

*Филиппова Юлия Александровна, ординатор*

*рентгенодиагностического отделения*

*ФГБУ НМИЦ Онкологии имени Н.Н. Блохина*

*Россия, г. Москва*

*Ахвердиева Гюля Ильгар кызы, к.м.н., ведущий научный сотрудник*

*рентгенодиагностического отделения*

*ФГБУ НМИЦ Онкологии имени Н.Н. Блохина*

*Россия, г. Москва*

## **ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ВЫЯВЛЕНИИ И ОЦЕНКЕ ПОРАЖЕНИЯ ЛЕГКИХ У ПАЦИЕНТОВ С ПНЕВМОНИЕЙ COVID-19**

**Аннотация:** Во время пандемии COVID-19 основными методами лучевой диагностики являлись данные рентгенограмм и компьютерной томографии органов грудной клетки. В связи с колоссальной нагрузкой на врачей-специалистов в области лучевой диагностики, медицинским исследовательским сообществом широко использовался компьютерный анализ медицинских изображений и данных, и в большей степени применялись методы глубокого обучения, основанные на алгоритмах искусственного интеллекта (ИИ). Данная статья посвящена исследованиям, в которых применялись алгоритмы искусственного интеллекта для выявления пневмонии COVID-19 и количественной оценки поражения легких по данным рентгенографии и компьютерной томографии органов грудной клетки.

**Ключевые слова:** пневмония COVID-19, искусственный интеллект, лучевая диагностика.

**Annotation:** During the course of the pandemic, the main radiological

methods were examination of chest radiographs and computed tomography imaging. An enormous amount of examinations was held in radiology departments that led to computer analysis of medical images and data have been widely used by the medical research community. Generally, they used deep learning methods based on artificial intelligence algorithms. This article describes how artificial intelligence algorithms have been used to detect COVID-19 pneumonia and quantify the volume of lung damage in patients using examination of chest radiographs and computed tomography imaging.

**Key words:** COVID-19 pneumonia, artificial intelligence, radiology.

## **Введение**

Вирус SARS-CoV-2 (COVID-19), обнаруженный в декабре 2019 года, по состоянию на май 2023 года привёл к гибели около 20 миллионов человек по всему миру [1; 2]. Несмотря на то, что стандартным первичным инструментом скрининга на COVID-19 являлась полимеразная цепная реакция с обратной транскрипцией (ОТ-ПЦР) во время вспышек пандемии лабораторные службы были перегружены объемом необходимых тестов, что приводило к задержке в диагностике [3; 4]. В результате, дополнительным методом диагностического скрининга, рассмотренным наряду с ОТ-ПЦР, стало исследование рентгенограмм грудной клетки [5; 6], так как к необходимому оборудованию легко было получить доступ, рентгенограммы просты в выполнении и интерпретации [7; 8]. Однако серьезной проблемой при проведении скрининга с использованием рентгенограмм грудной клетки во время пандемии было ограниченное число врачей-специалистов в области лучевой диагностики для интерпретации полученных данных визуализации [9].

Во многих стационарах во всем мире наряду с рентгенографией грудной клетки для скрининга пациентов с пневмонией COVID-19 использовалась и компьютерная томография (КТ) [4; 10; 11]. Было показано, что компьютерная томография более чувствительна в диагностике пневмонии COVID-19 по сравнению с рентгенограммами, особенно в случаях, когда диагноз был

поставлен случайно, например, при подготовке к плановому хирургическому вмешательству [12; 13]. Тем не менее, специфичность компьютерной томографии для диагностики COVID-19 (как и рентгенограмм) ограничена [14; 15] что затрудняет рентгенологическую интерпретацию изображений для диагностики COVID-19 [16; 17; 18].

В исследовании в 2015 году было показано, что в некоторых случаях, в среднем, врач-рентгенолог должен интерпретировать по одному изображению каждые 3–4 секунды в течение 8-часового рабочего дня для соответствия имеющейся рабочей нагрузке [19]. Во время пандемии COVID-19, следует предполагать, что данные радиологической визуализации увеличивались с непропорциональной скоростью по сравнению с количеством специалистов, умеющих расшифровывать получаемые данные, что способствовало резкому увеличению нагрузки на лучевых диагностов.

Известная нехватка кадров рентгенологов в сочетании с низкой специфичностью методов визуализации грудной клетки при диагностике COVID-19 побудили многие исследовательские группы разработать алгоритмы на основе искусственного интеллекта для поддержки клиницистов и рентгенологов в диагностике COVID-19 [20]. Поскольку лучевая диагностика включает в себя не только визуальную оценку, но и принятие решений в условиях неопределенности [19] – ошибки неизбежны, поэтому хорошо интегрированный алгоритм ИИ в рабочий процесс врача лучевой диагностики смог бы увеличить эффективность, уменьшить количество ошибок и позволить свести к минимуму внесение данных вручную.

