	0.57
sanali209/nsfwfilter	100	ISIC18	0.86	0.57
amunchet/roshark-vit-base	100	ISIC18	0.87	0.59
rizvandwiki/gender-classification	100	ISIC18	0.86	0.58
Falconsai/nsfw_image_detection	100	ISIC18	0.85	0.58
sai17/cards-top_left_swin-tiny-patch4-window7-224-finetuned-v3_more_data	100	ISIC18	0.87	0.59
trpakov/vit-face-expression	100	ISIC18	0.87	0.59

Хотя ViT демонстрируют хорошие результаты для анализа изображений с высокой вариативностью и обладают преимуществами при работе с комплексными данными, в конкретном случае задач дерматоскопии классические сверточные сети, такие как ResNet152, могут быть более сбалансированным выбором. Этот пример подчеркивает, что трансформеры не всегда превосходят CNN по всем метрикам, особенно в узконаправленных медицинских задачах, где важны как высокая точность, так и правильный баланс между чувствительностью и специфичностью.

4. Заключение

Рассмотренные модели искусственного интеллекта (ИИ) демонстрируют невысокую точность классификации и наличие множества ошибок классификации, что свидетельствует о невозможности решения задачи в данной трактовке рассмотренными моделями ИИ. Средняя точность классификации по всем моделям составляет 0.63 по метрике F1.

В рамках дальнейших исследований авторским коллективом будет рассмотрен набор данных ISIC 2019, в который в полном объеме вошли изображения из набора данных ISIC 2018. Дальнейшие исследования будут направлены на проведение экспериментов по бинарной классификации поражений кожи пациентов. Рассмотренные классы кожных поражений будут сформированы в две группы: в первую группу войдут меланоцитарные образования (Mlgroup) – представители классов Меланома (MEL) и Невус (NV), особенностью класса является наличие клеток-невоцитов, представляющие собой мутировавшие меланоциты; во вторую группу будут включены немеланоцитарные (NoMlgroup) образования, включающие в себя представителей 6 классов – дерматофиброма (DF), гемангиома (VASC), доброкачественный кератоз (SK (BKL)), базально-клеточная карцинома (BCC), актиничный кератоз (AK (AKIEC)). Дальнейшие исследования направлены на получение более высоких метрик точности на задаче бинарной классификации поражений кожи среди меланоцитарных и немеланоцитарных образований. Основная гипотеза заключается в постановке более простой задачи бинарной классификации – разделить наиболее агрессивную меланому и безопасные невусы от остальных видов рака кожи, что позволит в дальнейшем использовать ансамбли нейронных сетей для ранней диагностики заболеваний кожи пациентов из РФ.

Дальнейшее развитие модели классификации дерматоскопических изображений предполагает организацию непрерывного масштабируемого процесса сбора и аннотирования данных из клиник-партнеров и дообучения нейросетевых моделей на новых данных. В планах - интегрировать систему аннотирования дерматоскопических изображений в Цифровую экосистему НЦМУ ИСП РАН, которая обеспечивает поддержку жизненного цикла нейросетевых моделей для задачи анализа данных биомедицинского домена.

Список литературы / References

- [1]. Козачок, А. В., Спирин, А. А., Елецкий, К. В., & Козачок, Е. С. (2024). Платформа для сбора дерматоскопических изображений новообразований пациентов. *Труды института системного программирования РАН*, 36(3), 259-272.
- [2]. Martinez G. A. et al. Integrating Dermoscopic Images into PACS Using DICOM and Modality Worklist //MEDINFO 2023—The Future Is Accessible. – IOS Press, 2024. – С. 199-203.
- [3]. Caffery L. et al. DICOM in dermoscopic research: an experience report and a way forward //Journal of Digital Imaging. – 2021. – Т. 34. – С. 967-973.
- [4]. Caffery L. J. et al. The role of DICOM in artificial intelligence for skin disease //Frontiers in medicine. – 2021. – Т. 7. – С. 619787.
- [5]. Kravchenko O. OpenAI вычислят идеальный batch size для обучения моделей // <https://neurohive.io/ru/novosti/openai-batch-size-ideal/>, 20.12.2018, 16.08.2024
- [6]. Kassani, S.H., Kassani, P.H. A comparative study of deep learning architectures on melanoma detection // Tissue and Cell. – 2019. – Vol. 58. – pp.76-83. doi: 10.1016/j.tice.2019.04.009.

