

АҚПАРАТТЫҚ-КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ ТЕХНОЛОГИЯЛАР
ИНФОРМАЦИОННО-КОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES

DOI 10.51885/1561-4212_2023_2_236

МРНТИ 20.19.21

И.М. Увалиева¹, Ж.А. Бекбосынова²

НАО «Восточно-Казахстанский технический университет имени Д. Серикбаева»,

г. Усть-Каменогорск, Казахстан

¹E-mail: iuvalieva@ektu.kz*²E-mail: zhanerke_ahmetova11@mail.ruПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ
COVID-19 НА ОСНОВЕ РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИKEUDE RENTGENINE NEĞIZDELGEN COVID-19 ДИАГНОСТИКАСЫДА
МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ТЕХНОЛОГИЯСЫН ҚОЛДАНУAPPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNOLOGY FOR
COVID-19 DIAGNOSTICS BASED ON CHEST X-RAYS

Аннотация. Новая коронавирусная инфекция вызвала масштабный социально-экономический кризис, требующий длительного времени для восстановления мира. Оказалось, что привычный темп жизни человека меняется в течение нескольких недель. Здесь еще раз доказано, что цифровые технологии и интернет стали важной частью жизни человека. Поэтому пандемия коронавируса внесла много изменений в IT-сферу. Сегодня IT-технологии и Data Science наравне с врачами ведут борьбу с коронавирусом. Методы машинного обучения используются с целью отделения легких от здоровых с помощью рентгеновских снимков. В данной статье описано применение технологии машинного обучения для диагностики covid-19 на основе рентгеновских снимков грудной клетки. В исследовании были использованы данные образовательная системы организаций исследований Kaggle. Для разработки алгоритма диагностики COVID-19 по рентгеновским снимкам применялся метод нейронных сетей с различными параметрами.

Ключевые слова: COVID-19, диагностика, машинное обучение, рентгеновский снимок, нейронные сети, алгоритм, анализ.

Аңдатпа. Жаңа коронавирустық инфекция әлемді қалпына келтіру үшін ұзақ уақытты қажет ететін ауқымды әлеуметтік-экономикалық дағдарысты тудырды. Адам өмірінің әдетті өмір сүру қарқыны бірнеше апта ішінде өзгеретіні белгілі болды. Осы тұста цифрлық технологиялар мен интернет адам өмірінің маңызды бөлігіне айналғаны тағы бір мәрте дәлелденді. Сондықтанда коронавирустық пандемия IT саласына көптеген өзгерістер әкелді. Бүгінгі таңда IT-технологиялар мен Data Science дәрігерлермен тең дәрежеде коронавируспен күрес жүргізуде. Машиналық оқыту әдістері рентген суреттері арқылы ауру өкпені сау өкпеден бөлу мақсатында қолданылады. Бұл мақалада кеуде қуысының рентгенографиясына негізделген covid-19 диагностикасы үшін машиналық оқыту технологиясын қолдану сипатталған. Зерттеу Kaggle зерттеу ұйымдарының білім беру жүйесінің деректерін пайдаланды. Рентген сәулелерінен COVID-19 диагностикалық алгоритмін жасау үшін әртүрлі параметрлері бар нейрондық желі әдісі қолданылды.

Түйін сөздер: COVID-19, диагностика, Машиналық оқыту, рентген, нейрондық желілер, алгоритм, талдау.

Abstract. The new coronavirus infection has caused a large-scale socio-economic crisis that requires a long time to restore peace. It turned out that the usual pace of a person's life changes within a few weeks. Here it is proved once again that digital technologies and the Internet have become an important part of human life. Therefore, the coronavirus pandemic has made many changes in the IT sphere. Today, IT technologies and Data Science, along with doctors, are fighting the coronavirus. Machine learning methods are used to separate diseased lungs from

healthy ones using X-rays. This article describes the application of machine learning technology for the diagnosis of covid-19 based on chest X-rays. The study used data from the educational system of Kaggle research organizations. The method of neural networks with various parameters was used to develop the COVID-19 diagnostic algorithm based on X-rays.

Keywords: COVID-19, diagnostics, machine learning, X-ray, neural networks, algorithm, analysis.

Введение. Здоровье всего человечества навсегда останется главной проблемой, как и ценность жизни во всем мире. С 2019 года актуальной и проблемной темой не только Всемирной организации здравоохранения, но и всего мира является covid-19, который был зарегистрирован в Китае в январе 2019 года, а затем распространился по всему миру, что привело к массовой смерти и карантину. Новая коронавирусная инфекция covid-19 – острое инфекционное заболевание, относящееся к группе острых респираторных вирусных инфекций. Это вызвано новым коронавирусом SARS-CoV-2.

