//Annotation\_eng.tex

Coronavirus, a virus that spread worldwide rapidly and was eventually declared a pandemic. The rapid spread made it essential to detect Coronavirus infected people to control the further spread. Recent studies show that radiological images such as X-Rays and CT scans provide essential information in detecting infection using deep learning models. This paper proposes a shallow architecture based on Capsule Networks with convolutional layers to detect COVID-19 infected persons. The proposed method combines the ability of the capsule network to understand spatial information with convolutional layers for efficient feature extraction. Due to the model’s shallow architecture, it has 23M parameters to train and requires fewer training samples. The proposed system is fast and robust and correctly classifies the X-Ray images into three classes, i.e. COVID-19, No Findings, and Viral Pneumonia. Experimental results on the X-Ray dataset show that our model performs well despite having fewer samples for the training and achieved an average accuracy of 96.47% for multi-class and 97.69% for binary classification on 5-fold cross-validation. The proposed model would be useful to researchers and medical professionals for assistance and prognosis for COVID-19 infected patients.

Keywords: COVID-19 detection · Capsule networks · Medical imaging · Chest X-ray classification

//Annotation\_rus.tex

Коронавирус, вирус, который быстро распространился по всему миру и в конечном итоге был объявлен пандемией. Быстрое распространение сделало необходимым выявлять инфицированных коронавирусом людей, чтобы контролировать дальнейшее распространение. Недавние исследования показывают, что радиологические изображения, такие как рентгеновские снимки и компьютерная томография, предоставляют важную информацию для выявления инфекции с использованием моделей глубокого обучения. В этой статье предлагается неглубокая архитектура на основе капсульных сетей со сверточными слоями для обнаружения инфицированных COVID-19. Предлагаемый метод сочетает в себе способность капсульной сети понимать пространственную информацию со сверточными слоями для эффективного извлечения признаков. Из-за неглубокой архитектуры модели она имеет 23 миллиона параметров для обучения и требует меньшего количества обучающих выборок. Предлагаемая система является быстрой и надежной и правильно классифицирует рентгеновские изображения по трем классам: COVID-19, отсутствие результатов и вирусная пневмония. Экспериментальные результаты с набором данных X-Ray показывают, что наша модель работает хорошо, несмотря на меньшее количество выборок для обучения, и достигла средней точности 96,47% для мультиклассовой и 97,69% для бинарной классификации при 5-кратной перекрестной проверке. Предлагаемая модель будет полезна исследователям и медицинским работникам для помощи и прогноза для пациентов, инфицированных COVID-19.

Ключевые слова: обнаружение COVID-19 · Капсульные сети · Медицинская визуализация · Рентгенологическая классификация органов грудной клетки

//Authors.tex

Pulkit Sharma, Rhythm Arya, Richa Verma1, Bindu Verma

Пулкит Шарма, Радам Арья, Рича Верма1, Бинду Верма

//Authors.txt

Увы, я не обладаю их контактными номерами, адресами электронной почты и почтовыми индексами.

//Main.tex

**Введение**

В декабре 2019 года, когда Ухань, город в Китае, сообщил о группе смертельных случаев пневмонии, это ознаменовало начало серии случаев, растущих во всем мире и в конечном итоге переросших в глобальную пандемию с новым вариантом SARS-CoV. Если человек заражается COVID-19, он истощает дыхательные пути и поражает легкие. Люди обычно испытывают высокие температуры и боли в теле, кашель и проблемы с дыханием. Во многих случаях люди страдают от смертельной пневмонии, которая вызывает воспаление легких из-за SARS-CoV. Последствия COVID-19 могут быть фатальными и включать ухудшение иммунитета, проблемы с дыханием, проблемы с сердцем и т. д. В настоящее время COVID-19 [1] оказался одной из самых заразных вирусных пандемий в истории. Быстрое распространение вируса вынудило большинство стран закрыть свою экономику и работать удаленно. Медицинские операции и системы столкнулись с проблемами во всем мире. Исследователи были в напряжении, чтобы понять сценарий и поведение вируса. Были проведены обширные исследования и эксперименты по разработке радиологических методов для обнаружения присутствия вируса COVID-19 в организме. Наиболее популярным методом, используемым в настоящее время, является ОТ-ПЦР через мазки изо рта и носа и рентгенологическое исследование.

