В марте 2020 года ВОЗ (всемирная организация здравоохранения) объявила пандемию короновирусной инфекии. Панемия каснулась миллионов людей по всему миру. Самым важным симптомом является пневмония.

Было обнаружено на ранних стадиях исследований, что поражение можно увидеть на снимках КТ.

ПРЦ долгий, трудозатратный,сложный. Кроме того не точный.

Альтернативный метод скрининга - КТ грудной клетки. На снимке рентгенолог визуально определяет маркеры, соответствующие заболеванию. На ранних этапах исследований было установлено, что наличие на снимке аномалий является признаком инфицирования. Также в пользу применения в диагностике такого подхода говорит возможность

-быстрой диагностики в условиях большого количества пациентов в больших городах

-наличие необходимого рентген оборудования для проведения снимка

-возможность передачи снимков по сети для консультаций.

Следовательно, анализ рентгеновского изображения может быть проведен быстрее и является хорошим дополнением к ПРЦ тестированию. Так же предполагается, что сканирование может являться необходимостью, если у пациента отрицательный результат ПЦР-теста.

Таким образом, рентгеновское исследование является частью разработанной стратегии диагностики заболевания. Поскольку визуальные индикаторы могут быть нечеткими, у рентгенологов возникает необходимость в помощи от более точных и быстрых цифровых системах.

Рентгеновский снимок представляет собой изображение темных областей внутренних органов с белыми «тенями». Рентген – один из самых известных и старых методов диагностики. В сравнении с другими методами диагностики COVID-19, рентген изображение имеет несколько «+»ов – низкая стоимость, широкая доступность, неинвазивный метод исследования. Таким образом, этот метод диагностики может являться лучшим кандидатом на массовую, быструю и простую диагностику в условиях панемии и глобального кризиса системы здравоохранения, как с точки зрения необходимого количества медицинских работников, так и с точки зрения диагностического оборудования.

-Описание развития ИИ.

За последнее десятилетие машинное обучение и ИИ получили значительное развитие. Нейронные сети превзошли традиционные модели по многим важным показателям. Зарекомендовали себя в широком спектре областей – распознавание речи, обработка изображений, распознавание речи.

Качество анализа и классификации медицинских изображений уже можно де факто признать стандартом. СNN исользовались для различных задач классификации медицинских изображений, таких как: болезни легких, определение переносчика малярии в образцах крови, рак груди, беспроводная эндоскопия, диагностик рака кожи по классификации изображения.

Another recent and relevant study has been conducted on validation and adaptability of Decompose-, Transfer-, and Compose-type deep CNN for COVID-19 detection using chest X-ray image classiﬁcation (A. Abbas, M. M. Abdelsamea, and M. M. Gaber, “Classiﬁcation of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network,” 2020, http://arxiv.org/abs/2003.13815). The authors have reported the results of the study with an accuracy of 95.12%, sensitivity of 97.91%, and speciﬁcity of 91.87%.

На невысокие качественные характеристики ранних модель влияли недостаточность снимков с COVID-19 и низкое качество некоторых изображений в датсетах.

-Описание существующих подходов и реализаций

**Одна из первых опенсорсных - COVID ‑Net(2020)**

Сверточная нейронная сеть, приспособленная для выявления КОВИДА на снимках КТ. Открытый проект.

Использоаван датасет COVIDx 13 975 изображений от 13 870 пациентов. Датасет является компиляцией пяти открытых источников данных:

COVID-19 Image Data Collection

COVID-19 Chest X-ray Dataset Initiative

ActualMed COVID-19 Chest X-ray Dataset Initiative

RSNA Pneumonia Detection Challenge

COVID-19 radiography.

-Принципы разработки сети.

