МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ
Кафедра информационных систем управления

НАУМОВИЧ Андрей Игнатович

Алгоритмы интеграции внешних знаний в нейросетевую технологию обработки данных

Магистерская диссертация
Специальность 1-31 80 09 Прикладная математика и информатика

Научный руководитель:
Краснопрошин Виктор Владимирович,
заведующий кафедрой ИСУ,
доктор технических наук, профессор

Допущена к защите

“___” _____ 2022 г

Зав. кафедрой Информационных систем управления, доктор технических наук, профессор В. В. Краснопрошин _____

Минск 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ 4

АГУЛЬНАЯ ХАРАКТАРЫСТЫКА ПРАЦЫ 5

GENERAL CHARACTERISTICS OF WORK 6

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ И СОКРАЩЕНИЙ 7

ВВЕДЕНИЕ 8

ГЛАВА 1 АНАЛИЗ ПРОБЛЕМЫ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ 9

1.1 Проблема распознавания патологий грудной клетки 9

1.2 Анализ существующих подходов 10

1.3 Формализация и постановка задачи 15

1.4 Выводы 15

ГЛАВА 2 АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ РЕШЕНИЕ 17

2.1 Основные этапы процесса решения 17

2.2 Предварительная обработка изображений 18

2.2.1 Алгоритм корректировки яркости и контраста изображения 18

2.2.2 Инвариантность к углу поворота грудной клетки на изображении 19

2.2.3 Инвариантность к масштабу грудной клетки на изображении 20

2.3 Алгоритм локализации грудной клетки 21

2.4 Выделение аномальных снимков и автоматизированное уточнение диагноза 23

2.4.1 Традиционный алгоритм, основанный на процедуре калибровки на целевом домене 23

2.4.2 Модификация алгоритма для обучения на несбалансированном наборе данных 25

2.4.3 Алгоритм интерпретации результатов предсказания сверточной нейронной сети 26

2.4.4 Алгоритм обучения с использованием выборки из целевого домена без аннотаций 28

2.4.5 Архитектура нейронной сети для обучения на выборке из целевого домена без аннотаций 30

2.4.5 Альтернативная архитектура нейронной сети и описание алгоритма интерпретации результатов работы 32

2.4 Выводы 34

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ..... 36

3.1 Архитектура и состав программного комплекса 36

3.2 Выбор программной платформы и средств реализации 38

3.3 Особенности реализации 40

3.4 Задача распознавания патологий грудной клетки 41

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 46

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК 47

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Магистерская диссертация, 47 страниц, 11 рисунков, 2 таблицы, 26 источников.

Ключевые слова: НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, РАСПОЗНАВАНИЕ ПАТОЛОГИЙ, РЕНТГЕНОГРАФИЧЕСКИЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ, АЛГОРИТМЫ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ, ИНВАРИАНТНОСТЬ РАСПОЗНАВАНИЯ.

Объект исследования: методы распознавания патологий грудной клетки на рентгенографических изображениях с помощью нейросетевой технологии обработки данных.

Цель работы: получение новых результатов, связанных с распознаванием патологий грудной клетки по рентгенографическим изображениям.

Результат работы: разработан подход к решению задачи распознавания патологий грудной клетки в условиях выборок малого объема, инвариантный к различного рода искажениям, создаваемым портативным медицинским оборудованием.

АГУЛЬНАЯ ХАРАКТАРЫСТЫКА ПРАЦЫ

Магістарская дысертацыя, 47 старонак, 11 малюнкаў, 2 табліцы, 26 крыніц.

Ключавыя словы: НЕЙРОННЫЯ СЕТКІ, РАСПАЗНАВАННЕ ПАТАЛОГІЙ, РЭНТГЕНАГРАФІЧНЫЯ МАЛЮНКІ, АЛГАРЫТМЫ НАВУЧАННЯ НЕЙРОНАВЫХ СЕТАК, ІНВАРЫЯНТНАСЦЬ РАСПАЗНАННЯ.

Аб'ект даследавання: метады распазнання паталогій грудной клеткі на рэнтгенаграфічных малюнках з дапамогай нейросетевой тэхналогіі апрацоўкі дадзеных.

Мэта працы: атрыманне новых вынікаў, звязаных з распазнаннем паталогій грудной клеткі па рэнтгенаграфічных малюнках.

Вынік працы: распрацаваны падыход да вырашэння задачы распазнання паталогій грудной клеткі ва ўмовах выбарак малога аб'ёму, інварыянтны да рознага роду скажэнняў, што ствараюцца партатыўным медыцынскім абсталяваннем.

GENERAL CHARACTERISTICS OF WORK

Master's thesis, 47 pages, 11 drawings, 2 tables, 26 sources.

Keywords: NEURAL NETWORKS, PATHOLOGY RECOGNITION, RADIOGRAPHIC IMAGES, NEURAL NETWORK LEARNING ALGORITHMS, RECOGNITION INVARIANCE.

Object of research: methods for recognizing chest pathologies on X-ray images using neural network data processing technology.

The purpose of the work: to obtain new results related to the recognition of chest pathologies from X-ray images.

The result of the work: an approach to solve the problem of chest pathologies recognition in conditions of small volume samples, invariant to various kinds of distortions created by portable medical equipment has been developed.

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ И СОКРАЩЕНИЙ

Флюорографический аппарат – это устройство, позволяющее провести флюорографический метод рентгенодиагностики, изображение переносится на пленку небольших размеров.

Рентгенографической изображение – изображение органов грудной клетки, полученное с помощью рентгенодиагностики.

Домен – множество допустимых значений. Домен рентгенографических изображений – это множество изображений, имеющее статистические сходства (яркость, контраст и прочее).

Домен тренировочных данных (исходный домен) – множество рентгенографических изображений, которые будут использованы для обучения алгоритма.

Целевой домен – множество рентгенографических изображений, которое будет подвергаться анализу с помощью разработанного алгоритма. Тестирование алгоритма выполняется с использованием данных целевого домена.

SVM (Support Vector Machine) – метод опорных векторов.

Аннотация – метаданные набора данных, необходимые для решения задачи. Например, для задачи классификации изображений аннотацией можно считать известные метки классов.

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире важнейшей задачей врачей является обнаружение патологий грудной клетки на ранних стадиях их проявления. Традиционным подходом к решению этой проблемы является проведение массового скрининга населения.

Для получения данных о пациенте используется широкий спектр стационарного и портативного флюорографического оборудования. Из-за резкого увеличения числа пациентов в период пандемии значительно возросла нагрузка на квалифицированных врачей-рентгенологов. Они вынуждены анализировать большой объём гетерогенной информации. Поэтому актуальной в такой ситуации является задача автоматизации процесса обработки гетерогенных данных.

Методы решения данной проблемы существуют и совершенствуются. Можно выделить несколько подходов к ее решению.

Первый основан на использовании классических алгоритмов машинного обучения, таких как метод опорных векторов, решающих деревьев и подобных алгоритмов распознавания. Среди основных недостатков данного подхода выделяют необходимость ручного подбора набора признаков рентгенографического изображения, который будет использован для классификации.

Второй подход основан на применении нейросетевых технологий обработки данных к проблеме распознавания патологий грудной клетки. Наибольшее распространение получили сверточные нейронные сети, традиционно применяющиеся для анализа изображений. Также известны применения к данной проблеме нейронных сетей архитектуры Transformer. Одним из недостатков подхода является отсутствие инвариантности к различного рода искажениям, которые создаются портативным медицинским оборудованием. Нейронные сети архитектуры Transformer отличаются требовательностью к вычислительным ресурсам (скорость выполнения и потребляемая память) и сложностью предварительного обучения из большого числа параметров сети. Эти ограничения делают сети Transformer не применимыми на практике для обработки большого объёма данных.

В данной работе исследуется один из возможных подходов к решению задачи, основанный на нейросетевой технологии обработки данных. Предлагается подход, состоящий их этапов предварительной обработки снимка, распознавания наличия патологии, уточнения диагноза и ручного анализа сложным случаев течения болезни врачом рентгенологом.

ГЛАВА 1 АНАЛИЗ ПРОБЛЕМЫ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

1.1 Проблема распознавания патологий грудной клетки

Для лучшего понимания проблемы, рассмотрим процесс принятия решения при традиционном подходе к проведению скрининга населения в условиях пандемии.

Медицинский скрининг, как правило, затрагивает широкие массы населения. С помощью стационарного и портативного медицинского оборудования получают рентгенографические снимки для всех пациентов, участвующего в скрининге. Все полученные снимки должны быть в кратчайшие сроки обработаны квалифицированным врачами рентгенологами. Большие объемы данных и сжатые сроки оказывать влияние на качество работы специалиста, снижая его продуктивность. Схема процесса представлена на Рисунке 1.

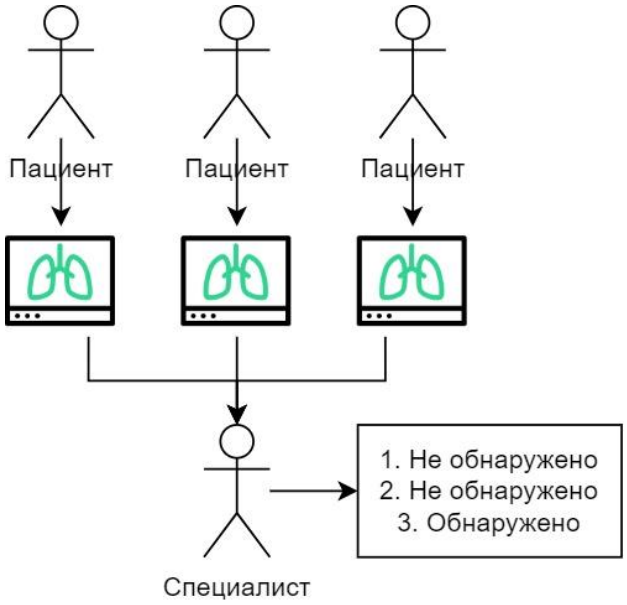

Рисунок 1. – Схема процесса проведения скрининга населения

В такой ситуации актуальной является задача максимальной автоматизации процесса обработки и анализа рентгенографических изображений. Необходимо разработать нужные для процесса алгоритмы и реализовать их на практике, что позволит специалисту-рентгенологу больше внимание уделять сложным и неоднозначным случаям течения болезни. Автоматизация процесса позволит принимать уверенные предварительные решения в максимальном количестве случаев. Когда же степень «уверенности» в предварительно поставленном диагнозе мала, необходимо предоставить врачу интерпретацию результатов

работы соответствующих алгоритмов. Интерпретация должна давать возможность специалисту быстро определить справедливость или ложность предварительно поставленного диагноза. И наконец, подход к решению описанной задачи, в целом, и используемые в нем алгоритмы, в частности, должны быть достаточно производительными, чтобы в сжатые сроки эффективно обрабатывать большие объёмы гетерогенных данных. Общая схема процесса анализа данных с применением средств автоматизации изображена на Рисунке 2.

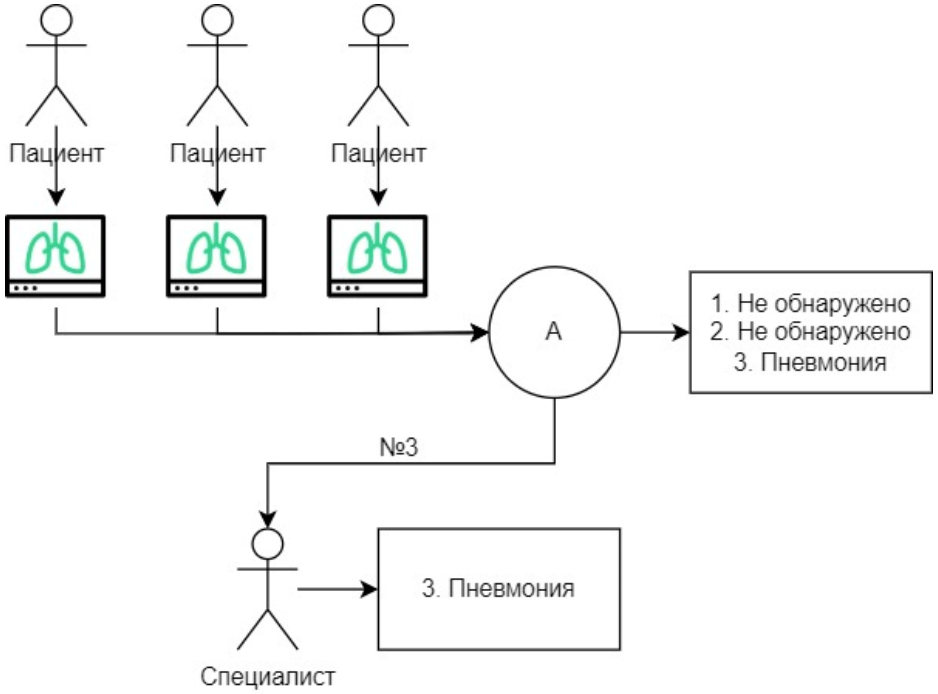

Рисунок 2. – Схема процесса проведения скрининга с применением средств автоматизации

1.2 Анализ существующих подходов

Распознавание патологий грудной клетки является достаточно известной проблемой.