Вторая волна пандемии, обрушившаяся на Индию в марте 2021 года, была разрушительной во многих аспектах, таких как отсутствие надлежащих медицинских учреждений, паника среди населения, отсутствие механизмов тестирования и недостаток знаний о развивающемся вирусе. Даже после более чем двух лет глобальной пандемии физическое и психическое здоровье людей постоянно ухудшается. Необходимо иметь надлежащее управление для скрининга случаев COVID-19 в стране и потребность в быстрых и многообещающих результатах. Пандемия нового коронавируса SARS-CoV-2 (COVID-19) сопровождалась целым потоком разрушений. Одна вещь, которой может следовать каждый человек, помимо проверенных практик общественного здравоохранения, — это пройти тестирование как можно скорее. Эта ситуация привела к созданию более быстрых механизмов тестирования для получения более быстрых и многообещающих результатов. Эта смертельная болезнь в Индии вызвала несколько волн, причем вторая волна со смертельным исходом привела к высокому уровню смертности. Чтобы определить, присутствует ли вирус COVID-19 внутри подозреваемого, проводится множество тестов, в том числе экспресс-тесты мазков изо рта и горла, тесты RT-PCR, рентген грудной клетки и различные другие радиологические методы.

Технология рентгеновского сканирования дешевле, быстрее и имеет меньше излучения, чем процедура компьютерной томографии. Однако и с ними связаны некоторые проблемы. Вручную диагностировать пневмонию непросто, и белые пятна на рентгенограммах нужно исследовать, чтобы определить, коронавирус это, туберкулез или бронхит. Любая ошибочная диагностика приводит к неправильному лечению больных. На рис. 1 показаны рентгенограммы грудной клетки пациента с COVID-19, сделанные на 1, 4, 5 и 7 день.

Ручное исследование рентгеновских снимков позволяет поставить правильный диагноз COVID-19 примерно в 50-60%. Тем не менее, с помощью модели искусственного интеллекта можно повысить точность диагностики как COVID-19, так и других видов пневмонии. Еще одна серьезная проблема, с которой столкнулись исследователи в этом сценарии, — это отсутствие единообразных, огромных и размеченных наборов данных. Известно, что для небольших наборов данных капсульные сети работают лучше, чем сверточные нейронные сети [37, 44, 45]. Благодаря расширению исследований в области компьютерного зрения и недавнему развитию вычислительных систем, в последние годы глубокое обучение широко используется в классификации и поиске изображений, обнаружении объектов, медицинской визуализации, обработке сигналов и классификации видео [7, 10–13]. . Модели на основе глубокого обучения также широко используются в различных задачах классификации [21, 54, 55] с использованием AlexNet, VGGNet, GoogleNet, ResNet и Inception Net, которые достигли хорошей точности распознавания. Хинтон и др. [45] предложили новый класс сверточных нейронных сетей, Capsule Networks (CapsNet), которые показали выдающуюся производительность во многих задачах обработки изображений и обработки естественного языка [3, 31, 38, 56, 58, 60].

Преимущество использования капсульной сети по сравнению с другими моделями CNN заключается в том, что это неглубокая и легкая сеть и требует меньшего количества параметров по сравнению с другими моделями CNN. Более того, капсульная сеть дает замечательную производительность даже при меньшем количестве обучающих выборок и без какого-либо увеличения данных(and without any data augmentation.). Сеть Capsule может захватывать пространственную и временную информацию(the spatial and temporal) из изображения, повышая точность традиционной сети CNN, где пространственная информация теряется на уровне объединения. Согласно Сабуру [45], капсульная сеть обладает свойством инвариантности представлений и эквивалентностью представлений во внутренней структуре сети. Таким образом, учитывая все факты, считается, что капсульная сеть — отличный выбор для нашего исследования. Таким образом, мы предлагаем модифицированную капсульную сеть, которая включает дополнительные сверточные слои перед первичными слоями капсулы. Рентгенограмма грудной клетки передается в сверточные слои в процессе обучения. Они извлекают отличительные признаки из изображений и передают вектор признаков в первичные слои капсулы. Всего создается 32 капсулы, и векторы далее передаются на слой рентгеновской капсулы. Этот слой содержит 16D-векторы и используется для классификации рентгеновских изображений грудной клетки по трем классам (COVID-19, норма и пневмония) с использованием потери поля M1. В целом, в этой статье представлена новая структура для выявления COVID-19 с помощью рентгенографии грудной клетки, и в ней содержится несколько важных вкладов:

– В этом документе предлагается новая архитектура капсульной сети, Conv-CapsNet (Сверточная капсульная сеть), с дополнительными сверточными слоями, за которыми следуют первичный и рентгеновский капсульные слои. Преимущество добавления сверточных слоев состоит в том, чтобы предоставить наиболее различимую карту фитч для простого верхнего слоя.