На веб-сайте Worldometer опубликована статистика случаев заражения коронавирусом и на первую декаду 2023 года этот показатель равен 670,083,887, из которых умерших составляет 6,721,468 [1]. Как показали события с 2019 года по сегодняшний день человечество не было готово к массовой инфекции и его последствиям, все необходимые процедуры совершались в хаотичном порядке и с опозданием во времени. Для установления диагноза требовалось множество обследований и много времени. Чтобы выиграть во времени и решить эту проблему на сегодняшний день в IT-индустрии тестируются большое количество решений по борьбе с глобальной задачей.

Симптомы COVID-19 включают лихорадку, кашель, одышку и усталость. Тем не менее, одним из острых симптомов является чувство боли в груди и затрудненное дыхание [2]. Почти в половине случаев COVID-19 наблюдается аномальный рентген грудной клетки. Визуализация грудной клетки играет очень важную роль в ранней диагностике и лечении пациентов с подозрением на COVID-19. Рентгенография грудной клетки используется для эффективного обследования грудной клетки пациента. В связи этим актуальность проблемы заключается в своевременном анализе и диагностике COVID-19 по рентгеновским снимкам на обученных нейронных сетях.

Цель исследования – провести анализ этапов и методов диагностики covid-19 на основе рентгеновских снимков грудной клетки.

Основными задачами исследования является:

- анализ существующих методов диагностики COVID-19;
- исследование методов диагностики COVID-19 на основе рентгеновских снимков;
- разработка алгоритма диагностики COVID-19 на основе анализа рентгеновских снимков грудной клетки;
- разработка и описание алгоритма подготовки набора данных для диагностики COVID-19;
- экспериментальное исследование алгоритма диагностики COVID-19 на основе анализа рентгеновских снимков грудной клетки.

Литературный обзор. *Существующие методы диагностики COVID-19.* Сейчас появились новые технологии и методы изучения и диагностики COVID-19. Есть способы лабораторные, а также можно диагностировать самостоятельно в домашних условиях, для этого достаточно в аптеке приобрести специальные средства. Лабораторные тесты на Covid-19 представлены на рис. 1.

Поскольку ранняя диагностика COVID-19 имеет решающее значение для профилактики и контроля этой пандемии, клинические характеристики не могут сами по себе определять диагноз COVID-19, особенно у пациентов с ранними симптомами [3].



Рисунок 1. Лабораторные тесты диагностики Covid-19

Важной проблемой при проведении ПЦР-теста в реальном времени является риск получения ложноотрицательных и ложноположительных результатов. Сообщается, что многие «подозрительные» случаи с типичными клиническими характеристиками COVID-19 и идентичными специфическими изображениями компьютерной томографии (КТ) не были диагностированы [4]. Таким образом, отрицательный результат не исключает возможности заражения COVID-19 и не должен использоваться в качестве единственного критерия для принятия решений о лечении или ведении пациента.

Методы лучевого обследования играют очень важную роль в выявлении признаков воспалительных изменений в легких, определении объема поражения легких, контроле лечения и прогнозировании течения заболевания. Методы инструментальной диагностики Covid-19 представлены на рис. 2.

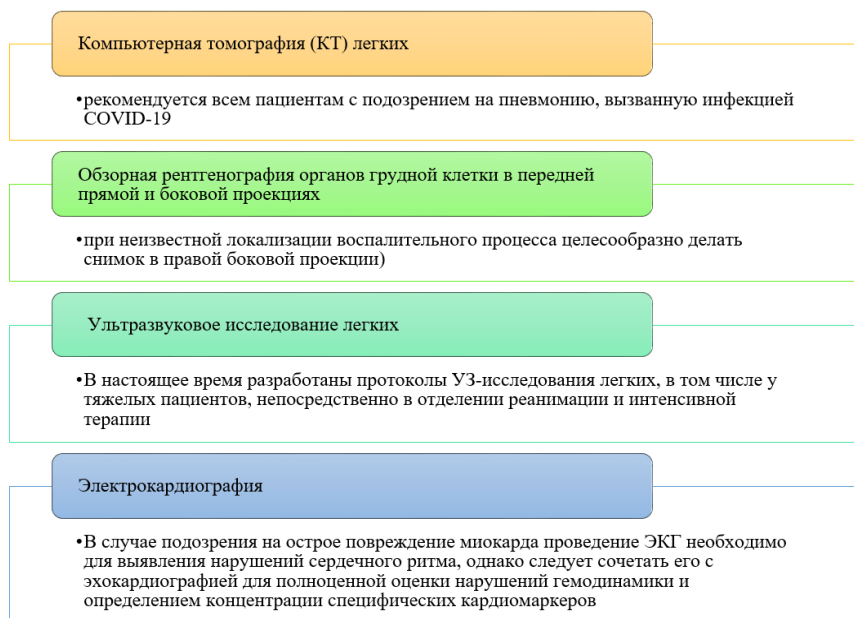


Рисунок 2. Методы инструментальной диагностики Covid-19

После выздоровления пациента можно оценить, как его иммунная система отреагировала на болезнь. Если пациент считает, что у него бессимптомная инфекция covid можно использовать метод IgG также оправдан.