Один из ранних подходов к решению проблемы предложен в статье [1]. Авторами исследуется подход, основанный на анализе текстур КТ-изображений с целью распознавания пневмонии, H1N1 и некоторых других патологий легких. Было показано, что некоторые заболевания легких вызывают изменения текстуры тканей, видимые на КТ-изображениях. Признаковые описания текстуры тканей используются для распознавания болезни с помощью традиционных методов машинного обучения (метод опорных векторов).

Процесс решения задачи состоит из следующих основных шагов: предварительная обработка изображений, сегментация изображения, построение признакового описания текстуры каждого сегмента и последующее обучение модели.

На этапе сегментации изображения выделяется и сегментируется трахея. Исходя из положения трахеи, выбираются 2 точки для инициализации алгоритма роста регионов. С помощью этой процедуры на изображении могут быть выделены левое и правое легкие пациента.

С помощью сегментационной маски на этапе построения признакового описания текстур область легких пациента разбивается на регионы размером 16 * 16 пикселей. Для каждого региона вычисляются соответствующие признаки, среди которых отмечают среднюю яркость, дисперсию, корреляцию и прочие статистики. Полученные признаковые описания используются для обучения алгоритма опорных векторов.

Авторами также предлагается алгоритм распознавания, основанный на классификации каждого пикселя изображения. С помощью метода опорных векторов каждому пикселю изображения ставится в соответствие число из отрезка $[0,1]$. Оно интерпретируется как вероятность принадлежности пикселя к классу патологии. Низкие значения рассматриваются как отсутствие патологии, высокие – как наличие патологии.

Наконец, в работе предлагается метод, использующий 2 отдельных классификатора SVM. Первый классификатор используется на обнаружения снимков, подозрительных на наличие болезни. Второй классификатор уточняет диагноз для снимков, содержащих патологии.

Несмотря на статистические значимые улучшения метрик качества распознавания и частичную автоматизацию процесса анализа КТ-изображений, предложенный метод обладает некоторыми недостатками.

Во-первых, объём обучающей выборки достаточно мал – всего 40 изображений, среди которых отмечены случаи туберкулеза, пневмонии и некоторых других заболеваний. Он не позволяет охватить полное многообразие проявлений течения различных заболеваний легких. Кроме того, авторами показано, что с помощью вручную подобранных признаков (рассматриваемых в статье), некоторые патологии плохо отделимы друг от друга в соответствующем пространстве векторных описаний снимков.

Во-вторых, анализ текстур в рассматриваемой работе опирается на ручной выбор признаков, которые будут использованы позднее для классификации. Это достаточно затратный процесс, требующий совместного участия программиста и квалифицированного врача-рентгенолога. При необходимости распознавания новой патологии легких необходимо заново обучить классификатор и

разработать новые признаки, возможно, модифицировав уже имеющиеся в распоряжении.

Наконец, процесс компьютерной томографии достаточно трудоемкий, требует значительных временных затрат на проведение и интерпретацию результатов, что при проведении медицинского скрининга в настоящее время малоприменимо.

Второй из известных подходов основан на нейросетевой технологии обработки данных [2]. В основе предложенного подхода лежит использование нейронной сети архитектуры VGG. Нейронная сеть была обучена и протестирована на общедоступных наборах данных NIH ChestX-ray 14 [3], CheXpert [4], MIMIC-CXR [5] и других. Обученная нейронная сеть показывает высокую точность распознавания патологии.

В работе исследовано влияние выбора архитектуры сверточной нейронной сети на конечное качество распознавания. Авторами были проведены эксперименты с нейронными сетями DenseNet [6], VGG [7], Inception-v3 [8] с разрешением входного изображения 256 на 256 пикселей. Эксперимент показывает, что выбор архитектуры сети не влияет в значительной степени на конечное качество распознавания.

Рассматриваемая работа устраняет ряд недостатков ранее рассмотренного подхода. Использование для классификации изображений нейронной сети сверточного типа не требует ручного подбора набора признаков. Необходимый набор выбирается в процессе обучения нейронной сети, он фиксируется с помощью параметров нейронной сети. Как правило, решения, основанные на нейросетевых технологиях обработки данных, показывают лучшее качество, чем традиционные алгоритмы. Кроме того, применение сверточной сети не требует выполнения сложной процедуры разбиения изображения на блоки фиксированного размера, последующего их анализа и формирования вердикта классификации.

Среди недостатков и ограничений предложенного подхода авторы отмечают следующее.

Во-первых, они отмечают сильно ограниченную обобщающую способность обученной нейронной сети на домене, отличного от обучающего. Эта проблема типична для нейронных сетей данного типа. Это значит, что нейронная сеть, показывающая хорошие результаты на тестовой части тренировочного набора данных будет обрабатывать сторонний набор данных с гораздо меньшим качеством. Для преодоления этой проблемы традиционно используется так называемая калибровка нейронной сети на целевом домене. В свою очередь, процедура калибровки сети требует аннотированной выборки из целевого

домена. Создание такой выборки, особенно в сфере медицины, является достаточно трудоемкой задачей.

Во-вторых, нейронная сеть была обучена только на фронтальных рентгенографических изображениях. На практике врачи-рентгенологи оперируют не только фронтальным изображением, а также и с боковым. Такие изображения предоставляют специалисту дополнительную информацию для постановки диагноза.

В-третьих, обученные нейронные сети не обладают инвариантностью к искажениям, возникающим в процессе использования разработанного решения. Необходимо, чтобы обученная нейронная сеть обладала устойчивостью к положению грудной клетки на рентгенографическом изображении, углу наклона грудной клетки, а также к масштабу. Кроме того, каждый тип портативного медицинского оборудования обладает особенностями съемки, отражающимися на конечном изображении.

Таким образом, нейронные сети сверточного типа решают задачей распознавания патологий на достаточно хорошем уровне.

Этот подход получил продолжение в работе [9]. Процесс решения задачи имеет много общего с процессом, описанном в предыдущей статье. Однако в него выполнены соответствующие модификации, позволившие в дальнейшем улучшить качество распознавания.

В предыдущей работе при обучении нейронной сети не учитывалась не сбалансированность обучающей выборки по числу классов. Традиционные метрики, такие как точность классификации, вычисленные на не сбалансированном наборе данных, не отражают качества работы алгоритма. Кроме того, при обучении большинства моделей машинного обучения для простоты предполагается, что численность классов приблизительно равная. Не выполнение этого условия может приводить к тому, что модель будет предсказывать класс с наибольшей мощностью, игнорируя остальные.

В рассматриваемой статье предлагается применить взвешивание функции потерь для изображения в зависимости от класса, которому оно принадлежит. Процедура вычисления весов достаточно проста и не требует больших вычислительных затрат. На этапе обучения нейронной сети не требуется серьезное изменение алгоритма обучения. В работе показано, что применение такой процедуры приводит к более качественному распознаванию патологий грудной клетки на этапе тестирования модели.

Среди недостатков подхода, ограничивающих его использование на практике, следует выделить выбор архитектуры нейронной сети VGG. Она обладает большим числом параметров и требует значительных вычислительных ресурсов для обработки изображения. Авторы статьи использовали нейронную

сеть архитектуры DenseNet. Архитектура позволяет в значительной степени понизить число параметров, а также за счет уменьшения глубины нейронной сети ускорить сходимость процесса обучения (проблема «исчезающих градиентов»).

Наконец, в статье предложен способ интерпретации предсказания нейронной сети в виде тепловой карты, накладываемой на анализируемое изображение. Применен алгоритм CAM, который, в свою очередь, накладывает ограничения на архитектуру классификатора.

В последнее время широкое распространение получили нейронные сети архитектуры VIT (Visual Image Transformer) [10]. Известны случаи применения нейронной сети такого типа к обнаружению аномалий на рентгенографических изображениях, не связанных с обнаружением патологий легких [11]. Несмотря на отличные результаты при решении других задачи, применение такой нейронной сети на практике затруднительно. Основным препятствием является серьезное требование к вычислительным ресурсам и большое число параметров (в 5-10 раз), чем у нейронных сетей свёрточного типа.

Кроме того, обучение модели архитектуры VIT не является тривиальным, требуя значительных временных затрат и сложного алгоритма обучения.

Таким образом, в результате анализа существующих подходов к решению проблемы распознавания патологий грудной клетки выявлены следующие проблемы.

Во-первых, подход к распознаванию, основанный на классических алгоритмах и ручном подборе признаков для классификации показывает в силу их разнообразности в силу низкую эффективность при обработке больших объемов данных. Использование КТ-изображений для постановки диагноза недопустимо из-за высоких трудозатрат данного процесса.

Во-вторых, следует отметить уменьшение качества классификации на данных из другого домена. Алгоритмы обучения и архитектура сети не предназначены для преодоления подобной проблемы. При обучении нейронной сети предполагается, что объекты выборки (в том числе тестовой) одинаково распределены. Настройка нейронной сети под целевой домен (реальные данные для распознавания) проводится путем калибровки. Она требует аннотированной выборки, формирование которой требует дополнительных затрат.

В-третьих, большинство нейросетевых моделей обучается на одном наборе дынных, что ограничивает их обобщающую способность. Обеспечение разнообразия случаев течения одной и той же патологии у людей разного возраста, пола и веса позволит более эффективнее обучать нейронную сеть. Кроме того, это позволяет обеспечить инвариантность нейронной сети к этим же параметрам.

Ни один из рассмотренных подходов не позволяет добавить новую патологию в систему для распознавания. Ее добавление приводит к необходимости полного переобучения нейронной сети с самого начала.

У рассмотренных выше решений отсутствует инвариантность к искажениям, возникающим вследствие использования портативного медицинского оборудования.

Таким образом, на основании анализа существующих решений проблемы можно сделать вывод, что задача распознавания патологий грудной клетки все еще окончательно не решена и по-прежнему является актуальной.

1.3 Формализация и постановка задачи

Проведем формализацию и постановку задачи.

Под рентгенографическим изображением (или просто изображением) будем понимать тензор $x \in [0,1]^{w \times h \times c}$, где $[0,1]$ – допустимый диапазон яркости пикселей изображения, w – ширина изображения, h - высота изображения, а c – количество каналов изображения.

Пусть $X = \{x\}$ – некоторое множество рентгенографических изображений. Пусть также $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ – множество патологий, которые можно обнаружить на снимках из X (включая также отсутствие патологии на снимке). Пусть также задано множество $\mathrm{X}_0 \subset X$, такое, что для $\forall x \in X_0, x \to y \in P$. Иначе говоря каждому объекту множества X_0 ставится в соответствие метка патологии из множества P.

Необходимо построить алгоритм $A: X_0 \times X \to P$, который по входному рентгенографическому изображению распознал бы на нем патологию из множества P.

Следует заметить, что постановка задачи не предполагает наличие целевого домена данных.

Пусть $X_D \subset X$ – множество изображений из целевого домена. Наличие меток патологий P_D для этого набора изображений не уточняется. В таком случае необходимо построить алгоритм $A: X_0 \times X_D \times X \to P$.

По результатам теоретических исследований необходимо разработать архитектуру и состав программного комплекса по распознаванию патологий грудной клетки по рентгенографическим изображениям.

1.4 Выводы

В первой главе рассмотрена актуальная проблема, связанная с распознаванием патологий грудной клетки по рентгенографическим изображениям. Проведен анализ существующих подходов и показано, что

несмотря на преимущества и способность качественно решить исходную задачу, рассмотренные подходы обладают рядом ограничений для их использования на практике. Среди основных недостатков следует выделить отсутствие инвариантности к искажениям, создаваемым портативным медицинским оборудованием. Кроме того, все традиционные подходы требуют калибровки нейронной сети, что не всегда возможно при решении практических задач. Таким образом, задача является не полностью решенной и и по-прежнему актуальна.

