Министерство науки и высшего образования Российской Федерации



НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ

ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ (НИ ТГУ)

Институт прикладной математики и компьютерных наук

Кафедра теоретических основ информатики

КУРСОВАЯ РАБОТА

КЛАССИФИКАЦИЯ РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ С ПОМОЩЬЮ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ СОЛИТАРНОГО ЛЁГОЧНОГО УЗЛА

Зайнулин Владислав Сергеевич

Направление подготовки 02.03.02 Фундаментальная информатика и информационные технологии

Направленность (профиль) «Искусственный интеллект и разработка программных продуктов»

Руководитель работы

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_Е.В. Пестов

подпись

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20 \_\_\_ г.

Автор работы

студент группы № 932101

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ В.С. Зайнулин

подпись

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20 \_\_\_ г.

Томск – 2024

**ОГЛАВЛЕНИЕ**

Перечень условных обозначений, символов, сокращений, терминов 4

Введение 5

1 Типы данных для анализа в медицинской диагностике 6

1.1 Электрокардиография (ЭКГ) 6

1.2 Флюорография 6

1.3 Рентгенография легких 6

1.4 Магнитно-резонансная томография (МРТ) 7

1.5 Сравнительный анализ методов 7

2 Солитарный легочный узел 8

2.1 Определение и общие характеристики 8

2.2 Внешний вид и расположение 8

2.3 Доброкачественные и злокачественные узлы 9

2.4 Возможные последствия и осложнения 9

2.5 Причины и механизмы возникновения 10

2.6 Диагностика и методы исследования 10

2.7 Лечение и прогноз 10

3 Анализ схожих работ 11

3.1 Выпускная квалификационная работа Афины Юрьевны Подерни 11

3.2 Проект "NIH-Chest-X-rays-Classification" на GitHub 12

3.3 Повторение эксперимента наилучшей работы 13

4 Метрика ROC-AUC 14

4.1 Введение в метрику ROC-AUC 14

4.2 Практическое применение ROC-AUC в проекте 15

5 Данные для обучения 16

5.1 Основные сведения 16

5.2 Ошибки в метках 17

5.3 Мусорные данные 18

5.4 Несбалансированность количества снимков у пациентов 19

5.5 Необходимость объединения Nodule и Mass в один класс 19

6 Выбор технологий 21

6.1 Язык программирования Python 21

6.2 Tensorflow и Keras 21

6.3 Библиотеки для анализа данных 22

6.4 Scikit-learn 22

6.5 Среда разработки 22

6.6 Аппаратное обеспечение и CUDA 23

7 Особенности реализации 24

7.1 Предобработка данных 24

7.1.1 Разделение выборок по пациентам 24

7.1.2 Аугментация изображений 24

7.1.3 Удаление мусорных изображений 24

7.2 Техническая реализация 25

7.2.1 Модель 25

7.2.2 Гиперпараметры модели 25

7.2.3 Используемые обратные вызовы (Callbacks) 26

7.3 Анализ результатов 26

7.4 Исследование влияния качества данных 27

7.5 Grad-CAM 28

7.6 Сегментация данных 30

Заключение 37

Список использованных источников 38

**ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ, СИМВОЛОВ, СОКРАЩЕНИЙ, ТЕРМИНОВ**

Солитарный легочный узел (СЛУ) — это одиночное образование в легких, часто выявляемое случайно при рентгенографии или компьютерной томографии. Внешне узел обычно выглядит как круглое или овальное пятно диаметром до 3 см [1].

Свёрточные нейронные сети (СНС) — это тип искусственных нейронных сетей, широко используемых для обработки и анализа изображений [2].

Компьютерная томография (КТ) — это медицинский метод визуализации, использующий рентгеновские лучи для получения послойных изображений внутренних органов и структур тела [3].

Receiver Operating Characteristic - Area Under Curve (ROC-AUC) — это метрика, используемая для оценки качества классификационных моделей [4].

Receiver Operating Characteristic (ROC) — это график, отображающий соотношение истинных положительных результатов и ложных положительных результатов при различных порогах классификации [4].

Area Under Curve (AUC) — это площадь под ROC-кривой. Значение AUC варьируется от 0 до 1, где 1 соответствует идеальной модели, а 0.5 указывает на случайную модель. Чем выше значение AUC, тем лучше модель справляется с задачей классификации [4].

Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) — это метод визуализации, используемый для интерпретации решений нейронных сетей. Grad-CAM создает тепловую карту, показывающую, на какие области изображения модель обращала внимание при принятии решения [5].

Bounding Box (BBox) — это прямоугольная область, определяющая границы объекта на изображении. BBox используется для задач детекции объектов, включая медицинские изображения, чтобы выделить и локализовать интересующие области, такие как солитарные легочные узлы [6].

**ВВЕДЕНИЕ**

В последние десятилетия медицинская диагностика значительно продвинулась благодаря применению современных технологий обработки изображений и машинного обучения. Одним из наиболее важных направлений в этой области является использование рентгенографии для выявления различных патологий, в частности солитарных легочных узлов (СЛУ) [1]. СЛУ представляют собой одиночные образования в легких, которые могут быть как доброкачественными, так и злокачественными [7]. Ранняя и точная диагностика этих узлов имеет критическое значение для успешного лечения и прогноза пациентов.

Свёрточные нейронные сети (СНС) показали себя как мощный инструмент для анализа и классификации медицинских изображений. Благодаря способности автоматически выявлять иерархические признаки в изображениях, СНС стали незаменимыми в задачах, связанных с распознаванием и классификацией паттернов на рентгеновских снимках [8]. В данной курсовой работе рассматривается применение свёрточных нейронных сетей для автоматической классификации рентгеновских снимков с целью выявления солитарных легочных узлов.

Цель данной работы заключается в разработке и оценке модели СНС, способной эффективно классифицировать рентгеновские снимки легких и выявлять присутствие солитарных легочных узлов.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих задач:

1. Изучить предметную область – медицинские снимки лёгких
2. Изучить работы на тему классификации узелков
3. Повторить эксперимент наилучшей работы
4. Провести исследования для улучшения качества классификации узелков

**1 Типы данных для анализа в медицинской диагностике**

**1.1 Электрокардиография (ЭКГ)**

Электрокардиография (ЭКГ) – это метод регистрации электрической активности сердца с помощью электродов, расположенных на поверхности тела пациента. ЭКГ предоставляет двумерное изображение в виде графика, где по оси X откладывается время, а по оси Y – амплитуда электрического сигнала. Этот метод широко используется для диагностики различных сердечных заболеваний, таких как аритмии, инфаркты миокарда и другие нарушения сердечного ритма [9].

Основное преимущество ЭКГ заключается в его неинвазивности и быстроте получения результатов. Данные ЭКГ обычно представлены в виде последовательности волн: P-волны, QRS-комплекса и T-волны, каждая из которых соответствует определенным фазам сердечного цикла. Анализ этих волн позволяет выявлять аномалии в работе сердца, что делает ЭКГ незаменимым инструментом в кардиологии.

**1.2 Флюорография**

Флюорография – это метод рентгенографического исследования, который используется для массового обследования населения на наличие заболеваний легких, таких как туберкулез и рак. Флюорография представляет собой двумерное изображение, полученное путем просвечивания грудной клетки рентгеновскими лучами и фиксирования изображения на специальной пленке или цифровом детекторе [10].

Основное отличие флюорографии от других методов рентгенографии заключается в меньшей дозе облучения и более низком разрешении изображения, что делает её пригодной для скрининговых обследований. Флюорография позволяет выявить крупные патологические изменения в легких, однако для более детального исследования может потребоваться проведение дополнительной рентгенографии или других методов диагностики.

**1.3 Рентгенография легких**

Рентгенография легких – это более детализированный метод исследования по сравнению с флюорографией. Она также предоставляет двумерное изображение, полученное с помощью рентгеновских лучей, но с более высоким разрешением. Рентгенография легких используется для диагностики широкого спектра заболеваний, включая пневмонию, рак легких, пневмоторакс и другие патологии [11].