### **Материалы и методы**

В данной статье авторы представили обзор исследований, посвященных анализу изображений, полученных с помощью рентгенографии и компьютерной томографии органов грудной клетки, с использованием различных методов искусственного интеллекта для выявления и оценки количественного поражения легких у пациентов с пневмонией COVID-19, при этом клинические и лабораторные данные пациентов не учитывались.

## **Результаты**

Искусственный интеллект активно использовался в борьбе с COVID-19 по 3 направлениям.

### **1. Бесконтактное проведение обследований.**

Чтобы избежать высоких рисков заражения медицинских работников, во время пандемии было важно использовать бесконтактный и автоматический процесс получения изображений КТ. Обычно рабочий процесс визуализации включает в себя неизбежный контакт между рентген-лаборантом, врачом-рентгенологом и пациентами. Несмотря на то, что многие современные рентгеновские и компьютерные системы оснащены камерами для наблюдения за пациентом [21; 22; 23; 24], которые во время пандемии облегчали внедрение бесконтактного сканирования, только лишь по камере сверху специалисту по-прежнему сложно определить диапазон зоны сканирования. При таком тесном контакте рентген-лаборантов с пациентами могут быть высоки риски заражения вирусом, и для минимизации контакта были внедрены программы ИИ, которые помогали автоматизировать процесс [25] путем определения позы и формы пациента из данных, полученных с помощью визуальных датчиков или тепловизорных камер, с использованием которых могут быть определены оптимальные параметры для размещения пациента в томографе [27; 28].

### **2. Дифференциальная диагностика COVID-19.**

Пациенты с подозрением на пневмонию COVID-19 нуждаются в срочной диагностике и правильном лечении. Wang и другие [29] одними из первых стали использовать глубокую сверточную нейросеть (COVID-Net) для выявления случаев COVID-19 с помощью рентгеновских снимков. В исследование был включен 5941 рентгеновский снимок грудной клетки: 1203 здоровых человек, 931 пациентов с бактериальной пневмонией, 660 пациентов с вирусной пневмонией и 45 пациентов с COVID-19. В COVID-Net точность тестирования составила 83,5%. Авторы отмечали, что для обучения алгоритмов проведению дифференциальной диагностики между 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 увеличивалось и точность алгоритмов возрастала.

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

Таблица 1. Исследования с использованием алгоритмов ИИ для диагностики пневмонии COVID-19 по рентгенограммам

<b>Исследование</b>	<b>Группы сравнения рентгенограмм для ИИ</b>	<b>Точность (%)</b>
Wang et al. [29]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с бактериальной пневмонией, с вирусной пневмонией и с пневмонией COVID-19	83.5
Heidari et al. [30]	Нормальные рентгенограммы и с пневмонией COVID-19	98.1
	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	94.5
Apostolopoulos et al.[31]	Нормальные рентгенограммы и с пневмонией COVID-19	98.7
	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	93.5
Ozturk et al [32]	Нормальные рентгенограммы и с пневмонией COVID-19	98.1
	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	87.2
Ranimzaden et al.[33]	Нормальные рентгенограммы и с пневмонией COVID-19	99.1
	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	94.4
Khan et al.[20]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	98.8

	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	94.5
	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с бактериальной пневмонией, с вирусной пневмонией и с пневмонией COVID-19	89.6
Ouchicha et al.[34]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	96.7
Ucar et al.[35]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	98.3
Waheed et al.[36]	Нормальные рентгенограммы, рентгенограммы с пневмонией и с пневмонией COVID-19	95.0

Рентгеновские изображения считаются менее чувствительными, чем КТ органов грудной клетки. Было показано, что при легкой или даже умеренной тяжести болезни на рентгенограмме может не быть никаких изменений. Патологические рентгенограммы грудной клетки обнаруживаются у 69% пациентов при первичном обращении и у 80% пациентов спустя некоторое время после госпитализации [37].

Для подтверждения или опровержения диагноза широко используется и КТ органов грудной клетки. Однако КТ-изображения, особенно КТ грудной клетки, содержат сотни срезов, анализ которых занимает много времени у специалистов. Также для COVID-19 характерны проявления, аналогичные различным другим видам пневмонии, что требует от радиологов наличия большого опыта для достижения высокой диагностической точности [38]. Таким образом, очень перспективным является обучение ИИ проводить дифференциальную диагностику по КТ-изображениям.