В рамках главы приведены необходимые понятия и определения, непосредственной связанные с исследуемой проблемой. Поставлены задачи на разработку алгоритмов обработки и анализа гетерагенных ренгенографических изображений и построение программного комплекса для автоматизации процесса диагностики патологий грудной клетки.

ГЛАВА 2 АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ РЕШЕНИЕ

2.1 Основные этапы процесса решения

На основании проведенной формализации весь процесс решения задачи естественным образом представляется в виде последовательности подзадач:

1. предварительной обработки снимка;
2. локализации грудной клетки;
3. выделения аномальных снимков (содержащих любую патологию);
4. автоматизированного уточнения диагноза для аномальных снимков;
5. оценки уверенности (однозначности) алгоритма в поставленном предварительном диагнозе;
6. ручного анализа неоднозначных ситуаций специалистом-рентгенологом.

Рассмотрим подробнее первый этап решения задачи. На этапе предварительной обработки для упрощения дальнейшей обработки данных и интеллектуального анализа все снимки должны быть приведены к стандартному виду. С помощью системы преобразований необходимо также попытаться частично устранить искажения, создаваемые медицинским оборудованием, и обеспечить инвариантность алгоритма распознавания к таким искажениям.

Этап локализации грудной клетки необходим для устранения тех частей изображения, которые не оказывают влияния на формируемый диагноз. К таким объектам можно отнести фон изображения, а также шею, голову и руки пациента. На данном этапе обеспечивается инвариантность к положению пациента относительно портативного медицинского оборудования, а также инвариантность к масштабу грудной клетки.

На этапе выделения аномальных снимков необходимо выделить все снимки подозрительные на наличие патологии. Т.е. основная цель данного этапа – с максимальной достоверностью снимки отсеять без патологий, чтобы тем самым снизить нагрузку на программную реализацию алгоритма распознавания и специалиста-рентгенолога.

Анализ подозрительных на наличие патологии снимков проводится на следующем этапе решения задачи. На данном этапе снимку должен быть присвоен предварительный диагноз. Поскольку диагноз, в конечном счете, должен быть подтвержден или опровергнут специалистом, его необходимо подкрепить наглядной интерпретацией результатов работы алгоритма.

Для снижения нагрузки на специалиста на следующем этапе предлагается оценивать степень уверенности алгоритма распознавания в поставленном предварительном диагнозе. Предварительные диагнозы вместе с интерпретацией

работы алгоритма должны быть далее отправлены специалисту рентгенологу для проверки в соответствии с приоритетом, определенным на текущем этапе.

Рассмотрим подробнее каждую подзадачу и процесс их решения.

2.2 Предварительная обработка изображений

2.2.1 Алгоритм корректировки яркости и контраста изображения

В рамках этапа предварительной обработки изображений необходимо обеспечить инвариантность алгоритма распознавания к контрасту и яркости анализируемых изображений. При анализе существующих подходов не было обнаружено готового алгоритма преобразования. Это объясняется тем, что все общедоступные наборы данных поставляются в уже предварительно обработанном формате.

Специфика портативного медицинского флюорографического оборудования такова, что для хранения яркостей пикселей изображений используется диапазон $[0, 255^2]$. Кроме того, распределение пикселей часто не является равномерным, что приводит к различного рода помехам. Так, например, если основная масса яркостей пикселей сосредоточена в «правой части» гистограммы, то результирующее изображение будет низкоконтрастным, с высокой средней яркостью. Стандартный способ нормализации изображения в диапазон $[0,1]$ с помощью деления на 255^2 сохранит данную помеху.

Для преодоления обозначенной выше проблемы предлагается следующий алгоритм. Прежде, чем перейти к его описанию, введем необходимые определения и понятия.

Пусть x – исходное изображения размера $w \times h$ пикселей. Для простоты будем полагать, что изображение монохромное, при этом $x_{ij} \in [0, 1]$.

Пусть задано разбиение отрезка $[0, 1] : 0 \leq a_1 < a_2 < \cdots a_n \leq 1$. Пусть $n_i = \sum_{i,j=1}^{w,h} I\left(x_{ij} \in (a_{i-1}, a_i]\right)$ – число пикселей изображения, попавших в i-ый интервал. Гистограммой (нормализованной) изображения x будем называть кусочно-постоянную функцию $h(x) = n_i / wh\, \Delta a_i$, где $I(y)$ – индикаторная функция, Δa_i – длина i-го интервала.

Пусть задано изображение x, число $\alpha \in (0,1)$ и построена гистограмма изображения $h(x)$. Рекомендуется выбирать $\alpha \in \{0.03, 0.05\}$.

Шаг 1. Вычислить выборочные квантили q_α, $q_{1-\alpha}$ распределения яркости пикселей изображения x.

Шаг 2. Модифицировать изображение x, присвоив новую яркость 0 всем пикселям, чья яркость строго меньше q_α; присвоив новую максимальную яркость тем пикселям, чья яркость больше $q_{1-\alpha}$.

Шаг 3. Выполнить нормализацию изображения x по следующей формуле: $x = (x - x_{min})/(x_{max} - x_{min} + \varepsilon)$. Полученное изображение x представлено в диапазоне $[0,1]$.

Таким образом, предложенный алгоритм можно использовать для предварительной обработки низкоконтрастных и ярких изображений. Использование такого алгоритма (на этапе предварительной обработки до применения нейронной сети) позволит обрабатывать подобного рода изображения, и тем самым позволит достичь инвариантности алгоритма распознавания к яркости и контрасту изображений.

2.2.2 Инвариантность к углу поворота грудной клетки на изображении

При проведении медицинского скрининга населения используется разнообразное оборудование, условия съемки для которого различаются. Это приводит к тому, что при анализе рентгенографических изображений необходимо учитывать многообразие вариантов расположения пациента относительно медицинского устройства. Также могут различаться уголы наклона грудной клетки даже на изображениях, полученных с помощью одного и того же устройства.

В этих условиях ставится задача разработать процедуру, позволяющую добиться подобного рода инвариантности.

Для достижения поставленной цели (инвариантности к углу поворота) при обучении нейронной сети предлагается использовать стандартный подход «аугментации данных». Введем необходимые обозначения и понятия.

Пусть x – исходное изображение. Пусть $p \sim U[0,1]$ – равномерно распределенная на отрезке $[0,1]$ случайная величина. Пусть $t \in [0,1]$ – пороговое значение, гиперпараметр алгоритма. Пусть заданы α_- - минимальный угол наклона и α_+ - максимальный угол наклона.

Преобразованием поворота пикселя с координатами (a, b) будем называть следующую функцию:

$$r(a, b, \delta) = \begin{pmatrix} 1 & -tg\left(\frac{\delta}{2}\right) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ sin\backslash delta & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -tg\left(\frac{\delta}{2}\right) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix}$$

Результатом преобразования поворота изображения x будем называть новое изображение y, полученное применением r к каждому пикселю исходного изображения x.

Шаг 1. Если $p > t$, то исходное изображение x используется для обучения алгоритма без дополнительных преобразований. Необходимо перейти к Шагу 1 алгоритма.

Шаг 2. Сгенерировать псевдо-случайную величину $\delta \in [\alpha_-, \alpha_+]$.

Шаг 3. Выполнить поворот изображения на угол δ с помощью преобразования r. Полученное изображение использовать для обучения алгоритма. Перейти к Шагу 1.

Таким образом, предложенный алгоритм можно использовать на этапе обучения нейронной сети. Использование такого алгоритма позволит достичь инвариантности алгоритма распознавания к углу поворота грудной клетки на рентгенографическом изображении.

2.2.3 Инвариантность к масштабу грудной клетки на изображении

Предлагается стандартный подход, основанный на искусственных преобразований входного изображения на этапе обучения нейронной сети (аугментация данных). На этапе распознавания дополнительных действий не требуется, что потенциально приводит к повышению быстродействия алгоритма распознавания в целом.

Прежде, чем перейти к описанию алгоритма, введем необходимые определения и понятия.

Пусть x – исходное изображение из тренировочной выборки. Доступны следующие варианты преобразования изображения: отдаление и приближение. При выполнении преобразования отдаления грудная клетка на исходном изображении станет меньше. При применении преобразования приближения грудная клетка занимает большую часть изображения. Важно отметить, что в этом случае информация, содержащаяся по краям изображения, теряется.

Пусть $\beta \in (0, 1)$ – заданная заранее величина, контролирующая степень уменьшения и увеличения снимка. Пусть $\xi \sim U[-1, 1]$ – равномерно распределенная на отрезке $[-1, 1]$ случайная величина. Случайная величина ξ моделируется для каждого входного изображения отдельно. Перейдем к рассмотрению алгоритма.

Шаг 1. Смоделировать величину ξ.

Шаг 2. Если $|\xi| > \beta$, то рентгенографическое изображение x используется для обучения нейронной сети. Необходимо перейти к Шагу 1 алгоритма, выбрав новое изображение x.

Шаг 3. Если $\xi > 0$, то выполнить преобразование увеличения, иначе перейти к Шагу 4. Смоделировать новую случайную величину $\eta \sim U(0, \beta]$, равномерно распределенную на интервале $(0, \beta]$. Необходимо выполнить преобразование увеличения с коэффициентом увеличения η. Данное преобразование реализована в подавляющем большинстве пакетов для обработки изображений, поэтому его описание здесь для простоты опускается. Полученное в результате увеличения шрудной клетки изображение y

необходимо использовать для обучения нейронной сети. Наконец, необходимо выбрать новое изображение x и перейти к Шагу 1 алгоритма.

Шаг 4. Если $\xi < 0$, то выполнить преобразование уменьшения, иначе перейти к Шагу 5. По аналогии с предыдущим шагом, моделируется новая случайная величина η. Затем к изображению x применяется уменьшение с параметром масштаба η, в результате этой операции будет получено рентгенографическое изображение y. Его необходимо использовать для обучения нейросетевой модели на текущем шаге процедуры тренировки, затем следует выбрать новое изображение и перейти к Шагу 1.

Шаг 5. Если $\xi = 0$, необходимо перейти к Шагу 1 текущего алгоритма, не изменяя изображение x.

Таким образом, предложен алгоритм, позволяющий решить проблему инвариантности нейронной сети относительно масштаба грудной клетки в тех случаях, когда на стадии локализации грудной клетки происходит сбой. Алгоритм основан на генерации синтетических примеров изображений из обучающей выборки. Предложенный алгоритм обладает параметрами, контролирующими процесс генерации. Применение такого рода генерации позволяет смоделировать все многообразие флюорографических рентгенографических изображений.

2.3 Алгоритм локализации грудной клетки

Этап локализации грудной клетки необходим для устранения тех частей изображения, которые не оказывают влияния на формируемый диагноз. Необходимость в данном этапе возникает при обучении нейронной сети на нескольких общедоступных наборах данных одновременно. Для этого случая было экспериментально показано, что нейронная сеть для решения исходной задачи может использовать признаки, не относящиеся напрямую к области легких пациента (например, с помощью фона изображения).

Обозначенная выше проблема может быть решена с помощью распознавания легких на изображении и обрезанием изображения по выбранной области.

Следует заметить, что в существующих подходах решения проблемы распознавания патологий грудной клетки данный этап отсутствует. Это обусловлено тем, что обучение нейронной сети осуществляется лишь на одном наборе общедоступных данных. Тем не менее, методы решения задачи локализации существуют и развиваются. Наиболее популярны решения, основанные на применении нейронных сетей для обнаружения объектов или сегментации грудной клетки на изображении. Несмотря на их эффективность, данные решения неприменимы в контексте задачи распознавания патологий

грудной клетки, поскольку являются недопустимо трудоемкими. Таким образом, необходимо использовать традиционные методы обнаружения объектов, не требующие серьезных вычислительных ресурсов.

Предлагается подход, основанный на распознавании грудной клетки по частям (левое и правое легкие отдельно) с использованием нескольких методов обнаружения объектов, применяемых последовательно.

Результатом работы алгоритма является прямоугольник (x, y, w, h), ограничивающий грудную клетку на изображении. Результирующий прямоугольник будем строить как описывающий прямоугольник для левого и правого легких.