Рентгенография является основным методом визуализации при подозрении на заболевания легких и часто используется как первый шаг в диагностическом процессе. Благодаря высокому разрешению изображений, рентгенография позволяет выявить мелкие детали и изменения в структуре легких, что существенно повышает точность диагностики.

**1.4 Магнитно-резонансная томография (МРТ)**

Магнитно-резонансная томография (МРТ) – это метод, основанный на использовании магнитных полей и радиоволн для получения подробных изображений внутренних органов и тканей. В отличие от ЭКГ, флюорографии и рентгенографии, МРТ предоставляет трехмерные изображения, что позволяет получить более полную картину анатомических структур и патологических изменений [12].

МРТ легких используется для диагностики сложных случаев, когда другие методы визуализации не дают достаточной информации. Преимуществом МРТ является отсутствие ионизирующего излучения, что делает её безопасной для пациентов. МРТ позволяет детально изучить мягкие ткани, сосуды и другие структуры, что особенно важно при диагностике онкологических заболеваний, сосудистых аномалий и других сложных патологий.

**1.5 Сравнительный анализ методов**

Каждый из рассмотренных методов имеет свои уникальные особенности и области применения:

* ЭКГ: Предоставляет двумерное графическое изображение электрической активности сердца. Основное преимущество – неинвазивность и быстрота получения результатов.
* Флюорография: Позволяет проводить массовые скрининговые обследования с низкой дозой облучения. Обеспечивает менее детализированное изображение по сравнению с рентгенографией.
* Рентгенография легких: Обеспечивает высокое разрешение двумерных изображений, позволяя детально изучать структуру легких и выявлять мелкие патологические изменения.
* МРТ: Предоставляет трехмерные изображения, что позволяет получить более полное представление об анатомических структурах и патологических изменениях. Безопасен за счет отсутствия ионизирующего излучения.

**2 Солитарный легочный узел**

**2.1 Определение и общие характеристики**

Солитарный легочный узел (СЛУ) или Nodule представляет собой одиночное округлое или овальное образование в легких, размер которого, как правило, не превышает 3 см в диаметре. Эти узлы могут быть случайно обнаружены на рентгеновских снимках или компьютерной томографии (КТ) грудной клетки, проведенных по другим причинам. СЛУ могут иметь различное происхождение и природу, что делает их диагностику и дальнейшее лечение важной и сложной задачей [1].

На рисунке 1 представлен рентгеновский снимок с солитарным лёгочным узлом. В прямоугольник выделено положение патологии.



Рисунок 1 - Рентгеновский снимок с солитарным лёгочным узлом.

**2.2 Внешний вид и расположение**

Солитарный легочный узел может иметь различные характеристики, которые помогают в его диагностике и определении природы:

* Форма: Узел может быть округлым, овальным или иметь неправильную форму.
* Контуры: Контуры СЛУ могут быть четкими и ровными или нечеткими и неровными, что может указывать на злокачественный процесс.
* Плотность: Узел может быть плотным, полутвердым или содержать жидкость. Некоторые узлы могут быть кальцифицированными (с отложениями кальция), что чаще встречается при доброкачественных образованиях.
* Размер: Как правило, СЛУ не превышает 3 см в диаметре. Узлы большего размера требуют более тщательного обследования на предмет злокачественности.
* Расположение: Узел может располагаться в любом участке легких – в периферических отделах, ближе к центру или в области междолевых щелей.

**2.3 Доброкачественные и злокачественные узлы**

Солитарные легочные узлы могут быть как доброкачественными, так и злокачественными. Характеристика узла помогает врачам определить его природу:

* Доброкачественные узлы:
  + Гранулемы: Воспалительные узлы, возникающие вследствие инфекций, таких как туберкулез или грибковые инфекции.
  + Гарматомы: Доброкачественные опухоли, состоящие из нормальных легочных тканей, таких как хрящ, жир и мышечные ткани.
  + Интраальвеолярные микролиты: Отложения кальция в легких, которые часто не требуют лечения.
  + Ревматоидные узелки: Образования, возникающие у пациентов с ревматоидным артритом.
* Злокачественные узлы:
  + Первичный рак легкого: Узлы, возникающие из злокачественных клеток легочной ткани. Наиболее распространены аденокарцинома и плоскоклеточный рак.
  + Метастазы: Злокачественные узлы, распространившиеся в легкие из других органов, таких как молочная железа, почки или толстая кишка.

**2.4 Возможные последствия и осложнения**

Солитарный легочный узел может привести к различным последствиям в зависимости от его природы:

* Доброкачественные узлы: Как правило, не представляют угрозы для жизни и здоровья, однако требуют наблюдения для исключения роста или изменения характеристик.
* Злокачественные узлы: Могут привести к серьезным осложнениям, включая распространение раковых клеток (метастазы) в другие органы и системы организма. Раннее выявление и лечение злокачественных узлов значительно повышают шансы на успешное лечение и выживаемость.

**2.5 Причины и механизмы возникновения**

Причины возникновения солитарных легочных узлов разнообразны и зависят от их природы:

* Инфекционные процессы: Гранулемы могут возникать вследствие бактериальных, грибковых или вирусных инфекций.
* Воспалительные заболевания: Узлы могут быть связаны с хроническими воспалительными заболеваниями, такими как ревматоидный артрит или саркоидоз.
* Опухолевые процессы: Злокачественные узлы развиваются из мутировавших клеток легочной ткани или из метастазов других органов.
* Экологические и профессиональные факторы: Воздействие загрязненного воздуха, токсичных веществ и курение повышают риск образования как доброкачественных, так и злокачественных узлов.

**2.6 Диагностика и методы исследования**

Диагностика солитарных легочных узлов включает следующие методы:

* Рентгенография и КТ грудной клетки: Основные методы визуализации, позволяющие выявить узел и оценить его характеристики.
* ПЭТ-КТ (позитронно-эмиссионная томография): Используется для оценки метаболической активности узла, что помогает дифференцировать доброкачественные и злокачественные образования.
* Биопсия: Инвазивный метод, позволяющий получить образец ткани узла для гистологического исследования.
* Бронхоскопия: Исследование дыхательных путей с помощью эндоскопа для взятия образцов ткани или жидкости из легких.

**2.7 Лечение и прогноз**

Лечение солитарных легочных узлов зависит от их природы и характеристик:

* Доброкачественные узлы: Обычно требуют наблюдения с периодическим проведением рентгенографии или КТ для контроля роста и изменений.
* Злокачественные узлы: Лечение может включать хирургическое удаление, лучевую терапию, химиотерапию или комбинацию этих методов.

Прогноз для пациентов с солитарными легочными узлами варьирует в зависимости от их природы. Раннее выявление и лечение злокачественных узлов значительно улучшают прогноз и повышают шансы на выздоровление.

**3 Анализ схожих работ**

**3.1 Выпускная квалификационная работа Афины Юрьевны Подерни**

Выпускная квалификационная работа бакалавра Афины Юрьевны Подерни [13], выполненная в Томском государственном университете и опубликованная в 2022 году, посвящена разработке модуля классификации для системы поддержки принятия решений при анализе патологий на рентгеновских снимках грудной клетки. В данной работе использовался датасет NIH Chest X-rays [14], который содержит большое количество рентгеновских изображений различных патологий легких. Основной акцент в работе был сделан на теоретический анализ различных архитектур нейронных сетей. В ходе исследования было выявлено, что наиболее эффективной архитектурой для классификации рентгеновских снимков грудной клетки является DenseNet121 [15]. Особенностью DenseNet121 является то, что она обеспечивает прямые связи между каждым слоем и каждым последующим слоем, что улучшает распространение градиентов во время обучения и позволяет модели обучаться более эффективно. Это делает DenseNet121 идеальным выбором для задачи классификации рентгеновских снимков грудной клетки. Важным шагом в работе было проведение группировки данных. Поскольку некоторые классы в датасете содержали малое количество изображений, они были объединены в класс "Other".

