

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ВЫЯВЛЕНИИ И ОЦЕНКЕ ПАЦИЕНТОВ С ПНЕВМОНИЕЙ И COVID-19

А.А. Девочкин, А.П. Куликова, М.А. Зорин, А.М. Пузанов, А.Л. Куленцан, О.П. Смирнова

Александр Андреевич Девочкин*, Александра Павловна Куликова, Максим Андреевич Зорин, Александр Михайлович Пузанов, Антон Львович Куленцан (ORCID 0000-0002-4012-9218), Ольга Павловна Смирнова (ORCID 0009-0003-2941-5365)

Ивановский государственный химико-технологический университет, пр. Шереметевский, 7, Иваново, 153000, Россия

E-mail: aleksandrdevochkin@yandex.ru*, aleksandrakulikovass@mail.ru, blocked_zoromaxim@ya.ru, puzi7@yandex.ru, kulencan@mail.ru, smirnowa07@rambler.ru

В условиях глобальной пандемии Covid-19, которая затронула миллионы людей по всему миру, необходимость в эффективных и быстрых методах диагностики стала более актуальной, чем когда-либо. Традиционные методы, такие как ПЦР – тестирование, хотя и остаются важными, имеют свои ограничения, включая время ожидания результатов и возможность ложноположительных или ложноотрицательных результатов. В данной статье для оценки эффективности предсказания системой наличия характерных патологий использовалась сверточная нейронная сеть. Для обучения, проверки обучения и тестирования нейросети был использован каталог, состоящий из 5856 рентгенографических снимков грудной клетки. Базовая модель была разделена на 2 класса (пневмония и отсутствие заболеваний легких), а итоговая модель на три класса (пневмония, Covid-19 и отсутствие заболеваний легких). Для моделирования использовались библиотеки глубокого обучения Keras и язык программирования Python. В ходе работы точность итоговой модели достигла 94% по сравнению с базовой (77%). Точность по классу Normal выросла с 72 до 91%, а чувствительность выросла с 63 до 92%. Точность по классу Pneumonia выросла с 79 до 99%, а чувствительность – с 85 до 95%. Точность по классу Covid-19 составила 93%, а чувствительность 95%. Результаты тестирования также показали, что предложенная авторами модель обладает большей точностью, чем такие модели, как – ResNet (точность – 74,2%), VGG16 (точность – 72,3%), DenseNet121 (точность – 79,2%), ImageNet (точность – 78,5%), Xception (точность – 85,7%) и InceptionV3 (точность – 91,6%). Полученные данные превышают требования Всемирной организации здравоохранения к приемлемой чувствительности теста на Covid-19 (точность не менее 80%, к чувствительности – 95-97%).

Ключевые слова: классификация изображений, медицинская визуализация, бинарная классификация, глубокое обучение, сверточная нейронная сеть, обработка рентгеновских снимков, пневмония, Covid-19.

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS IN IDENTIFYING AND ASSESSING PATIENTS WITH PNEUMONIA AND COVID-19

A.A. Devochkin, A.P. Kulikova, M.A. Zorin, A.M. Puzanov, A.L. Kulentsan, O.P. Smirnova

Alexander A. Devochkin*, Alexandra P. Kulikova, Maxim A. Zorin, Alexander M. Puzanov, Anton L. Kulentsan (ORCID 0000-0002-4012-9218), Olga P. Smirnova (ORCID 0009-0003-2941-5365)

Ivanovo State University of Chemistry and Technology, Sheremetevsky Ave., 7, Ivanovo, 153000, Russia

E-mail: aleksandrdevochkin@yandex.ru*, aleksandrakulikovass@mail.ru, blocked_zoromaxim@ya.ru, puzi7@yandex.ru, kulencan@mail.ru, smirnowa07@rambler.ru

In the context of the global Covid-19 pandemic, which has affected millions of people worldwide, the need for effective and rapid diagnostic methods has become more urgent than ever. While traditional methods such as PCR testing remain important, they have limitations, including the time it takes to obtain results and the potential for false positives or negatives. This article uses a convolutional neural network

to evaluate the effectiveness of the system's prediction of the presence of characteristic pathologies. A catalog consisting of 5856 chest X-ray images is used for training, validation, and testing of the neural network. The base model has been divided into two classes (pneumonia and absence of lung disease), while the final model has been divided into three classes (pneumonia, Covid-19, and absence of lung disease). The deep learning libraries Keras and the programming language Python are used for modeling. During the work, the accuracy of the final model has reached 94% compared to the baseline of 77%. The accuracy for the Normal class has increased from 72% to 91%, and the sensitivity has increased from 63% to 92%. The accuracy for the Pneumonia class has increased from 79% to 99%, and the sensitivity has increased from 85% to 95%. The accuracy for the Covid-19 class is 93%, and the sensitivity is 95%. The test results also show that the model proposed by the authors has a higher accuracy than models such as ResNet (accuracy of 74.2%), VGG16 (accuracy of 72.3%), DenseNet121 (accuracy of 79.2%), ImageNet (accuracy of 78.5%), Xception (accuracy of 85.7%), and InceptionV3 (accuracy of 91.6%). The data obtained exceed the World Health Organization's requirements for acceptable sensitivity of the Covid-19 test (at least 80% accuracy and 95-97% sensitivity).