Пусть (x_L, y_L, w_L, h_L) и (x_R, y_R, w_R, h_R) – ограничивающие прямоугольники левого и правого легких соответственно. Тогда результирующий прямоугольник для всей грудной клетки может быть получен по формуле $(x_L, min(y_L, y_R), x_R - x_L + w_R, \max(y_L + h_L, y_R + h_R) - \min(y_L, y_R))$.

Рассмотрим алгоритм разспознавания одного из легких на изображении (для второго алгоритм аналогичен). Используется подход, основанный на последовательном применении алгоритмов HOG, LBP, Хаара.

Шаг 1. Выполнить распознавание алгоритмом HOG. Если легкое обнаружено, выполнить поиск другого легкого, объединить их прямоугольники и закончить выполнение.

Шаг 2. Выполнить распознавание алгоритмом LBP. Если легкое обнаружено, необходимо провести распознавание другого легкого и объединить прямоугольники.

Шаг 3. Выполнить распознавание алгоритмом Хаара.

Шаг 4. Если ни на одном из шагов 1-3 не удалось распознать легкие, то в качестве результирующего прямоугольника следует выбрать прямоугольник всего изображения.

На практике возможны ситуации, когда с помощью вышеописанного алгоритма удается распознать только 1 легкое. В этом случае для построения ограничивающего прямоугольника для обоих легких предлагается воспользоваться следующей эвристикой.

Если обнаружено только левое легкое, то прямоугольник для правого легкого может быть получен симметричным отображением прямоугольника левого легкого относительно правой вертикальной стороны. Если обнаружено только правое легкое, то для того, чтобы получить прямоугольник для правого легкого, необходимо отобразить первый прямоугольник симметрично левой вертикальной стороне.

Таким образом, предложен подход, позволяющий локализовать грудную клетку для последующего анализа нейронной сетью. Алгоритм позволяет

проводить обучение нейронной сети на нескольких общедоступных наборах данных одновременно. Кроме того, предложенный подход косвенно позволяет решить проблему инвариантности алгоритма распознавания патологий грудной клетки к расположению грудной клетки. Алгоритм, предложенный в данном разделе, в отличие от нейросетевых аналогов, отличается более низкой требовательностью к вычислительным ресурсам при хорошем качестве распознавания грудной клетки.

2.4 Выделение аномальных снимков и автоматизированное уточнение диагноза

Этапы выделения аномальных снимков и уточнения диагноза по своей природе являются схожими, поэтому будут рассмотрены совместно.

Алгоритмы выделения аномальных снимков и алгоритм уточнения диагноза основаны на использовании нейросетевой технологии [12] обработки данных для анализа изображений. Следует отметить, что для различных наборов характеристик выборки X_D можно использовать различные алгоритмы. Рассмотрим некоторые из них.

2.4.1 Традиционный алгоритм, основанный на процедуре калибровки на целевом домене

Рассматриваемый алгоритм применим в тех случаях, когда при решении исходной задачи доступна выборка из целевого домена достаточного большого размера для проведения калибровки нейронной сети. Снимки, входящие в такую выборку, должны быть снабжены метками патологий.

Пусть для выборки X_D известны метки патологий из множества $P_D \subseteq P$. Пусть также размер выборки X_D позволяет разделить ее на тренировочное множество X_D^{train} и валидационное множество X_D^{test} изображений.

Пусть задан набор общедоступных изображений X_0, для которого известны метки патологий из множества P. Пусть множество X_0 также разделено на тренировочное и валидационное подмножества: X_0^{train} и X_0^{test} соответственно.

Рассмотрим $\mathrm{F}: X \to \mathcal{R}^{n \times m \times k}$ – нейронную сеть сверточного типа. На вход сети поступает рентгенографическое изображение $x \in X$, выходом нейронной сети является карта признаков $F(x)$.

Пусть $C: \mathcal{R}^{n \times m \times k} \to P$ – линейный классификатор, работающий над выходами сверточной нейронной сети F.

Пусть задана обучающая выборка $X_0^{train} = \{(x_1, p_1), \dots, (x_N, p_N)\}$.

Рассмотрим одну итерацию алгоритма обучения нейронной сети методом градиентного спуска [13] для пары $(x_i, p_i), i = 1 \dots, N$

Шаг 1. Необходимо применить нейронную сеть F к изображению x_i для получения его векторного представления $\overline{x_i} = F(x_i)$.

Шаг 2. Применить классификатор к полученному векторному представлению: $\overline{p_i} = C(\overline{x_i}) = C\big(F(x_i)\big)$. Следует уточнить вид вектора $\overline{p_i} = (p_1, p_2, \dots, p_c)$, где $\mathrm{c} = |P|$. При этом должно выполняться условие $\sum_{i=1}^{c} p_i = 1, \forall p_i \geq 0$. Для удовлетворения этого требования можно использовать функцию активации softmax на последнем слое классифкатора. Построенный по такому правилу вектор $\overline{p_i}$ представляет собой распределение множества меток для снимка x_i.

Шаг 3. Необходимо вычислить значение функции потерь на текущем объекте x_i и его метке патологии p_i по формуле $\mathrm{L}(\overline{p_i}, p_i) = -\sum_{j=1}^{N}\big[1\big(argmax(\overline{p_i} = j)\big) * lo\,g\,\overline{p_j}\big]$.

Шаг 4. Выполнить шаг алгоритма градиентного спуска, вычисляя градиенты функции потерь L по переменным нейронных сетей F, C.

После завершения обучения на наборе данных X_0^{train} необходимо провести тестирование с использованием множества X_0^{test}. Если результаты тестирования удовлетворительны, то необходимо повторить процедуру обучения заново, заменив выборки на X_D^{train} и X_D^{test} соответственно. Процесс обучения нейронной сети на новых выборках называется процессом калибровки (настройки) нейронной сети под целевой домен.

Следует заметить, что при калибровке сети параметры этой сети должны быть инициализированы значениями, полученными в результате тренировки на множестве X_0.

Приведенный выше алгоритм позволяет эффективно обучить нейронную сеть решению схожей задачи, обычно более «широкой» ($P_D \subset P$), а затем выполнить настройку под целевой домен. Настройка требует меньший объём выборки, чем полноценная тренировка за счет повторного использования параметров нейронной сети.

Несмотря на свою эффективность, предложенный подход обладает рядом серьезных ограничений и недостатков.

Во-первых, алгоритм предполагает, что для выборки X_D доступны метки классов. Такое условие не всегда можно обеспечить на практике, поскольку процесс подготовки медицинской выборки требует значительных усилий и денежных средств. Как правило, в таком процессе задействован комитет квалифицированных врачей-рентгенологов. Для каждого снимка выборки каждый из членов комитеты выдвигает свой собственный диагноз. Комитет должен прийти к соглашению, чтобы текущий снимок считался обработанным.

Во-вторых, предполагается, что обучающая выборка содержит все экземпляры снимков с патологиями из P в равных пропорциях. Такое условие

также редко выполняется на практике. Существуют редкие патологии легких, для которых достаточно проблематично собрать необходимое число рентгенографических изображений. Использование такой «смещенной» выборки приводит к ухудшению качества распознавания на тестовой части набора данных при использовании стандартных метрик. Кроме того, стандартные алгоритмы обучения нейронных сетей работают на предположении, что метки классов в обучающей выборке сбалансированы по числу представителей класса.

Наконец, рассмотренный алгоритм не позволяет интерпретировать результаты его работы. Кроме того, алгоритм не масштабируем. Это означает, что при добавлении новой патологии в множество P_D в процессе эксплуатации интеллектуальной системы необходимо обучить нейронную сеть заново на домене (X_D, P_D). Это связано с изменением размерности вектора оценки распределения меток $\{p_i\}$.

Помимо перечисленных проблем существует явление «переобучения» нейронной сети, которое может проявиться при завышенном числе параметров сети F или малом объеме выборки X_0, X_Dи завышенном количестве итераций обучения.

2.4.2 Модификация алгоритма для обучения на несбалансированном наборе данных

С Рассмотрим подход для решения проблемы несбалансированности тренировочного набора данных по числу объектов каждого класса. Использование этого подхода не требует значительных изменений в алгоритме обучения, он может быть применен к сверточным нейронным сетям любой архитектуры. Прежде, чем перейти к описанию алгоритма, введем необходимые определения и понятия.

Пусть задан набор данных $X_0 = \{(x_0, p_0), \dots, (x_N, p_N)\}$ и множество патологий $P, |P| = c, p_i \in P$. Пусть набор данных не сбалансирован, то есть существует патология c^*: $|\{x_i | p_i = c*\}| \gg |\{x_i | p_i = c\}|, \forall c \in P, c \neq c^*$. Основная идея алгоритма заключается в том, чтобы изображения с меткой патологии c^* входили в функцию потерь с меньшим весом, чем более редкие экземпляры других патологий из P.

Рассмотрим первую часть алгоритма обучения на не сбалансированном наборе данных. Процедура выполняется один раз.

*Шаг 1.*Для каждой метки патологии p_i обучающей выборки вычислить величины $p_i^+ = \sum 1(p_j = p_i)$ – число объектов обучающей выборки, имеющих метку класса p_i.

Шаг 2. Вычислить общее число объектов в обучающей выборке N.

Шаг 3. Вычислить весовые коэффициенты для каждой патологии $v_i = \frac{N}{p_i^+}$. Если для некоторой патологии $p_i^+ = 0$, то положить $v_i = 0$.

Шаг 4. Нормировать весовые коэффициенты $w_i = \frac{v_i}{max_j v_j}$.

Вторая часть алгоритма обучения на несбалансированном наборе данных должна быть встроена в процесс обучения нейронной сети. Для этого необходимо модифицировать шаг вычисления функции потерь алгоритма обучения с целью учета полученных коэффициентов. Функция потерь имеет вид: $\mathrm{L}(\overline{p_i}, p_i) = -\sum_{j=1}^{N} w_{p_j} * L\left(\overline{p_i}_j, p_{ij}\right)$.

Следует заметить, что в литературе существует несколько способов расчёта весовых коэффициентов функции потерь. Может быть использован любой из них при условии, что малые по мощности классы патологий обладают большими коэффициентами, чем классы с большей мощностью.

Таким образом, рассмотрен алгоритм, позволяющий эффективно обучить модель на несбалансированном наборе данных. Чем чаще встречается класс p_i в наборе данных, тем больше значение p_i^+, тем меньше значение v_i и финальный вес w_i. Экземпляры наиболее частотных классов входят в функцию потерь с меньшим весовым коэффициентом. Слагаемые в функции потерь с малыми значениями w_i дадут меньший вклад в градиент функции потерь по параметрам нейронной сети. Таким образом, обновление параметров нейронной сети в большей степени будет зависеть от наиболее редких экземпляров патологий.

Дополнительно следует отметить, что существуют и другие методы решения проблемы. Среди них можно выделить методы выбора с возвращениями: обучающая выборка группируется на подвыборки по метке патологии. При обучении нейронной сети подвыборки перебираются по очереди, тем самым создается подобие сбалансированности набора данных. Упомянутый метод не работает в случаях, когда класс содержит малое число объектов, в этом случае возможно так называемое переобучение нейронной сети под обучающую выборку.

Широко известна разновидность метода подвыборок, в котором экземпляры редких классов генерируются искусственно на основании уже имеющихся.

2.4.3 Алгоритм интерпретации результатов предсказания сверточной нейронной сети

Как отмечалось ранее, интерпретация предсказания нейронной сети чрезвычайно важна в медицинской диагностике. Она позволяет специалисту-

рентгенологу быстро определить, верный ли диагноз поставлен интеллектуальной системой.

Существует несколько известных алгоритмов интерпретации предсказаний.

Первый алгоритм, который следует отметить, называется «карты активаций классов» (Class Activation Maps - CAM) [14]. Он предназначен для визуализации частей изображения, которые сильнее всего влияют на финальное предсказание. Результатом работы алгоритма является тепловая карта, которая накладывается на исходное изображение.

Рассмотрим подробнее принцип работы алгоритма на примере одного изображения $x \in X$. Пусть для простоты изложения полносвязная сеть C является линейной, с одним скрытым слоем, без смещения. Таким образом, $\overline{p} = C\big(F(x)\big) = WF(x)$, где $W \in R^{m \times c}$, $m = w * h * k$ – размерность карты признаков, c – число патологий.

Тепловая карта генерируется для каждой патологии независимо. Для простоты зафиксируем патологию с. Пусть для x с помощью сверточной сети получены карты признаков $f = F(x) \in R^{n \times m \times k}$. Определим операцию глобального пулинга следующим образом: $GAP: R^{n \times m \times k} \to R^k$, $GAP(f)_k = \frac{1}{n*m} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} f_{ijk}$.