Методы диагностики COVID-19 на основе анализа рентгеновских снимков грудной клетки. Самым информативным методом выявления изменений в легких, связанных с COVID-19, по праву является компьютерная томография органов грудной полости, которая позволяет выявлять типичные проявления вирусных поражений легких [5-7]. Рентгенография – это способ диагностики патологических состояний, основанный на применении рентгеновских лучей. У пациентов, инфицированных COVID-19, наблюдаются отклонения на рентгеновских снимках грудной клетки. Однако для исследования рентгеновских снимков грудной клетки требуется специалист с большим опытом. Следовательно, использование методов глубокого обучения для выявления отклонений на рентгеновских изображениях обычно представляется как потенциальное решение, помогающее диагностировать заболевание.

В условиях эпидемии COVID-19, наличие КТ признаков поражение легких вирусной, несмотря на отрицательный ПЦР, должны расцениваться как вероятная коронавирусная инфекция до тех пор, пока не будет поставлен альтернативный диагноз. Тестирование на COVID-19 показано пациентам, у которых обнаружены данные, указывающие на поражение легких вирусной этиологии.

К лучевым методикам исследования, применяемым для диагностики у пациентов с подозрением на наличие COVID-19 и вирусных пневмоний другой природы относят: рентгенографию (стационарным и палатным аппаратом), компьютерную томографию, ультразвуковое исследование легких.

Преимущества и недостатки данного метода представлены на рисунке 3.

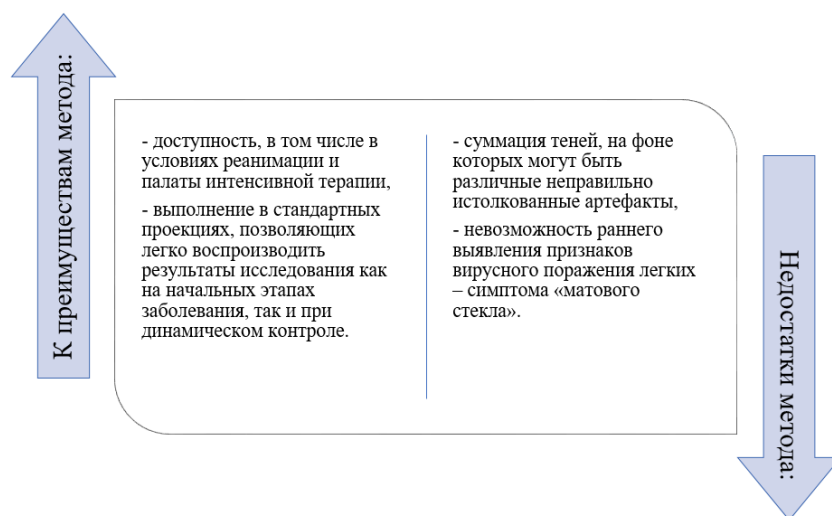


Рисунок 3. Преимущества и недостатки рентгенографического исследования

Компьютерная томография (КТ) – это неинвазивный метод визуализации, помогающий в ранней диагностике пневмонии. Однако коронавирусная болезнь 2019 года (COVID-19) имеет сходные особенности визуализации с другими типами пневмонии, что затрудняет дифференциальную диагностику [8]. Искусственный интеллект доказал свою успешность в области медицинской визуализации, что помогло идентифицировать заболевание.

Материалы и методы исследования. Модель процесса диагностики COVID-19 на основе анализа рентгеновских снимков грудной клетки. В последние десятилетия искусственный интеллект используется для распознавания и классификации заболеваний легких [9]. Исследования варьировались между извлечением признаков изображения, подходящим распознаванием изображений и классификаторами идентификации заболеваний. Стандартными диагностическими тестами для пневмонии являются рентген грудной клетки и компьютерная томография. Хотя компьютерная томография является золотым стандартом, рентген грудной клетки по-прежнему полезна, потому что она дешевле, быстрее и более распространена. Данное исследование направлено на выявление пневмонии и COVID-19 на основе анализа рентген снимков грудной клетки. Исходное хранилище данных содержит рентген снимки грудной клетки больных и здоровых легких [10].

Проведение рентгенографии легких пациентов не требует специальной подготовки. Перед началом исследования пациент раздевается, снимает металлические украшения. IDEF0 диаграмма процесса рентгенографии представлена на рис. 4. Основные этапы анализа и описания рентгенограмм грудной клетки представлены на рис. 5.