– Conv-CapsNet может захватывать пространственную?? и временную?? информацию из изображения и достигать более высокой точности по сравнению с традиционными моделями глубокого обучения, в которых пространственная информация теряется на уровне объединения.

– Предлагаемая Conv-CapsNet может обеспечить хорошую точность, даже если доступно меньше выборок данных, и превзойдет литературные данные без какого-либо увеличения(augmentation) данных или новых данных.

– Предлагаемая структура может быть использована в качестве одного из полезных методов в области медицины для целей классификации и прогнозирования. Это должно помочь радиологам диагностировать COVID-19 в качестве меры предосторожности.

**Похожие работы**

Когда началась пандемия, исследователи и медицинские работники быстро попытались бороться с вирусом, разработав различные методы обнаружения, такие как ОТ-ПЦР, компьютерная томография, рентген и симптоматическая диагностика. В области искусственного интеллекта различные системы анализа изображений и системы рекомендаций были протестированы с ограниченными выборками доступных данных. Изначально, когда в мире царила паническая ситуация, кроме ОТ-ПЦР и экспресс-тестов на антигены, подозреваемым лицам проводили рентгенологическое сканирование. Сканы были проанализированы с использованием рентгенологических методов. Были проанализированы места затемнения легких, и был сохранен порог, чтобы определить, является ли пациент положительным на COVID-19 или нет [18]. Различные услуги телемедицины, включая мобильные услуги и услуги на основе социальных сетей, также предоставлялись пациентам с различными сетевыми моделями [53]. Точно так же для помощи пациентам с COVID-19, помещенным на карантин, оказалось полезным носимое устройство, которое помогает контролировать частоту сердечных сокращений, уровень кислорода и температуру. В критических случаях предоставлялась оксигенотерапия и аппараты ИВЛ [26, 27]. В области искусственного интеллекта (ИИ) многие модели машинного обучения, такие как линейная регрессия, машина опорных векторов и многослойный персептрон, разрабатывались с использованием различных функций, таких как пол, возраст и клинические значения [41, 61], для прогнозирования. болезнь COVID-19. Рахман и др. [43] разработали нейронную сеть для определения того, носит ли человек маску в общественных местах или нет, с точностью около 98%. Аналогичным образом, в глубоком обучении, основанном на нескольких доступных рентгеновских снимках и компьютерных томограммах, модели на основе нейронных сетей использовались для извлечения признаков и классификации пациентов, инфицированы они или нет [9, 52].

Архитектуры нейронных сетей использовались для изучения рентгеновских снимков в медицинских целях, таких как обнаружение пневмонии. Эта методология в дальнейшем использовалась для изучения рентгенограмм грудной клетки инфицированных COVID-19 для прогнозирования и классификации COVID-19 [22, 25, 59]. Исмаэль и др. [28] представили новую модель CNN, в которой глубокие функции были извлечены из ResNet50 и SVM с линейной функцией ядра в наборе данных, содержащем 180 изображений COVID-19 и 200 здоровых изображений. Они получили точность 94,7%. Апостолопулос и др. [6] использовали сверточную нейронную сеть для классификации рентгеновских изображений грудной клетки в бинарный класс COVID-19 и никаких результатов. Точно так же Нарин и соавт. [35] анализирует различные модели глубокого обучения, такие как ResNet50, ResNet101, ResNet152, InceptionV3 и Inception-ResNetV2, для автоматического обнаружения COVID-19. Ван и др. [57] предложили новую глубокую нейронную сеть под названием COVID-Net, которая является инструментом с открытым исходным кодом, а также предоставила исследователям набор данных COVIDx с открытым исходным кодом. Сети и др. [47] извлекли подробные характеристики с помощью ResNet50, а затем использовали машину опорных векторов для классификации изображений CXR с точностью около 95%. Кроме того, Лоу и др. [32] внедрили трансферное обучение с использованием VGG-16 в наборе данных пациентов с COVID-19 и обнаружили, что VGG-16 дает превосходные показатели производительности по сравнению с другими моделями ResNet. В недавних исследованиях автор Sharma et al. [48] предложили COVDC-Net, которая представляет собой комбинацию MobileNetV2 и VGG16 для извлечения функций. Затем обе оценки модели были объединены, чтобы получить окончательный прогноз для мультиклассовой классификации. Точно так же была предложена модель CVDNet [36] на основе остаточной нейронной сети с двумя параллельными уровнями для локальных и глобальных признаков, была предложена модель CoroDet [23], которая представляет собой 22-слойную CNN с рентгеновским и компьютерным сканированием. Рахман и др. [42] в своем исследовании использовали различные методы улучшения изображения, такие как HE, CLAHE и BCET, чтобы понять их влияние на обнаружение COVID-19. Они также предложили новую модель UNet с улучшением на основе гамма-корреляции, работающим лучше всего. Мусави и др. [33] представили сетевое тестирование на основе CNN-LSTM в шести различных базах данных и отделили сканы зараженных COVID-19 от здоровых и других заболеваний легких с точностью более 90%. Отличительные фильтры также можно использовать для изучения различных видов пневмонии. Картик и др. [29] предложили архитектуру CNN, которая могла бы изучать уникальные шаблоны фильтров для различных видов пневмонии. Он получил оценку F1 97,2%.