Операция пулинга ставит в соответствие карте признаков одно число, равное среднему выборочному значению для этой карты. Пусть вектор $v = (v_1, \dots, v_k) = GAP(f) = GAP\big(F(x)\big)$ получен применением операции пулинга к выходу сверточной нейронной сети. При этом справедливо, что $\overline{p} = W * GAP(f) = Wv$. Для зафиксированной патологии c $\overline{p}_c = v_1 * w_1 + v_2 * w_2 + \dots + v_k * w_k$. Тогда тепловая карта представляет собой линейную комбинацию карты признаков $F(x)$ с весами w_i: $H_c = \sum_i w_i * F(x)_i$.

Недостаток CAM алгоритма состоит в том, что в нем накладываются жесткие ограничения на архитектуру нейронной сети: обязательна операция GAP, а полносвязная нейронная сеть должна состоять лишь из одного слоя. Для преодоления этой проблемы предложен алгоритм Grad-CAM [15], который может быть применен к сверточной нейронной сети любой архитектуры.

Отличие Grad-CAM от CAM состоит в способе вычисления весов линейной комбинации w_i карт признаков. Пусть $\overline{p}_c$ – вероятность наличия патологии c. Пусть $g = \frac{\partial \overline{p}_c}{\partial F(x)} \in \mathcal{R}^{n \times m \times k}$ – градиент вероятности наличия патологии по карте признаков. Применяя к тензору g операцию пулинга, получим новые веса w для визуализации: $w = GAP(g) = GAP\left(\frac{\partial \overline{p}_c}{\partial F(x)}\right)$.

Одним из недостатков алгоритма Grad-CAM по сравнению с CAM является его высокая вычислительная сложность. Наиболее трудоемкой является

операция вычисления градиента, которая может требовать значительного времени выполнения в нейронных сетях с большим числом параметров.

Таким образом, рассмотрены 2 различных алгоритма, позволяющие интерпретировать результат предсказания нейронной сети.

2.4.4 Алгоритм обучения с использованием выборки из целевого домена без аннотаций

Как было отмечено ранее, подготовка обучающей выборки для целевого домена является трудной задачей главным образом из-за необходимости разметки (аннотирования) исходных снимков. На практике достаточно часто в распоряжении исследователя имеются данные без аннотации: $X_D = (x_1, \dots, x_N)$. При этом метки патологий для снимков из X_D не известны. Тем не менее известно, что $P_D \subseteq P$.

Случай, когда выборки X_0 и X_D - это выборки из одного распределения данных, не представляет интереса для исследования. В этом случае достаточно обучить модель только на размеченной X_0 и применить к целевому домену X_D.

Пусть объекты множеств X_0 и X_D различаются статистически. Для того, чтобы нейронная сеть, обученная на множестве X_0, была способна качественно обработать и X_D, необходимо построить преобразование $G: X_0 \to X_D$.

Основное назначение введенного преобразования G состоит в том, чтобы выборка X_0 имела такие же свойства, как и X_D. На практике можно вручную подобрать такое преобразование, изменяя яркость изображения, угол наклона и прочие параметры съемки. Изображения, полученные с помощью портативного флюорографического оборудования, сильно отличаются от общедоступных изображений такого рода . В рассматриваемой задаче такие изображения менее контрастные, более яркие, чем снимки обучающей выборки.

Рассмотрим алгоритм построения преобразования G. Пусть $x \in X_0, y \in X_D$. Будем также предполагать, что преобразование G является композицией преобразований сдвига яркости g_1 и изменения контраста g_2: $y = G(x) = g_2(g_1(x))$.

Преобразование яркости имеет вид $g_1(x, \delta) = x + \delta$, где $\delta \in R$. Преобразование контраста имеет вид $g_2(x, \gamma) = (x - \overline{x}) * \gamma + \overline{x}$, где $\overline{x}$ – средняя яркость изображения, γ – параметр преобразования.

Таким образом, целевое изображение имеет вид $y = g_2(g_1(x, \delta), \gamma) = g_2(x + \delta, \gamma)$. При этом $\overline{x + \delta} = \frac{1}{nm}\sum_{ij}(x_{ij} + \delta) = \frac{1}{nm}\sum(x_{ij}) + \delta = \overline{x} + \delta$.

Тогда $y = \left(x + \delta - \overline{x + \delta}\right) * \gamma + \overline{x + \delta} = (x + \delta - \overline{x} - \delta) * \gamma + \overline{x} + \delta = (\mathrm{x} - \overline{\mathrm{x}}) * \gamma + \overline{x} + \delta$. Необходимо подобрать такие значения γ^* и δ^* параметров γ, δ, чтобы статистические характеристики обоих выборок были схожи.

Средней яркостью выборки X назовем величину $\overline{X} = \frac{1}{Nwh}\sum_{x\in X, i=1, j=1}^{w,h} x_{ij}$. Дисперсией выборки X будем называть величину $DX = \frac{1}{Nwh}\sum_{x\in X}\sum_{i=1, j=1}^{w,h}\left(x_{ij} - \overline{X}\right)^2$. Необходимо подобрать параметры γ, δ таким образом, чтобы $\left|\overline{X} - \overline{X_D}\right| \to min, |DX - DX_D| \to min$. Поскольку задача многокритериальная, введем дополнительный гиперпараметр $\alpha, 0 \le \alpha \le 1$ и перепишем целевую функцию в виде $\alpha\left|\overline{X} - \overline{X}_D\right| + (1 - \alpha)|DX - DX_D| \to min$.

Рассмотрим алгоритм нахождения значений γ, δ, основанный на переборе допустимых значений аргументов по сетке. Пусть $\{(\gamma_i, \delta_i)\}$ – множество допустимых значений параметров, а гиперпараметр α зафиксирован. Пусть $G(X) = \{y \mid y = G(x)\ \forall x \in X\}$.

Шаг 0. Для множества X_D вычислить среднее $\overline{X}$ с дисперсию $\mathrm{D}X_D$.

Шаг 1. Для каждого набора (γ_i, δ_i) выполнить шаги 2-4.

Шаг 2. Построить выборку $G(X)$. Вычислить ее характеристики $\overline{X_G}$ и DX_G.

Шаг 3. Вычислить значение функции $\alpha\left|\overline{X_G} - \overline{X}_D\right| + (1 - \alpha)|DX_G - DX_D|$

Шаг 4. Если значение функции – наименьшее среди рассмотренных, то пометить пару (γ_i, δ_i) как наилучшую на текущий момент. Если все параметры рассмотрены, то закончить выполнение. Иначе перейти к шагу 1, использовав следующую пару параметров $(\gamma_{i+1}, \delta_{i+1})$.

Основной недостаток алгоритма заключается в его трудоемкости, так как необходимо перебрать достаточное большое число вариантов γ, δ. Кроме того, из-за необходимости дискретизации пространства допустимых значений аргументов появляется возможность пропуска значений параметров, дающих хорошее качество преобразования.

Предлагается подход, основанный на методе градиентного спуска по параметрам γ, δ.

Функцию, которую необходимо оптимизировать, заменим на функцию, зависящую от одного объекта x и его преобразования y.

$$L(\delta, \gamma) = \alpha(\overline{x} - \overline{y})^2 + (1 - \alpha)(Dx - Dy)^2$$

Так как $y = (x - \overline{x})\gamma + \overline{x} + \delta$, то после упрощения получим, что $\overline{y} = \overline{x} + \delta$.

Вычислим величину $\mathrm{D}y$. $\mathrm{D}y = \frac{1}{\mathrm{wh}}\sum_{\mathrm{ij}}\left(\mathrm{y_{ij}} - \overline{\mathrm{y}}\right)^2 = \frac{1}{wh}\left(\gamma x_{ij} - \gamma\overline{x} + \overline{x} + \delta - \overline{x} - \delta\right)^2 = \frac{1}{wh}\sum_{ij}\left(\gamma x_{ij} - \gamma\overline{x}\right)^2 = \gamma^2\frac{1}{wh}\sum_{ij}\left(x_{ij} - \overline{x}\right)^2 = \gamma^2 Dx$. Подставляя полученные выражения в формулу для $L(\delta, \gamma)$, получаем $L(\delta, \gamma) = \alpha(\overline{x} - \overline{x} - \delta)^2 + (1 - \alpha)(Dx - \gamma^2 Dx)^2 = \alpha\delta^2 + (1 - \alpha)(1 - \gamma^2)^2(Dx)^2$.

Рассмотрим шаги алгоритма градиентного спуска.

Шаг 0. Для начальное инициализации положить $\gamma^0 = 0, \delta^0 = 0$

Шаг 1. Зафиксировать объект $x \in X, t = t + 1$

Шаг 2. Вычислить $y = \gamma(x - \overline{x}) + \overline{x} + \delta$.

Шаг 3. Вычислить частные производные по формулам $\frac{\partial L}{\partial \delta} = 2\,\alpha\delta$, $\frac{\partial L}{\partial \gamma} = -4\gamma(1-\alpha)(1-\gamma^2)(Dx)^2$.

Шаг 4. Выполнить шаг алгоритма градиентного спуска по формулам: $\gamma^{t+1} = \gamma^t - \beta\frac{\partial L}{\partial \gamma}$, $\delta^{t+1} = \delta^t - \beta\frac{\partial L}{\partial \delta}$, где β – шаг обучения.

Шаг 5. Если $|\gamma^{t+1} - \gamma^t| < \varepsilon$ и $|\delta^{t+1} - \delta^t| < \varepsilon$, то прекратить выполнение и принять γ^t и δ^t как искомые значения. Иначе перейти к Шагу 1.

Таким образом, предложены два алгоритма, позволяющие перенести свойства целевой не размеченной выборки X_D на размеченную выборку X_0. Для дальнейшего обучения нейронной сети предлагается использовать алгоритм, описанный в разделе 2.2.1. Перед началом обучения необходимо применить построенное преобразование G к обучающей выборке X_0.

2.4.5 Архитектура нейронной сети для обучения на выборке из целевого домена без аннотаций

Построение преобразования G, по приведенному выше алгоритму, и последующее обучение нейронной сети на преобразованном наборе общедоступных данных не обеспечивает инвариантности нейронной сети к искажениям, вызванным различными типами медицинского оборудования. Нейронная сеть обучается работе непосредственно на домене X_D, при этом на домене X_0 качество распознавания может быть неудовлетворительным. Кроме того, целевой набор X_D содержит экземпляры изображений для различных единиц оборудования, каждое из которых имеет свои особенности.

В работе предлагается архитектура нейронной сети, позволяющая обучить сеть работе на домене X_D (возможно, включающем в себя снимки из различных источников), сохраняя качество распознавания на X_0, т.е. обеспечивающей инвариантность относительно искажения G (изменение яркости и контраста изображения, зависящее от настройки конкретной единицы ренгенографического оборудования).

Прежде, чем перейти к рассмотрению архитектуры сети, необходимо ввести дополнительные понятия.

Пусть заданы области допустимых значений для параметров γ, δ преобразования G: $\gamma_0 \le \gamma \le \gamma_1$ и $\delta_0 \le \delta \le \delta_1$. Пусть $G^*(x)$ – псевдо-случайная функция, полученная из функции G: $G^*(x) = G(x, \xi, \eta)$,$\xi \sim U[\gamma_0, \gamma_1], \eta \sim U[\delta_0, \delta_1]$ где $U[a, b]$ – равномерное распределение на интервале $[a, b]$. Необходимость введения такого преобразования заключается в том, что необходимо обеспечить

инвариантность распознавания патологий относительно множества значений δ, γ.

Рассмотрим архитектуру нейронной сети и процедуру ее обучения.

Пусть $F(x)$ – сверточная нейронная сеть. Пусть x – входное изображение, а изображение x^* получено из изображения x с помощью преобразования G^*, т.е. $x^* = G^*(x)$. Применим нейронную сеть к обоим изображениям, в результате получим векторные представления для снимков: $y = F(x), y^* = F(x^*)$. Для обеспечения инвариантности предсказания необходимо, чтобы векторные представления одного и того же снимка с различными искажениями были в определенном роде схожи. Таким образом, необходимо минимизировать функцию $\left|\left|y - y^*\right|\right|_2 \to min$. Для проведения классификации применим полносвязную нейронную сеть к векторному представлению снимка x: $\overline{p} = C(y)$.