Результат работы модели представлен на рисунке 2.

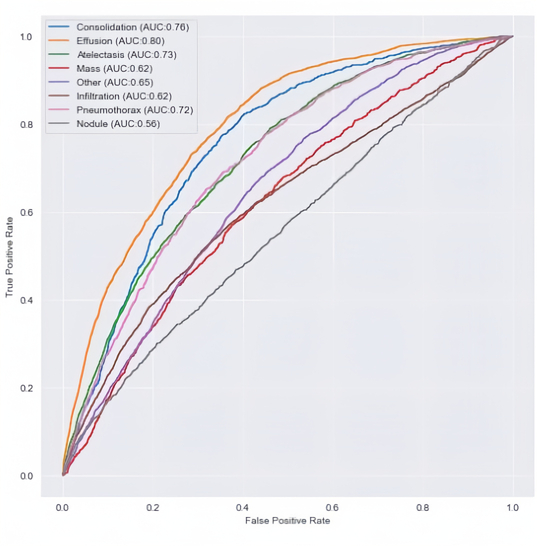


Рисунок 2 ‒ ROC-кривые для набора данных с объединенными категориями заболеваний

**3.2 Проект "NIH-Chest-X-rays-Classification" на GitHub**

Проект под названием "NIH-Chest-X-rays-Classification" [16], разработанный Спиросом Гарифаллосом, Брентом Биседой и Мумином Кханом, представляет собой ещё один значимый вклад в область классификации рентгеновских снимков грудной клетки с использованием моделей глубокого обучения. В данной работе также использовался датасет NIH Chest X-rays. Авторы проекта провели тщательный перебор гиперпараметров, что позволило им оптимизировать производительность модели, кроме того, была проведена оценка различных архитектур моделей. Одним из значимых экспериментов было использование слоя внимания, который позволил модели фокусироваться на наиболее значимых областях изображения. Этот подход привёл к небольшому улучшению точности классификации, что свидетельствует о потенциальных преимуществах применения механизмов внимания в медицинской диагностике. Дополнительно, авторы использовали ансамбль моделей, что позволило объединить результаты нескольких различных архитектур для улучшения общей производительности. Важно отметить, что в данной работе не предсказывается класс Hernia. Это может связано с тем, что грыжи в легких являются редкими патологиями и в датасете NIH Chest X-rays присутствует малое количество изображений этого класса. Также, в данной работе применяется аугментация данных.

Результат работы ансамбля представлен на рисунке 3.

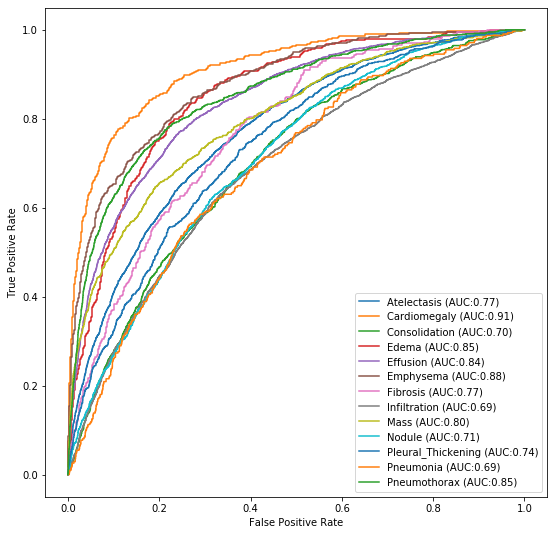


Рисунок 3 ‒ ROC-кривые полученные с помощью ансамбля моделей

**3.3 Повторение эксперимента наилучшей работы**

Основной целью повторения эксперимента было подтверждение результатов, достигнутых Спиросом Гарифаллосом, Брентом Биседой и Мумином Кханом. Проект "NIH-Chest-X-rays-Classification" демонстрировал высокую точность классификации рентгеновских снимков грудной клетки с использованием моделей глубокого обучения и механизма внимания. Повторение эксперимента позволяет проверить стабильность и воспроизводимость результатов, что имеет решающее значение для последующих исследований и практического применения.

В ходе повторения эксперимента были внесены некоторые изменения в параметры обучения модели. Одним из ключевых изменений было уменьшение размера обучающего пакета (batch size) с 32 до 16. Это изменение было вызвано ограничениями видеопамяти нашей графической карты NVIDIA RTX 3060 Ti по сравнению с NVIDIA TX2, используемой авторами оригинального проекта.

Полученные результаты (рисунок 4) показывают незначительные различия по сравнению с результатами оригинального проекта. Метрики качества модели остались на высоком уровне, подтверждая эффективность использования механизмов внимания и ансамблей моделей. Незначительные отклонения в результатах можно объяснить случайными факторами, связанными с процессом обучения моделей машинного обучения.

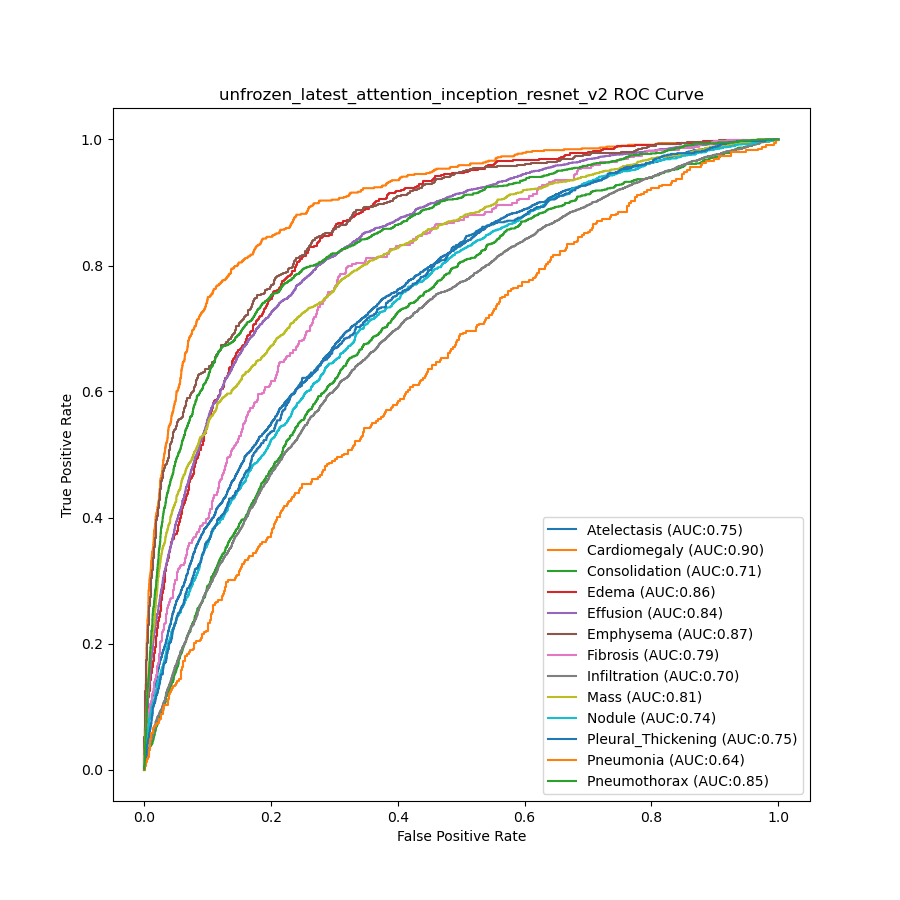


Рисунок 4 ‒ ROC-кривые полученные с повторением эксперимента

**4** **Метрика ROC-AUC**

**4.1 Введение в метрику ROC-AUC**

ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic - Area Under Curve) – это широко используемая метрика для оценки качества классификационных моделей, особенно в задачах бинарной классификации. Она предоставляет интегральную оценку, учитывающую все возможные пороги принятия решения, что делает её чрезвычайно полезной при сравнении моделей с разными уровнями чувствительности и специфичности [4].

