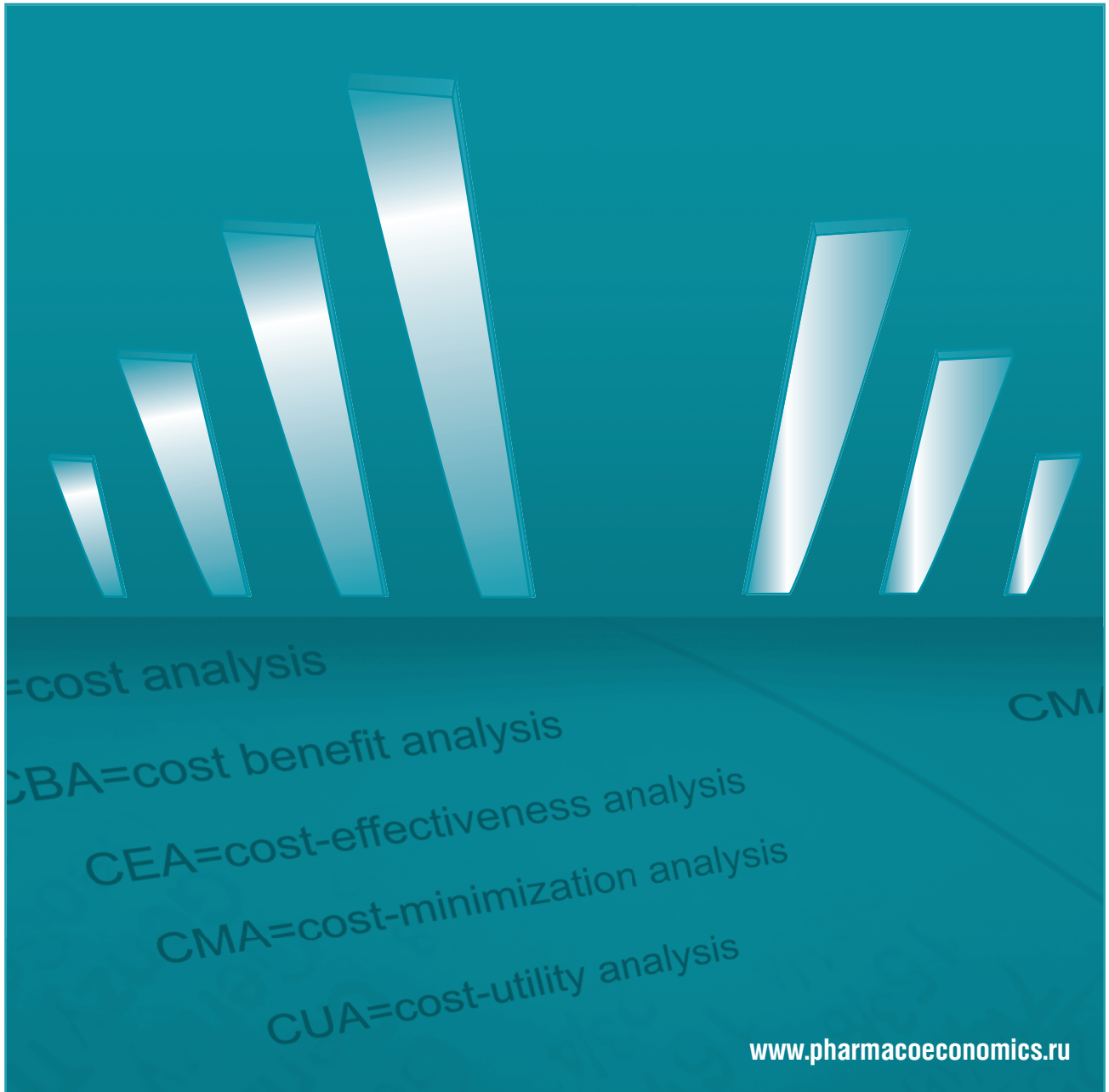


Фармакоэкономика

Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология



Данная интернет-версия статьи была скачана с сайта <https://www.pharmacoeconomics.ru>. Не предназначено для использования в коммерческих целях.
Информацию об издании можно получить в редакции. Тел.: +7 (495) 649-54-95; эл. почта: info@irbis-1.ru.

FARMAKOEKONOMIKA
Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology

Том 19

№1

2026

2026 Vol. 19 No. 1



<https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2026.364>

ISSN 2070-4909 (print)

ISSN 2070-4933 (online)

Способ повышения эффективности программ компьютерного зрения на основе моделей искусственного интеллекта с помощью модуля коррекции параметров фотоизображений

Д.И. Корабельников, А.И. Ламоткин

Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «Московский медико-социальный институт им. Ф.П. Гааза» (2-я Брестская ул., д. 5, Москва 123056, Российская Федерация)

Для контактов: Андрей Игоревич Ламоткин, e-mail: lamoitkin.an@yandex.ru

РЕЗЮМЕ

Актуальность. Ранее проведенный анализ причин ошибочной классификации меланоцитарных и немеланоцитарных новообразований кожи программами компьютерного зрения (ПКЗ) на основе моделей искусственного интеллекта (ИИ) Derma Onko Check и Melanoma Check выявил систематические отклонения в метриках качества фотоизображений в группах ложноположительных и ложноотрицательных заключений. Устранение этих отклонений посредством коррекции параметров фотоизображений является закономерным следующим шагом для повышения диагностической точности систем на основе ИИ.

Цель: разработка модуля коррекции параметров фотоизображений, нормализующего метрики качества до референсных диапазонов правильно классифицированных случаев, и количественная оценка его влияния на эффективность ПКЗ.

Материал и методы. Коррекции параметров подвергали фотоизображения из анонимизированной базы новообразований кожи. Для каждого фотоизображения вычисляли набор из 13 фотометрических и текстурных метрик; в качестве нормальных диапазонов использовали характеристики правильно классифицированных фотоизображений (истинно положительных и истинно отрицательных случаев). Разработан модуль на языке Python, реализующий независимую коррекцию отклоняющихся параметров: баланс белого, гамма-коррекцию, адаптивную обработку контрастности, маску нерезкости. Повторный инференс обработанных фотоизображений осуществляли через модели Tensor Flow Lite (TFLite) программ ИИ Derma Onko Check и Melanoma Check. Эффективность оценивали по показателям точности, чувствительности и специфичности.

Результаты. Применение модуля коррекции параметров фотоизображений обеспечило улучшение показателей диагностической точности. При валидации программы ИИ Derma Onko Check на датасете меланоцитарных новообразований ($n=230$) точность повысилась с 0,909 до 0,926 (+0,017), чувствительность – с 0,949 до 0,961 (+0,012), специфичность – с 0,901 до 0,919 (+0,019). При валидации программы ИИ Melanoma Check на датасете меланоцитарных новообразований точность возросла с 0,844 до 0,857 (+0,014). При валидации программы ИИ Derma Onko Check на датасете немеланоцитарных ($n=151$) новообразований точность увеличилась с 0,868 до 0,882 (+0,015). При инференсе были пропущены фотоизображения с критическими дефектами (пересвет более 55% пикселей): 7 фотоизображений для программы ИИ Derma Onko Check и 5 – для программы ИИ Melanoma Check в меланоцитарном датасете. В датасете немеланоцитарных новообразований критически дефектных фотоизображений не выявлено.