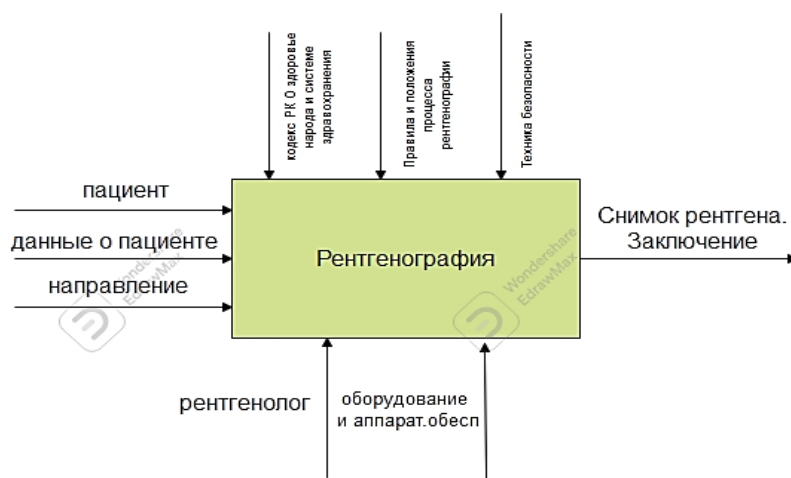


Рисунок 4. IDEF0 диаграмма процесса рентгенографии



Рисунок 5. Основные этапы анализа и описания рентгенограмм грудной клетки

Алгоритм подготовки набора данных для диагностики COVID-19. Алгоритм процесса подготовки набора данных для диагностики COVID-19 можно разделить на три этапа [11]:

Шаг 1: Выбор данных. Этот шаг касается выбора подмножества всех доступных данных, которые нужны для работы.

Шаг 2: Предварительная обработка данных. Этот шаг предварительной обработки заключается в получении выбранных данных в форму, более подходящую для дальнейшего анализа.

Шаг 3: Преобразование данных.

Фактические данные для диагностики COVID-19 могут быть собраны из различных источников и процессов. Они могут содержать ошибки и повреждения, негативно влияющие на качество набора данных. Вот какие типичные проблемы с качеством данных могут быть: неполные данные (в данных нет атрибутов или в них нет значений); наличие «шумов», т.е. в данных встречаются неверные записи или выбросы; наличие несоответствий, т.е. имеются противоречивые данные.

Три основных этапа предварительной обработки данных – это форматирование, очистка и выборка. Описание этих трех процессов предварительной обработки данных представлены на рисунке 6. Последний шаг – преобразование данных процесса [12]. Данный этап включает процессы масштабирования, декомпозиции и агрегирования.



Рисунок 6. Этапы предварительной обработки данных

На рис. 7 показан полный системный обзор конструкции модели. Модель состоит из предварительно обученной модели VGG16, генератора данных изображений для генерации изображений, AveragePooling2D [13], flatten, плотных слоев и слоев отсева. Также предварительно обработаны данные и выполнены их дополнение, прежде чем обнаружить пневмонию. Также была сгенерирована классификационная матрица для оценки F1-балла, точности и отзыва, а затем для расчета точности, чувствительности и специфичности.

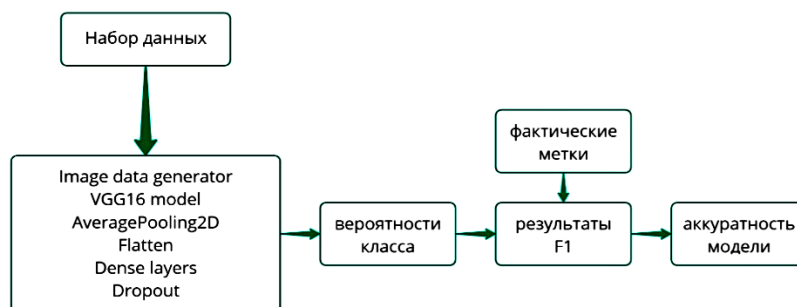


Рисунок 7. Блок-схема, показывающая процесс прогнозирования пневмонии у пациентов с COVID-19

Процесс обучения данных и анализ производительности для диагностики COVID-19. Алгоритм обучения используется для более точного изучения особенностей рентгеновских изображений пациентов, чтобы модель могла более точно выявлять пневмонию. Набор данных для диагностики COVID-19 на основе анализа рентгеновских снимков грудной клетки был взят из Kaggle [14]. Это образовательная система организаций исследований данных. На рисунке 8 выведены категории исходных данных.