Точно так же в других исследованиях Rahimzadeh et al. [40] разработали интегрированную модель на основе CNN для классификации с использованием Xception и ResNet50V2. Традиционные методы также используются для обнаружения COVID-19 [5] с использованием таких классификаторов, как SVM, CNN и RF для обнаружения инфекции COVID-19. Автор Мухаммад и др. [34] использовали подходы интеллектуального анализа данных, такие как дерево решений, метод опорных векторов, наивный байесовский алгоритм, логистическая регрессия, случайный лес и алгоритмы K-ближайших соседей, которые применялись для прогнозирования минимального и максимального количества дней, необходимых для восстановления после вируса. Когда выборок для обучения модели меньше, данные могут генерироваться состязательной сетью [30], использующей генеративно-состязательную сеть (GAN) для создания большего количества рентгеновских изображений COVID-19. В статье [30] несмотря на меньшее количество обучающих выборок, они достигли хорошей точности с использованием ResNet, AlexNet и VGGNet. Укар и др. [51] предложили новую модель, которая использовала рентгеновские изображения для классификации подтвержденных и отрицательных случаев COVID-19 на основе сжатой сети.

Методы трансферного обучения также оказались полезными в этой области исследований. Авола и др. [8] представили сравнительный анализ рентгеновских изображений с 12 предварительно обученными моделями изображений, где MobileNet показала лучшие результаты. Чандра и др. [15] использовали двухэтапную классификацию с использованием ансамбля классификаторов, основанного на голосовании, с различными контролируемыми алгоритмами. Димеглио и др. [20], используя известную архитектуру глубокого обучения DenseNet-121, классифицировать рентгеновское изображение грудной клетки на положительные и отрицательные классы COVID-19. Шейхиванд и др. [49] разработали модель классификации пневмонии, в которой архитектура GAN используется с сетями LSTM и трансферным обучением. Чакраборти и др. [14] разработали модель глубокого обучения для классификации COVID, пневмонии и здоровых из общего набора данных. Далви и др. [19] использовали хорошо известную технику глубокого извлечения признаков вместе с ResNet50 и логистической регрессией, и была построена усовершенствованная модель для прогнозирования COVID с достаточной точностью. Ислам и др. [24] разработали метод, сочетающий модели CNN и LSTM, чтобы определить, инфицирован человек или нет, используя рентгеновские изображения. Автор Саха и др. [46] предложили модель EMCNet, в которой детализированные и высокоуровневые признаки извлекаются с помощью сверточной нейронной сети из рентгеновских изображений органов грудной клетки. Затем для обнаружения COVID-19 используются классификаторы машинного обучения, такие как случайный лес, метод опорных векторов, повышение ADA и дерево решений. Автор Rakhami et al. [4] использовали комбинацию сверточных нейронных сетей, таких как VGG19, DenseNet121 и Inception V3, для извлечения функции, а затем RNN использовали для обнаружения COVID-19. Они также визуализируют конкретную причину изображения, ответственного за обнаружение, с помощью Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM).