Заключение. Разработанный модуль коррекции параметров фотоизображений обеспечивает устойчивое и воспроизводимое улучшение диагностической точности (чувствительности и специфичности) ПКЗ. Полученные результаты подтверждают целесообразность интеграции подобного модуля в программы ПКЗ.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

программы компьютерного зрения, искусственный интеллект, новообразования кожи, ошибки классификации, обработка фотоизображений, параметры фотоизображений

Для цитирования

Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Способ повышения эффективности программ компьютерного зрения на основе моделей искусственного интеллекта с помощью модуля коррекции параметров фотоизображений. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология*. 2026; 19 (1): 158–167. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2026.364>.

A method for enhancing the performance of computer vision programs based on artificial intelligence models using a correction module for photo image parameters

D.I. Korabelnikov, A.I. Lamotkin

Moscow Haass Medical and Social Institute (5th Brestskaya Str., Moscow 123056, Russian Federation)

Corresponding author: Andrey I. Lamotkin, e-mail: lamotkin.an@yandex.ru

ABSTRACT

Background. A previous analysis of the causes of misclassification of melanocytic and non-melanocytic skin lesions by computer vision programs (CVPs) based on the artificial intelligence (AI) models Derma Onko Check and Melanoma Check revealed systematic deviations in image quality metrics within groups of false-positive and false-negative results. Elimination of these deviations through targeted correction of photo image parameters is a logical step toward improving the diagnostic accuracy of AI-based systems.

Objective: To develop a module for correcting photo image parameters, which is capable of normalizing quality metrics to the reference ranges of correctly classified cases, as well as to conduct a quantitative assessment of its impact on the performance of CVPs.

Material and methods. Photographic images from an anonymized skin lesion database were subjected to parameter correction. A set of 13 photometric and texture metrics was calculated for each image; the characteristics of correctly classified photo images (true positive and true negative cases) were used as normal ranges. A Python module was developed that implements sequential, independent correction of the following deviating parameters: white balance, gamma correction, adaptive contrast processing, and an unsharp mask. Re-inference of the processed photo images was performed using Tensor Flow Lite (TFLite) models with routing to the corresponding programs Derma Onko Check and Melanoma Check. Performance was assessed by accuracy, sensitivity, and specificity.

Results. The developed correction module improved the diagnostic accuracy of AI-based CVPs. During validation of the AI program Derma Onko Check on the dataset of melanocytic neoplasms (n=230), the accuracy increased from 0.909 to 0.926 (+0.017), sensitivity – from 0.949 to 0.961 (+0.012), specificity – from 0.901 to 0.919 (+0.019). During validation of the AI program Melanoma Check on the dataset of melanocytic neoplasms, the accuracy increased from 0.844 to 0.857 (+0.014). During validation of the AI program Derma Onko Check on the dataset of non-melanocytic neoplasms (n=230), the accuracy increased from 0.868 to 0.882 (+0.015). Images with critical defects (overexposed pixels exceeding 55%) were excluded from the inference: seven images for the Derma Onko Check AI program and five images for the Melanoma Check AI program in the melanocytic dataset. No critically defective images were identified in the non-melanocytic tumor dataset.

Conclusion. The developed module for correcting image parameters ensures a stable and reproducible improvement in the diagnostic accuracy (sensitivity and specificity) of CVPs. The obtained results confirm the feasibility of integrating such a module into CVPs.

KEYWORDS

computer vision programs, artificial intelligence, skin lesions, classification errors, photo image processing, photo image parameters

For citation

Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I. A method for enhancing the performance of computer vision programs based on artificial intelligence models using a correction module for photo image parameters. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoekonomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoconomics and Pharmacoepidemiology*. 2026; 19 (1): 158–167 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoekonomika.2026.364>.

ВВЕДЕНИЕ / INTRODUCTION

Программы компьютерного зрения (ПКЗ) на основе искусственного интеллекта (ИИ) занимают все более значимое место в дерматоонкологической практике [1]. Вместе с тем систематический анализ ошибочных заключений таких систем является необходимым условием их клинического применения и совершенствования [2].

Возможность широкого внедрения ИИ в клиническую дерматологию, в т.ч. использование в скрининге на злокачественные новообразования кожи, подтверждается как историческим анализом развития технологий, так и результатами систематических обзоров их эффективности [3, 4]. Вместе с тем точность работы ПКЗ в значительной мере определяется не только архитектурой модели и объемом обучающей выборки, но

и качеством входящих в модель ИИ фотоизображений [5]. Ряд исследований убедительно показал, что вариабельность условий освещения, неправильный баланс белого, недостаточная или избыточная экспозиция, низкие резкость и контрастность формируют систематические искажения входных данных, которые способны существенно снижать диагностическую точность даже хорошо обученных моделей и приводить к ложным заключениям [5, 6]. Эти данные свидетельствуют о том, что разработка модулей коррекции параметров фотоизображений на основе систематического анализа ошибок классификации является не вспомогательным инструментом, а необходимым условием надежного функционирования ПКЗ в реальной клинической и телемедицинской практике.

В ранее опубликованных работах [7, 8] проведен ретроспективный анализ ошибочных заключений программ ИИ Derma

Основные моменты

Что уже известно об этой теме?

- ▶ Программы компьютерного зрения (ПКЗ) на основе моделей искусственного интеллекта (ИИ) демонстрируют высокую диагностическую точность при классификации новообразований кожи в условиях контролируемых датасетов, сопоставимую с таковой у врачей-дерматологов
- ▶ Качество фотоизображений (яркость, баланс белого, контрастность, резкость и др.) является одним из ключевых факторов, влияющих на диагностическую точность моделей ИИ, и систематически снижает ее при отклонении от оптимальных значений
- ▶ Анализ ошибочных заключений ПКЗ на основе ИИ Derma Onko Check и Melanoma Check выявил статистически значимые различия фотометрических характеристик между группами истинных и ложных классификаций: ложноположительные заключения преобладают при переэкспонированных (пересвеченных) малотекстурных снимках, ложноотрицательные заключения – при недозэкспонированных (затемненных) и размытых фотоизображениях

Что нового дает статья?

- ▶ Описан впервые предложенный и программно реализованный способ повышения эффективности ПКЗ на основе моделей ИИ с помощью модуля коррекции параметров фотоизображений
- ▶ Предложен и реализован критерий автоматического исключения критически дефектных фотоизображений как обязательный компонент производственного пайплайна ПКЗ
- ▶ Разработан метод коррекции параметров фотоизображений с помощью программного модуля

Как это может повлиять на клиническую практику в обозримом будущем?

- ▶ Интеграция модуля в ПКЗ для скрининга новообразований кожи позволит повысить надежность диагностических заключений для фотоизображений субоптимального качества, получаемых неопытными пользователями – пациентами и врачами без специальной подготовки в медицинской фотографии
- ▶ В телемедицинской практике, где повторная фотосъемка нередко невозможна, модуль коррекции параметров фотоизображений выступает необходимым условием получения достоверного диагностического заключения при наличии единственного доступного изображения

Highlights

What is already known about the subject?