Keywords: image classification, medical imaging, binary classification, deep learning, convolutional neural network, X-ray processing, pneumonia, Covid-19.

Для цитирования:

Девочкин А.А., Куликова А.П., Зорин М.А., Пузанов А.М., Куленцан А.Л., Смирнова О.П. Применение методов искусственного интеллекта в выявлении и оценке пациентов с пневмонией и Covid-19. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2026. № 02(68). С. 129-137. DOI: 10.6060/ivecofin.2026682.787

For citation:

Devochkin A.A., Kulikova A.P., Zorin M.A., Puzanov A.M., Kulentsan A.L., Smirnova O.P. Use of artificial intelligence methods in identifying and assessing patients with pneumonia and Covid-19. *Ivecofin*. 2026. N 02(68). P. 129-137. DOI: 10.6060/ivecofin.2026682.787 (in Russian)

ВВЕДЕНИЕ

Технологии искусственного интеллекта открывают новые возможности в сфере диагностики и лечения различных заболеваний. Рассматривая различные методы диагностирования пневмонии у пациента, необходимо отметить, что лучшим является применение рентгеновского снимка. Существует ряд проявлений, которые соответствуют клиническому диагнозу пневмонии [1]. Так, типичное проявление сильной консолидации долей тесно связано с бактериальной пневмонией, а небольшие интерстициальные и перихилярные изменения указывают на вирусные инфекции или астму. Необходимо отметить, что обнаружение пневмонии на рентгеновских снимках остается довольно непростой задачей, для решения которой применяются различные методы и возможности, в том числе и машинное обучение [2, 3].

Для распознавания пневмонии применяется компьютерная томография, однако компьютерные томографы пока есть далеко не во всех лечебных учреждениях. Рентгенологическая диагностика обладает меньшей разрешающей способностью и наличием шумов, но является более распространенной из-за большей доступности рентгеновских аппаратов. Поэтому актуальна разработка быстрых и надежных компьютерных программ, помогающих врачам оперативно об-

наруживать заболевание по рентгеновским снимкам грудной клетки [4].

Сверточная нейронная сеть (CNN, Convolutional Neural Networks), на сегодняшний день являющейся одной из самых популярных и эффективных для решения задач распознавания изображений, включая рентгеновские снимки [4, 5]. В CNN используются сверточные слои, которые позволяют автоматически выделять на изображениях важные признаки, такие как границы, текстуры и формы, что значительно повышает эффективность и точность задач компьютерного зрения, включая распознавание объектов, классификацию и диагностику. Кроме того, они могут использоваться для обработки данных с различными уровнями абстракции и масштабов. В слоях обработки изображений используются фильтры анализа или свертки. Для каждого слоя создается карта объектов путем применения нескольких фильтров на всем изображении. Эта карта используется в следующем слое в качестве входных данных [2, 6]. Исследования показывают, что определенные модели CNN показывают результаты классификации с высокой точностью, что становится сопоставимо с квалифицированной диагностикой врачей. Важным аспектом такого подхода является анализ изображений, что изначально было применено для жесткого опре-

деления патологии легких и пневмонии, вызванной Covid-19 [7]. Сравнение снимков пациентов с Covid-19 и другими формами пневмонии помогает провести качественную классификацию.

Пациенты с подозрением на пневмонию Covid-19 нуждаются в срочной диагностике и правильном лечении. Авторы работ [15] и другие одними из первых стали использовать глубокую сверточную нейросеть (Covid-Net) для выявления случаев Covid-19 с помощью рентгеновских снимков. Их точность тестирования составила 83,5%. Авторы отмечали, что для обучения алгоритмов проведению дифференциальной диагностики меж-

ду Covid-19, другими пневмониями и здоровыми людьми, количества рентгенограмм с пневмонией Covid-19 недостаточно для оценки надежности методов, а также ставили под сомнение универсальность ее применения в других клинических центрах. Однако со временем количество рентгенограмм пациентов с пневмонией Covid-19 увеличилось и точность алгоритмов возрастала [8].

Краткая информация об исследованиях с использованием различных программ ИИ для анализа рентгенограмм с оценкой точности данных алгоритмов приведена в табл. 1.

Таблица 1. Исследования с использованием алгоритмов ИИ для диагностики пневмонии Covid-19 по рентгенограммам
Table 1. Research using AI algorithms to diagnose Covid-19 pneumonia using X-rays

Исследование	Группы сравнения рентгенограмм для ИИ	Точность (%)
Heidari et al. [9]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией Covid-19	94,5
Apostolopoulos et al. [10]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией Covid-19	93,5
Ozturk et al. [11]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией Covid-19	87,2
Ranimzaden et al. [12]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией Covid-19	94,4
Khan et al. [13]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с бактериальной пневмонией, с вирусной пневмонией и с пневмонией Covid-19	89,6
Waheed et al. [14]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией Covid-19	95,0
Wang et al. [15]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с бактериальной пневмонией, с вирусной пневмонией и с пневмонией Covid-19	83,5