В недавних исследованиях мы видим, что рентгеновских изображений грудной клетки очень мало, и большинство авторов либо использовали метод увеличения данных, либо GAN для создания новых изображений, чтобы можно было решить проблемы переобучения и недообучения моделей глубокого обучения. Но описанные выше методы требуют много времени для обучения модели, так как количество обучаемых параметров больше и не подходит для развертывания в реальном времени. Кроме того, большинство методов извлекают признаки из моделей глубокого обучения и обнаруживают их с помощью алгоритмов машинного обучения. Эти модели невозможно реализовать в режиме реального времени. Таким образом, в этой статье предлагается модифицированная капсульная сеть, состоящая из сверточных фильтров, первичных капсульных слоев и слоев цифр, которые отлично работают, если обучающая выборка меньше. С меньшим количеством наборов данных, доступных для исследований в этой области, капсульные сети работают лучше по точности, чем другие архитектуры на основе свертки. Более того, комбинация всего нескольких слоев имеет неглубокую структуру и подходит для развертывания в режиме реального времени в клинических испытаниях.

**3 Предоставляемая работа**

**3.1 Капсульная сеть**

Капсульные сети и концепция динамической маршрутизации между капсулами были представлены Хинтоном и его коллегами-исследователями в 2017 году в его исследовательской статье [45]. Он предложил эту сеть, обеспечив значительную производительность для набора цифровых данных MNIST(для классификации рукописных цифр). Эти сети показали улучшение производительности по сравнению со сверточной нейронной сетью, состоящей из небольшого количества обучаемых параметров [37, 44, 45]. Основная причина этого может заключаться в том, что у CNN есть слои пула, используемые для понижения дискретизации карт изображений. Таким образом, CNN не может фиксировать мелкие детали. Капсульные сети были разработаны для понимания пространственных особенностей и мельчайших деталей, которые были одним из недостатков использования слоя объединения в CNN. Эти сети состоят из капсул, которые отличаются от нейронов тем, что они выводят векторы, которые могут различать изображения в разных направлениях.

**3.1.1 Архитектура капсульной сети**

Капсульная сеть используется для классификации рукописных цифр в наборе данных MNIST. В типичной сети CapsNet шесть уровней, которые используются для целей кодирования и декодирования. Первый слой представляет собой сверточный слой, за которым следует первичный слой, состоящий из еще одного сверточного слоя с функцией сжатия. Кроме того, он состоит из капсулы цифр или меток, где происходит динамическая маршрутизация. Последние три слоя являются полносвязными (FC) слоями, используемыми при реконструкции изображения (рис. 2).

В отличие от сверточного слоя, который использовал другую функцию активации для активации нейронов, первичный слой крышек использовал нелинейную функцию сжатия в (1) для преобразования нейронов в векторную форму, где vj — вычисленный выходной вектор капсулы j, а Sj — общий вход. к капсуле. Суммарный вклад в капсулу Sj можно вычислить в (3) как взвешенную сумму по всему вектору предсказания Pˆ j |i от капсул нижнего слоя. Вектор предсказания в нижнем слое можно вычислить, используя (2) как умножение выходного pi и весовой матрицы Wij.

**3.2 Предлагаемая сверточная капсульная сеть**

Неспособность CNN различать разные направления и пространственное расположение всего изображения или его части является одной из критических проблем, лежащих в основе разработки CapsNet. Из-за понижающей выборки CNN теряет некоторые свойства изображения. В результате для компенсации потерь требуется огромное количество обучающих данных. В то время как капсульная сеть использует капсулы, которые представляют собой вектор с пространственной информацией. Это означает, что Capsule Networks будет лучше работать с небольшими наборами данных без аугментации набора данных. Капсульные сети — это неглубокие сетевые системы, которые имитируют обучение человеческого мозга путем моделирования и симуляции иерархических отношений при обработке изображения.

Мы были вдохновлены исследованием [45], в котором представлен новый механизм обучения, называемый динамической маршрутизацией между капсулами, для итеративного обучения сетевой архитектуры капсулы, что дает значительно более высокую производительность по сравнению с обычными CNN. Предлагается модификация капсульной сети, в которой мы добавили 4 сверточных слоя, за которыми следуют слои капсульной сети. Мы называем модифицированную капсульную сеть сверточной капсульной сетью (Conv-CapsNet). На рис. 3 показана предлагаемая сетевая архитектура. В сеть капсул было добавлено больше сверточных слоев, чтобы обеспечить более эффективную информацию об особенностях для первичной капсулы. После экспериментов с количеством слоев с размерами ядра и фильтра четыре сверточных слоя оказались оптимальным количеством слоев для извлечения признаков. Мы изменили размер этих изображений до 150 × 150 для наилучшей производительности после экспериментов с изображениями разных размеров.