- ▶ Computer vision programs (CVPs) based on artificial intelligence (AI) models demonstrate high diagnostic accuracy in classifying skin lesions in controlled datasets, comparable to that of dermatologists
- ▶ Photographic image quality (brightness, white balance, contrast, sharpness, etc.) is one of the key factors determining the diagnostic accuracy of AI models, systematically reducing it when deviating from optimal values
- ▶ An analysis of erroneous conclusions by Derma Onko Check and Melanoma Check AI-based CVPs revealed statistically significant differences in photometric characteristics between groups of true and false classifications. Thus, false positive conclusions predominate in overexposed, low-texture images, while false negative conclusions predominate in underexposed and blurry images

What are the new findings?

- ▶ For the first time, a method for improving the performance of AI-based CVPs using a module for correcting the parameters of photo images was described and implemented
- ▶ A criterion for automatically excluding critically defective photographic images was proposed and implemented as a mandatory component of the CVP production pipeline
- ▶ A method for correcting the parameters of photo images using a software module was developed

How might it impact the clinical practice in the foreseeable future?

- ▶ Integration of the module into a CVP-based screening system for skin neoplasms will improve the reliability of diagnostic reports for suboptimal-quality photographs obtained by inexperienced users, such as patients and physicians having no specialized training in medical photography
- ▶ In telemedicine practice, where repeat photography is often not feasible, a photographic parameter correction module is essential for ensuring a reliable diagnostic conclusion from a single available image

Onko Check¹ и Melanoma Check² при классификации меланокитарных и немеланокитарных новообразований кожи. С применением методов объяснимого ИИ (Score-CAM, Occlusion Sensitivity) и математической статистики (однофакторный дисперсионный анализ, критерий Уэлча, корреляционный анализ по Спирмену) установлены статистически значимые различия фотометрических и текстурных характеристик фотоизображений между группами истинных и ложных классификаций. В частности, показано, что ложноположительные заключения формируются преимущественно на переэкспонированных малотекстурных фотоизображениях с повышенной яркостью и сниженной энтропией, тогда как ложноотрицательные – на темных и размытых фотоизображениях с недостаточной детализацией пигментного рисунка.

Логичным следствием выявленных закономерностей является необходимость разработки модуля коррекции пара-

метров фотоизображений, который способен нормализовать отклоняющиеся характеристики к референсным диапазонам, определенным по правильно классифицированным случаям. Настоящая работа посвящена описанию принципов построения данного модуля, его программной реализации и оценки влияния на эффективность ПКЗ.

Цель – разработка модуля коррекции параметров фотоизображений, нормализующего метрики качества до референсных диапазонов правильно классифицированных случаев, и количественная оценка его влияния на эффективность ПКЗ.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ / MATERIALS AND METHODS

Датасеты / Datasets

Аналізу подверглись фотоизображения анонимизированной базы данных³, которая была разделена на два датасета:

¹ Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024668566 Российская Федерация. Программа для визуальной идентификации злокачественных и доброкачественных опухолей кожи "Derma Onko Check" : № 2024668247 : заявл. 08.08.2024 : опублик. 08.08.2024 / А.И. Ламоткин, И.А. Ламоткин, Д.И. Корабельников ; заявитель Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «Московский медико-социальный институт имени Ф.П. Гааза».

² Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024668565 Российская Федерация. Программа для визуальной идентификации меланомы кожи "Melanoma Check" : № 2024668246 : заявл. 08.08.2024 : опублик. 08.08.2024 / А.И. Ламоткин, И.А. Ламоткин, Д.И. Корабельников ; заявитель Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «Московский медико-социальный институт имени Ф.П. Гааза».

³ Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2025624714 Российская Федерация. База данных новообразований кожи : заявл. 16.10.2025 : опублик. 27.10.2025 / Д.И. Корабельников, А.И. Ламоткин ; заявитель Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «Московский медико-социальный институт имени Ф.П. Гааза».

– меланокитарный датасет (n=230) включал фотоизображения меланокитарных новообразований кожи, ранее классифицированных программой ИИ Derma Onko Check и Melanoma Check;

– эпидермальный датасет (n=151) включал фотоизображения немеланокитарных (эпидермальных) новообразований, классифицированных программой ИИ Derma Onko Check.

Все фотоизображения были предварительно распределены по четырем стандартным категориям:

- истинно положительные (ИП);
- истинно отрицательные (ИО);
- ложноположительные (ЛП);
- ложноотрицательные (ЛО).

Вычисление параметров метрик фотоизображений / Calculation of photo image metric parameters

Для каждого фотоизображения в цветовой модели RGB (англ. red, green, blue), описываемого с помощью uint8⁴, вычисляли набор из 13 количественных метрик:

- яркость (англ. brightness) – среднее значение яркостного канала;
- контрастность (англ. contrast) – стандартное отклонение яркостного канала;
- резкость (англ. sharpness) – дисперсия результата применения оператора Лапласа к яркостному каналу;
- энтропия (англ. entropy) – информационная энтропия гистограммы яркости;

– высокочастотная насыщенность, определяемая методом обработки изображений, который используется для обнаружения размытия (англ. blur), – среднее значение логарифмической амплитуды двумерного преобразования Фурье (англ. Fast Fourier Transform, FFT) (fft_blur);

– доля пересвеченных (переэкспонированных) пикселей (англ. overexposed pixels, clip high pixels) – доля пикселей яркостного канала с яркостью Y>0,95 (clipped_high);

– доля затемненных (недоэкспонированных) пикселей (англ. underexposed pixels, clip low pixels) – доля пикселей яркостного канала с яркостью Y<0,05 (clipped_low);

– средние значения показателей яркости красного/зеленого/синего цветового канала пикселя (англ. mean values of brightness indicators of red/green/blue color channel of a pixel) (mean_r/g/b) и стандартные отклонения показателей яркости красного/зеленого/синего цветового канала пикселя относительно среднего (англ. standard deviations of brightness indicators of red/green/blue color channel of a pixel relative to mean value) (std_r/g/b).

Нормальные диапазоны параметров метрик / Normal ranges of metric parameters

В качестве нормальных диапазонов каждой метрики использовали интервалы [mean – 2·std; mean + 2·std], рассчитанные по объединенной выборке правильно классифицированных фотоизображений (ИП и ИО) из предшествующего анализа [3, 4]. Референсные диапазоны для обоих датасетов представлены в **таблице 1**.