Краткая информация об исследованиях с использованием различных программ ИИ для анализа данных КТ органов грудной клетки с оценкой точности данных алгоритмов приведена в Таблице 2.

Таблица 2. Исследования с использованием алгоритмов ИИ для диагностики пневмонии COVID-19 по КТ-изображениям

Исследование	Группы сравнения КТ органов грудной клетки для ИИ	Точность (%)
Chen et al.[39]	Нормальные КТ и с пневмонией COVID-19	92.6
Gunraj et al.[40]	Нормальные КТ, с пневмонией и с пневмонией COVID-19	99.1
Li et al. [41]	Нормальные КТ, с пневмонией и с пневмонией COVID-19	-
Wang et al.[42]	Нормальные КТ и с пневмонией COVID-19	90.1
Wang et al.[43]	Нормальные КТ, интерстициальные легочные заболевания и с пневмонией COVID-19	93.3
Song et al.[44]	Нормальные КТ, с пневмонией и с пневмонией COVID-19	93.0
Acar et al.[45]	Нормальные КТ и с пневмонией COVID-19	99.5
Hu et al.[46]	Нормальные КТ, с пневмонией и с пневмонией COVID-19	87.4

### 3. Автоматическая сегментация изображений

Сегментация является важным шагом в обработке изображений и их анализе для оценки количественного поражения легких пневмонией COVID-19. Сегментация заключается в очерчивании интересующих областей (ROIs – regions of interest), например, легкое, доли, бронхолегочные сегменты, участки поражения тканей, видимые на рентгеновских или КТ-снимках. Сегментированные зоны могут быть использованы далее для использования в описаниях специалистов или для самообучения алгоритмов ИИ.

Сегментация рентгенограмм органов грудной клетки по сравнению с КТ осложнена из-за проекции ребер на мягкие ткани в 2D, искажающей контрастность изображения. Однако, существует алгоритм ИИ Gaal и другие [47], которые применяют Attention-U-Net для сегментации легких по рентгеновским изображениям при пневмонии, которая в том числе применима и для COVID-19.

КТ обеспечивает высококачественные 3D-изображения для обнаружения COVID-19. Для сегментации ROI в КТ широко используются методы глубокого

обучения. В литературе описано множество методов сегментации легких с разными целями [48; 49]. U-Net – это широко используемый метод сегментирования обоих легких и поражения легких при COVID-19 [50; 51]. U-Net, тип полностью сверточной сети, имеет U-образную архитектуру с симметричным кодированием и декодированием путей. Есть стягивающий путь для захвата контекста, и симметричный ему расширяющийся путь, который позволяет определить точную локализацию. Такая сеть позволяет лучше изучать визуальную семантику и различать текстуры, что подходит для сегментации медицинских изображений.

С точки зрения определения ROI методы сегментации в алгоритмах ИИ COVID 19 можно разделить на две категории:

- Методы, ориентированные на область легких – направлены на отделение области легких, либо целого, либо его доли от других областей на КТ или рентгенографии, что считается обязательным шагом в приложениях COVID-19 [52].

- Методы, ориентированные на поражение легких – направлены на разделение поражения (или артефакты металла или движения) в легком от других областей в легких [53; 54; 41]. В связи с тем, что участки поражения или узелки могут быть очень небольшого размера, обладать различной формой и плотностью, выделение таких областей является очень сложной задачей.

Сегментация может использоваться в различных алгоритмах для COVID-19, среди которых часто служит для постановки диагноза [55; 56; 57]. Например, Li и другие [41] используют U-Net для сегментации легких в многоцентровом исследовании для того, чтобы отличить COVID-19 от внебольничной пневмонии на КТ грудной клетки. Jin и другие предлагают систему искусственного интеллекта для быстрой диагностики COVID-19 [58]. Данными, служащими основой классификации, являются сегментированные срезы КТ.

Еще одно применение сегментации изображений - количественная оценка поражений. Например, Shan и другие [59] предлагают VB-Net для сегментации

легких, долей легких и зон поражения, которая предоставляет точные количественные данные для медицинских исследований, включая количественную оценку прогрессирования в период наблюдения, прогнозирование степени тяжести при поступлении, и визуализацию поражения в % соотношении. Huang и другие [60] сегментируют области легкого и изменения по типу матового стекла для количественной оценки, которая в дальнейшем стала использоваться для мониторинга прогрессирования COVID-19. Таким образом, сегментация КТ-изображений имела важную роль в пандемию COVID-19, например, для определения границ легких и количественного измерения зон поражения, что помогает рентгенологам точно идентифицировать инфекцию в легких и количественно анализировать объем поражения.