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Рентгеновские снимки для данной работы взяты из базы социальной сети по обработке данных и машинному обучению Kaggle [4, 16]. Здесь в формате .jpeg хранятся данные в виде отдельных файлов, а именно – 5856 рентгеновских снимков, из которых 1341 принадлежат здоровым людям, а 3875 принадлежат людям, у которых выявлены заболевания. В базе Kaggle снимки классифицированы и им присвоены метки классов Normal и Pneumonia. Базовая выборка содержит 234 нормальных изображений и 390 патологических. Структура датасета организована в виде стандартной иерархии папок, каждая из которых соответствует определенному классу внутри конкретной выборки. Такой формат позволяет легко использовать его в популярных фреймворках, таких как PyTorch и TensorFlow, благодаря готовым инструментам для загрузки изображений по структуре каталогов. Изображения имеют разное разрешение, что требует предварительной обра-

ботки перед обучением модели. Далее все изображения приводят к одному размеру, а именно к 224x224 пикселей, чтобы они были совместимы с архитектурами современных нейросетей. Также была применена аугментация – повороты, отражения, изменение яркости и контрастности. Это было сделано для расширения обучающей выборки и повышения устойчивости модели к вариациям входных данных.

Следующим этапом развития базовой модели стал переход к многоклассовой структуре. При развитии модели использовался новый датасет с Kaggle "Covid-19 Radiography Database", в нем собраны изображения из множества открытых источников, содержит 3616 рентгеновских снимков. Выходной слой был преобразован в трехнейронный с функцией активации softmax, что позволило модели выдавать вероятности принадлежности к каждому из трех классов: Normal, Pneumonia и Covid-19. Вместо двух полносвязных слоев была построена иерархическая структура из 3 слоев с

постепенно уменьшающейся размерностью: 512, 256, 128 нейронов. Итоговая модель содержит по 150 изображений – Normal, Pneumonia и Covid-19.

Реализация обоих алгоритмов выполнена на языке Python с использованием фреймворка глубокого обучения TensorFlow/Keras и в облачной вычислительной среде Google Colaboratory (Colab), предоставляющей доступ к графическому процессору (GPU) для ускорения обучения нейросетевых моделей. Для понимания поведения модели была разработана комплексная система визуализации результатов. Оценка качества модели проводилась по комплексному набору метрик, включающему – precision, recall, F1-score и ROC-AUC.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ДИСКУССИЯ

На начальном этапе, базовая модель, обученная для бинарной классификации рентгеновских снимков грудной клетки, демонстрировала результаты, которые можно охарактеризовать, как умеренные. Точность классификации составляла 77% (табл. 2), а значения ROC-AUC равны 0,8343 (рис. 1). Такие результаты свидетельствуют о надежном разделении классов. При этом чувствительность по классу Normal составляла всего

63%, а по классу Pneumonia – 85%. Однако эта чувствительность достигается за счет значительного числа ложноположительных диагнозов. Анализ матриц ошибок позволяет глубже понять характер улучшений. В промежуточной версии модели (рис. 1) из 234 нормальных изображений 86 классифицировались ошибочно, причем подавляющее большинство ошибок приходилось на класс пневмонии. Такая асимметрия ошибок создает серьезные риски – от избыточных обследований и ненужного назначения антибиотиков до психологического стресса у пациентов и увеличения нагрузки на медицинские учреждения.

Полученные данные из рис. 2 говорят о том, что графики потерь подтверждают стабильное обучение. Как обучающие, так и валидационные кривые монотонно снижаются на протяжении 8 эпох, не проявляя признаков переобучения, что говорит о хорошей обобщающей способности. Однако графики точности демонстрируют различное поведение – валидационная точность доходила до 72%, в то время, как обучающую достигала только 47%.

Таблица 2. Полученные характеристики базовой модели
Table 2. The obtained characteristics of the basic model

Model	Precision	Recall	F1-score	Support
normal	0,72	0,63	0,67	234
pneumonia	0,79	0,85	0,82	390
accuracy			0,77	624
macro avg	0,76	0,74	0,75	624
weighted avg	0,77	0,77	0,77	624

ROC-AUC: 0.8343

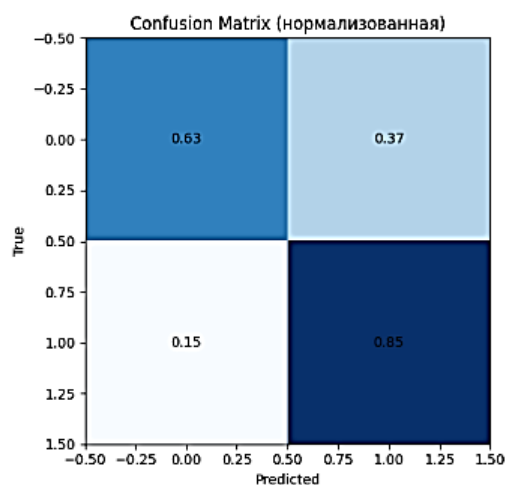
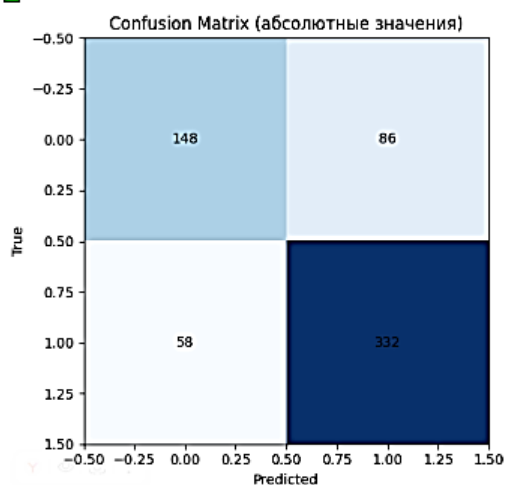