Таблица 1. Нормальные диапазоны метрик качества фотоизображений для меланокитарного и эпидермального датасетов (минимальные и максимальные значения)

Table 1. Normal ranges of image quality metrics for the melanocytic and epidermal datasets (minimum and maximum values)

Метрика / Metric	Датасет / Dataset	
	Меланокитарный / Melanocytic	Эпидермальный / Epidermal
Яркость / Brightness	0,467–0,942	0,548–0,880
Контрастность / Contrast	0,066–0,333	0,069–0,225
Энтропия / Entropy	3,626–5,590	4,175–5,340
Высокочастотная насыщенность (fft_blur) / Fast Fourier Transform blur (fft_blur)	23,820–56,480	24,070–59,000
Показатель яркости * // Brightness indicator*		
mean_r	0,622–1,000	0,644–1,000
mean_g	0,455–0,953	0,570–0,897
mean_b	0,411–0,849	0,478–0,820
Стандартное отклонение** // Standard deviation**		
std_r	0,022–0,330	–
std_g	0,076–0,330	–
std_b	0,090–0,325	–
Резкость / Sharpness	0,000–0,0020	0,000–0,0025
Доля пересвеченных пикселей (clipped_high) / Percentage of overexposed pixels (clipped_high)	0,000–0,300	0,000–0,200
Доля затемненных пикселей (clipped_low) / Percentage of underexposed pixels (clipped_low)	0,000–0,030	0,000–0,010

Примечание. * Среднее (англ. mean) числовое значение показателя яркости красного/зеленого/синего (англ red/green/blue) цветового канала пикселя.

** Стандартное отклонение (англ. standard deviation) – разброс числовых значений показателей яркости красного/зеленого/синего (англ red/green/blue) цветового канала пикселя относительно среднего. Прочерк означает, что метрика не включена в оценку датасета.

Note. * Mean value of brightness indicator of red/green/blue color channel. ** Standard deviation – spread of numerical values of brightness indicators of red/green/blue color channel of a pixel relative to mean value. A dash indicates that the metric was not included in the dataset estimate.

⁴ Uint8 – тип данных, который используется для хранения 8-битных целых чисел без знака (стандартный способ отображения изображений в модели RGB, где каждый пиксель описывается тройкой чисел в диапазоне от 0 до 255, соответствующих яркостям базовых составляющих).

Критические пороги параметров фотоизображений / Critical thresholds of photo image parameters

Фотоизображения с критическими дефектами исключали из повторного инференса. Такие фотоизображения признавали непригодными для анализа, поскольку восстановление диагностически значимой информации при столь значительных дефектах принципиально невозможно. Критические пороги приведены в **таблице 2**.

Алгоритм работы модуля коррекции параметров фотоизображений / Operating algorithm of the module for correcting photo image parameters

Модуль коррекции параметров фотоизображений реализован на языке Python с использованием библиотек NumPy, OpenCV, SciPy и PIL. Коррекцию параметров применяли только к тем фотоизображениям, у которых хотя бы одна метрика выходила за пределы нормального диапазона более чем на 5% от ширины данного диапазона (пороговое значение отклонения (англ. deviation threshold) 0,05). Для каждого такого фотоизображения применяли последовательность из четырех независимых этапов, каждый из которых активировался только при наличии соответствующего отклонения. Общая схема алгоритма отражена на **рисунке 1**.

На первом этапе проводится коррекция цветового баланса фотоизображений – при отклонении любого из средних значений цветовых каналов (mean_r, mean_g, mean_b) применяли метод автоматического баланса белого (англ. grey-world white balance). Метод вычисляет среднее значение по каждому каналу, находит их глобальное среднее и масштабирует каждый канал так, чтобы его среднее совпало с глобальным средним, что устраняет систематические цветовые смещения, связанные с условиями освещения.

На втором этапе выполняется гамма-коррекция яркости фотоизображений – при отклонении яркости ниже нормального диапазона использовали повышающую гамма-коррекцию ($\gamma=1,35$), при отклонении выше диапазона – понижающую гамма-коррекцию ($\gamma=0,75$). Гамма-коррекция реализована через предварительно вычисленную таблицу поиска.

На третьем этапе проводится адаптивная обработка контрастности и текстуры фотоизображений – при отклонении контрастности или энтропии применяли алгоритм CLAHE (англ. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization – алгоритм обработки изображений, который улучшает локальный контраст, но ограничивает усиление шума в относительно однородных областях) в цветовом пространстве LAB (сокращенное

название цветового пространства CIE 1976 L a b*): коррекцию выполняли только по яркостному каналу L без изменения цветных каналов A и B. Значение параметра ограничения контрастности (англ. contrast limit parameter) (clipLimit) составляло 2,5 для меланоцитарного датасета и 1,5 – для эпидермального, размер плитки – 8×8 пикселей. Данный выбор параметров обусловлен более широкой вариабельностью текстурных характеристик меланоцитарных новообразований.

На четвертом этапе осуществляется повышение резкости – при значении резкости ниже нижней границы нормального диапазона применяли маску нерезкости (англ. unsharp mask). Метод вычисляет разность между оригинальным фотоизображением и его гауссовским размытием и прибавляет взвешенную разность к оригиналу, усиливая высокочастотные компоненты. Дополнительно при отклонении стандартных отклонений цветовых каналов (std_r, std_g, std_b) повторно использовали метод баланса белого для стабилизации межканальной вариабельности. В нашем исследовании метод баланса белого был применен для фотоизображений меланоцитарного датасета.

Инференс и оценка эффективности модели ИИ / Inference and evaluation of AI model performance

Повторный инференс обработанных фотоизображений осуществляли через соответствующие модели Tensor Flow Lite (TFLite)⁵ (Google Research, США). Метрики до обработки вычисляли методом подсчета фотоизображений в папках ИП/ИО/ЛО/ЛП без запуска модели. Оценивали точность (англ. accuracy, Acc), чувствительность (англ. sensitivity, Se) и специфичность (англ. specificity, Sp) по соответствующим формулам:

$$\begin{aligned} \text{Acc} &= (\text{ИП} + \text{ИО}) / (\text{ИП} + \text{ИО} + \text{ЛП} + \text{ЛО}), \\ \text{Se} &= \text{ИП} / (\text{ИП} + \text{ЛО}), \\ \text{Sp} &= \text{ИО} / (\text{ИО} + \text{ЛП}). \end{aligned}$$

Вычислительные задачи выполняли на ресурсах облачной платформы Google Colab (Google Research, США).

РЕЗУЛЬТАТЫ / RESULTS

Примеры функционирования модуля коррекции параметров фотоизображений / Examples of operation of the module for correcting photo image parameters

В процессе обработки датасетов модуль распределил фотоизображения по трем категориям. Большинство фотоизображений не нуждались в обработке – их параметры соответство-

Таблица 2. Критерии исключения фотоизображений из инференса

Table 2. Criteria for excluding photographic images from inference

Параметр / Parameter	Критический порог / Critical threshold	Условие исключения / Exclusion condition
Доля пересвеченных пикселей (clipped_high) / Percentage of overexposed pixels (clipped_high)	>0,55	Более 55% пикселей пересвечены / More than 55% of pixels are overexposed
Доля затемненных пикселей (clipped_low) / Percentage of underexposed pixels (clipped_low)	>0,55	Более 55% пикселей затемнены / More than 55% of pixels are underexposed
Яркость / Brightness	<0,07; >0,97	Выход за пределы допустимого диапазона / Out of acceptable range
Контрастность / Contrast	<0,008	Крайне низкая контрастность фотоизображения / Extremely low contrast of photographic image

⁵ Tensor Flow Lite (TFLite) – библиотека-платформа глубокого обучения с открытым исходным кодом для развертывания обученных моделей ИИ непосредственно на периферийных, мобильных устройствах без использования облачных ресурсов.