Многие авторы рассматривают сегментацию как необходимый процесс при анализе COVID-19. В таблице 3 приведены исследования, где используется искусственный интеллект для сегментации легких, пораженных пневмонией COVID-19.

Таблица 3. Исследования с использованием алгоритмов ИИ для сегментации легких с по КТ-изображениям у пациентов с пневмонией COVID-19

<b>Исследование</b>	<b>Целевые ROI</b>	<b>Область применения</b>
Zheng et al [61]	Легкие	Диагностика
Cao et al [53]	Легкие, пораженные участки	Количественная оценка
Huang et al [60]	Легкие, доли легких, пораженные участки	Количественная оценка
Qi et al [62]	Доли легких, пораженные участки	Количественная оценка
Gozes et al [54]	Легкие, пораженные участки	Диагностика
Li et al [41]	Пораженные участки	Диагностика
Chen et al [39]	Пораженные участки	Диагностика
Jin et al [58]	Легкие, пораженные участки	Диагностика
Shan et al [59]	Легкие, доли и сегменты легких,	Количественная

	пораженные участки	оценка
Tang et al [63]	Легкие, трахея, бронхи, пораженные участки	Количественная оценка
Зельтер et al [64]	Легкие, пораженные участки	Количественная оценка

Также сообщается об алгоритмах ИИ, которые позволяют оценивать КТ-изображения органов грудной клетки у пациентов с пневмонией COVID-19 в динамике на протяжении 4 этапов [65]: ранняя стадия – первые 0-4 дней после появления первых симптомов, когда участки матового стекла можно наблюдать субплеврально в нижних отделах одного или обоих легких; следующая стадия – 5-8 дни заболевания, с прогрессированием участков матового стекла, паттернов булыжной мостовой, консолидации в обоих легких; пиковый этап – 9-13 дней заболевания – когда появляется больше участков консолидации; обычно через 14 дней, когда инфекция становится контролируемой, наступает следующая стадия – консолидация и паттерны булыжной мостовой уменьшаются, остаются только изменения по типу матового стекла. Такие данные указывают на необходимость верной сегментации для оценки степени поражения легких.

Ещё одной областью применения автоматической сегментации изображений является метод количественной компьютерной томографии. Анализ последовательно проведенных за определенный период времени исследований органов грудной клетки у пациентов с пневмонией COVID-19 с помощью КТ позволяет увидеть прогрессирующее или регрессирующее поражение лёгких, наиболее часто проявляющееся в виде увеличения или уменьшения объёма поражения лёгких по типу “матового стекла”, а также увеличения или уменьшения зон консолидации. Тяжесть поражения легких на КТ в большинстве случаев коррелирует с тяжестью заболевания COVID-19, поэтому проводится оценка вовлеченности легочной ткани в патологические изменения, вызванные пневмонией. Суть метода заключается в подсчете процентов вовлечения в патологический процесс каждой из пяти долей легких – вовлечено: <5%; 5–25%, 26–49%, 50–75%, >75% легочной паренхимы.

Однако, в условиях большого потока пациентов, для быстрой оценки изменений в легких по данным компьютерной томографии, было рекомендовано применять шкалу, основанную на визуальной оценке примерного объема уплотненной легочной ткани в обоих легких [66], где выставлялась степень от КТ-1 до КТ-4, в зависимости от объема/распространенности суммарного поражения легких (минимальный, средний, значительный, субтотальный, соответственно).

Yu N. и другие впервые предложили измерять поражение лёгочной ткани при COVID-19 методом количественной компьютерной томографии [67]. Метод количественной КТ позволяет определять объём нормальной лёгочной ткани и поражённой, используя различия в значениях рентгенологической плотности участков лёгочной паренхимы – шкалы Хаунсфилда. Известно, что плотность участков матового стекла лежит в интервале от -750 HU до -300 HU, в то время как плотность участков консолидации находится в интервале от -300 HU до 50 HU.

В другом исследовании [68] было проанализировано изменение объёмов поражённой ткани лёгкого, измеренной с помощью количественной КТ в динамике. Наибольший объём поражения лёгких был охарактеризован для снимков, сделанных на 4-6 день после появления симптомов заболевания, в то время как объём поражения ткани на КТ-изображениях, сделанных на 1-3 и 7-14 дни от начала симптомов, оказался меньшим. При этом также было показано прогрессивное увеличение средней плотности поражённой ткани. Так, в начале заболевания средняя плотность поражённой ткани была от – 500 HU до – 700 HU, на 4-6 сутки - от -400 HU до -600 HU, а у наиболее поздней группы от – 800 HU до 100 HU, что отражает последовательное увеличение степени интерстициального отёка и клеточной инфильтрации. Однако в данное исследование были включены только пациенты с легкой и средней степенью заболевания, что является основным ограничением исследования.