Рисунок 1. Базовая матрица ошибок модели
Figure 1. The basic error matrix of the model

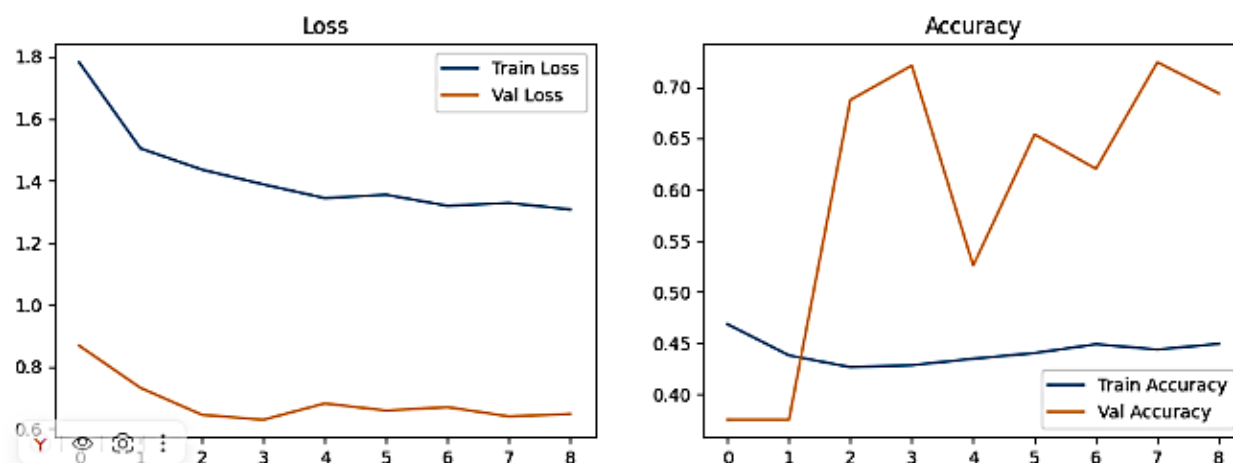


Рисунок 2. Динамика обучения базовой модели
Figure 2. The dynamics of training the basic model

Для того чтобы интерпретировать модель и визуализировать ее результаты, был использован метод под названием Gradient-Weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM). Представленные на рис. 3 визуализации Grad-CAM демонстрируют, как модель интерпретирует рентгеновские снимки при диагностике пневмонии, выделяя области, на которые она опирается при принятии решения. В целом модель проявляет способность обращать внимание на анатомически значимые зоны – например, в одном из случаев с предсказанием «Pneumonia» (точность 64,0%) тепловая карта четко фокусируется на нижней доле левого легкого, где типично локализуются инфильтраты, что говорит о клинически обоснованном выводе. Однако в других случаях, особенно при классификации снимков как «Normal», модель направляет внимание на малорелевантные или даже внереберные области – плечевой пояс, верхние отделы грудной клетки, маркеры ориентации (например, буква «R») или пространство за пределами легочной паренхимы. Такое поведение указывает на то, что модель частично основывает свои решения не на патологических признаках, а на технических артефактах, особенностях компоновки изображения или других побочных характеристиках обучающих данных. Это подрывает ее надежность и обобщающую способность, поскольку при переходе к новым данным, собранным в другой клинике или на другом оборудовании, эти вспомогательные признаки могут отсутствовать или отличаться, что приведет к снижению точности модели.

Итоговая версия модели (табл. 3) продемонстрировала улучшенный уровень точности. Общая точность классификации достигла 94%, что означает увеличение на 17% пунктов по сравнению с базовой версией модели. Полученные данные говорят о том, что чувствительность по классу Normal выросла с 63 до 92%, то есть рост составил 29%. Это означает, что теперь модель правильно

идентифицирует 92 из 100 здоровых пациентов, и лишь 8 требуют дополнительной верификации врачом. Полученный результат стал возможен благодаря комплексу мер, среди которых ключевую роль сыграла оптимизация весов классов с усилением класса Normal до значения 3.0, а также применение фокальной функции потерь, позволившей модели сконцентрироваться на сложных для классификации примерах. Показатели детектирования пневмонии также существенно улучшились. Точность выросла с 79 до 99%, а чувствительность – с 85 до 95%. Финальная F1-мера для этого класса достигла 0,97, что можно охарактеризовать как отличное распознавание. Особого внимания заслуживает появление в финальной версии третьего класса – Covid-19, который отсутствовал в базовой модели. Достигнутые показатели для этого клинически наиболее важного класса оказались превосходными. Точность 93%, чувствительность 95% и F1-мера 0,94. Это означает, что модель правильно идентифицирует 95 из 100 пациентов с подтвержденным Covid-19, что превышает требования Всемирной организации здравоохранения к скрининговым методам диагностики.