ROC-AUC используется для:

* Сравнения моделей: Сравнение качества различных моделей классификации на одном и том же наборе данных.
* Выбора порога принятия решения: Помощь в выборе оптимального порога, балансирующего между чувствительностью и специфичностью.
* Оценки моделей на несбалансированных данных: Поскольку ROC-AUC не зависит от дисбаланса классов, она часто используется в ситуациях, где одна категория существенно преобладает над другой.

ROC-кривая отображает зависимость между двумя основными показателями качества классификации:

* Чувствительность (sensitivity, или True Positive Rate, TPR) – это доля правильно классифицированных положительных результатов относительно всех положительных результатов:



где TP – количество истинно положительных предсказаний, FN – количество ложноотрицательных.

* Специфичность (specificity, или 1 - False Positive Rate, FPR) – это доля ошибочно классифицированных отрицательных результатов относительно всех отрицательных результатов:



где FP – количество ложноположительных предсказаний, TN – количество истинно отрицательных.

ROC-кривая строится путём откладывания TPR по оси Y и FPR по оси X при различных порогах принятия решения. Каждая точка на кривой представляет пару значений (TPR, FPR) для определенного порога.

AUC (Area Under Curve) – это площадь под ROC-кривой, численное значение которой находится в интервале [0, 1]. AUC предоставляет обобщённую оценку качества модели:

* AUC = 1: Идеальная модель, которая точно различает положительные и отрицательные классы.
* AUC = 0.5: Модель не лучше случайного угадывания.
* AUC < 0.5: Модель хуже случайного угадывания, что может указывать на ошибки в алгоритме или в данных.

Для вычисления площади под кривой используется метод трапеций для численного интегрирования ROC-кривой:



где n – количество точек на кривой.

**4.2 Практическое применение ROC-AUC в проекте**

В рамках нашего проекта метрика ROC-AUC использовалась для оценки качества моделей, она предоставила всестороннюю и надежную оценку качества классификации рентгеновских снимков, что позволило выбрать наилучшую модель для дальнейшего использования.

**5 Данные для обучения**

**5.1 Основные сведения**

После изучения схожих работ, было решено использовать датасет NIH Chest X-rays, как и в других исследованиях. Датасет NIH Chest X-rays представляет собой один из самых больших общедоступных наборов данных рентгеновских снимков грудной клетки. Этот датасет был составлен Национальными институтами здравоохранения (National Institutes of Health). В датасете содержится 112 120 рентгеновских снимков от 30 805 уникальных пациентов. Около половины снимков относятся к здоровым людям и имеют метку "No Finding". Остальные снимки отображают 14 различных классов заболеваний, при этом классы могут пересекаться, что означает, что у одного человека могут быть обнаружены несколько заболеваний одновременно. Количество изображений и краткое описание для каждого класса указано в таблице 1.

Таблица 1 ‒ Набор данных NIH Chest X-rays

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Класс** | **Количество изображений** | **Краткое описание** |
| Atelectasis | 11 559 | Полный или частичный коллапс легкого - заболевание, при котором легкое полностью или частично отсутствует [17]. |
| Cardiomegaly | 2 776 | Увеличение сердца в размерах [18]. |
| Consolidation | 4 667 | Состояние, характеризующееся уплотнением (отеком или затвердеванием мягких тканей) легкого. Как правило, на рентгенограмме легкого виден участок белого цвета [19]. |
| Edema | 2 303 | Скопление жидкости в тканях и воздушном пространстве легких, CXR покажет наличие жидкости в стенках альвеол [20]. |
| Effusion | 13 317 | Скопление избыточной жидкости в [плевральном пространстве](https://en.wikipedia.org/wiki/Pleural_space) [21]. |
| Emphysema | 2 516 | При эмфиземе дыхательные пути сужаются, а воздушные мешки повреждаются, что вызывает одышку [22]. |
| Fibrosis | 1 686 | Избыток фиброзной ткани в легких приводит к образованию рубцов в тканях легких [23]. |
| Hernia | 227 | Выпячивание легкого за пределы грудной стенки [24]. |
| Infiltration | 19 894 | Патологические вещества накапливаются постепенно, что происходит внутри или распространяется, например, через полости легких [25]. |
| Mass | 5 782 | Аномальное пятно или область в легких размером более 3 см при CXR [26]. |
| Nodule | 6 331 | Аномальное пятно или область в легких размером менее 3 см при CXR [1]. |
| Pleural Thickening | 3 385 | Увеличение объема одной или обеих [легочных плевр](https://en.wikipedia.org/wiki/Pulmonary_pleurae) [27]. |
| Pneumonia | 1 431 | [Воспалительное](https://en.wikipedia.org/wiki/Inflammation) заболевание [легких](https://en.wikipedia.org/wiki/Lung), поражающее в первую очередь небольшие воздушные мешочки, известные как [альвеолы](https://en.wikipedia.org/wiki/Pulmonary_alveolus) [28]. |
| Pneumothorax | 5 302 | Аномальное скопление воздуха в [плевральной полости](https://en.wikipedia.org/wiki/Pleural_space) между [легким](https://en.wikipedia.org/wiki/Lung) и [грудной стенкой](https://en.wikipedia.org/wiki/Chest_wall) [29]. |
| No Finding | 60 361 | Не найдено заболеваний. |

**5.2 Ошибки в метках**

Категории заболеваний были извлечены из соответствующих радиологических отчетов с использованием техник обработки естественного языка. Авторы использовали методы обработки естественного языка (NLP) для извлечения классификаций заболеваний из связанных с ними радиологических отчетов. Несмотря на высокую заявленную точность (более 90%), некоторые неточности могут существенно влиять на результаты анализа и диагностики. Одной из ключевых проблем является наличие ошибок в метках, что может приводить к неверной интерпретации данных и, следовательно, к неправильным выводам.В качестве примера можно рассмотреть следующие снимки на рисунке 5: Слева снимок 00000021\_000.png, для данного снимка была назначена метка "Nodule". Справа снимок 00000021\_001.png, несмотря на наличие патологии, метка "Nodule" отсутствует. В прямоугольники выделено положение патологии.

Этот пример иллюстрирует, что несмотря на наличие патологии на обоих снимках, метка "Nodule" была назначена только для одного из них. Таким образом, ошибки в разметке могут вводить модель в заблуждение, что снижает её эффективность.

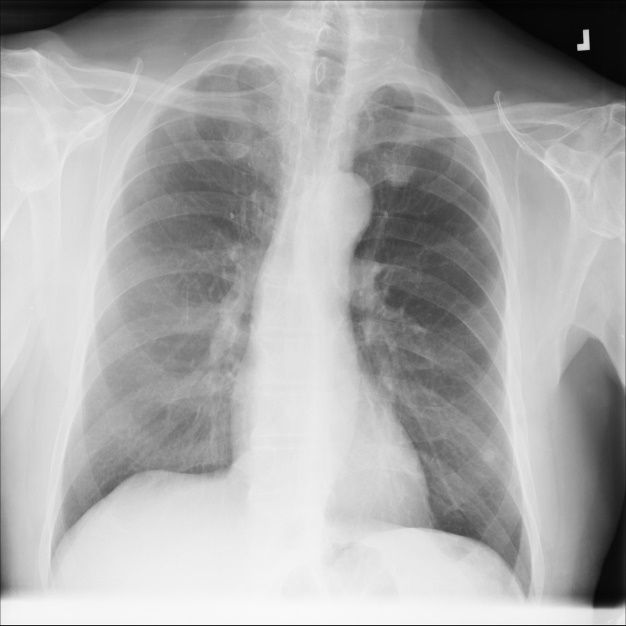


Рисунок 5 – пример ошибки в разметке

**5.3 Мусорные данные**

В процессе анализа были обнаружены “мусорные” данные (рисунок 6). Наличие таких данных может существенно снижать качество анализа и мешать построению точных диагностических моделей. Основные типы “мусорных” данных, которые были обнаружены в датасете:

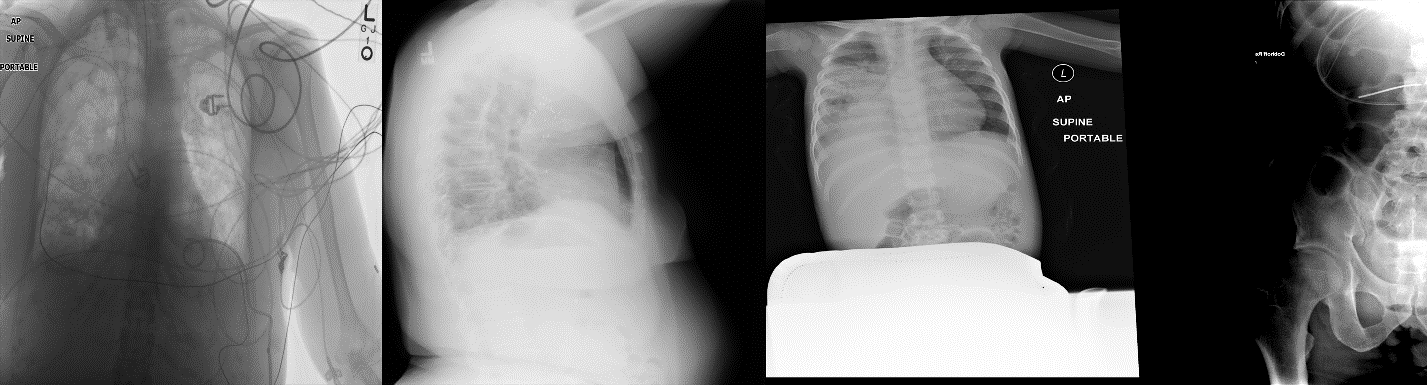
1. Снимки лёгких детей: В датасете присутствуют снимки грудной клетки детей. Эти снимки анатомически отличаются от снимков взрослых, что требует специального подхода к их анализу. Включение детских снимков в общий датасет может приводить к некорректным выводам и снижению точности моделей.
2. Снимки плохого качества: Качество снимков играет ключевую роль в диагностике. Нечеткие или размазанные изображения могут содержать недостаточно информации для корректного анализа. Причинами плохого качества снимков могут быть неправильные настройки оборудования, движения пациента во время съемки или другие технические сбои.
3. Снимки вида сбоку (латеральные снимки): Для анализа используется фронтальная проекция снимков лёгких, поэтому снимки вида сбоку могут требовать другой методики обработки и анализа.
4. Инвертированные снимки: Инвертированные (негативные) снимки, где тёмные и светлые области изображения поменялись местами, могут быть результатом ошибки при сохранении или обработке данных. Такие изображения могут сбивать алгоритмы и ухудшать качество распознавания патологий.
5. ****Снимки не лёгких или ниже них: В датасете присутствуют снимки других частей тела или снимки, сделанные ниже грудной клетки. Такие данные являются нерелевантными для анализа патологий лёгких.

Рисунок 6 – примеры “мусорных” данных

**5.4 Несбалансированность количества снимков у пациентов**

В датасете наблюдается значительная несбалансированность в количестве снимков у разных пациентов. Для одного пациента может быть от 1 до 184 снимков. Такая несбалансированность может негативно влиять на обучение и результаты модели, ибо модель может переобучиться на пациентах с большим количеством снимков, так как будет стараться запомнить все детали этих снимков, а не выучить общие закономерности. Это приводит к снижению способности модели справляться с новыми и неизвестными данными.

**5.5 Необходимость объединения Nodule и Mass в один класс**

На рентгеновском снимке 00001688\_000.png (рисунок 7), который предполагается имеет узел (Nodule), координаты Bbox, указывающие его расположение, имеют аномально большие значения в сантиметрах: 20.57 см по ширине и 25.30 см по высоте. Такие значения явно не соответствуют типичным размерам узлов, которые обычно составляют от нескольких миллиметров до нескольких сантиметров в диаметре, такие размеры могут соответствовать Mass.

  Также, рассмотрев другие датасеты, мы обнаружили, что в некоторых из них, таких как VinDr-CXR, классы Nodule и Mass не разделены и представлены единым классом [30].

Учитывая все данные факты, было решено объединить Nodule и Mass в один класс Nodule/Mass для обучения модели.

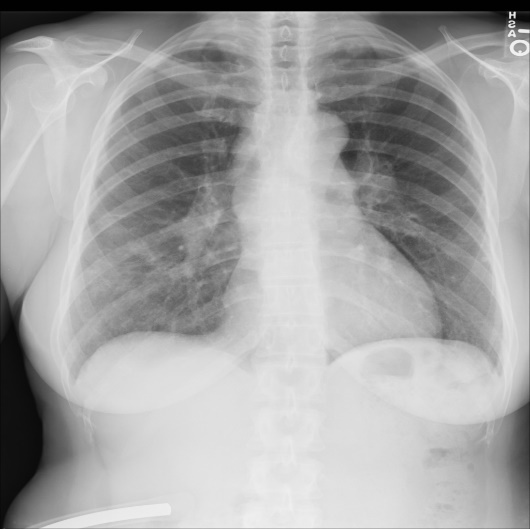


Рисунок 7 - Рентгеновский снимок с патологией “Nodule”, у которого значения по диаметрам превышают теоретически возможные. В прямоугольник выделено положение патологии.

**6 Выбор технологий**

**6.1 Язык программирования Python**

Python был выбран в качестве основного языка программирования благодаря его простоте, гибкости и широкому набору библиотек для машинного обучения и обработки данных. Основные преимущества Python включают:

* Читаемость и простота синтаксиса: Python позволяет писать код, который легко читается и поддерживается.
* Обширная экосистема библиотек: Python имеет множество библиотек для машинного обучения, анализа данных и визуализации.
* Сообщество и поддержка: Широкое сообщество разработчиков и богатая документация облегчают процесс разработки и решение возникающих проблем.
  1. **TensorFlow и Keras**

Для разработки и обучения моделей глубокого обучения использовались библиотеки TensorFlow и Keras.

TensorFlow - это мощная библиотека для машинного обучения, разработанная компанией Google. TensorFlow поддерживает распределенное вычисление и работу с большими данными, что делает её идеальной для задач глубокого обучения. Основные преимущества TensorFlow:

* Высокая производительность: Поддержка вычислений на GPU и TPU.
* Гибкость: Возможность создания сложных моделей и настройка всех аспектов процесса обучения.
* Сообщество и ресурсы: Широкая поддержка и множество примеров и учебных материалов.

Keras - это высокоуровневый интерфейс для работы с нейронными сетями, который работает поверх TensorFlow. Keras упрощает процесс создания и обучения моделей благодаря интуитивно понятному API. Основные преимущества Keras:

* Простота и удобство: Легкость в освоении и использовании.
* Модульность и расширяемость: Возможность легко добавлять новые слои, функции активации и оптимизаторы.
* Совместимость: Поддержка различных бэкендов, включая TensorFlow и Theano.

**6.3 Библиотеки для анализа данных**

Для предварительной обработки данных и анализа использовались библиотеки NumPy и Pandas.

NumPy - это библиотека для работы с многомерными массивами и матрицами, а также для выполнения математических операций над ними. Основные преимущества NumPy:

* Высокая производительность: Оптимизированные операции с массивами.
* Широкий функционал: Поддержка большого количества математических функций и операций.