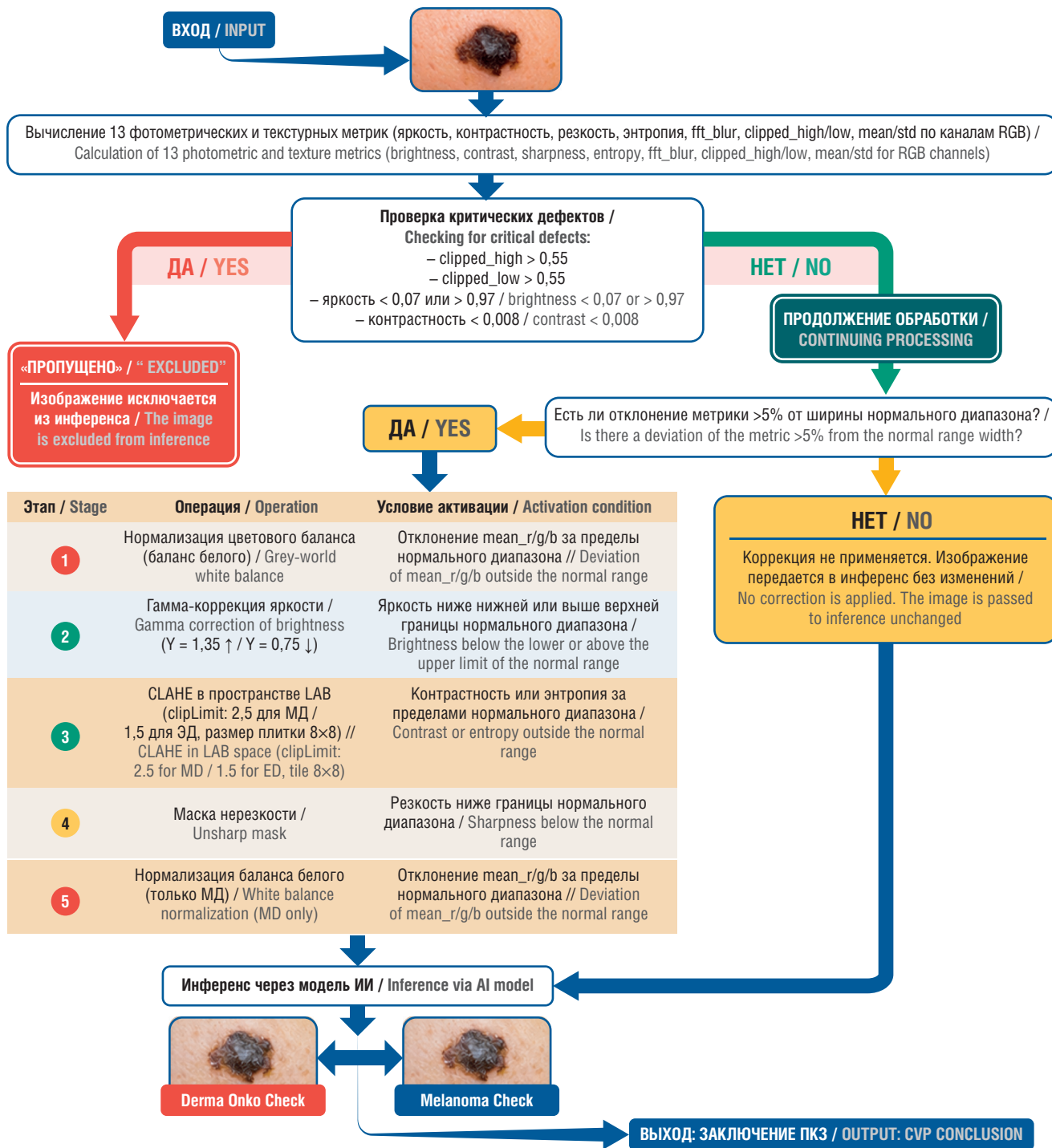


Рисунок 1. Функциональная схема алгоритма модуля коррекции параметров фотоизображений (на примере программ ИИ Derma Onko Check и Melanoma Check).

fft_blur – высокочастотная насыщенность, определяемая методом обработки изображений, который используется для обнаружения размытия (англ. blur), среднее значение логарифмической амплитуды двумерного преобразования Фурье (англ. Fast Fourier Transform, FFT); clipped_high/low (англ. overexposed/underexposed pixels, clip high/low pixels) – доля пересвеченных/затемненных пикселей, доля пикселей яркостного канала с яркостью $Y > 0,95$ / $Y < 0,05$; mean/std – средние значения (англ. mean) и стандартные отклонения (англ. standard deviation); RGB (англ. red, green, blue) – цветовая модель, состоящая из трех цветовых каналов: красного, зеленого, синего; CLAHE (англ. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) – алгоритм обработки изображений, который улучшает локальный контраст, но ограничивает усиление шума в относительно однородных областях; LAB – сокращенное название цветового пространства CIE 1976 L a b*; clipLimit – параметр ограничения (англ. limit) контрастности; МД – меланоцитарный датасет; ЭД – эпидермальный датасет; mean_r/g/b (англ. mean value of brightness indicator of red/green/blue color channel) – среднее числовое значение показателя яркости красного/зеленого/синего цветового канала пикселя; ИИ – искусственный интеллект; ПКЗ – программа компьютерного зрения

Figure 1. Functional diagram of the algorithm of the photo image parameter correction module (using the example of the AI programs Derma Onko Check and Melanoma Check).

fft_blur – Fast Fourier Transform determined by image processing method used to detect blur; clipped_high/low – percentage of overexposed/underexposed pixels (clip high/low pixels) with brightness $Y > 0,95$ / $Y < 0,05$; mean/std – mean values and standard deviations; RGB – a color model consisting of three color channels: red, green, and blue; CLAHE – Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization; LAB – abbreviated name of color space CIE 1976 L a b*; clipLimit – contrast limit parameter; MD – melanocytic dataset; ED – epidermal dataset; mean_r/g/b – mean value of brightness indicator of red/green/blue color channel; AI – artificial intelligence; CVP – computer vision program

вали нормальным диапазонам правильно классифицированных фотоизображений (рис. 2).

Для части фотоизображений с выявленными отклонениями качества или текстурных характеристик была последовательно применена одна или несколько операций коррекции. Фотоизображения с критическими дефектами – преимущественно с экстремальной пересветкой ($\text{clipped_high} > 0,55$) – были автоматически исключены из повторного инференса. На рисунке 3 представлен пример результатов обработки: фотоизображение новообразования кожи с избыточно осветленными периферическими зонами до и после коррекции. Модуль активировал этапы коррекции яркости и цветового баланса в соответствии с выявленными отклонениями.

На рисунке 4 приведены примеры результатов обработки: оригинал фотоизображения новообразования кожи с экстремальной засветкой более 69% площади и фотоизображение с отметкой «Пропущено». Восстановление диагностически значимой информации при данной степени дефекта не представляется возможным.