Рассмотрим один шаг алгоритма обучения нейронной сети подобной архитектуры.

Шаг 1. Извлечь из X_0 изображение x и его метку патологии p.

Шаг 2. Применить к снимку x преобразование G^*, в результате получив снимок x^*.

Шаг 3. Применить сверточную сеть к обоим снимкам: $y = F(x), y^* = F(x^*)$.

Шаг 4. Получить предсказание для распределения меток патологий для текущего снимка $\overline{p} = C(y)$.

Шаг 5. Вычислить функцию потерь $L(\overline{p}, p) = -\alpha \sum_{j=1}^{N} \left[1\left(argmax(\overline{p_i} = j)\right) * log\, \overline{p_j}\right] + (1-\alpha)\left|\left|y - y^*\right|\right|_2^2$.

Шаг 6. Вычислить градиенты функции потерь по параметрам нейронной сети и выполнить шаг обновления параметров.

Архитектура нейронной сети изображена на Рисунке 3.

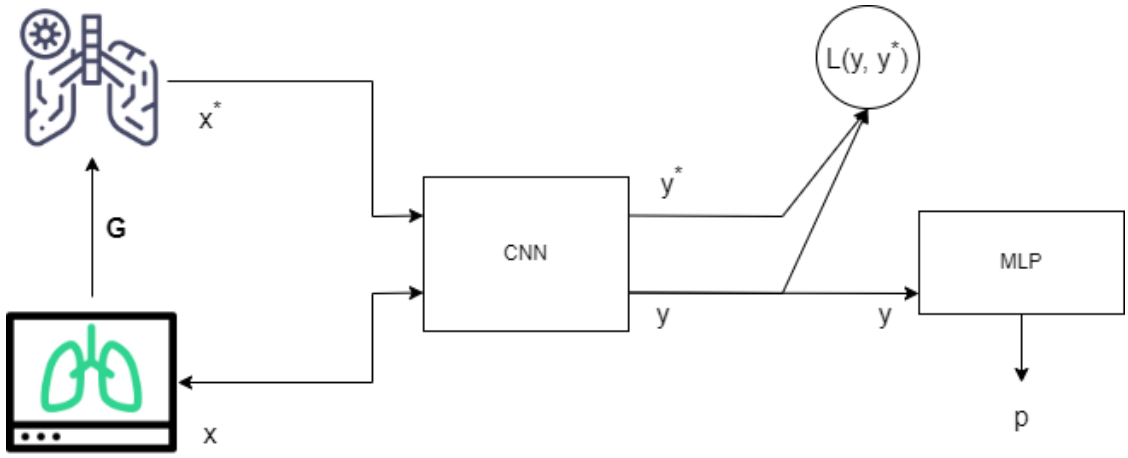

Рисунок 3. – Архитектура нейронной сети для обучения с использованием выборки из целевого домена без аннотации

2.4.5 Альтернативная архитектура нейронной сети и описание алгоритма интерпретации результатов работы

Для решения проблемы распознавания патологий грудной клетки может быть использовано так называемое «обнаружение объектов». Это класс алгоритмов и нейросетевых моделей определенной архитектуры, способных распознать несколько различных типов объектов на изображении и локализовать их.

В общем случае, как и в задаче классификации, задано множество меток классов P. На вход нейронной сети поступает изображение x. В результате работы нейронной сети формируется список пар (p, r), где p – предсказанная метка класса для объекта, обнаруженного в описывающем прямоугольнике r.

Способы задания прямоугольника r могут быть произвольными, однако, на практике чаще всего используется способ $r = (x, y, w, h)$, где координаты заданы в относительной величине относительно размера изображения. Преимущество такой модели состоит в том, что координаты не зависят от реального размера изображения и могут быть использованы для его обработки в разных масштабах.

На современном этапе распространение получил так называемый двухстадийный подход к обнаружению объектов. Рассмотрим кратко принцип работы нейронных сетей, реализующих данный подход.

Процесс решения задачи представляет собой 2 последовательных стадии «предложения регионов» и «классификации регионов». На первом этапе для

входного изображения формируется коллекция регионов изображения, которые потенциально содержат объект для распознавания. На втором этапе для каждого региона вычисляются признаковые описания, с помощью которых выполняется классификация региона как содержащего определенный класс объектов.

Задачу распознавания патологий грудной клетки можно рассматривать с точки зрения задачи обнаружения объектов. В этом случае «объектами» будут служить проблемные регионы, по которым специалист-рентгенолог выставил заключительный диагноз. Пример снимка представлен на Рисунке 4.

Главное ограничение по применению такого метода заключается в открытых наборах данных для обучения нейросетевой модели. Лишь небольшое число наборов данных содержит информацию о проблемном регионе на рентгенографическом изображении. Кроме того, требуется запуск двух нейронных сетей (суммарно 4 сетей в текущей задаче), что недопустимо. В контексте проблемы распознавания патологий грудной клетки описываемый подход применим лишь на этапе уточнения болезни в силу своей трудоемкости.

Замечание.

Обучающая выборка для подобного подхода может быть искусственно создана из общедоступного набора данных с помощью подхода, описанного в пункте 2.2.2 диссертации.

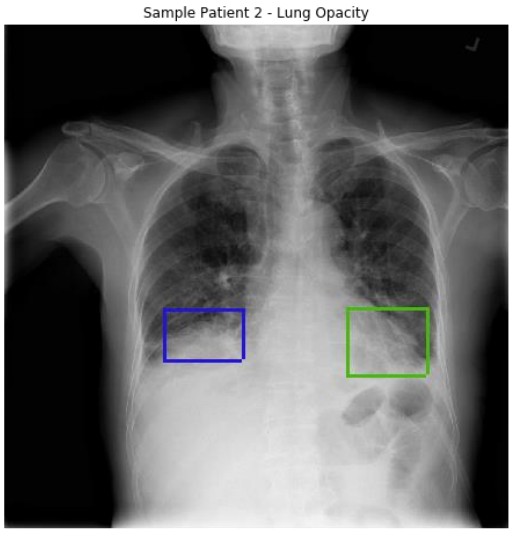

Рисунок 4. – Пример визуализации

Среди важных преимуществ подхода следует отметить, как правило, более высокое качество работы и интерпретацию результата работы, которую нет необходимости строить дополнительно (прямоугольник r).

Введем некоторые понятия и определения, необходимые для изложения алгоритма. Пусть x – исходное рентгенографическое изображение. Пусть

$RPN: X \to R^{k \times 4}$ – нейронная сеть, предлагающая регионы, которые могут содержать объект. На выходе из нейронной сети получаем матрицу R размера $k \times 4$, где k – параметр алгоритма. В строках данной матрицы записаны координаты прямоугольников, подозрительных на наличие объекта. Пусть $CLF: X \times R^{k \times 4} \to R^{k}$ – нейронная сеть, распознающая класс объекта в предложенном регионе.

Рассмотрим процесс распознавания с использованием уже обученных нейронных сетей.

Шаг 1. Получить предсказания регионов с помощью нейронной сети: $R = RPN(x)$.

Шаг 2. Выполнить классификацию каждого региона $p^* = CLF(x, R)$.

Шаг 3. С помощью дополнительного алгоритма выбрать наиболее вероятный регион.

Таким образом, в данном пункте изложен способ сведение проблемы распознавания грудной клетки к проблеме обнаружения объектов.

2.4 Выводы

Во второй главе рассмотрен подход к распознаванию патологий грудной клетки, основанный на нейросетевой технологии.

Процесс распознавания представлен в виде последовательного выполнения 6 основных этапов: предварительная обработка, локализация грудной клетки, выделение аномальных снимков, уточнение диагноза, оценка степени однозначности распознавания и ручной анализ неоднозначных ситуаций.

Для предварительной обработки предложен подход, включающий совокупность алгоритмов. Алгоритм преобразования яркости и контраста изображений позволяет приводить яркие и контрастные изображения к стандартизированному виду, обеспечивая инвариантность относительно такого рода помех. Алгоритмы изменения угла наклона изображения и его масштаба, применяемые на этапе обучения нейронной сети, позволяют добиться инвариантности алгоритма распознавания к этим помехам.

Для локализации грудной клетки предложен алгоритм, основанный на последовательном применении классических методов обнаружения объектов. Он позволяет проводить обучение нейронной сети с использованием нескольких общедоступных наборов данных одновременно путем удаления частей изображения, содержащих «шум». Алгоритм косвенно позволяет добиться инвариантности относительно положения и масштаба грудной клетки на изображении. Он выгодно отличается от нейросетевых аналогов скоростью обработки данных.

Рассмотрен подход к распознаванию аномальных снимков и уточнению диагноза, основанный на сверточных нейронных сетях. В рамках подхода предложены алгоритмы решения задачи с использованием аннотированной и не аннотированной выборок из целевого домена.

Разработан алгоритм обучения сети, основанный на использовании общедоступных данных из нескольких источников и не аннотированной выборки из целевого домена. Построен алгоритм генерации изображений, аналогичных снимкам из целевого домена. В рамках подхода предложена специальная архитектура нейронной сети, обеспечивающая инвариантность признаковых описаний изображений относительно домена данных. С помощью полученных результатов можно качественно обработать данные целевого домена без калибровки нейронной сети.

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

3.1 Архитектура и состав программного комплекса

На самом верхнем уровне систему можно представить в виде следующих компонент и связей между ними. Архитектура системы представлена на Рисунке 5.

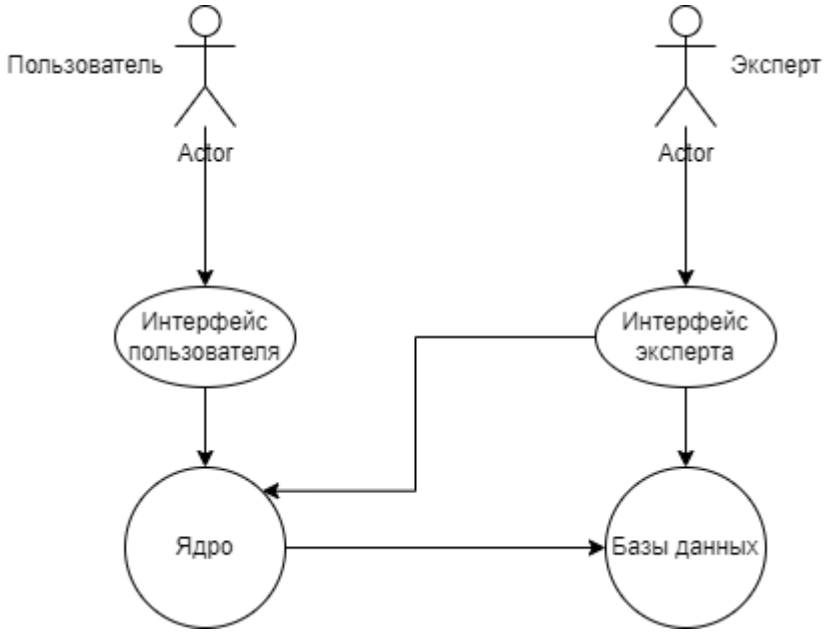

Рисунок 5. – Архитектура системы

Среди основных компонент системы:

1. основные действующие лица – пользователь системы и эксперт;
2. модуль ядра, содержащий реализацию алгоритма интеллектуального анализа рентгенографического изображения;
3. модуль баз данных, в которых хранится коллекция снимков, полученных с помощью портативного медицинского оборудования.

Рассмотрим подробнее назначение каждой компоненты.

В роли пользователя программного комплекса может выступать оператор портативного флюорографического оборудования. В роли эксперта выступает квалифицированный специалист-рентгенолог, в задачи которого входит валидация предварительных диагнозов, поставленных алгоритмом распознавания и вынесение финального вердикта.

Модуль баз данных разработан с целью накапливания рентгенографических изображений и диагнозов для них. В будущем коллекция рентгенографических изображений и диагнозов для них может быть использована для обучения

нейронной сети традиционным способом. Модуль баз данных состоит из двух отдельных баз, именуемых HotBase и ValidatedBase. Обе базы данных содержат рентгенографические изображения. В базе HotBase хранятся изображения и диагнозы к ним, которые еще не были проверены квалифицированным специалистом. Диагнозы, например, могут быть сформированы программным комплексом. После проверки специалистом-рентгенологом диагнозы и снимки из базы HotBase перемещаются в базу ValidatedBase, которая содержит только достоверные диагнозы для снимков. Важность поддержания базы ValidatedBase в актуальном состоянии состоит в том, что из ее содержимого можно формировать новую обучающую выборку под целевой домен данных, например, при устаревании текущей модели или при необходимости добавления новой болезни в список распознаваемых. Схематично процесс представлен на Рисунке 6.