Детали реализации:

Предобучена на ImageNet, а затем обучена на COVIDx датасете с использованием Adam оптимизатора. learning rate = 2e−4, number of epochs = 22, batch size = 64, factor = 0.7, patience = 5. Finally, we introduce a batch re-balancing strategy to promote better distribution of each infection type at a batch level. The initial COVID-Net prototype was built and evaluated using the Keras deep learning library with a Tensor-

Flow backend. The proposed COVID-Net architecture was built using generative synthesis 41 , as described in

“Machine-driven design exploration”

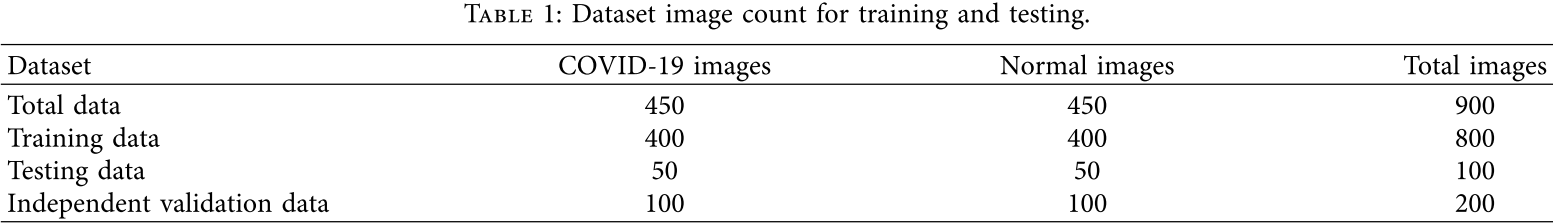
**CNN(2021)**

ИИ и сверточные сети в частности достигли успеха в анализе медицинских изображений и классификации. В этой работе представлена нейронная сеть для диагностики COVID-19 по классификации рентгеновских снимков.

Модель тестировалась на 100 снимках для получения точности 100%. Вторым этапом модель была протестирована на несвязанном датасете и показала 99,5% точности.

Для обучения модели использовался датасет “Github Covid19 X-ray dataset” из репозитрия https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset, 2020. Online. Поскольку размер датасета мал и несбалансирован, то для решения этой проблемы была применена аугментация. Для генерации широкого набора вариантов применялись поворот изображения на разные углы. Для балансировки датасета по классам были добавлены изображения минорных классов.

Первый этап сбор первичного набора изображений двух классов: с COVID-19 и здоровых пациентов. Вторым этапом некачественные и недостаточно информативные для постановки диагноза изображения исключались медицинскими специалистами. Таким образом был сформирован качественный датасет. На третьем этапе датасет был аугментирован стандартными техниками для увеличения его размера. Результирующий датасет был использован для обучения сети на следующем этапе. После обучения модель была протестирована на качество распознавания на первичном датасете, а также на обособленном датасете. Каждый датасет имел свои характетиристики по количеству изображений, тестовый набор, сверочный набор, и разное соотношение изображений, принадлежащих одному классу.



--Материалы и методы.

Датасет

В первичный набор состоял из 178 рентгеновских изображений грудной клетки. Из которых 136 были снимками с подтвержденным заболеванием, и 42 изображения - обычные или с различными заболеваниями, такими как пневмония (J. P. Cohen, “Github Covid19 X-ray dataset,” 2020, https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset, 2020.). Таким образом, датасет состоял из изображений двух классов – COVID-19 и другие. Такое распределение показывает несбалансированность датасета. Следовательно, для достижения лучшего результата необходим предподготовка. На изначальном наборе данных модель показала недостаточную точность в 54%.

Техническое оснащение для обучения модели Core i7 7th поколения, 8 GB RAM, Microsoft Windows 10 операционная система,написана на языке программирования Python с использованием библиотеки Anaconda 3 и среды Jupyter Notebook.

Препроцессинг данных

Балансировка классов

Для балансировки набора данных использовались изображения 136 изображений без признаков заболевания из набора данных (P. Mooney, “Kaggle X rays dataset,” 2020, https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia Online.)

После балансировки датасета модель показала точность в 69%, что еще не достаточно эффективной системы диагностики COVID-19.

Анализ экспертами

Тщательный анализ изображений медицинскими специалистами 135 изображений выделил 90 изображений, подходящих для обучения модели. Результирующий датасет содержал 90 изображений COVID-19 и 90 обычных изображений. Полученный результат показал улучшение качества распознавания заболевания в 72%. Однако, невысокий прирост качественной характеристики обусловлен небольшим количеством изображений.