### **Обсуждение**

Исходя из данного обзора, становится ясно, что существует несколько

проблем, связанных с применением искусственного интеллекта для выявления COVID-19. Безусловно, несмотря на проведение анализа изображений рентгенограмм грудной клетки или компьютерной томографии для выявления COVID-19, основой для постановки диагноза является тест ОТ-ПЦР. Тем не менее, использование только теста ПЦР для подтверждения наличия пневмонии невозможно. Также у пациента может быть инфекция COVID-19 без каких-либо изменений в легких, и при нормальных рентгенограмме и компьютерной томограмме органов грудной клетки, алгоритм искусственного интеллекта будет вынужден определять нормальные легкие как вариант пневмонии COVID-19, в связи с чем модель будет обучаться на основе ошибочных исходных данных. Случаи ложноотрицательных результатов тестов ПЦР, также могут приводить к получению ложных обучающих данных, когда модель искусственного интеллекта будет вынуждена усвоить, что основные признаки COVID-19 на рентгенограммах или КТ будут классифицированы как не относящиеся к COVID-19. Во всех этих примерах предположение о том, что тест ОТ-ПЦР является основой для определения пневмонии – основное ограничение для обучения и эффективности алгоритмов искусственного интеллекта.

Несмотря на хорошую точность и эффективность различных моделей искусственного интеллекта, описанных в этом обзоре, практически не проводилось оценки того, как эти модели работают в рутинной практике. Так, исследование [69] довольно убедительно показало, что при повторной реализации некоторых из алгоритмов ИИ, те области изображения, которые были ключевым параметром для дифференциальной диагностики, изображений пневмоний, были получены из объектов за пределами легких.

Также на прогнозы наличия пневмонии COVID-19 на рентгенограммах влияли такие непатологические признаки как маркеры латеральности (определяющие левую или правую сторону пациента на изображении), края изображения, диафрагма и силуэт сердца. Данные параметры вместо оценки поражений, связанных с пневмонией COVID-19, с большей вероятностью

отражали лишь различия в данных для обучения алгоритмов ИИ, где передне-задние и задне-передние проекции рентгенограмм или положение пациента различались между центрами, предоставляющими данные в базу изображений для обучения алгоритмов изображений [69]. Эти наблюдения подчеркивают, что для обеспечения безопасности и доверия к системам искусственного интеллекта, необходимо, чтобы и специалисты могли быть уверены в логике и прозрачности заключений, к которым приходят модели искусственного интеллекта.

Точность постановки диагноза пневмонии COVID-19 алгоритмами ИИ по рентгенограммам составила от 83,5 до 99,1%, по данным КТ – от 87,4 до 99,5%. Полученные результаты, безусловно, высоки и могут быть результатом нежелательной предвзятости в используемых наборах данных для обучения и тестирования моделей ИИ на одном и том же наборе данных. Например, модель искусственного интеллекта, предложенная Asar и другие [45], показала самую высокую точность среди всех предложенных методов искусственного интеллекта, которые анализировали КТ; однако, когда их модель была протестирована на внешнем наборе данных, точность снизилась на 8,5% (с 99,5% до 91,0%), что говорит о том, что модель была настроена на обучающий набор данных.

Точность в дифференциальной диагностике выше у алгоритмов ИИ, анализирующих КТ-изображения. Однако эти программы используют более сложные алгоритмические модели и большее количество параметров, включая разметку ROI и сегментацию вручную, что является дорогостоящим процессом, требующим участия специалистов с большим опытом работы. Алгоритмы, обученные на рентгенограммах грудной клетки менее сложны, и объем данных для их обучения, как правило, экспоненциально больше, чем объем данных изображений КТ, в связи с чем, полученные данные с большей вероятностью будут более репрезентативными для различных проявлений пневмонии COVID-19. Тем не менее, как уже говорилось, использование результатов ОТ-ПЦР в качестве основной информации о наличии поражения легких является

основным ограничением для всех алгоритмов ИИ.

Согласно данным литературы, большинство предлагаемых алгоритмов ИИ для анализа пневмонии COVID-19 основано на дифференциальной диагностике пневмонии COVID-19 от нековидных пневмоний; однако, во многих случаях дифференциальную диагностику между различными видами пневмоний (вирусной или бактериальной инфекцией, аспирационной пневмонией) можно провести, используя, в основном, клинические данные, а данные лучевой диагностики в качестве вспомогательного метода. Также основным ограничением предлагаемых методов ИИ является то, что при их обучении игнорируют другие типы повреждений легких, ограничивая способность алгоритма искусственного интеллекта дифференцировать COVID-19 от других заболеваний легких. Более того, не учитывается и тот факт, что у пациента может одновременно быть пневмония COVID-19 в сочетании с бактериальной или вирусной пневмонией.