Критически дефектные фотоизображения / Critically defective photo images

В меланоцитарном датасете при обработке было пропущено 7 фотоизображений для программы ИИ Derma Onko Check и 5 – для программы ИИ Melanoma Check (табл. 3). В датасете

немеланоцитарных новообразований критически дефектных фотоизображений выявлено не было.

Влияние обработки фотоизображений модулем на точность диагностики модели ИИ / The impact of photo image processing on diagnostic accuracy of AI model

Применение модуля коррекции параметров фотоизображений обеспечило улучшение всех ключевых метрик диагностической точности во всех трех конфигурациях ПКЗ (табл. 4). Прирост точности составил от +1,3% до +1,7% в зависимости от датасета и программы.

Наиболее выраженный прирост точности наблюдался для программы ИИ Derma Onko Check на датасете меланоцитарных новообразований (+1,7%), что согласуется с большей распространенностью фотоизображений с отклоняющимися качествами в данной выборке. Специфичность демонстрировала более существенный прирост (+1,8% и +1,7% для меланоцитарного и немеланоцитарного датасетов соответственно) по сравнению с чувствительностью (+1,2% и +1,1%), что свидетельствует о преимущественном снижении доли ЛП заключений – характерной ошибки при переэкспонированных малотекстурных фотоизображениях. Отсутствие критически дефектных фотоизображений в эпидермальном датасете указывает на более высокое качество фотоизображений немеланоцитарных новообразований в исследуемой базе данных.

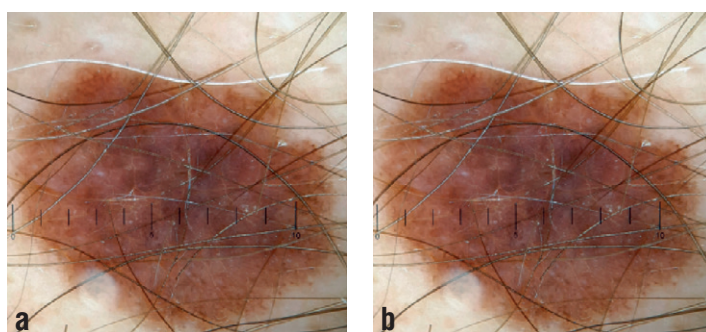


Рисунок 2. Пример фотоизображения, не нуждающегося в обработке (все вычисленные метрики фотоизображения находятся в пределах нормальных диапазонов правильно классифицированных случаев):
а – оригинал в норме; б – фотоизображение после обработки модулем (без изменений)

Figure 2. An example of a photo image that does not require processing (all calculated photo image metrics are within the normal ranges of correctly classified cases):
a – original is normal; b – photo image after processing by the module (unchanged)

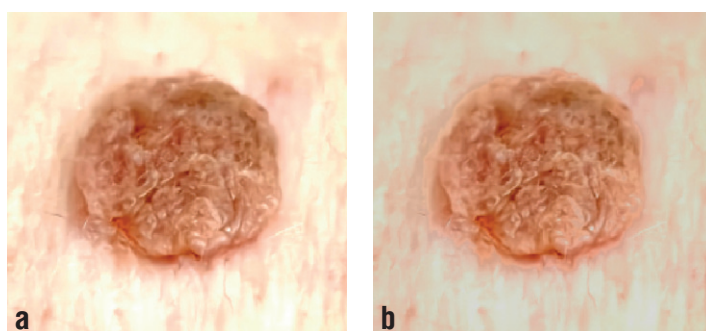


Рисунок 3. Фотоизображения новообразования кожи с отклонением параметра «доля пересвеченных пикселей» (clipped_high) (категория истинно отрицательных результатов, меланоцитарный датасет):
а – до коррекции; б – после коррекции

Figure 3. Photographic images of a skin neoplasm with a deviation of the clipped_high parameter (true negative category, melanocytic dataset):
a – before correction; b – after correction

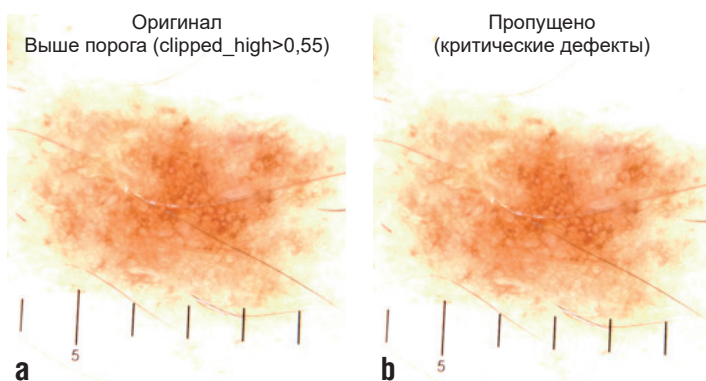


Рисунок 4. Фотоизображения новообразования кожи с критическим дефектом пересветки, исключенные из повторного инференса:
а – $\text{clipped_high} = 0,699$, что больше критического порога 0,55; б – фотоизображение с отметкой «Пропущено»

Figure 4. Photographic images of a skin neoplasm with a critical overexposure defect, excluded from repeated inference:
a – $\text{clipped_high} = 0,699$, which is greater than critical threshold 0,55; b – photo image marked “Excluded”

Таблица 3. Распределение критически дефектных фотоизображений по категориям результатов (меланоцитарный датасет, n=230), n

Table 3. Distribution of critically defective photo images by result categories (melanocytic dataset, n=230), n

Категория результата / Result category	Пропущено критически дефектных фотоизображений / Excluded critically defective photo images	
	Derma Onko Check	Melanoma Check
Истинно положительные / True positive	1	1
Истинно отрицательные / True negative	5	4
Ложноотрицательные / False negative	0	0
Ложноположительные / False positive	1	0
Итого / Total	7	5

Таблица 4. Метрики диагностической точности до и после обработки (сводные результаты по двум моделям искусственного интеллекта), %

Table 4. Diagnostic accuracy metrics before and after processing (summary results for two artificial intelligence models), %

Метрика / Metric	Меланоцитарные / Melanocytic						Эпидермальные / Epidermal		
	Derma Onko Check			Melanoma Check			Derma Onko Check		
	До / Before	После / After	Δ	До / Before	После / After	Δ	До / Before	После / After	Δ
Точность / Accuracy	90,9	92,6	+1,7	84,4	85,7	+1,3	86,8	88,2	+1,6
Чувствительность / Sensitivity	94,9	96,1	+1,2	92,3	93,2	+0,9	88,2	89,3	+1,1
Специфичность / Specificity	90,1	91,9	+1,8	82,7	84,2	+1,5	86,0	87,7	+1,7

ОБСУЖДЕНИЕ / DISCUSSION

Прирост диагностической точности на 1,3%–1,7% может на первый взгляд представляться скромным результатом. Однако в контексте дифференциальной диагностики новообразований кожи, где цена ошибки измеряется пропущенными случаями меланомы или других злокачественных новообразований кожи, даже незначительное повышение специфичности и чувствительности имеет высокую клиническую значимость. При базовой точности около 90% улучшение на 1,7% означает сокращение числа ЛО заключений, что в условиях массового скрининга может соответствовать сотням корректно переклассифицированных случаев.