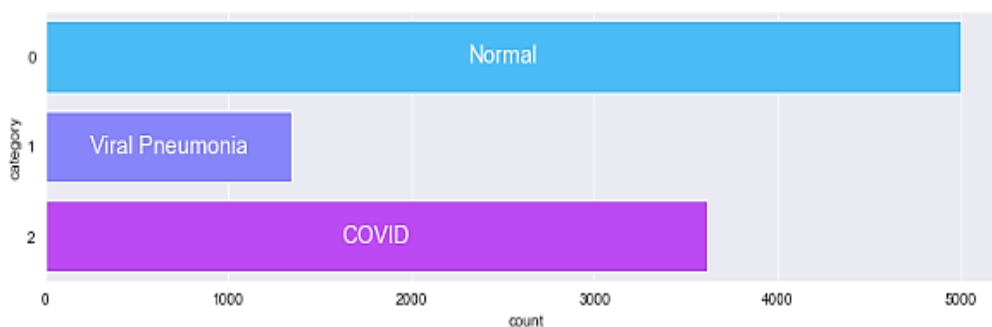


Рисунок 8. Классификация набора данных

На рисунке 9 представлен пример набора данных по рентгеновским снимкам грудной клетки.

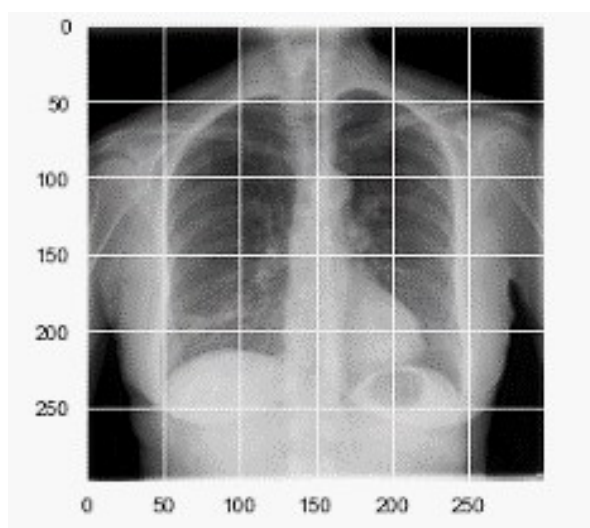


Рисунок 9. Вывод экземпляра из набора данных

После накопления изображений из набора данных необходимо удалить шум на рентгеновских снимках. После данной операции размер исходного набора данных изменяется.

Для прогнозирования пневмонии была разработана модель прогноза на основе алгоритма машинного обучения рентгеновских снимков грудной клетки. В данной модели данные обучающего и тестового набора были разделены в отношении 80/20. Для обучения была использована модель VGG16. После обучения модели тестовые данные были использованы для прогнозирования. Результатом обучения был выдан расчет точности прогноза на тестовых данных. Также в результате была создана классификационная матрица.

Производительность предложенной модели оценивается на основе различных показателей: точности, отзывчивости, чувствительности, специфичности и прецизионности. Показатели оцениваются по различным параметрам в матрице путаницы, таким как истинно положительный (TP), истинно отрицательный (TN), ложноположительный (FP) и ложноотрицательный (FN). Показатели определяются по формуле (1):

$$\text{точность} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (1)$$

Чувствительность определяет процент фактических положительных случаев, которые точно прогнозируются. Этот показатель оценивает способность модели к прогнозированию. Уравнение для расчета чувствительности выглядит (2):

$$\frac{\text{чувствительность}}{\text{отзывчивость}} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$\text{специфичность} = \frac{TN}{FP+TN} \quad (3)$$

Чтобы уточнить долю фактических отрицательных случаев, была использована специфичность, которая была предсказана правильно.

Специфичность – это показатель, который оценивает способность модели предсказывать истинно-отрицательные случаи данной категории. Следовательно, эти показатели были применены к каждой категориальной модели для интерпретации результата. Уравнение для расчета специфичности определяется моделью (3):

Точность демонстрирует производительность модели на тестовых данных. Он показывает количество моделей, правильно предсказанных из всех положительных классов. Модель точности определяется формулой (4):

$$\text{прецизионность} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Для программной реализации модели прогнозирования пневмонии у пациентов с COVID-19 использовался интерактивный блокнот Jupyter.

Сначала к изображениям применяется увеличение данных с использованием технологии Keras image data generator. Для генератора изображений угол поворота был сохранен на уровне 15, а режим заливки был установлен на ближайший. Затем они наносятся на LabelBinarizer () для выполнения однократного кодирования меток. После этого данные были разделены на 80 % обучающих и 20 % тестовых данных.

Результаты и их обсуждения. В рамках исследования были построены базовая модель и модель head. Модель head была преобразована с использованием AveragePooling2D [13], которая состояла из сглаживающих, плотных, выпадающих слоёв. Впоследствии эта модель была скомпилирована с помощью оптимизатора Adam и использовалась для тестирования.