Сопоставление полученных результатов с данными из современной научной литературы подтверждает высокий уровень разработанной модели. Авторами работ [17-25] были получены результаты обнаружения пневмонии по рентгеновским снимкам грудной клетки, которые представлены в табл. 4. Результаты тестирования показывают, что предложенная авторами модель обладает большей точностью (94%), чем ResNet (74,2%), VGG16 (72,3%), DenseNet121 (79,2%), ImageNet (78,5%), Xception (85,7%) и InceptionV3 (91,6%). Что касается чувствительности, то предложенная модель имеет коэффициент чувствительности 95%, что лучше, чем у InceptionV3 (91,6%). Предлагаемая модель (97%) превосходит другие модели и по показателю F1-мера.

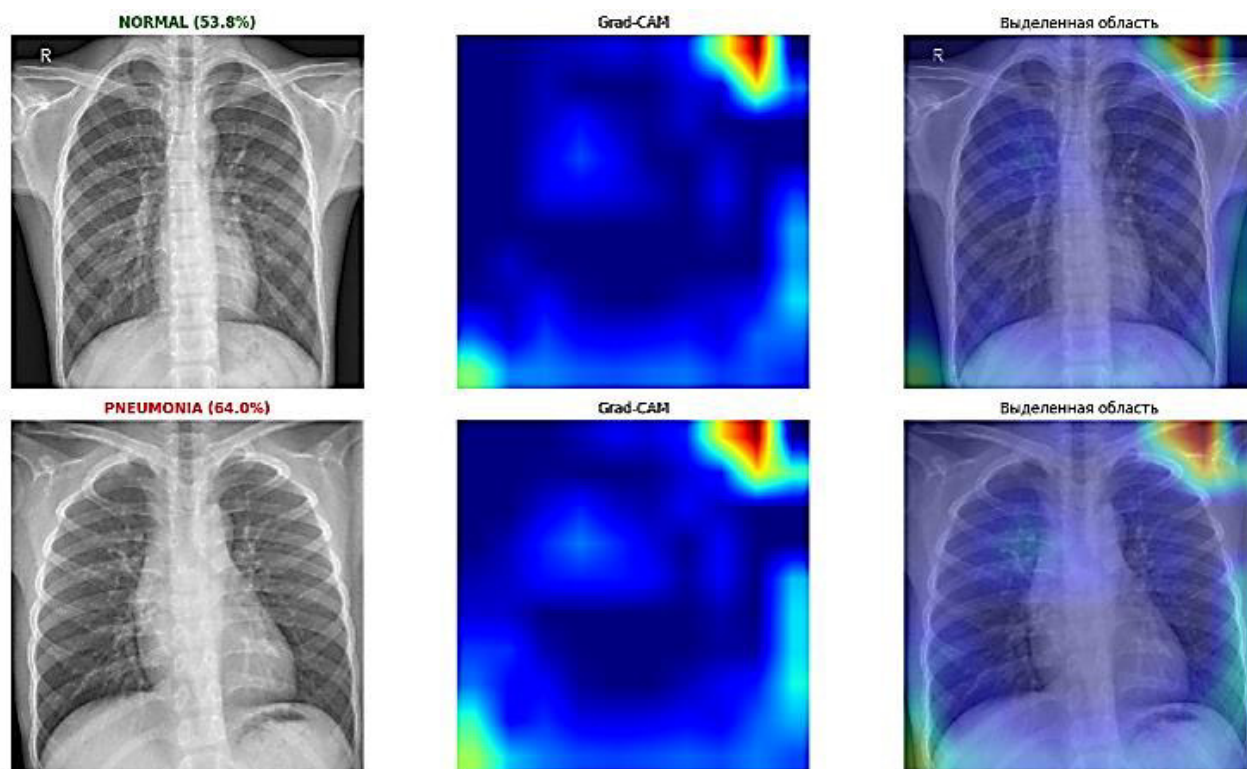


Рисунок 3. Визуализация Grad-CAM
Figure 3. Visualization using Grad-CAM

Таблица 3. Полученные характеристики итоговой модели
Table 3. The obtained characteristics of the final model

Model	Precision	Recall	F1-score	Support
Covid-19	0,93	0,95	0,94	150
normal	0,91	0,92	0,91	150
pneumonia	0,99	0,95	0,97	150
accuracy			0,94	450
macro avg	0,94	0,94	0,94	450
weighted avg	0,94	0,94	0,94	450

Таблица 4. Сравнительные характеристики существующих моделей
Table 4. Comparative characteristics of existing models

Model	Precision	Recall	F1-score	Validation accuracy
ResNet	0,742	0,961	0,837	78,3%
VGG16	0,723	0,951	0,822	74,2%
DenseNet121	0,792	0,964	0,869	81,9%
ImageNet	0,785	0,952	0,861	83,7%
Xception	0,857	0,967	0,908	87,8%
InceptionV3	0,916	0,841	0,877	85,3%

Анализ матриц ошибок показал, что в финальной версии (рис. 4), работающей уже с тремя классами на выборке из 450 изображений, количество ошибок для каждого класса минимально. Лишь 7 ошибок для Covid-19, 12 для нормы и 8 для пневмонии. Нормализованная матрица оши-

бок показывает, что доля правильных классификаций составляет 95% для Covid-19, 92% для нормы и 95% для пневмонии. Распределение ошибок относительно равномерно, что свидетельствует о хорошей сбалансированности модели.