- [7]. Chaturvedi S.S., Gupta K., Prasad P.S. Skin lesion analyser: an efficient seven-way multi-class skin cancer classification using MobileNet // *Advanced Machine Learning Technologies and Applications*. – Springer, Singapore. – 2020. – p.165-176. doi: 10.1007/978-981-15-3383-9_15.
- [8]. Qin X.Z. et al. A GAN-based image synthesis method for skin lesion classification // *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. – 2020. – Vol. 195. – p.105568. doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105568.
- [9]. Maron R.C., et al., Systematic outperformance of 112 dermatologists in multiclass skin cancer image classification by convolutional neural networks // *European Journal of Cancer*. – 2019. – Vol. 119. – pp.57- 65.
- [10]. ISIC Skin image analysis Workshop and Challenge @ MICCAI 2018 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://workshop2018.isic-archive.com>
- [11]. W. Gouda, N. U. Sama, G. Al-Waakid, M. Humayun, and N. Z. Jhanjhi, “Detection of skin cancer based on skin lesion images using deep learning,” *Healthcare*, vol. 10, no. 7, p. 1183, 2022.
- [12]. J. Wu, E. Z. Chen, R. Rong, X. Li, D. Xu, and H. Jiang, “Skin lesion segmentation with C-UNet,” in 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Berlin, Germany, 2019. View at: Publisher Site | Google Scholar
- [13]. P. Tang, Q. Liang, X. Yan et al., “Efficient skin lesion segmentation using separable-UNet with stochastic weight averaging,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 178, pp. 289–301, 2019.
- [14]. M. Nawaz, T. Nazir, M. Masood et al., “Melanoma segmentation: a framework of improved DenseNet77 and UNET convolutional neural network,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 32, no. 6, pp. 2137–2153, 2022. View at: Publisher Site | Google Scholar
- [15]. Maurício J., Domingues I., Bernardino J. Comparing vision transformers and convolutional neural networks for image classification: A literature review // *Applied Sciences*. – 2023. – Т. 13. – №. 9. – С. 5521.
- [16]. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A., Weissenborn D., Zhai X., Unterthiner T., Dehghani M., Minderer M., Heigold G., Gelly S., Uszkoreit J., and Houslsby N., An Image Is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale, 2021, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>
- [17]. Bao H., Dong L., and Wei F., BEiT: BERT pre-training of image transformers, 2021, <http://arxiv.org/abs/2106.08254>.
- [18]. Xin C., Liu Z., Zhao K., Miao L., Ma Y., Zhu X., Zhou Q., Wang S., Li L., Yang F., Xu S., and Chen H., An improved transformer network for skin cancer classification, *Computers in Biology and Medicine*. (2022) 149, article 105939, <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.1>
- [19]. Galib Muhammad Shahriar Himel and others, Skin Cancer Segmentation and Classification Using VisionTransformer for Automatic Analysis in Dermatoscopy-BasedNoninvasive Digital System. (2024), <https://doi.org/10.1155/2024/3022192>.
- [20]. Платформа НЦМУ ИСП РАН. Режим доступа: <https://www.sechenov.ru/univers/structure/center/tsentr-tsifrovogo-biodizayna-i-personalizirovannogo-zdravookhraneniya/>

Информация об авторах / Information about authors

Александр Васильевич КОЗАЧОК – доктор технических наук, доцент, заведующий лабораторией безопасного программного обеспечения и анализа данных Института системного программирования им. В.П. Иванникова РАН. Сфера научных интересов: методы и системы защиты информации, кибербезопасность, машинное обучение, анализ данных.

Alexander Vasilevich KOZACHOK – Dr. Sci. (Tech.), associate professor, head of the laboratory of secure software and data analysis of the Institute for system programming of the RAS. Research interests: information security methods and systems, cybersecurity, machine learning, data analysis.

Андрей Андреевич СПИРИН – кандидат технических наук, научный сотрудник института системного программирования им. В.П. Иванникова Российской Академии наук. Его научные интересы включают распознавание образов, системы искусственного интеллекта.

Andrei Andreevich SPIRIN – Cand. Sci. (Tech.), research associate of the Ivannikov institute for system programming of the Russian academy of sciences. His research interests include pattern recognition, artificial intelligence systems.

Олег Ильгисович САМОВАРОВ – кандидат технических наук, учёный секретарь института системного программирования им. В.П. Иванникова Российской Академии наук.

Oleg Ilgisovich SAMOVAROV – Cand. Sci. (Tech.), scientific secretary of the Ivannikov institute for system programming of the Russian academy of sciences.

Елена Сергеевна КОЗАЧОК является главным врачом ООО «Бьюти Клиник». Её научные интересы включают вопросы косметологии, дерматологии, трихологии.

Elena Sergeevna KOZACHOK is the chief physician of Beauty Clinic LLC. Her research interests include cosmetology, dermatology, and trichology.