Pandas - это библиотека для анализа и манипуляции данными, особенно полезная для работы с табличными данными. Основные преимущества Pandas:

* Удобство работы с данными: Простота загрузки, обработки и анализа данных.
* Гибкость: Поддержка различных форматов данных, таких как CSV, Excel, SQL и другие.
* Встроенные функции для анализа данных: Мощные инструменты для агрегации, фильтрации и группировки данных.

**6.4 Scikit-learn**

Scikit-learn – это библиотека для машинного обучения на Python, которая предоставляет простые и эффективные инструменты для анализа данных и построения предиктивных моделей. Основные преимущества Scikit-learn:

* Широкий набор алгоритмов: Поддержка различных алгоритмов машинного обучения, включая классификацию, регрессию и кластеризацию.
* Удобные интерфейсы: Интуитивно понятные интерфейсы для настройки и обучения моделей.
* Интеграция с другими библиотеками: Легкая интеграция с NumPy, Pandas и другими библиотеками для анализа данных.
  1. **Среда разработки**

Для разработки и экспериментов использовался Jupyter-ноутбук – интерактивная среда, которая позволяет создавать и выполнять код в режиме реального времени, визуализировать результаты и документировать процесс разработки.

* 1. **Аппаратное обеспечение и CUDA**

Для ускорения обучения моделей использовалась видеокарта NVIDIA RTX 3060 Ti с 8 ГБ памяти, а также технология CUDA.

NVIDIA RTX 3060 Ti - мощная видеокарта, обеспечивающая высокую производительность при выполнении вычислительных задач глубокого обучения. Основные преимущества:

* Высокая производительность: Ускорение обучения моделей за счет параллельных вычислений.
* Поддержка современных технологий: Совместимость с CUDA и TensorFlow для оптимизации вычислений.

CUDA (Compute Unified Device Architecture): - платформа параллельных вычислений от NVIDIA, которая позволяет использовать мощность GPU для ускорения вычислений. Основные преимущества CUDA:

* Ускорение вычислений: Значительное сокращение времени обучения моделей.
* Совместимость с TensorFlow: Легкая интеграция с библиотеками машинного обучения для повышения производительности.

**7 Особенности реализации**

**7.1 Предобработка данных**

**7.1.1 Разделение выборок по пациентам**

Разделение выборок по пациентам является ключевым этапом в предобработке данных, направленным на улучшение обобщающей способности модели. В нашем проекте изображения были распределены таким образом, чтобы для каждого пациента использовалось только одно изображение, и снимки одного пациента не пересекались между обучающей и тестовой выборками. Это было сделано по следующим причинам:

* Предотвращение переобучения: Если изображения одного пациента присутствуют и в обучающей, и в тестовой выборке, модель может переобучиться на специфических признаках этого пациента, что приведет к излишней уверенности на тестовых данных и снижению обобщающей способности на новых данных.
* Корректная оценка модели: Наличие изображений одного пациента в обеих выборках может исказить результаты оценки модели, так как тестовые данные не будут полностью независимыми от обучающих.

**7.1.2 Аугментация изображений**

Для улучшения устойчивости модели к различным вариациям изображений была применена аугментация для тренировочных данных. Включение следующих методов аугментации помогло избежать переобучения модели на наборе данных:

* Отражение по вертикали и горизонтали: Эти трансформации помогают модели учиться различать паттерны независимо от их ориентации.
* Поворот изображений на -15 и 15 градусов: Легкие повороты изображений помогают модели быть более устойчивой к небольшим изменениям угла съемки, что часто встречается в медицинской практике.

**7.1.3 Удаление мусорных изображений**

Для обеспечения качества данных и повышения точности модели производится удаление “мусорных” изображений. Это улучшает качество обучающего набора и позволяет модели обучаться на более чистых и информативных данных.

**7.2 Техническая реализация**

**7.2.1 Модель**

Для нашей задачи классификации рентгеновских снимков была выбрана предобученная модель DenseNet121, что было обосновано следующими факторами:

* Эффективность DenseNet121: В работе Афины Юрьевны Подерни было показано, что DenseNet121 является одной из лучших архитектур для задачи классификации рентгеновских снимков благодаря её способности эффективно распространять градиенты и улучшать обучение.
* Сокращение времени обучения: Использование предобученной модели позволяет значительно сократить время обучения за счет уже извлечённых признаков из изображений, что улучшает начальное качество модели.

Архитектура модели включала следующие компоненты:

1. Базовая модель: DenseNet121 без верхних слоёв, с предобученными весами.
2. Средний слой: Глобальный средний пуллинг для уменьшения размерности признаков.
3. Слой внимания: В процессе работы было принято решение использовать плотный слой с активацией ReLU для извлечения важных признаков, а затем плотный слой с активацией сигмоида для создания маски внимания, которая применяется к признакам. Хотя в проекте "NIH-Chest-X-rays-Classification" на GitHub использовался другой слой внимания, мы увидели, что этот подход помогает улучшить качество классификации, поэтому разработали свой слой внимания на основе ReLU и сигмоида.
4. Выходной слой: Плотный слой с активацией сигмоида для получения вероятности класса.

**7.2.2 Гиперпараметры модели**

Гиперпараметры модели были определены исходя из результатов экспериментов, проведенных в проекте "NIH-Chest-X-rays-Classification" на GitHub. Выбор оптимальных гиперпараметров включал:

* Размер изображений: 224x224 пикселя
* Размер батча: 32
* Скорость обучения: 0.0001
* Оптимизатор: Adam

**7.2.3 Используемые обратные вызовы (Callbacks)**

Для управления процессом обучения и улучшения модели применялись следующие обратные вызовы:

* Уменьшение скорости обучения на плато (ReduceLROnPlateau): Этот обратный вызов автоматически уменьшает скорость обучения, если точность модели не улучшается на протяжении определённого количества эпох, что помогает избежать застоя в обучении.
* Контрольная точка модели (ModelCheckpoint): Сохраняет наилучшие веса модели по мере её обучения, что позволяет вернуться к наиболее успешной версии модели в случае ухудшения результатов.
* Ранняя остановка (EarlyStopping): Прекращает обучение, если точность модели не улучшается на протяжении определённого количества эпох, что предотвращает переобучение и сохраняет ресурсы.

**7.3 Анализ результатов**

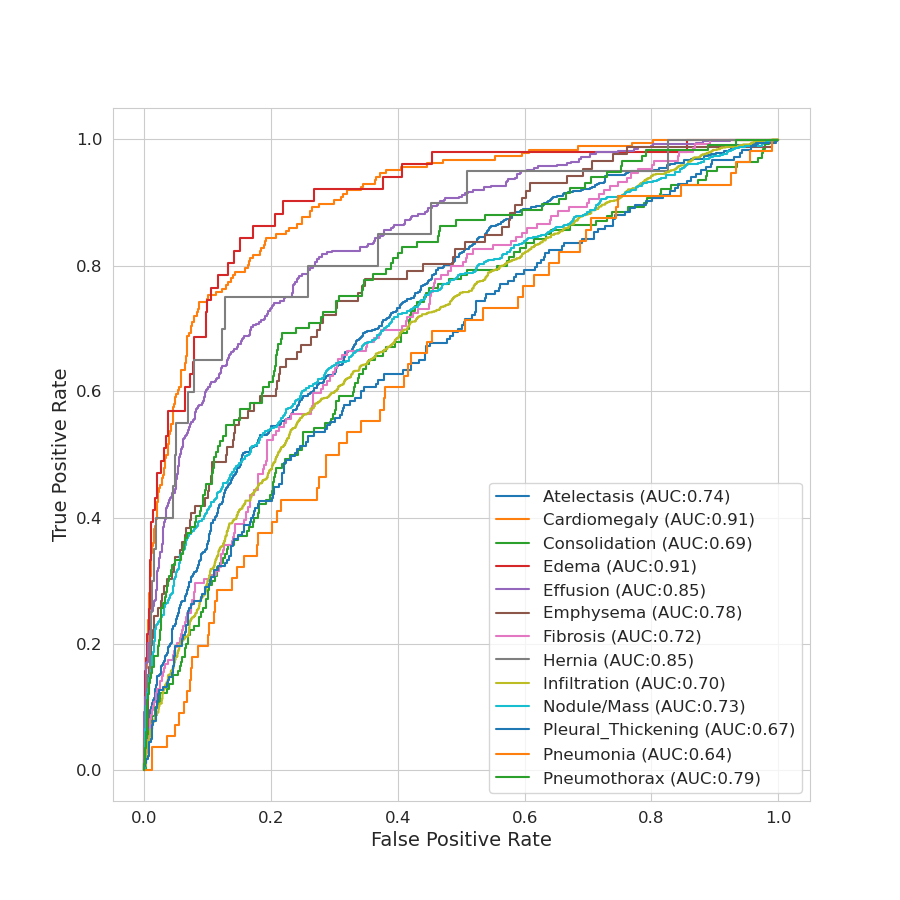
Используя данный подход, были получены следующие результаты (рисунок 8):