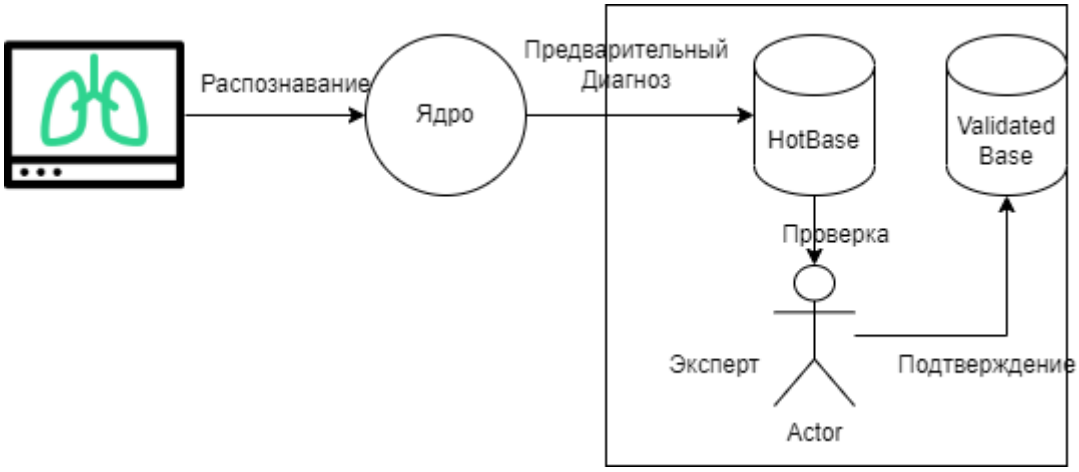

Рисунок 6. – Схема процесса взаимодействия ядра, эксперта и баз данных

Основное назначение модуля ядра – проведение интеллектуального анализа рентгенографического изображения. Сначала, исходное изображение, полученное с помощью рентгенографического оборудования, проходит предварительную обработку (конкретный набор процедур для предварительной обработки определяется в зависимости от специфики задачи). Затем предобработанное изображение поступает на вход обученной сверточной нейронной сети, отвечающей за распознавание наличия патологии на снимке.

Предположим, что вышеуказанная нейронная сеть не распознала наличие какой-либо патологии на снимке. В этом случае снимку присваивается предварительный диагноз «патологий не выявлено», затем он добавляется в базу HotBase для последующей проверки специалистом-рентгенологом.

Пусть нейронная сеть рас

Процесс работы ядра изображен на Рисунке 7.

Программный комплекс должен включать в себя интерфейсы

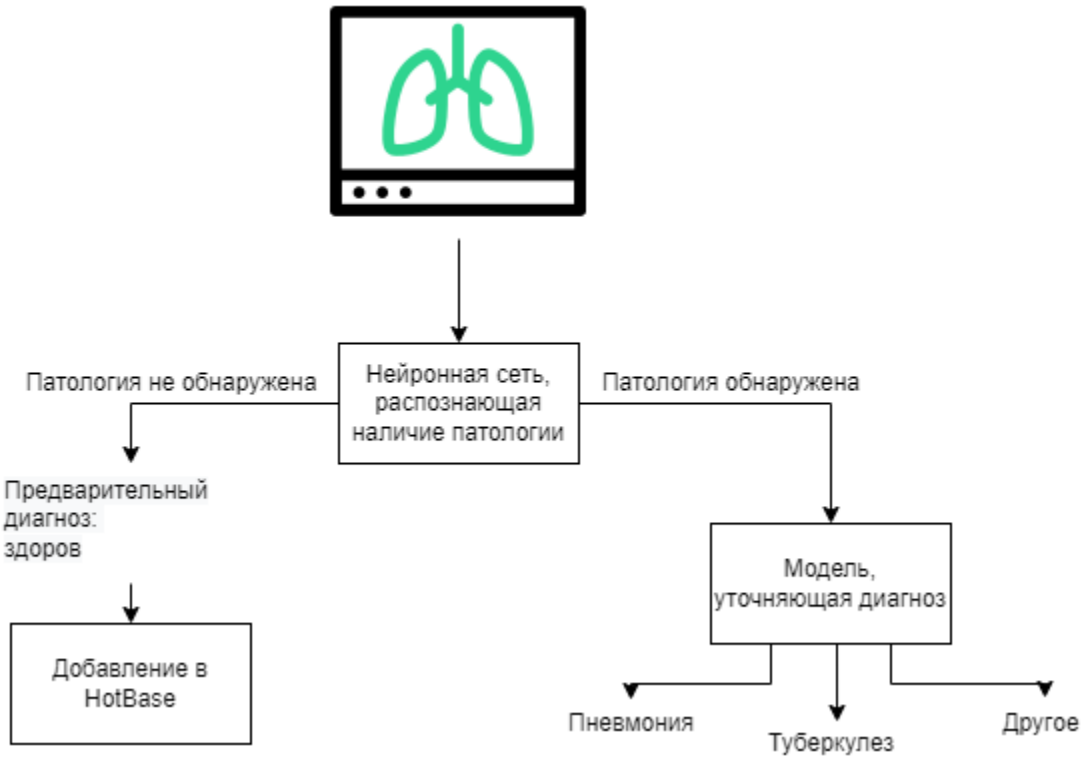

Рисунок 7. – Процесс работы ядра

взаимодействия акторов с программной системой. Пользовательский интерфейс необходим для взаимодействия пользователя с системой (например, оператор рентгенографического аппарат) с целью получения первичного диагноза для пациента. Интерфейс эксперта необходим для взаимодействия врача-специалиста с полученными для пациентов предварительными диагнозами. Интерфейс также должен обеспечивать возможность просматривать предварительные диагнозы, корректировать их или подтверждать и перемещать между базами данных.

3.2 Выбор программной платформы и средств реализации

Для реализации программного комплекса выбрана клиент-серверная архитектура. Для реализации модуля ядра выбран язык программирования Python [16] из-за своей простоты и высокой скорости разработки прототипа программного комплекса. Для передачи сообщений между клиентской и серверной частью выбран протокол REST [17]. Отдельные модули ядра, связанные с работой нейронных сетей, реализованы с помощью библиотеки Tensorflow [18] для языка программирования Python.

Рассмотрим подробнее средства реализации процесса распознавания на базе клиент-серверной архитектуры. Графический интерфейс пользователя и эксперта могут быть реализованы на любом языке программирования, могут

работать на любых операционных системах. Наиболее универсальна реализация в виде веб-приложения.

В свою очередь, серверная часть разрабатываемого решения должна быть независима от программного и аппаратного обеспечения пользователя и эксперта. Кроме того, серверная часть приложения должна быть легко разворачиваемой со всеми зависимостями, которые требуются. Под зависимостями понимаются библиотеки, которые будут использованы при реализации. Таким образом, серверная часть приложения должна быть контейнеризирована. Для этого может быть использован, например, инструмент Docker.

Дополнительные сложности выбора средств реализации представляет необходимость использовать нейронную сеть для распознавания патологии. Выбрана технология Tensorflow Serving для обработки изображений с помощью нейронной сети. Serving позволяет:

1. использовать контейнеризацию для разворачивания нейронной сети в любом окружении. На практике для нейронных сетей часто используются внешние сервера с графическими ускорителями;
2. использовать автоматический «батчинг» - запросы нескольких пользователей объединяются в один «пакет» и обработываются нейронной сетью за один вызов, что дает прирост производительности, уменьшая время простоя нейросетевой модели;
3. простой интерфейс взаимодействия нейросетевой модели и веб-сервера, реализованного с помощью языка программирования Python.

При проведении экспериментов с различными архитектурами нейронных сетей и различными способами предобработки исходных данных возникает проблема отслеживания и воспроизведения экспериментов. Для преодоления этой проблемы использован фреймворк MLFlow. Он позволяет сохранять метрики моделей, конфигурационные файлы, исходный код, на котором производился запуск. Дополнительно система MLFlow позволяет версионировать и хранить модели. Эта часть функциональности не была использована.

На практике наиболее удачным архитектурам нейронных сетей необходимо уделить большее внимание, чем остальным. В частности, метрики качества, полученные с помощью некоторой архитектуры, в значительной степени зависят от первоначального набора так называемых гиперпараметров: число шагов обучения, шаг обучения, алгоритм оптимизации, число нейронов в нектором слое и так далее. Для дальнейшего потенциального увеличения метрик качества конкретной архитектуры необходимо использовать процедуру подбора гиперпараметров. Множество различных алгоритмов подбора гиперпараметров

экспериментов реализованы в фреймворке NNI, который был выбран для использования. Помимо всего прочего, фреймворк позволяет указывать тип и параметры распределения оптимизируемого параметра, запускает процедуру обучения на нескольких машинах, предоставляет удобный веб-интерфейс для отслеживания и модификации экспериментов.

3.3 Особенности реализации

При реализации на практике основную сложность представляет алгоритм обучения нейронной сети. Сложность состоит в многообразии архитектур нейронных сетей, вариантов комбинирования открытых наборов данных, вариантов предварительной обработки снимков и многого другого. Соответствующий инструментарий реализован в виде распространяемого пакета на языке программирования Python, содержащего следующие основные подмодули.

Модуль «слоев» нейронных сетей. Данный модуль содержит реализацию некоторых частей нейронных сетей, представленных в виде «строительных блоков» для простоты дальнейшей отладки, тестирования и использования в модуле «Модели». В частности, реализованы слои для «скелетных» нейронных сетей (DenseNet, ResNet, MobileNet) и вспомогательные средства, позволяющие из этих нейронных сетей сделать FPN-сеть.

Модуль моделей. Включает в себя пайплайны аугментации данных, реализацию нейронной сети Visual Image Transformer. Кроме того, модуль содержит несколько архитектур нейронных сетей, описанных в Главе 2. Создание нейронной сети осуществляется посредством вызова конфигурируемой функции языка Python.

Наборы данных. Модуль содержит средства, позволяющие считывать набор данных из дискового хранилища и преобразовывать в вид, требуемый процедурой тренировки нейронной сети. Также содержит средства, позволяющие комбинировать наборы данных друг с другом (например, объединять наборы данных в один).

Использование. Функциональность модуля предназначена для использования обученных моделей для обработки снимка. Модуль содержит логику обработки снимка, который необходимо подвергнуть анализу, логику предварительной обработки, передачи снимка от клиента к серверу, формирование ответа и передача ответа клиенту.

Функции потерь. Содержит реализации различных функций потерь, использованных в экспериментах в интерфейсе, требуемом библиотекой tensorflow.

Метрики. Содержит реализации различных метрик качества классификации в интерфейсе, требуемом библиотекой tensorflow.

Обобщенный алгоритм обучения. Реализован с помощью шаблона проектирования «обобщенный метод». Полученная в результате обучения нейросетевая модель сохраняется в формате SavedModel [19], чтобы убрать зависимость от Python-пакета на этапе использования программного комплекса.

Необходимо более подробно рассмотреть модуль «Использование», поскольку только этот модуль включен в архитектуру программного комплекса, рассмотренную выше. Все остальные модули Python-пакета используются только на этапе тренировки и в программном комплексе не задействованы.

Модуль «Использование» включен в «ядро» программного комплекса. Он реализован в виде Flask-сервера [20]. Запрос на обработку снимка содержит рентгенографическое изображение в виде одномерного массива, ширину снимка, его высоту и число каналов изображения. Снимок извлекается из запроса и приводится к виду, требуемому нейронными сетями. Преобразование включает в себя нормализацию, изменение размера снимка.

Модулем используются две нейронных сети, сохраненных в формате SavedModel. Первая нейронная сеть предназначена для распознавания аномальных снимков, вторая – для уточнения диагноза аномальных снимков. Нейронные сети разворачиваются независимо друг от друга с использованием технологии TensorflowServing [21]. Она позволяет масштабировать нейронную сеть, выполнять автоматический батчинг, работать в асинхронном режиме и многое другое. Обмен данными между Flask-сервером и Serving выполняется посредством GRPC [22] или REST запросов.

Для решения проблемы с зависимостями приложения от других Python-пакетов и простоты развертывания приложения созданы 3 Docker-контейнера [23].