На рис. 11 представлены различные параметры, используемые на этапе обучения, где модель глубокого обучения генерирует и улучшает точность обучения и валидации после каждой эпохи.

В каждую эпоху модель приобретает больше знаний после сбора различных фрагментов информации. Таким образом, по рис. 12 можно заметить, что после каждой эпохи модель VGG16 может обеспечивать более высокую точность при меньших потерях при обучении и проверке.

На рис. 13 и 14 показаны значения точности и потерь на этапах обучения и валидации модели. На рисунках показано, как уменьшаются потери при обучении и валидации и повышается точность обучения и валидации. Ось x представляет количество эпох, а ось y

представляет потери/точность. Когда эпоха была равна 0, точность как обучения, так и проверки была низкой, а потери – очень высокими. Но по мере увеличения количества эпох повышалась как точность обучения, так и точность валидации, а потери при обучении и валидации уменьшались.

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 224, 224, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 112, 112, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 56, 56, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 512)	0
average_pooling2d (AveragePooling2D)	(None, 3, 3, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 4608)	0
dense (Dense)	(None, 128)	589952
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 3)	387

=====
Total params: 15,305,027
Trainable params: 590,339
Non-trainable params: 14,714,688

Рисунок 11. Результаты выводу параметров модели

```

Epoch 1/10
532/532 [=====] - 1337s 3s/step - loss: 0.3437 - accuracy: 0.8599 - val_loss: 0.2981 - val_accuracy: 0.8907
Epoch 2/10
532/532 [=====] - 1366s 3s/step - loss: 0.3244 - accuracy: 0.8692 - val_loss: 0.3035 - val_accuracy: 0.8826
Epoch 3/10
532/532 [=====] - 1384s 3s/step - loss: 0.3119 - accuracy: 0.8745 - val_loss: 0.2399 - val_accuracy: 0.9077
Epoch 4/10
532/532 [=====] - 1394s 3s/step - loss: 0.3019 - accuracy: 0.8803 - val_loss: 0.2310 - val_accuracy: 0.9087
Epoch 5/10
532/532 [=====] - 1405s 3s/step - loss: 0.2899 - accuracy: 0.8824 - val_loss: 0.2363 - val_accuracy: 0.9097
Epoch 6/10
532/532 [=====] - 1379s 3s/step - loss: 0.2756 - accuracy: 0.8918 - val_loss: 0.2170 - val_accuracy: 0.9157
Epoch 7/10
532/532 [=====] - 1421s 3s/step - loss: 0.2693 - accuracy: 0.8943 - val_loss: 0.2190 - val_accuracy: 0.9117
Epoch 8/10
532/532 [=====] - 1361s 3s/step - loss: 0.2603 - accuracy: 0.8970 - val_loss: 0.2170 - val_accuracy: 0.9198
Epoch 9/10
532/532 [=====] - 2323s 4s/step - loss: 0.2615 - accuracy: 0.8931 - val_loss: 0.2122 - val_accuracy: 0.9198
Epoch 10/10
532/532 [=====] - 1163s 2s/step - loss: 0.2534 - accuracy: 0.9000 - val_loss: 0.2060 - val_accuracy: 0.9168
    
```