Вместе с тем ключевая практическая ценность разработанного модуля выходит за рамки количественного прироста метрик. Принципиально важными являются следующие обстоятельства:

- расширение применимости ПКЗ для фотоизображений субоптимального качества (фотоизображения без модуля коррекции параметров фотоизображения, сделанные в нестандартных условиях освещения, с недостаточной резкостью фокусировки или с цветовыми дисбалансами с высокой вероятностью генерируют ошибочные заключения ПКЗ, модуль же нормализует их до референсного диапазона и тем самым существенно повышает диагностическую надежность в реальных клинических условиях применения);

- доступность для неопытных пользователей (мобильные приложения для скрининга новообразований кожи ориентированы на врачей-специалистов и пациентов без специальной подготовки в области медицинской фотографии: неопытный пользователь с большой вероятностью получит фотоизображение с одним или несколькими фотометрическими дефектами (неправильным балансом белого при искусственном освещении, недостаточной или избыточной экспозицией, размытостью из-за дрожания руки), и в отсутствие модуля коррекции оно не обрабатывалось бы корректно или давало бы ненадежные результаты);

- критическая значимость в условиях телемедицины (в рамках телемедицинских консультаций нередко передается одно фотоизображение – то, которое уже есть у врача/пациента или которое он смог сделать в имеющихся условиях, и у врача-специалиста во время телеконсультации может отсутствовать возможность запросить повторный фотоснимок с корректными параметрами съемки (пациент может находиться в другом городе или стране, иметь ограниченный доступ к медицинской помощи, или клиническая ситуация может не допускать промедления) – в таких случаях модуль коррекции выступает не вспомогательным инструментом, а необходимым условием получения фотоизображения для достоверного диагностического заключения).

Полученные результаты согласуются с данными опубликованных исследований, подчеркивающих критическую роль качества фотоизображений в работе алгоритмов ИИ по классификации патологий кожи.

Алгоритм Model Dermatology, показывающий на клинических датасетах уровень точности, сопоставимый с уровнем точности врачей общей практики и терапевтов, но уступающий точности диагностики врачей-дерматологов, резко снижал эффективность диагностики при анализе фотоизображений, полученных обычными пользователями. Для противодействия этому эффекту S.S. Han et al. разработали субмодуль тонкого отбора изображений Fine Image Selector для автоматического исключения критически дефектных фотоизображений и фотоизображений, не входящих в перечень классифицируемых патологий кожи [6, 9]. Субмодуль Fine Image Selector схож с автоматизированным конвейером оценки фотоизображений и способен отбраковывать 50% снимков низкого качества, сохраняя при этом 80% снимков хорошего качества [10].

В отличие от субмодуля Fine Image Selector, который представляет собой «черный ящик» с бинарным выходом и нераскрытыми критериями оценки качества фотоизображений, разработанный нами модуль основан на полностью интер-

претирваемом наборе из 13 количественных фотометрических и текстурных метрик с явно определенными нормальными диапазонами и пороговыми значениями исключения, что обеспечивает воспроизводимость и прозрачность принимаемых решений по стандартам объяснимого ИИ.

В систематическом обзоре применения ИИ в дерматологии Z. Li et al. указывают, что именно высококачественные фотоизображения в обучающем датасете являются определяющим условием диагностической точности, чувствительности и специфичности обученного алгоритма, а артефакты фотоизображений остаются актуальным ограничением точности нейронных сетей при применении в реальной практике [11].

Соответственно, второй принципиальный момент заключается в том, что, в отличие от исследователей, предлагающих решение актуальной проблемы точности классификации менее качественных и некачественных фотоизображений на этапе обучения модели (путем пополнения обучающей выборки разнообразными реальными фотоизображениями), в нашем исследовании реализован подход inference-time в режиме онлайн при поступлении фотоизображения в модель – нормализация уже поступающих на вход изображений без какого-либо изменения самой модели. Разработанный нами модуль решает смежную, но принципиально иную и наиболее важную задачу – он адресован не к этапу формирования обучающей выборки, а к этапу инференса уже развернутой модели, нормализуя реальные клинические фотоизображения субоптимального качества до референсного диапазона, характерного для правильно классифицированных случаев.

Таким образом, в отличие от преобладающего в литературе направления, сосредоточенного на улучшении архитектуры моделей и расширении обучающих датасетов, проблема ошибок классификации вследствие неудовлетворительного качества уже полученных клинических фотоизображений остается недостаточно изученной. В настоящем исследовании впервые реализован комплексный подход: на основе систематического анализа 13 фотометрических и текстурных метрик в группах истинных и ложных классификаций определены отклоняющиеся характеристики фотоизображений, и разработан модуль их целевой коррекции – инструмент, расширяющий приме-

нимость ПКЗ в реальных клинических условиях, где без него результат был бы ненадежен или недоступен.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ / CONCLUSION

Разработанный модуль коррекции параметров фотоизображений реализует принцип метрически обоснованной коррекции. Каждое фотоизображение проходит многоэтапную коррекцию, где любой этап активируется только при обнаружении значимого (>5% от ширины нормального диапазона) отклонения соответствующей характеристики. Последовательность этапов (нормализация цветового баланса методом автоматического баланса белого, гамма-коррекция яркости, адаптивная нормализация контрастности CLAHE, маска нерезкости) охватывает основные типы фотометрических и текстурных нарушений, выявленных в предшествующем анализе ошибок.

Применение модуля обеспечивает статистически воспроизводимое улучшение диагностических показателей: прирост точности составил от +1,3% до +1,7%, чувствительности – от 0,9% до 1,2%, специфичности – от +1,5% до +1,8% во всех трех исследованных конфигурациях ПКЗ. Преимущественное улучшение специфичности по сравнению с чувствительностью отражает первостепенное значение коррекции переэкспозиции и цветовых дисбалансов как причин ЛП заключений.

Обязательным компонентом пайплайна является автоматическая фильтрация критически дефектных фотоизображений: в меланокитарном датасете таких снимков выявлено 7 (программа ИИ Derma Onko Check) и 5 (программа ИИ Melanoma Check), тогда как в эпидермальном датасете они отсутствовали. Включение подобных фотоизображений в инференс без предварительной фильтрации неизбежно привело бы к ненадежным результатам независимо от качества применяемых алгоритмов обработки.

Полученные результаты подтверждают целесообразность интеграции модуля предобработки параметров фотоизображений в производственный пайплайн ПКЗ в качестве стандартного предварительного этапа. Разработанный модуль реализован в программе для ЭВМ (ПКЗ) на основе ИИ Derma Onko Melanoma Check Plus⁶.

⁶ Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026616231 Российская Федерация. Программа для автоматизированной визуальной идентификации и дифференциальной диагностики доброкачественных и злокачественных опухолей кожи с модулем нормализации параметров фотоизображений и алгоритмами маршрутизации пациентов “Derma Onko Melanoma Check Plus”: заявл. 04.03.2026: опублик. 04.03.2026 / Д.И. Корабельников, А.И. Ламоткин; заявитель Автономная некоммерческая организация дополнительного профессионального образования «Московский медико-социальный институт имени Ф.П. Гааза».