Первоначально изображение передается в серию сверточных слоев. Преимущество добавления более сверточного слоя состоит в том, чтобы предоставить наиболее четкую карту признаков для основного слоя капсулы. Изображение размером 150 × 150 передается в сверточный слой для классификации рентгеновского изображения. Подробная входная размерность каждого слоя показана в таблице 1. Первый сверточный слой обучает 16 ядер размера 5 × 5 с шагом 1. Затем выполняется операция максимального объединения с шагом 2. Тот же размер ядра используется в следующих двух последовательных слоях, а номера ядер равны 32 и 64 соответственно. Затем обучается ядро четвертого сверточного слоя 128 размером 9 × 9 с шагом 1. Во всех слоях используется функция активации ReLU.

Входные данные для слоя первичной капсулы представляют собой усовершенствованную функцию размера 16 × 16 × 128, а выходные данные — 32 капсулы размером 6 × 6 × 8 каждая. Первый слой капсулы сначала применяет операцию свертки с ядром 9 × 9, а затем сжимает выходные данные в получить капсулу. Выход капсульного слоя составляет 6 × 6 × 8 капсул, где сетка 6 × 6 разделяет их вес и ориентацию. Последний слой представляет собой слой рентгеновских колпачков, который содержит 16D векторов на класс и используется для классификации рентгеновского изображения по трем классам COVID-19, нормальной и вирусной пневмонии с использованием потери поля M1. Слой X-Ray caps также используется для реконструкции изображения с использованием трех полносвязных слоев.

**3.3 Восстановление изображения**

В процессе обучения маскируются векторы активности, которые используются для восстановления входного изображения. Выходные данные слоя X-Ray caps передаются в три полносвязных слоя, которые моделируют интенсивность пикселей, как показано на рис. 4. Сумма квадратов разностей между реконструированным изображением и фактическим входным изображением. Низкая ошибка означает, что реконструированное изображение похоже на входное изображение. Потери при реконструкции уменьшены до 0,005, чтобы они не преобладали над потерями запаса во время обучения. Как показано на рис. 5, мы можем сказать, что реконструкция по слою шапки 16D X-Ray является надежной, сохраняя при этом только важную информацию. Некоторые реконструированные изображения размыты из-за изменения обучающих данных или неспособности CapsNet обрабатывать шум в данных.

**4 Результаты эксперимента**

**4.1 Набор данных**

Набор данных COVID-19 Radiography [16, 42], который был разработан исследователями из Университета Катара с помощью медицинских работников в Дакке, общедоступен для исследователей.1 Это огромная база данных рентгеновских снимков грудной клетки. для пневмонии, вызванной COVID-19, рентгенограммы грудной клетки нормальных людей, а также людей, страдающих вирусной пневмонией, как показано на рис. 6. Метаданные набора данных также были предоставлены отдельно в файлах CSV, содержащих URL-адреса источника изображения. Набор данных включает изображения каждого класса — COVID-19 (3616), нормальный (10192) и вирусная пневмония (1345), как показано в таблице 2. Conv-CapsNet реализован на Python с использованием библиотеки PyTorch. Эксперименты проводятся на 64-битной Windows 10, процессоре Intel Core i7 с 16 ГБ оперативной памяти, графической карте NVIDIA GETFORCE GTX 8 ГБ. В таблице 3 показаны гиперпараметры предлагаемой модели.

**4.2 Обсуждение эксперемента**

Мы не развернули модель в режиме реального времени для клинического использования, но ее можно развернуть для клинических испытаний. В литературе недавно были разработаны определенные технологии и инструменты, такие как XraySetu, платформа, разработанная в Индии для интерпретации рентгенографии грудной клетки с помощью What sApp. Врачи и пациенты, которые использовали этот инструмент, были счастливы, что этот инструмент помог в ранней диагностике пациентов, и этот инструмент может охватить сельские и слаборазвитые районы. У этих методов также есть ограничения, врачи не могут полностью полагаться на них в медицинских целях, и необходимо профессиональное вмешательство. Хорошая точность предложенной нами модели и неглубокая архитектура сделали возможным ее развертывание в режиме реального времени. После обучения модели на данных рентгенографии грудной клетки ее можно сохранить в облаке и использовать для диагностики.