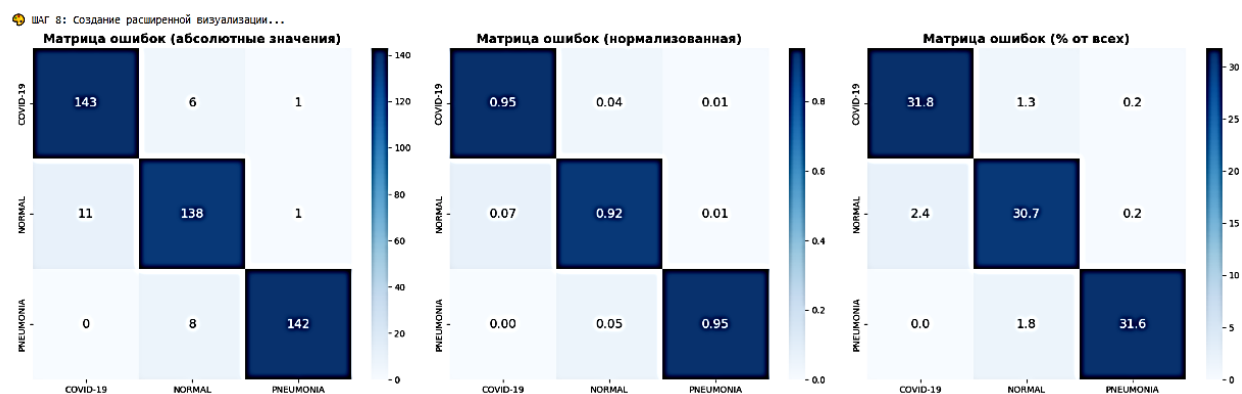


Рисунок 4. Итоговая версия матрицы ошибок
Figure 4. The final version of the error matrix

Количественная оценка вклада каждого улучшения показывает, что наибольший прирост качества обеспечила оптимизация весов классов, давшая увеличение общей точности на 4-5%, а для класса Normal – на 29% чувствительности. Фокальная потеря добавила 3-4% равномерно по всем классам, позволив модели лучше справляться со сложными случаями. Увеличение объема обучающих данных до 1000 изображений на класс и усиление аугментации обеспечили прирост в 3-4% за счет лучшего обобщения. Углубление архитектуры классификационной части до 4 слоев с пакетной нормализацией дало улучшение на 2-3% благодаря способности выделять более сложные иерархические признаки. Частичное размораживание базовой модели EfficientNetB3 позволило адаптировать предобученные признаки к специфике медицинских изображений, добавив еще 2-3% точности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Повышение точности классификации изображений очень важно, когда речь идет о результатах медицинских исследований. Повышение результативности даже на половину процен-

та является очень важным, так как результат может влиять на выявление опасных для жизни патологий, что особенно актуально для таких распространенных заболеваний как Covid-19 и пневмония. Точность классификации пневмонии при полном обучении составила 99% при чувствительности в 95%, точность по Covid-19 составила 93%, при чувствительности 95%. Полученные результаты переводят разработанную систему из категории экспериментальных разработок в разряд инструментов, потенциально пригодных для практического применения в качестве вспомогательного средства диагностики.

*Работа выполнена при поддержке
Министерства высшего образования и науки
Российской Федерации, проект FZZW-2026-0005.*

*This work was supported by financial support
of the Ministry of High Education and Science of the
Russian Federation, project No. FZZW-2026-0005.*

*Авторы заявляют об отсутствии
конфликта интересов.
The authors declare no conflict of interest.*

REFERENCES

1. Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A. et al. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. *International Journal Computer Vision*. 2020. V. 128. P. 336-359.
2. Забержинский Б.Э., Золин А.Г., Портнов К.В. Разработка алгоритма модели машинного обучения для детектирования пневмоний на рентгенограммах. *Экономика и качество систем связи*. 2024. № 4. С. 144-152.
3. Печников А.А., Богданов Н.А. Два подхода к распознаванию пневмонии по рентгеновским снимкам: описание, реализация и сравнение. *Управление большими системами*. 2022. № 99. С. 114-134.
4. Печников А.А., Богданов Н.А. Сравнение двух подходов к распознаванию пневмонии по рентгеновским снимкам. В сб. «Цифровые технологии в образовании, науке, обществе». Матер. XV Всерос. н.-пр. конференции. Петрозаводск: ПетрГУ. 2021. С. 90-91.
1. Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A. et al. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. *International Journal Computer Vision*. 2020. V. 128. P. 336-359.
2. Zaberzhinsky B.E., Zolin A.G., Portnov K.V. Development of a Machine-Learning Model for Detecting Pneumonia on Radiographs. *Economics and Quality of Communication Systems*. 2024. N 4. P. 144-152. (in Russian).
3. Pechnikov A.A., Bogdanov N.A. Two approaches for detecting pneumonia in X-ray images: description, implementation, and comparison. *Management of Large Systems*. 2022. N 99. P. 114-134. (in Russian).
4. Pechnikov A.A., Bogdanov N.A. Comparison of Two Approaches to Recognizing Pneumonia from X-Ray Images. *Materials of the XV All-Russian Scientific and Practical Conference «Digital Technologies in Education, Science, and Society»*. Petrozavodsk: PetrSU. 2021. P. 90-91. (in Russian).