3.4 Задача распознавания патологий грудной клетки

Работоспособность предложенного подхода была опробована на решении прикладной задачи, связанной с распознаванием патологий грудной клетки. Целевой набор рентгенографических изображений содержит 12 изображений, среди них 6 без патологий, 3 с пневмонией и 3 с туберкулёзом. Примеры исходных рентгенографических изображений для анализа представлены на Рисунке 8.

Характерная особенность исходных данных заключается в высокой контрастности и средней яркости. По этим характеристикам исходные снимки сильно отличаются от общедоступных. Гистограммы типичных исходного и общедоступного снимков представлены на Рисунке 9.

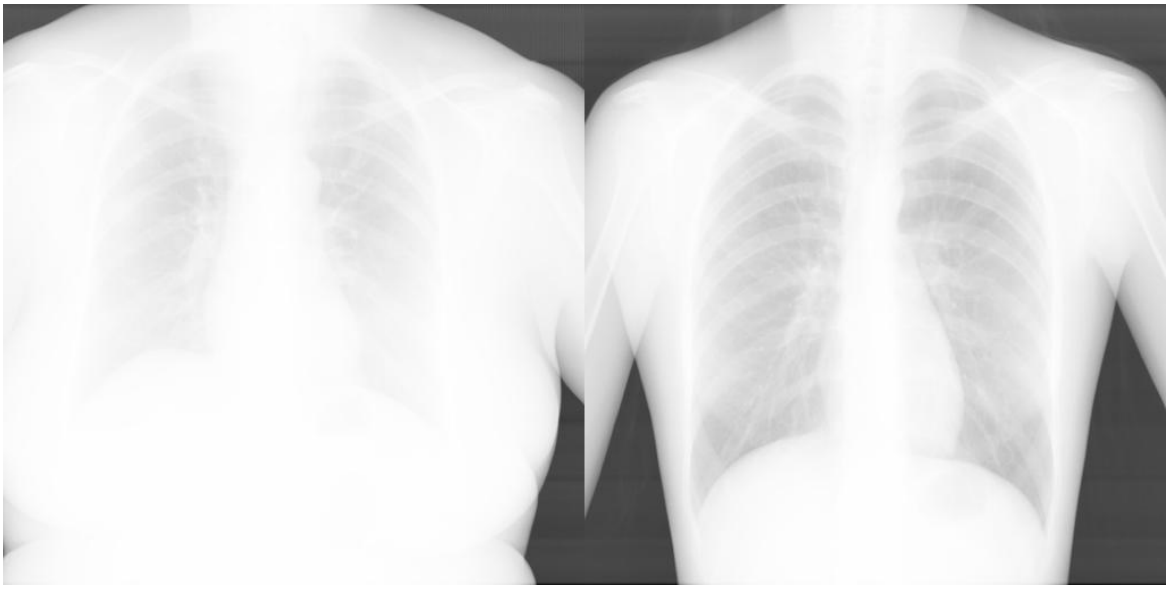

Рисунок 8. – Примеры исходных рентгенографических изображений

Исследование возможностей существующих подходов к решению задачи показали, что объем целевой выборки слишком мал для калибровки на нем нейронной сети. Для решения задачи были использованы подходы и алгоритмы, описанные в диссертации.

Используется подход, основанный на обучении нейронной сети на общедоступных наборах данных. Были выбраны следующие наборы данных: NIH, VinBigData [24], RNSA [25], Shenzhen Tuberculosis Dataset [26]. Для каждого набора данных сгенерированы 2 набора меток. Первый набор меток используется для обучения модели, распознающей подозрительные на наличие патологии снимки. Второй - необходим для обучения модели для уточнения диагноза.

Выше перечисленные общедоступные наборы данных в исходном виде оуказались не сбалансированы по числу классов. Для обучения модели, уточняющей диагноз, применен алгоритм взвешивания объектов в функции потерь, описанный в Главе 2 диссертации. Следует заметить, что для второй нейросетевой модели необходимости в применении схожего алгоритма нет, поскольку мощности классов оказываются приблизительно равными.

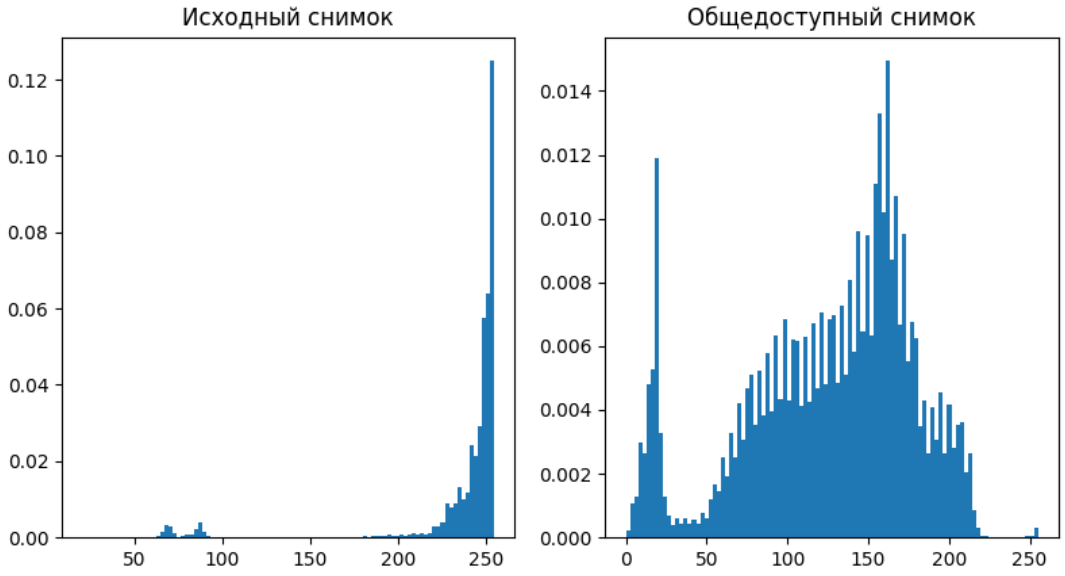

Рисунок 9. – Гистограммы типичного исходного снимка (слева) и типичного общедоступного снимка (справа).

Для обеспечения инвариантности нейронных сетей к искажениям, углу поворота и положению грудной клетки на практике были использованы все подходы, описанные в Главе 2 диссертации. Результат предварительной обработки исходного изображения (для распознавания) представлен на Рисунке 10.

Рисунок 10. – Результат предварительной обработки исходного снимка

Для использования на практике выбрана архитектура нейронной сети DenseNet-121. Обучение производилось в течение 16000 шагов с размером пакета, равным 10. Для оптимизации параметров сети использовался алгоритм Adam [27] с начальным шагом обучения, равным 10^{-4}. Шаг обучения уменьшался в течение процесса обучения до значения 10^{-6}.

Качество работы обученных нейронных сетей проверено на целевой выборке из 12 изображений.

Матрица ошибок модели, распознающей аномальные снимки, представлена в Таблице 1.

	Sick	Normal
Sick	6	0
Normal	1	5

Таблица 1. Матрица ошибок модели, распознающей аномальные снимки

Матрица ошибок модели, уточняющей диагноз, представлена в Таблице 2.

	Pneumonia	Tuberculosis	Other
Pneumonia	2	1	0
Tuberculosis	0	3	0
Other	0	0	6

Таблица 2. Матрица ошибок модели, уточняющей диагноз

Примеры тепловой карты для одного изображения представлены на Рисунке 11.

Рисунок 11. – Пример тепловой карты

Результаты экспериментов говорят о работоспособности предложенного подхода.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения работы были получены следующие результаты:

1. Рассмотрена проблема распознавания патологий грудной клетки по рентгенографическим снимкам. Проведен анализ существующих подходов, рассмотрены их преимущества и недостатки. Проведена формализация проблемы, для чего введены необходимые понятия и определения. На базе понятийного каркаса проведена формальная постановка прикладной задачи.
2. Предложен подход, основанный на представлении процесса решения задачи в виде последовательного решения отдельных подзадач: предварительной обработки, локализации грудной клетки, распознавания аномальных снимков, уточнения диагноза, оценка степени уверенности распознавания и проверки экспертом. Разработаны оригинальные алгоритмы решения каждой из указанных подзадач.
3. Разработаны и реализованы архитектура и состав программного, автоматизирующего процесс распознавания патологий грудной клетки. Программный комплекс реализован на языке Python с использованием фреймворка Tensorflow.
4. Эффективность полученных в работе результатов (теоретических и практических) проверена на решении практической задачи, связанной с распознаванием патологий грудной клетки. Результаты эксперимента подтвердили работоспособность предложенного подхода.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Computer-aided diagnosis of pulmonary infections using texture analysis and support vector machine classification / Yao J [et. al.]. - Academic Radiology, 2011. p. 306-314
2. NIH Chest X-ray dataset [Electronic resource]. – Mode of access: https://cloud.google.com/healthcare-api/docs/resources/public-datasets/nih-chest. – Date of access: 25.12.2021.
3. CheXpert: A Large Chest X-Ray Dataset and Competition [Electronic resource]. – Mode of access: https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/. – Date of access: 29.12.2021.
4. MIMIC-III Clinical Database [Electronic resource]. – Mode of access: https://physionet.org/content/mimiciii/1.4/. – Date of access: 05.01.2022.
5. Huang G. Densely Connected Convolutional Networks / G. Huang, Z. Liu, K.Q. Weinberger // CoRR. – 2016. – Vol abs/1608.06993
6. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [Electronic resource]. – Mode of access: https://arxiv.org/abs/1409.1556. – Date of access: 05.01.2022.
7. Szegedy C. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision / Szegedy C., Vanhoucke V., Loffe S., Shlens J., Wojna Z. // CoRR. – 2015. – Vol. abs/1512.00567
8. Rajpurkar P. CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning / Rajpurkar P., Irvin J., Zhu K. [et. al] // CoRR. – 2017. – Vol. abs/1711.05225
9. Dosovitskiy A. et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale //arXiv preprint arXiv:2010.11929. – 2020.
10. Park S. et al. Vision Transformer for COVID-19 CXR Diagnosis using Chest X-ray Feature Corpus //arXiv preprint arXiv:2103.07055. – 2021.
11. Краснопрошин В. В., Головко В. А. Нейросетевые технологии обработки данных: учеб. пособие/В.А. Головко, В.В. Краснопрошин. – 2017.
12. Gradient Descent [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.ibm.com/cloud/learn/gradient-descent. – Date of access: 06.01.2022
13. Understand your Algorithm with Grad-CAM [Electronic resource]. – Mode of access: https://towardsdatascience.com/understand-your-algorithm-with-grad-cam-d3b62fce353 . – Date of access: 20.12.2021.

14. Understand your Algorithm with Grad-CAM [Electronic resource]. – Mode of access: https://towardsdatascience.com/understand-your-algorithm-with-grad-cam-d3b62fce353 . – Date of access: 20.12.2021.
15. Python [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.python.org/. – Date of access: 01.09.2021.
16. What is REST [Electronic resource]. – Mode of access: https://restfulapi.net/. – Date of access: 15.01.2022.
17. TensorFlow [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.tensorflow.org/overview. – Date of access: 22.10.2021.
18. Using SavedModel format [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.tensorflow.org/guide/saved_model. – Date of access: 30.10.2021.
19. Flask [Electronic resource]. – Mode of access: https://flask.palletsprojects.com/en/2.0.x/. – Date of access: 25.01.2022
20. Serving Models [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.tensorflow.org/tfx/guide/serving. – Date of access: 20.01.2022.
21. A high performance, open source universal RPC framework [Electronic resource]. – Mode of access: https://grpc.io/. – Date of access: 25.12.2021.
22. Docker: Empowering App Developments for Developers [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.docker.com/. – Date of access: 25.12.2021.
23. VinBigData Chest X-ray Abnomalities Detection [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.kaggle.com/c/vinbigdata-chest-xray-abnormalities-detection. – Date of access: 10.11.2021.
24. RSNA Pneumonia Detection Challenge [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.kaggle.com/c/rsna-pneumonia-detection-challenge. – Date of access: 10.11.2021/
25. Tuberculosis Chest X-rays (Shenzhen) [Electronic resource]. – Mode of access: https://www.kaggle.com/raddar/tuberculosis-chest-xrays-shenzhen. – Date of access: 15.11.2021.
26. Kingma, D.P., & Ba, J. (2015). Adam: A Method for Stochastic Optimization. *CoRR, abs/1412.6980*.