**4.2.1 Предобработка изображения**

Изображения модифицируются и улучшаются таким образом, чтобы данные больше подходили для модели и повышали производительность. Исходный размер изображения в наборе данных составлял 300 × 300 пикселей. Затем мы изменяем размер изображения до 150 × 150 пикселей. Кроме того, мы преобразовали изображение RGB в изображение в градациях серого, уменьшив количество каналов с 3 до одного канала. Затем мы проанализировали интенсивность их пикселей и применили метод адаптивного выравнивания гистограммы с ограниченным контрастом (CLAHE). Полная процедура показана на рис. 7.

**4.2.2 Метрики оценивания**

Мы оценили предложенную нами модель в отношении точности и отзыва и выполнили 5-кратную перекрестную проверку, чтобы получить среднюю точность. Мы случайным образом разделили набор данных на 80% обучающих выборок и 20% тестовых выборок, а затем обучили модель в 5 раз и записали среднюю точность предложенной модели. Мы также сравнили литературу на основе средней точности, достигнутой на наборе рентгеновских данных. Используемые параметры для сравнения производительности определяются следующим образом:

– True Positive (TP) показывает количество правильно идентифицированных COVID-19.

– Ложноотрицательный (FN) показывает количество неправильно идентифицированных нерезультатов.

– True Negative (TN) показывает количество правильно идентифицированных результатов.

– False Positive (FP) показывает количество неправильно идентифицированных COVID-19.

СЛАЙД с формулами

Чувствительность относится к количеству положительных случаев, у которых действительно есть заболевание, и они обнаружены верно, и в результате тест дал положительный результат. Sen = T P (T P + FN) × 100 (7) Специфичность относится к частоте отрицательных случаев, которые на самом деле не имели состояния и были выявлены ложно, и в результате тест дал отрицательный результат. Spe = T N (T N + FP) × 100 (8) Точность – это оценка целесообразности извлечения информации. Pre = TP (TP + FP) (9) Показатель F1 Его можно определить как среднее гармоническое отзыва и точности. F1 = 2T P (2T P + FP + FN) (10) Точность можно рассчитать с помощью следующего уравнения. Acc = T P + F N (TP + FP + T N + FN) × 100 (11) Кривая AUC-ROC является мерой, объясняющей, насколько модель может разделять разные классы. Чем выше AUC, тем выше производительность модели.

**4.3 Результаты представленной модели**

Предлагаемая Conv-CapsNet оценивается для мультикласса и бинарного класса. В мультиклассе используются три класса: COVID-19, нормальная и вирусная пневмония, а в бинарном классе используются только два класса: COVID-19 и не-COVID-19, как показано на рис. 8. Мы оценили нашу модель, используя 5-кратную перекрестную проверку. Результаты обучения и валидации многоклассовой классификации показаны на рис. 9. Среднее значение по классам, точность, полнота и F1-баллы показаны в таблице 4. F1-баллы для всех классов составляют более 94%, что означает, что предложенная модель сбалансирован и хорошо работает для всех классов. Кривая PR была построена для всех трех классов, как показано на рис. 10. Модель обеспечивает лучшую точность для нормального класса с почти одинаковыми характеристиками для классов COVID-19 и вирусной пневмонии. Предложенная модель достигла средней точности 96,47%. Матрица путаницы предложенной модели показана на рис. 11. Наблюдается, что около 4% сканирований, которые были инфицированы COVID-19, были предсказаны как Нормальные, что является значительным улучшением по сравнению с исходной капсульной сетью, где процент сканирований был 21%. На рис. 12 показана кривая ROC AUC для всех трех классов, а также их среднее макроэкономическое значение. Модель хорошо работает с AUC 0,99 для всех классов. Это означает, что он хорошо различает классы.

Мы провели сравнительный анализ предложенной модели Conv-CapsNet с оригинальной капсульной сетью. Производительность предлагаемой Conv-CapsNet анализируется на основе точности классификации каждого класса и сравнения матриц путаницы для получения дополнительной информации. Как видно на рис. 13, Conv-CapsNet работает лучше, чем исходная капсульная сеть, с точки зрения точности по классам. Более того, показатели класса COVID-19 значительно улучшились в предложенной нами модели (94,95% по сравнению с исходной капсулой, что очень мало (78,01%). Основное внимание в этом исследовании уделяется поиску максимального количества положительных случаев. так что дальнейшее распространение вируса может быть остановлено. Предложенная нами Conv-CapsNet с доказательствами показала лучшие результаты и достигла точности более 90%.