Аугментация

Аугментация данных, это способ существенно увеличить объем данных для обучения модели. Для изображений используются базовые операции такие как переворачивание, вращение, обрезка или дополнение. Первоначальный набор данных дополняется измененными таким образом изображениями, существенно увеличивая размер датасета для обучения нейронной сети. Изменение изображений дает дополнительные данные для обучения модели.

Сверточная нейронная сеть.

Нейронная сеть имитирует работу части человеческого мозга, отвечающую за распознавание образов. НС используется для распознавания и анализа изображений, классификации изображений, а так же распознавания речи. СНН это тип глубоких нейронных сетей, содержащий сверточные, объединяющие уровни, и уровень активации. Основным является уровень свертки, в которм расположены ядра, на входы которым подается изображение. Все выходы сверточного слоя составляют карту объектов. Поскольку изображения являются нелинейными по природе, то применяются также нелинейные функции активации.

Пример нелинейной функции активации – функция ReLU, где для всех неположительных аргументов, значение функции равно 0. График функции изображен на рисунке 1.

(1)

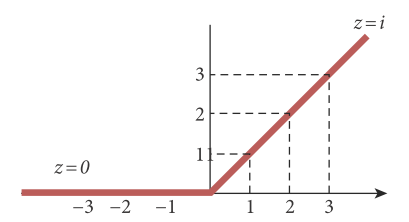


Рис График функции ReLU

Уровень объединения или уровень подвыборки также важный слой в рассматриваемом типе нейронной сети. Каждый объект, извлеченный сверточным слоем, обрабатывается независимо в этом слое. Чтобы минимизировать переобучение и количество выделенных объектов, размер карты уменьшается, и возвращаются только важные объекты. Значения объединения могут быть максимальными (max), средними (average) и суммированными (sum).

Эта сеть использует MAX пуллинг, более подходящий для определения границ контраста.

Дополнительно используется слой пакетной нормализации (batch normalization) для включения глубокой нейронной сети в обучение.

Модель настраивает масштабирование и активацию, чтобы нормализовать входной слой и ускорить процедуру обучения между скрытыми блоками.

Для минимизации переобучения использовался слой дропаута с параметром 20%.

Выравнивающий слой создает вектор из пикселей изображения, полученного после сверточных слоев, и передает на вход полносвязных слоев.

В полносвязном слое каждый нейрон предыдущего слоя напрямую связан с каждым нейроном последующего слоя. Основная задача полносвязного слоя это классификация изображения по полученным сглаженным результатам от предыдущего слоя. Каждое значение сглаженного набора объектов представляет вероятность принадлежности объекта к определенному классу. Таким образом, на основе этих вероятностей, полносвязная сеть в конечном итоге определяет решение о классификации.

Архитектура

Модель состоит из 38 слоев, в каждом из которых 6 сверточных, 6 объединяющих, 6 дропаута, 8 слоев с функциями активации, 8 слоев батч нормализации, 1 сглаживающий и 3 полносвязных слоя. Размер входных изображений 150\*150\*3 – 150\*150 в цвете RGB…

После обработки изоражения полчается 3-размерная матрица, которая преобразуется в вектор, который передается на вход 3 полносвязным слоям.

Используется бинарная классификация, поэтому используется бинарная кроссэнтропия (BCE) функции потерь. В двоичной классификации, поскольку для отнесения данных к одному из двух заданных классов требуется только один выходной узел, поэтому в случае функции потерь BCE выходное значение присваивается сигмовидной функции активации. Выходное значение, выдаваемое сигмовидной функцией активации, находится в диапазоне от 0 до 1. Он находит ошибку между предсказанным классом и фактическим классом. Был использован оптимизатор “Adam”, который изменяет вес атрибута и скорость обучения, чтобы уменьшить потери модели обучения.

Подход к определению числа слоев состоял в постоянном увеличении количества слоев, до достижения необходимых результатов, начиная с одного слоя.

**AC-CovidNet(2022)**

Есть таблица сравнения с COVID-Net.

Используется COVIDx датасет

Есть сравнение с Ensemble Learning CNNs\* найти и посмотреть описание

Глава 2 Проблематика данных

Для ранних разработок важным было качество данных. Их объем, качество изображания, сбалансированность, экспертная верификация изображений.

Применялись различные техники предобработки данных. Таки как балансировка датасета, анализ и верификация изображений экспертами, и аугментация данных.