5. Ефремов В.Г., Ефремов Н.Г., Тетерин Е.П., Тетерин П.Е., Базавлук Е.С. Классификация рентгеновских изображений грудной клетки больных вирусной пневмонией и Covid-19 с помощью нейронных сетей. *Компьютерная оптика*. 2021. Т. 45. № 1. С. 149–153.
6. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *Published as a conference paper at ICLR*. 2015. P. 1–14.
7. Петров М.В., Билалов Н.И., Папшева Е.М. Исследование эффективности методов трансферного обучения и тонкой настройки на сверточной нейронной сети VGG16 при классификации Covid-19, пневмонии и здоровых снимков на рентгенограммах грудной клетки. *Инженерный вестник Дона*. 2023. № 5. 16 с.
8. Филиппова Ю.А., Ахвердиева Г. Ильгар кызы. Возможности применения методов искусственного интеллекта в выявлении и оценке поражения легких у пациентов с пневмонией Covid-19. *E-Scio*. 2023. № 5(80). 21 с.
9. Heidari M., Mirniaharikandehi S., Khuzani A.Z., et al. Improving the performance of CNN to predict the likelihood of Covid-19 using chest X-ray images with preprocessing algorithms. *Int J Med Inform*. 2020. 144.
10. Apostolopoulos I.D., Mpesiana T.A. Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys Eng Sci Med*. 2020. N 43(2). P. 635–640.
11. Ozturk T., Talo M., Yildirim E.A., et al. Automated detection of Covid-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Comput Biol Med*. 2020. P. 121.
12. Rahimzadeh M., Attar A. A modified deep convolutional neural network for detecting Covid-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2. *Inform Med Unlocked*. 2020. P. 19.
13. Khan A.I., Shah J.L., Bhat M.M. CoroNet: a deep neural network for detection and diagnosis of Covid-19 from chest X-ray images. *Comput Methods Programs Biomed*. 2020. 196 p.
14. Waheed A., Goyal M., Gupta D., et al. COVIDgan: data augmentation using auxiliary classifier GAN for improved Covid-19 detection. *IEEE Access*. 2020. N 8. P. 91916–91923.
15. Wang L., Wong A. COVID-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of Covid-19 cases from chest radiography images. 2020. <https://arXiv:2003.09871>.
16. Chest X-Ray Images (Pneumonia) Kaggle. <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
17. Wong H.Y.F., Lam H.Y.S., Fong A.H. et al. Frequency and distribution of chest radiographic findings in patients positive for Covid-19. *Radiology*. 2020. V. 296. N 2. P. 72–78.
18. Эмилов Б.Э., Сорокин А.А., Жакыпов М.А., Кересбекова А.Б., Салибаев О.А., Чубаков Т.Ч. Использование искусственного интеллекта для диагностики пневмонии при COVID-19 и туберкулеза легких в Кыргызской Республике. *Ульяновский медико-биологический журнал*. 2024. N 4. P. 82–98. DOI: 10.34014/2227-1848-2024-4-82-98.
19. Nahida Habib, Md. Mahmodul Hasan, Mohammad Motiur Rahman Fusion of Deep Convolutional Neural Network with PCA and Logistic Regression for diagnosis of pediatric pneumonia on chest X-Rays. *Network Biology*. 2020. N 10(3). P. 62–76.
20. Liang G., Zheng L. A transfer learning method with deep residual network for pediatric pneumonia diagnosis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2019. 31262537 p.
21. Chhikara P., Singh P., Gupta P., Bhatia T. Deep Convolutional Neural Network with Transfer Learning for Detecting Pneumonia on Chest X-Rays. *Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer, Singapore*. 2020. N 1064. P. 155–168.
5. Efremtsev V.G., Efremtsev N.G., Teterin E.P., Teterin P.E., Bazavluk E.S. Chest X-ray image classification for viral pneumonia and Covid-19 using neural networks. *Computer Optics*. 2021. V. 45. N 1. P. 149–153. (in Russian).
6. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *Published as a conference paper at ICLR*. 2015. P. 1–14.
7. Petrov M.V., Bilalov N.I., Papsheva E.M. Research of the Effectiveness of Transfer Learning and Fine-Tuning Methods on the VGG16 Convolutional Neural Network for the Classification of Covid-19, Pneumonia, and Healthy Images on Chest X-Rays. *Engineering Bulletin of the Don*. 2023. N 5. 16 p. (in Russian).
8. Filippova Yu.A., Akhverdiev G. Ilgar kzy. Possibilities of using artificial intelligence methods in detecting and assessing lung damage in patients with Covid-19 pneumonia. *E-Scio*. 2023. N 5(80). 21 p. (in Russian).
9. Heidari M., Mirniaharikandehi S., Khuzani A.Z., et al. Improving the performance of CNN to predict the likelihood of Covid-19 using chest X-ray images with preprocessing algorithms. *Int J Med Inform*. 2020. 144.
10. Apostolopoulos I.D., Mpesiana T.A. Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys Eng Sci Med*. 2020. N 43(2). P. 635–640.
11. Ozturk T., Talo M., Yildirim E.A., et al. Automated detection of Covid-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Comput Biol Med*. 2020. P. 121.
12. Rahimzadeh M., Attar A. A modified deep convolutional neural network for detecting Covid-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2. *Inform Med Unlocked*. 2020. P. 19.
13. Khan A.I., Shah J.L., Bhat M.M. CoroNet: a deep neural network for detection and diagnosis of Covid-19 from chest X-ray images. *Comput Methods Programs Biomed*. 2020. 196 p.
14. Waheed A., Goyal M., Gupta D., et al. Covidgan: data augmentation using auxiliary classifier GAN for improved Covid-19 detection. *IEEE Access*. 2020. N 8. P. 91916–91923.
15. Wang L., Wong A. Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of Covid-19 cases from chest radiography images. 2020. <https://arXiv:2003.09871>.
16. Chest X-Ray Images (Pneumonia) Kaggle. <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
17. Wong H.Y.F., Lam H.Y.S., Fong A.H. et al. Frequency and distribution of chest radiographic findings in patients positive for Covid-19. *Radiology*. 2020. V. 296. N 2. P. 72–78.
18. Emilov B.E., Sorokin A.A., Zhakypov M.A., Keresbekova A.B., Salibaev O.A., Chubakov T.Ch. Artificial intelligence in diagnosing Covid-19 pneumonia and pulmonary tuberculosis in the Kyrgyz republic. *Ulyanovskiy mediko-biologicheskii zhurnal*. 2024. N 4. P. 82–98. DOI: 10.34014/2227-1848-2024-4-82-98. (in Russian).
19. Nahida Habib, Md. Mahmodul Hasan, Mohammad Motiur Rahman Fusion of Deep Convolutional Neural Network with PCA and Logistic Regression for diagnosis of pediatric pneumonia on chest X-Rays. *Network Biology*. 2020. N 10(3). P. 62–76.
20. Liang G., Zheng L. A transfer learning method with deep residual network for pediatric pneumonia diagnosis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2019. 31262537 p.
21. Chhikara P., Singh P., Gupta P., Bhatia T. Deep Convolutional Neural Network with Transfer Learning for Detecting Pneumonia on Chest X-Rays. *Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer, Singapore*. 2020. N 1064. P. 155–168.