### **Заключение**

За более чем три года пандемии COVID-19 компьютерный анализ данных с помощью методов глубокого обучения активно вводился в практику отделений лучевой диагностики по всему миру. Алгоритмы ИИ позволяют анализировать наличие пневмонии COVID-19 на рентгенограммах и изображениях КТ органов грудной клетки, проводить дифференциальную диагностику между различными видами пневмоний, сегментировать легкие на зоны интереса и вычислять объем пораженной паренхимы, а также оценивать по рентгенограммам и КТ изображениям у пациентов с пневмонией COVID-19 динамику течения заболевания. Тем не менее до сих пор существует множество ограничений в применении алгоритмов искусственного интеллекта, что подчеркивает необходимость дальнейшего развития данных технологий в различных областях лучевой диагностики.

### **Библиографический список:**

1. Сайт Всемирной организации здравоохранения [Электронный

pecypc]. URL: <https://www.who.int/multi-media/details/who-press-conference-on-covid-19-and-other-global-health-issues---5-may-2023> (дата обращения 08.05.2023).

2. Aslani S, Jacob J. Utilisation of deep learning for COVID-19 diagnosis. *Clin Radiol*. 2023 Feb;78(2):150-157.

3. Yang Y., Yang M., Shen C., et al. MedRxiv; 2020. Evaluating the accuracy of different respiratory specimens in the laboratory diagnosis and monitoring the viral shedding of 2019-nCoV infections.

4. Ai T., Yang Z., Hou H., et al. Correlation of chest CT and RT-PCR testing for coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases. *Radiology*. 2020;296(2):E32–E40.

5. Guan Wj, Ni Zy, Hu Y., et al. Clinical characteristics of coronavirus disease 2019 in China. *N Engl J Med*. 2020;382(18):1708–1720.

6. Huang C., Wang Y., Li X., et al. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. *Lancet*. 2020;395(10223):497–506.

7. Jacobi A., Chung M., Bernheim A., et al. Portable chest X-ray in coronavirus disease-19 (COVID-19): a pictorial review. *Clin Imaging*. 2020;64:35–42.

8. Rubin G.D., Ryerson C.J., Haramati L.B., et al. The role of chest imaging in patient management during the COVID-19 pandemic: a multinational consensus statement from the Fleischner Society. *Radiology*. 2020;296(1):172–180.

9. Chuna A.G., Pavlova M., Gunraj H., et al. 2021 IEEE Canadian conference on electrical and computer engineering (CCECE) IEEE; Piscataway, NJ: 2021. COVID-Net MLSys: designing COVID-Net for the clinical workflow; pp. 1–5.

10. Fang Y., Zhang H., Xie J., et al. Sensitivity of chest CT for COVID-19: comparison to RT-PCR. *Radiology*. 2020;296(2):E115–E117.

11. Xie X., Zhong Z., ZhaoW, et al. Chest CT for typical coronavirus disease 2019 (COVID-19) pneumonia: relationship to negative RT-PCR testing. *Radiology*. 2020;296(2):E41–E45.

12. Tian S., Hu W., Niu L., et al. Pulmonary pathology of early-phase 2019

novel coronavirus (COVID-19) pneumonia in two patients with lung cancer. *J Thorac Oncol.* 2020;15(5):700–704.

13. Shatri J., Tafilaj L., Turkaj A., et al. The role of chest computed tomography in asymptomatic patients of positive coronavirus disease 2019: a case and literature review. *J Clin Imaging Sci.* 2020;10:35.

14. Wang D., Hu B., Hu C., et al. Clinical characteristics of 138 hospitalized patients with 2019 novel coronavirus–infected pneumonia in Wuhan, China. *JAMA.* 2020;323(11):1061–1069.

15. Chung M., Bernheim A., Mei X., et al. CT imaging features of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) *Radiology.* 2020;295(1):202–207.

16. Bai H.X., Hsieh B., Xiong Z., et al. Performance of radiologists in differentiating COVID-19 from non-COVID-19 viral pneumonia at chest CT. *Radiology.* 2020;296(2):E46–E54.

17. Mei X., Lee H.C., Diao Ky, et al. Artificial intelligence-enabled rapid diagnosis of patients with COVID-19. *Nat Med.* 2020;26(8):1224–1228.

18. Gunraj H, Sabri A, Koff D, et al. COVID-Net CT-2: enhanced deep neural networks for detection of COVID-19 from Chest CT images through bigger, more diverse learning. *arXiv* 2021; 210107433.