Рисунок 12. Результаты точности и потерь по каждой эпохе

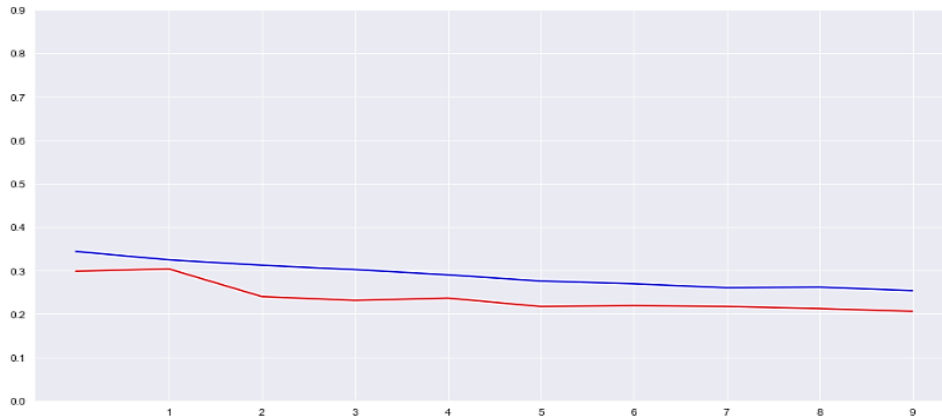


Рисунок 13. График потерь обучения и валидации

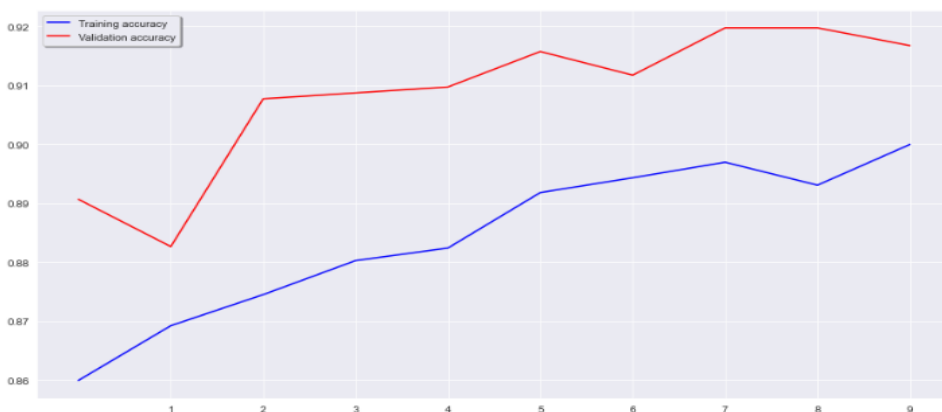


Рисунок 14. График аккратности обучения и валидации

Прогресс, достигнутый в применении методов, основанных на глубоком обучении, с использованием рентгеновских снимков грудной клетки для классификации COVID-19, огромен. Нехватка больших наборов данных является серьезной проблемой при оценке предлагаемых моделей. Для решения проблемы небольших наборов данных были применены методы трансфертного обучения. Модели предварительно обучены на базе данных ImageNet [15]. Методы обучения в ансамбле, которые объединяют прогнозы из нескольких моделей для получения точных результатов, также используются при обнаружении COVID-19. Это улучшает результаты прогнозирования модели за счет минимизации ошибки обобщения и дисперсии.

Используя предложенную модель, пациентам, возможно, не потребуется посещать врача и тратить большие суммы на клинические тесты и обследования; скорее, им потребуется только рентген грудной клетки и поддерживающее мобильное приложение для выявления пневмонии. Таким образом, результаты настоящего исследования принесут большую пользу обездоленным и более бедным слоям общества или сельским слоям населения.

Заключение. Это исследование предлагает двухэтапную технику остаточного обучения с использованием рентгеновских снимков легких для выявления пневмонии, вызванной COVID-19. Параллельное тестирование может быть использовано в текущем сценарии для предотвращения распространения инфекции среди передовых работников и постановки первичных диагнозов чтобы определить, поражен ли пациент COVID-19. Таким образом, предлагаемый способ может быть использован в качестве альтернативного диагностического инструмента для выявления случаев пневмонии. Будущие исследования могут улучшить производительность архитектуры CNN за счет корректировки гиперпараметров и передачи обучающих комбинаций. Другим возможным способом определения наилучшей модели для лечения пневмонии и COVID-19 могла бы стать улучшенная, сложная сетевая структура.

Список литературы

1. Worldometer – всемирная статистика в реальном времени. URL: <https://www.worldometers.info/coronavirus/>
2. Цыган Н.В. и др. Особенности симптоматики и патогенеза повреждения центральной нервной системы при COVID-19 по данным клинических исследований (обзор) // Общая реаниматология. – 2021. – Т. 17. – №. 3. – С. 65-77.
3. Tahamtan A., Ardebili A. Real-time RT-PCR in COVID-19 detection: issues affecting the results // Expert review of molecular diagnostics. – 2020. – Т. 20. – №. 5. – С. 453-454.
4. Samaranyake L.P., Seneviratne C.J., Fakhruddin K.S. Coronavirus disease 2019 (COVID-19) vaccines: A concise review // Oral diseases. – 2022. – Т. 28. – С. 2326-2336.
5. Sharif P.M. et al. Computed tomography scan in COVID-19: a systematic review and meta-analysis // Polish Journal of Radiology. – 2022. – Т. 87. – №. 1. – С. 1-23.
6. Abbas R. F. Efficient intelligent compression and recognition system-based vision computing for computed tomography COVID images // Journal of Electronic Imaging. – 2022. – Т. 32. – №. 2. – С. 021404.
7. Верзунов С.Н. Диагностика различных видов пневмонии по рентгеновским снимкам грудной клетки // Проблемы автоматизации и управления. – 2022. – №. 1. – С. 84-94.
8. Han Y, Mu SC, Zhang HD, Wei W, Wu XY, Jin CY, Gu GR, Xie BJ, Tong CY. Artificial intelligence computed tomography helps evaluate the severity of COVID-19 patients: A retrospective study. World J Emerg Med. 2022;13(2):91-97. doi: 10.5847/wjem.j.1920-8642.2022.026. PMID: 35237361; PMCID: PMC8861340.
9. AbouEl-Magd, L.M., Darwish, A., Snaesl, V. et al. A pre-trained convolutional neural network with optimized capsule networks for chest X-rays COVID-19 diagnosis. Cluster Comput (2022). <https://doi.org/10.1007/s10586-022-03703-2>