Различные параметры, используемые для сравнения обеих сетей, показаны в таблице 5. При сравнении матриц путаницы обеих моделей на рис. 11 и 14, в случае класса COVID-19 в предлагаемой Conv-CapsNet значительно сократилось количество ложноотрицательных результатов.

Для классификации двоичных классов с использованием предложенной Conv-CapsNet точность обучения и проверки и кривые потерь показаны на рис. 15. Сравнительная классовая точность исходной капсульной сети и Conv-CapsNet показана на рис. 16. Здесь точность для COVID-19 класс значительно улучшился с 78,7% до 94,6%. Матрицы путаницы для обеих моделей показаны на рис. 17 и 18. Здесь количество неправильно предсказанных случаев без COVID-19 сократилось с 21,3% до 2,67%. В случае классификации бинарного класса мы получили точность более 94% в обоих классах и достигли средней точности 97,69%, как показано в таблице 6. Показатели точности, полноты и F1 также показаны в таблице, а кривая PR построена в На рис. 19 показано, что оба класса имеют хорошие показатели, а класс, не относящийся к COVID-19, работает немного лучше, чем класс с COVID-19. На рисунке 20 показана кривая ROC-AUC для бинарного класса с показателем AUC 0,99 для обоих классов, что означает, что предложенная модель хорошо подходит.

**4.4 Сравнительный анализ с литературой**

Мы провели сравнительный анализ с литературой по бинарной и мультиклассовой классификации. Многие авторы работали над бинарной классификацией, где обнаружение в основном было сосредоточено на классах COVID-19 и No-Findings. Тогда как в многоклассовой классификации класс пневмонии также был включен в качестве 3-го класса. Сравнение с литературой для бинарного класса показано в таблице 7. В бинарной классификации большинство авторов получили точность более 95%, а предложенный нами подход получил отличную точность 97,69%, что сравнимо с работами [6, 35, 47]. В этих документах использовалась более глубокая сверточная нейронная сеть со сложными структурами с более поддающимися обучению параметрами и выполнялись методы увеличения данных для получения большего количества выборок данных. Предлагаемая нами модель Conv-CapsNet имеет неглубокую структуру с меньшим количеством параметров и большей точностью, и она работает на меньшем количестве обучающих выборок. Это делает его быстрым и надежным, что подходит для приложений реального времени.

Кроме того, мы провели сравнительный анализ с литературой для многоклассовой классификации, как показано в таблице 8. Результаты ясно показывают, что предложенная модель обеспечивает хорошую точность для набора данных радиографии. Мы провели сравнительный анализ различных других моделей, представленных в последнее время, с помощью предложенного подхода, и он дает точность 96,47% для того же набора данных. Преимущество предлагаемой модели Conv-CapsNet по сравнению с другими подходами заключается в том, что это неглубокая сеть, для обучения которой требуется меньше времени, а размер обученной модели компактен. Количество параметров, необходимых для обучения модели, составило около 23 миллионов, что меньше, чем у традиционных моделей CNN для получения той же точности. Модель обеспечивала точность, сравнимую с другими современными архитектурами, с менее поддающимися обучению параметрами и без каких-либо методов увеличения данных.

**5 Заключение и бедующие работы**

В исследовании сделан вывод о том, что капсульные сети эффективнее классифицируют рентгеновские снимки по сравнению со свёрточными нейронными сетями для небольших наборов данных. Предлагаемый нами Conv-CapsNet может обеспечить точность 96,47% для диагностики COVID-19 у пациентов с нормальной и вирусной пневмонией и 97,49% для классификации бинарных классов. Недостаток оригинальной капсульной сети по сравнению с предлагаемой системой заключается в том, что она недостаточно эффективна для класса COVID-19, а это означает, что модель превосходит класс большинства. Предлагаемая система не рекомендуется для медицинского назначения, но может помочь медицинским работникам и исследователям в прогнозировании и исследовательских целях.

В отношении капсульных сетей в здравоохранении было проведено много дальнейших исследований, поскольку это относительно новая модель, которая была протестирована на меньшем количестве наборов данных. Кроме того, они имеют недостаток в обработке сложных наборов данных. Благодаря лучшему извлечению карты объектов с использованием таких моделей, как VGG, RNN или EfficientNet, можно было протестировать производительность сетей на основе Capsule. Различные методы обучения на основе переноса и ансамбля также используются для обнаружения с использованием рентгеновских лучей. КТ теперь доступны для тестирования. Существующие модели могут быть протестированы для получения более надежных и точных прогнозов для обоих сканирований.