19. McDonald RJ, Schwartz KM, Eckel LJ, et al. The Effects of Changes in Utilization and Technological Advancements of Cross-Sectional Imaging on Radiologist Workload. *Acad Radiol.* Published online July 22, 2015.

20. 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.

21. Cao Z., Hidalgo G., Simon T. et al. Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields // *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* – 2021. – Vol. 43, N 1. – P. 172-186.

22. Forthmann P., Pflaiderer G. Augmented display device for use in a medical imaging laboratory // *US Patent № 10412377.2019.*

23. Jensen V. T. Method and system of acquiring images with a medical

imaging device // US Patent №7603155.2009.

24. Lee J.-H., Kim D.-I., and Cho M.-K. Computed tomography apparatus and method of controlling X-ray by using the same // US Patent №9655584.2017.

25. Scheib S. Dosimetric end-to-end verification devices, systems, and methods // US Patent №9643029.2019 .

26. Shi F., Wang J., Shi J. et al. Review of Artificial Intelligence Techniques in Imaging Data Acquisition, Segmentation, and Diagnosis for COVID-19 // IEEE Rev Biomed Eng. – 2021. – Vol. 14. – P. 4-15.

27. Luo Y. LSTM pose machines // Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognit. – 2018. – P. 5207–5215.

28. Nie X., J. Feng, Zuo Y. et al. Human pose estimation with parsing induced learner // Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognit. – 2018. – P. 2100–2108.

29. Wang L., Wong A. COVID-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest radiography images. – 2020. – URL: arXiv:2003.09871.

30. Heidari M., Mirniaharikandehei 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.

31. 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;43(2):635–640.

32. 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;121.

33. 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;19.

34. Ouchicha C., Ammor O., Meknassi M. CVDNet: a novel deep learning architecture for detection of coronavirus (COVID-19) from chest X-ray

images. *Chaos Solitons Fractals*. 2020;140.

35. Ucar F., Korkmaz D. COVIDiagnosis-Net: deep Bayes-SqueezeNet based diagnosis of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images. *Med Hypoth*. 2020;140.

36. Waheed A., Goyal M., Gupta D., et al. COVIDgan: data augmentation using auxiliary classifier GAN for improved COVID-19 detection. *IEEE Access*. 2020;8:91916–91923.

37. 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. – Vol. 296, N 2. – P. 72-78.

38. Toshev A., Szegedy C. Deeppose: Human pose estimation via deep neural networks // *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognit.* – 2014. – P. 1653–1660.

39. Chen J., Wu L., Zhang J., et al. Deep learning-based model for detecting 2019 novel coronavirus pneumonia on high-resolution computed tomography. *Sci Rep*. 2020;10(1):1–11.

40. Gunraj H., Wang L., Wong A. COVIDnet-CT: a tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest CT images. *Front Med*. 2020;7.

41. Li L., Qin L., Xu Z., et al. Artificial intelligence distinguishes COVID-19 from community acquired pneumonia on chest CT. *Radiology*. 2020;296(2):E65–E71.

42. Wang J., Bao Y., Wen Y., et al. Prior-attention residual learning for more discriminative COVID-19 screening in CT images. *IEEE Trans Med Imaging*. 2020;39(8):2572–2583.

43. Wang X., Deng X., Fu Q., et al. A weakly-supervised framework for COVID-19 classification and lesion localization from chest CT. *IEEE Trans Med Imaging*. 2020;39(8):2615–2625.

44. Song Y., Zheng S., Li L., et al. Deep learning enables accurate diagnosis of novel coronavirus (COVID-19) with CT images. *IEEE/ACM Trans Comput Biol*

Bioinform. 2021;18(6):2775–2780.

45. Acar E., Şahin E., Yılmaz İ. Improving effectiveness of different deep learning-based models for detecting COVID-19 from computed tomography (CT) images. *Neural Comput Appl.* 2021;33(24):17589–17609.

46. Hu S., Gao Y., Niu Z., et al. Weakly supervised deep learning for COVID-19 infection detection and classification from CT images wang 2020 weakly. *IEEE Access.* 2020;8:118869–118883.

47. Gaal G., Maga B., Lukacs A. Attention U-net based adversarial architectures for chest X-ray lung segmentation. – 2020. – URL: arXiv:2003.10304.

48. Cicek O., Abdulkadir A., Lienkamp S. S. et al. 3D U-net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation in *Proc. Int. Conf. Med. Image Comput. // MICCAI 2016: 19th international conference.* – Athens, Greece, 2016. – P. 424–432.