10. Han Y, Mu SC, Zhang HD, et al. Artificial intelligence computed tomography helps evaluate the severity of COVID-19 patients: A retrospective study. *World J Emerg Med.* 2022;13(2):91-97. doi:10.5847/wjem.j.1920-8642.2022.026
11. Воронина В. В. и др. Теория и практика машинного обучения. – 2017.
12. Козлов С. В. Особенности использования методов интеллектуального анализа данных в обучающих информационных системах // *International Journal of Open Information Technologies.* – 2020. – Т. 8. – №. 7. – С. 29-39.
13. https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/AveragePooling2D
14. <https://www.kaggle.com/prashant268/chest-xray-covid19-pneumonia>.
15. J. Deng, W. Dong, R. Socher, L. J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "Imagenet: a large-scale hierarchical image database," in *Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 248–255, Miami, FL, USA, June 2009.

References

1. Worldometer - real-time world statistics. URL: <https://www.worldometers.info/coronavirus/>
 2. Cygan, N.V., Trashkov, A.P., Ryabcev, A.V., YAKovleva, V.A., Konevega, A.L., Vasil'ev, A.G., ... & Litvinenko, I.V. (2021). Osobennosti simptomatiki i patogenezna povrezhdeniya central'noj nervnoj sistemy pri COVID-19 po dannym klinicheskikh issledovanij (obzor). *Obshchaya reanimatologiya*, 17(3), 65-77.
 3. Tahamtan, A., & Ardebili, A. (2020). Real-time RT-PCR in COVID-19 detection: issues affecting the results. *Expert review of molecular diagnostics*, 20(5), 453-454.
 4. Samaranyake, L.P., Seneviratne, C.J., & Fakhruddin, K.S. (2022). Coronavirus disease 2019 (COVID-19) vaccines: A concise review. *Oral diseases*, 28, 2326-2336.
 5. Sharif, P.M., Nematizadeh, M., Saghadzadeh, M., Saghadzadeh, A., & Rezaei, N. (2022). Computed tomography scan in COVID-19: a systematic review and meta-analysis. *Polish Journal of Radiology*, 87(1), 1-23.
 6. Abbas, R. F. (2022). Efficient intelligent compression and recognition system-based vision computing for computed tomography COVID images. *Journal of Electronic Imaging*, 32(2), 021404.
 7. Verzunov, S.N. (2022). Diagnostika razlichnyh vidov pnevmonii po rentgenovskim snimkam grudnoj kletki. *Problemy avtomatiki i upravleniya*, (1), 84-94.
 8. Han, Y., Mu, S.C., Zhang, H.D., Wei, W., Wu, X.Y., Jin, C.Y., Gu, G.R., Xie, B.J., & Tong, C.Y. (2022). Artificial intelligence computed tomography helps evaluate the severity of COVID-19 patients: A retrospective study. *World journal of emergency medicine*, 13(2), 91-97. <https://doi.org/10.5847/wjem.j.1920-8642.2022.026>
 9. AbouEl-Magd, L.M., Darwish, A., Snasel, V. et al. A pre-trained convolutional neural network with optimized capsule networks for chest X-rays COVID-19 diagnosis. *Cluster Comput* (2022). <https://doi.org/10.1007/s10586-022-03703-2>
 10. Han, Y., Mu, S. C., Zhang, H. D., Wei, W., Wu, X. Y., Jin, C. Y., Gu, G. R., Xie, B. J., & Tong, C. Y. (2022). Artificial intelligence computed tomography helps evaluate the severity of COVID-19 patients: A retrospective study. *World journal of emergency medicine*, 13(2), 91-97. <https://doi.org/10.5847/wjem.j.1920-8642.2022.026>
 11. Voronina, V.V., Miheev, A.V., YArushkina, N.G., & Svyatov, K.V. (2017). Teoriya i praktika mashinnogo obucheniya.
 12. Kozlov, S. V. (2020). Osobennosti ispol'zovaniya metodov intellektual'nogo analiza dannyh v obuchayushchih informacionnyh sistemah. *International Journal of Open Information Technologies*, 8(7), 29-39.
 13. https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/AveragePooling2D
 14. <https://www.kaggle.com/prashant268/chest-xray-covid19-pneumonia>.
 15. J. Deng, W. Dong, R. Socher, L. J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "Imagenet: a large-scale hierarchical image database," in *Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 248–255, Miami, FL, USA, June 2009.
-
-