22. Мишина В.А., Бобков С.П., Самарский А.А. Использование систем дискретных элементов для моделирования распространения эпидемии. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2025. № 04(66). С. 128-135. DOI: 10.6060/ivecofin.2025664.752.
23. Кутузова А.С., Чернов Н.А., Котенев Т.Е. Применение методов искусственного интеллекта в разработке алгоритма оценки усталости водителя. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2025. №04(66). С. 88-95. DOI: 10.6060/ivecofin.2025664.748.
24. Ксенофонтowa О.Л., Смирнова Н.В., Котова А.В. Применение методов интеллектуального анализа данных в эпидемиологии. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2023. № 2(74). С. 88-93. DOI: 10.6060/snt.20237402.0009.
25. Марчук Н.А., Манукян Л.Т., Куленцан А.Л., Пузанов А.М., Ширяев М.Ю. Заболеваемость населения по основным классам болезней. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2025. № 2 (82). С. 119-126. DOI: 10.6060/snt.20258202.00015.
22. Mishina V.A., Bobkov S.P., Samarsky A.A. Use of discrete element systems for modeling the spread of an epidemic. *Ivecofin*. 2025. N 04(66). P. 128-135. DOI: 10.6060/ivecofin.2025664.752. (in Russian).
23. Kutuzova A.S., Chernov N.A., Kotenev T.E. Application of artificial intelligence methods in the development of an algorithm for assessing driver fatigue. *Ivecofin*. 2025. N 04(66). P. 88-95. DOI: 10.6060/ivecofin.2025664.748. (in Russian).
24. Ksenophontova O.L., Smirnova N.V., Kotova A.V. Application of Data Mining Methods in Epidemiology. *Modern High-Tech Technologies. Regional Application*. 2023. N 2(74). P. 88-93. DOI: 10.6060/snt.20237402.0009. (in Russian).
25. Marchuk N.A., Manukyan L.T., Kulentsan A.L., Puзанov A.M., Shiryaev M.Yu. Incidence of the population by the main classes of diseases. *Modern science-intensive technologies. Regional application*. 2025. N 2 (82). P. 119-126. DOI: 10.6060/snt.20258202.00015. (in Russian).

Поступила в редакцию 12.02.2026
 Принята к опубликованию 24.02.2026

Received 12.02.2026
 Accepted 24.02.2026