49. Kim S.J., Lee K.S., Ryu Y.H. et al. Reversed Halo Sign on High-Resolution CT of Cryptogenic Organizing Pneumonia: Diagnostic Implications // *Am. J. Roentgenol.* – 2003. – Vol. 180, N 5. – P.1251-1254.

50. Gulshan V., Peng L., Coram M. et al. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs // *JAMA.* – 2016. – Vol. 316, N 22. – P. 2402-2410.

51. Kong W., Agarwal P.P. Chest Imaging Appearance of COVID-19 Infection // *Radiol. Cardiothorac. Imaging.* – 2020. – Vol. 2, N 1. – P. e200028.

52. Shi F., Wang J., Shi J. et al. Review of Artificial Intelligence Techniques in Imaging Data Acquisition, Segmentation, and Diagnosis for COVID-19 // *IEEE Rev Biomed Eng.* – 2021. – Vol. 14. – P. 4-15.

53. Cao Y., Xu Z., Feng J. et al. Longitudinal Assessment of COVID-19 Using a Deep Learning-based Quantitative CT Pipeline: Illustration of Two Cases // *Radiol. Cardiothorac. Imaging.* – 2020. – Vol. 2, N 2 – P. 1110-1119.

54. Gozes O. Rapid AI development cycle for the coronavirus (COVID19) pandemic: Initial results for automated detection and patient monitoring using deep learning CT image analysis. – 2020. – URL: arXiv:2003.05037.

55. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation // Proc. Int. Conf. Med. Image Comput. Comput.-Assisted Intervention. – 2015. – P. 234–241.
56. Sharma N., Aggarwal L.M. Automated medical image segmentation techniques // J Med Phys. – 2010. – Vol. 35, N 1. – P. 3-14.
57. Shen C., Yu N., Cai S. et al. Quantitative computed tomography analysis for stratifying the severity of Coronavirus Disease 2019 // J Pharm Anal. – 2020. – Vol. 10, N 2. – P. 123-129.
58. Jin S. AI-assisted CT imaging analysis for COVID-19 screening: Building and deploying a medical AI system in four weeks. – 2020. – URL: MedRxiv:2020.03.19.20039354.
59. Shan F. et al. Lung infection quantification of COVID-19 in CT images with deep learning –2020. – URL: arXiv:2003.04655.
60. Huang L., Han R., Ai T. et al. Serial Quantitative Chest CT Assessment of COVID-19: A Deep Learning Approach // Radiol Cardiothorac Imaging. – 2020. – Vol. 2, N 2. – P. e200075.
61. Zheng C. Deep learning-based detection for COVID-19 from chest CT using weak label – 2020. – URL: medRxiv:2020.03.12.20027185.
62. Qi X. Machine learning-based CT radiomics model for predicting hospital stay in patients with pneumonia associated with SARS-CoV-2 infection: A multicenter study. – 2020. – URL: MedRxiv:2020.02.29.20029603.
63. Tang L., Zhang X., Wang Y. Severe COVID-19 pneumonia: Assessing inflammation burden with volume-rendered chest CT // Radiology Cardiothoracic Imag. – 2020. – Vol. 2, N 2. – P. e200044.
64. Зельтер П.М., Колсанов А.В., Чаплыгин С.С. и др. Визуальная и автоматическая оценки объёма поражения лёгких на компьютерной томографии при пневмонии, вызванной COVID-19//Вестник медицинского института «РЕАВИЗ» Реабилитация, Врач и Здоровье.-2020.– Т.6, №4.–С.5-13.
65. Pan F., Ye T., Sun P. et al. Time Course of Lung Changes at Chest CT during Recovery from Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) // Radiology. – 2020.

– Vol, 295, N 3. – P. 715-721.

66. Методические рекомендации Лучевая диагностика коронавирусной болезни (COVID-19): организация, методология, интерпретация результатов. Версия 2 (17.04.2020) – 2020.

67. Yu N., Shen C., Yu Y. et al. Lung involvement in patients with coronavirus disease-19 (COVID19): a retrospective study based on quantitative CT findings // Chinese J. Acad. Radiol. – 2020. – Vol. 19, N 6. – P. 3-8.

68. Zhang K., Liu X., Shen J. et al. Clinically applicable AI system for accurate diagnosis, quantitative measurements, and prognosis of COVID-19 pneumonia using computed tomography // Cell. – 2020. – Vol. 181, N 6. – P. 1423-1433.

69. DeGrave A.J., Janizek J.D., Lee S.I. AI for radiographic COVID-19 detection selects shortcuts over signal // Nat Mach Intell. – 2021. – Vol.3, N 7. – P. 610–619.