Рисунок 8 ‒ ROC-кривые для тестового набора данных NIH Chest X-rays

После анализа результатов, полученных с использованием нашего подхода, мы пришли к выводу, что, несмотря на исправление ошибок предыдущих исследований, улучшение результатов не было столь значительным, как ожидалось. Это наблюдение подтолкнуло нас к дальнейшему изучению влияния качества размеченных данных на конечный результат. Мы предполагаем, что даже мелкие неточности в данных могут существенно сказаться на эффективности и точности моделей.

**7.4 Исследование влияния качества данных**

Для исследования зависимости результата от качества данных были взяты следующие датасеты:

NODE21 - Этот набор данных состоит из фронтальных рентгенограмм грудной клетки с аннотированными рамками вокруг узелков. Он включает в себя 4882 фронтальных рентгенограмм грудной клетки, где 1134 изображения помечены ограничивающими рамками вокруг узелков, а остальные 3748 изображений не содержат узелков, следовательно, представляют отрицательный класс. Примечания предоставлены рентгенологами грудной клетки [31]. Изображения в этом наборе взяты из общедоступных наборов данных:

* JSRT [32]
* PadChest [33]
* NIH Chest X-rays
* Open-I [34]

XRay Chest Nodule - Этот набор данных представляет собой часть изображений из NIH Chest X-rays, а именно 2015 изображений, которые содержат патологию Nodule. Для каждого изображения размечены ограничивающие рамки, что позволяет точно определить местоположение узелков [35].

Данные наборы данных были выбраны по причине их высокой точности разметки, выполненной профессиональными рентгенологами. Это позволяет нам быть уверенными в присутствии или отсутствии патологии на изображениях и служит надежной основой для проверки нашей гипотезы.

Применив наш подход, мы провели сравнение моделей, обученных на исходном датасете (NIH Chest X-rays) и на правильно размеченных данных (NODE21 и XRay Chest Nodule). Для оценки эффективности моделей использовались одинаковые тестовые наборы данных (рисунок 9).

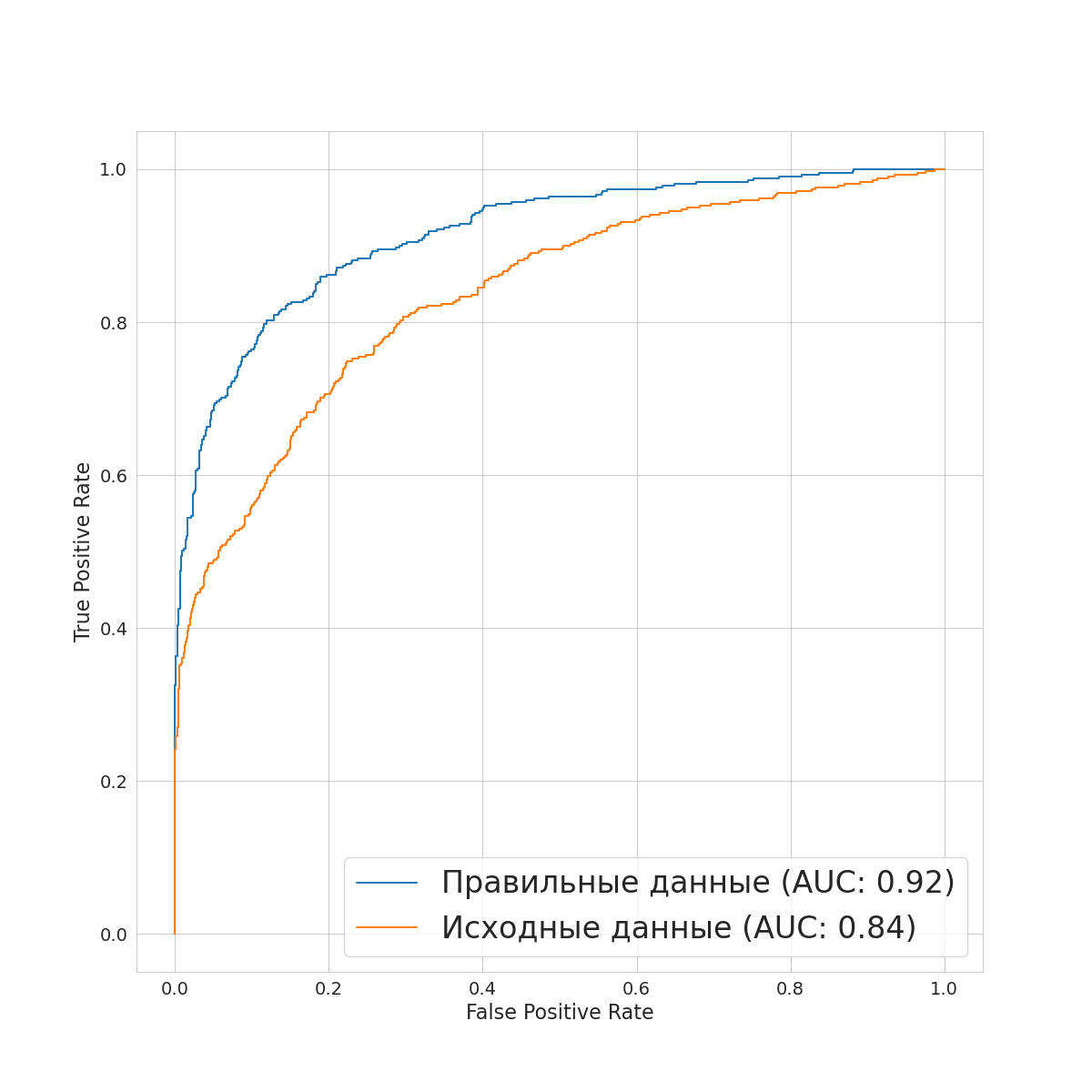


Рисунок 9 ‒ ROC-кривые для исследования влияния качества данных

Из полученных результатов явно видно, что модель, обученная на верно размеченных данных, показывает значительно более высокие результаты по сравнению с моделью, обученной на исходных данных. В частности, на правильно размеченных данных значение ROC AUC составляет 0.92, в то время как на исходных данных оно достигает лишь 0.84. Это свидетельствует о том, что точность и качество разметки данных играют решающую роль в обучении и эффективности моделей машинного обучения.

Таким образом, использование верно размеченных данных дает значительно более высокие результаты. Для создания надежных и точных моделей машинного обучения необходимо использовать исключительно данные, размеченные профессионалами с высоким уровнем квалификации. Только при этом условии можно обеспечить высокую эффективность и достоверность предсказаний моделей, что особенно важно в областях, требующих высокой точности, таких как медицинская диагностика.