ИНФОРМАЦИЯ О СТАТЬЕ	ARTICLE INFORMATION
<p>Поступила: 02.02.2026 В доработанном виде: 21.03.2026 Принята к печати: 25.03.2026 Опубликована: 30.03.2026</p>	<p>Received: 02.02.2026 Revision received: 21.03.2026 Accepted: 25.03.2026 Published: 30.03.2026</p>
Вклад авторов	Authors' contribution
<p>Корабельников Д.И.: формулирование идеи, гипотезы, цели исследования; разработка методов и процедур; проведение экспериментов, сбор данных; проверка результатов, воспроизводимость; научное руководство проектом; организационное управление проектом; редактирование, доработка текста. Ламоткин А.И.: разработка методов и процедур; проведение экспериментов, сбор данных; управление данными: подготовка, аннотирование, хранение; проверка результатов, воспроизводимость; статистический или теоретический анализ данных; создание программного обеспечения, скриптов, алгоритмов; написание первоначального текста статьи; создание графиков, схем, иллюстраций. Авторы прочитали и утвердили окончательный вариант рукописи</p>	<p>Korabelnikov D.I.: formulation of the idea, hypotheses and research objectives; development of methods and procedures; conducting experiments and data collection; verification of results and reproducibility; scientific supervision of the project; organisational management of the project; editing and finalising the text. Lamotkin A.I.: development of methods and procedures; conducting experiments, data collection; data management: preparation, annotation, storage; verification of results and reproducibility; statistical or theoretical analysis of data; creation of software, scripts, algorithms; drafting of the initial text of the article; creation of graphs, diagrams and illustrations. The authors have read and approved the final version of the manuscript</p>

Конфликт интересов	Conflict of interests
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов	The authors declare no conflict of interests
Финансирование	Funding
Авторы заявляют об отсутствии финансовой поддержки	The authors declare no funding
Этические аспекты	Ethics declarations
Неприменимо	Not applicable
Раскрытие данных	Data sharing
Первичные данные могут быть предоставлены по обоснованному запросу автору, отвечающему за корреспонденцию	Raw data could be provided upon reasonable request to the corresponding author
Комментарий издателя	Publisher's note
Содержащиеся в этой публикации утверждения, мнения и данные были созданы ее авторами, а не издательством ИРБИС (ООО «ИРБИС»). Издательство снимает с себя ответственность за любой ущерб, нанесенный людям или имуществу в результате использования любых идей, методов, инструкций или препаратов, упомянутых в публикации	The statements, opinions, and data contained in this publication were generated by the authors and not by IRBIS Publishing (IRBIS LLC). IRBIS LLC disclaims any responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred in the content
Права и полномочия	Rights and permissions
© 2026 Д.И. Корабельников, А.И. Ламоткин; ООО «ИРБИС» Статья в открытом доступе по лицензии CC BY-NC-SA (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)	© 2026 D.I. Korabelnikov, A.I. Lamotkin. Publishing services by IRBIS LLC This is an open access article under CC BY-NC-SA license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Zbrzezny A.M., Krzywicki T. Artificial intelligence in dermatology: a review of methods, clinical applications, and perspectives. *Appl Sci*. 2025; 15 (14): 7856. <https://doi.org/10.3390/app15147856>.
- Olveres J., González G., Torres F., et al. What is new in computer vision and artificial intelligence in medical image analysis applications. *Quant Imaging Med Surg*. 2021; 11 (8): 3830–53. <https://doi.org/10.21037/qims-20-1151>.
- Ламоткин А.И., Корабельников Д.И., Ламоткин И.А. и др. Искусственный интеллект в здравоохранении и медицине: история ключевых событий, его значимость для врачей, уровень развития в разных странах. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология*. 2024; 17 (2): 243–50. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2024.254>.
Lamotkin A.I., Korabelnikov D.I., Lamotkin I.A., et al. Artificial intelligence in healthcare and medicine: the history of key events, its significance for doctors, the level of development in different countries. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology*. 2024; 17 (2): 243–50 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2024.254>.
- Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Эффективность применения искусственного интеллекта в клинической медицине. *ФАРМАКОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология*. 2025; 18 (1): 114–24. <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.287>.
Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I. The effectiveness of using artificial intelligence in clinical medicine. *FARMAKOEKONOMIKA. Sovremennaya farmakoeconomika i farmakoepidemiologiya / FARMAKOEKONOMIKA. Modern Pharmacoeconomics and Pharmacoepidemiology*. 2025; 18 (1): 114–24 (in Russ.). <https://doi.org/10.17749/2070-4909/farmakoeconomika.2025.287>.
- Goyal M., Reeves N.D., Davison A.K., et al. Artificial intelligence-based image classification methods for diagnosis of skin cancer: challenges and opportunities. *Comput Biol Med*. 2020; 127: 104065. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.104065>.
- Han S.S., Moon I.J., Kim S.H., et al. The degradation of performance of a state-of-the-art skin image classifier when applied to patient-driven internet search. *Sci Rep*. 2022; 12 (1): 16270. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-20632-7>.
- Корабельников Д.И., Ламоткин А.И. Анализ причин ошибочной классификации изображений немеланоцитарных опухолей кожи программами на основе технологий искусственного интеллекта. *Сибирский журнал клинической и экспериментальной медицины*. 2026; 41 (1): 221–31. <https://doi.org/10.29001/2073-8552-2026-2881>.
Korabelnikov D.I., Lamotkin A.I. Analysis of the reasons of misclassification of non-melanocytic skin tumors by artificial intelligence based programs. *Siberian Journal of Clinical and Experimental Medicine*. 2026; 41 (1): 221–31 (in Russ.). <https://doi.org/10.29001/2073-8552-2026-2881>.
- Han S.S., Moon I.J., Lim W., et al. Keratinocytic skin cancer detection on the face using region-based convolutional neural network. *JAMA Dermatol*. 2020; 156 (1): 29–37. <https://doi.org/10.1001/jamadermatol.2019.3807>.
- Vodrahalli K., Daneshjou R., Novoa R.A., et al. TrueImage: a machine learning algorithm to improve the quality of telehealth photos. *Bioinformatics* 2021. November 2020: 220–31. https://doi.org/10.1142/9789811232701_0021.
- Li Z., Koban K.C., Schenck T.L., et al. Artificial intelligence in dermatology image analysis: current developments and future trends. *J Clin Med*. 2022; 11 (22): 6826. <https://doi.org/10.3390/jcm11226826>.

Сведения об авторах / About the authors

Корабельников Даниил Иванович, к.м.н., доцент / Daniil I. Korabelnikov, PhD, Assoc. Prof. – ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0459-0488>. eLibrary SPIN-code: 7380-7790.

Ламоткин Андрей Игоревич / Andrey I. Lamotkin – ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7930-6018>. eLibrary SPIN-code: 4170-7782. E-mail: lamotkin.an@mail.ru.