**7.5 Grad-CAM**

Для того чтобы лучше понять, как нейронная сеть принимает свои решения и какие части изображения являются наиболее значимыми для ее предсказаний, было решено использовать метод Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) [5]. Grad-CAM основывается на анализе градиентов, поступающих от конечного слоя сети, и использует их для взвешивания активаций на последнем сверточном слое. Эти взвешенные активации затем комбинируются, формируя тепловую карту, которая наглядно демонстрирует наиболее значимые для конкретного класса регионы изображения. На рисунке 10 представлен пример входного изображения, построенная для него тепловая карта активации класса и карта активации, наложенная на исходное изображение.

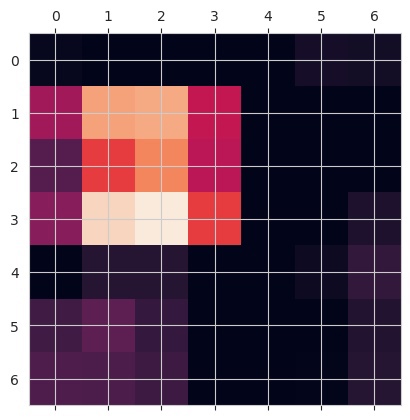
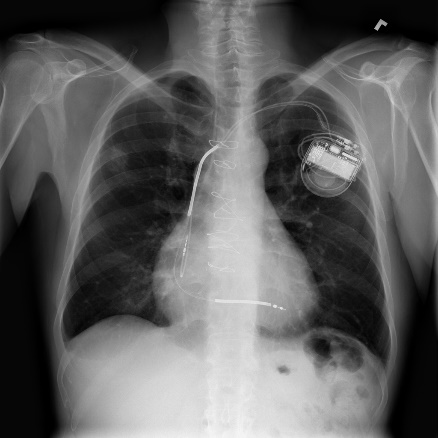


Рисунок 10 ‒ Входное изображение (слева), тепловая карта активации класса (по центру), карта активации наложенная на исходное изображение (справа)

В ходе анализа визуализаций, полученных с помощью Grad-CAM, было замечено, что значимые активации модели присутствуют не только в областях патологии, но и на фоне, а также на костях рук и шеи. Такое распределение активаций может отрицательно влиять на точность предсказаний. Для решения этой проблемы было принято решение применить сегментацию, чтобы исключить влияние фоновых и незначимых областей на результат работы модели.

В результате анализа данных было выявлено, что патология может располагаться в различных частях снимка, включая область лёгких, тень от сердца и тень от диафрагмы (рисунок 11). Учитывая это, было решено, что для более точного обнаружения патологий необходимо сегментировать не только лёгкие, но и сердце, а также диафрагму. Такой подход позволит улучшить локализацию значимых областей и повысить точность предсказаний модели.

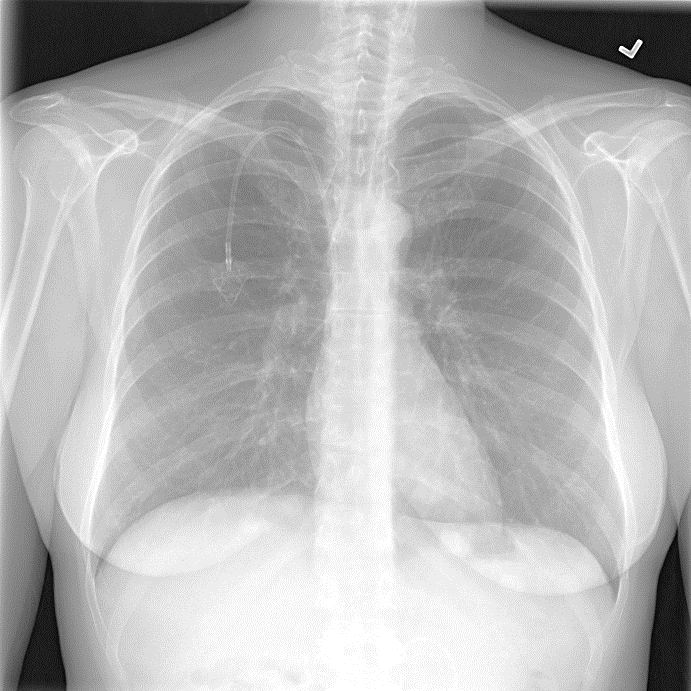


Рисунок 11 ‒ Рентгеновский снимок, на котором патология находится в тени от сердца и в тени от диафрагмы. В прямоугольники выделено положение патологии.

**7.6 Сегментация данных**

Для автоматизации процесса сегментации данных было решено использовать нейросетевой подход. Это позволяет избежать необходимости ручной сегментации каждого изображения, что требует значительных временных и трудовых затрат. Сегментация с помощью нейронных сетей не только ускоряет процесс обработки данных, но и повышает точность выделения значимых областей на рентгеновских снимках.

При проведении исследования были найдены следующие датасеты, содержащие рентгеновские снимки и соответствующие бинарные маски для сегментации лёгких:

1. Данные Шэньчжэня: Этот набор данных включает в себя 566 изображений и был собран в рамках проекта по сегментации лёгких. Изображения в этом наборе представлены в различных ракурсах, что способствует более точному обучению модели [36].
2. Данные Монтгомери: Набор данных Монтгомери содержит 138 рентгеновских снимков и известен как Montgomery County X-Ray Set. Эти данные включают постероантериорные рентгеновские снимки, что делает их ценными для задач сегментации и анализа патологии в области лёгких [36].
3. Данные JSRT: Набор данных JSRT (Japanese Society of Radiological Technology) используется для сегментации лёгких. Этот набор предоставлен Японским обществом радиологической технологии (JSRT) в сотрудничестве с Японским радиологическим обществом (JRS).
4. Данные RSNA: В рамках данной работы были использованы данные набора RSNA (Radiological Society of North America), предназначенного для задачи обнаружения пневмонии [37]. Автор проекта “[Lung-Segmentation](https://github.com/limingwu8/Lung-Segmentation?tab=readme-ov-file)” на GitHub вручную разметил 1000 рентгеновских снимков грудной клетки (CXR) для сегментации лёгких. Именно эти разметки были использованы в данной работе [38].

Бинарные маски, содержащиеся в этих наборах данных, были адаптированы таким образом, чтобы модель могла сегментировать не только лёгкие, но и тень от сердца (рисунок 12). Это решение было принято с целью более точного обнаружения патологий, так как они могут располагаться не только в области лёгких, но и в тени от сердца.

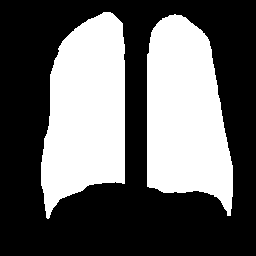
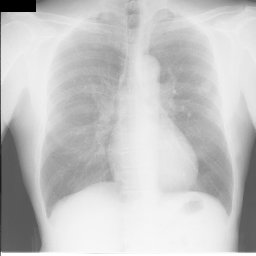


Рисунок 12 ‒ Рентгеновский снимок (слева) и бинарная маска для сегментации лёгких вместе с сердцем (справа)

Для решения задачи сегментации медицинских изображений была выбрана модель Unet. Эта модель широко применяется в области медицинского компьютерного зрения благодаря своей способности точно выделять объекты на изображениях [39].

Архитектура Unet состоит из двух основных частей: сжимающего и расширяющего пути. Сжимающий путь включает сверточные слои с последующим объединением результатов с помощью пулинга. Этот путь помогает извлекать признаки из изображения. Центральный блок модели состоит из дополнительных сверточных слоев для более глубокого представления признаков. Расширяющий путь использует операции транспонированной свертки для поэлементного объединения признаков из сжатого пути с целью восстановления пространственного разрешения изображения. Каждый этап расширяющего пути включает слои свертки для дальнейшего улучшения качества сегментации.

Для обучения модели используются следующие гиперпараметры:

* Размер изображений: 224x224 пикселя
* Размер батча: 1
* Скорость обучения: 0.01
* Оптимизатор: Adam

Также как и в случае классификации, для управления процессом обучения и улучшения модели применялись обратные вызовы.

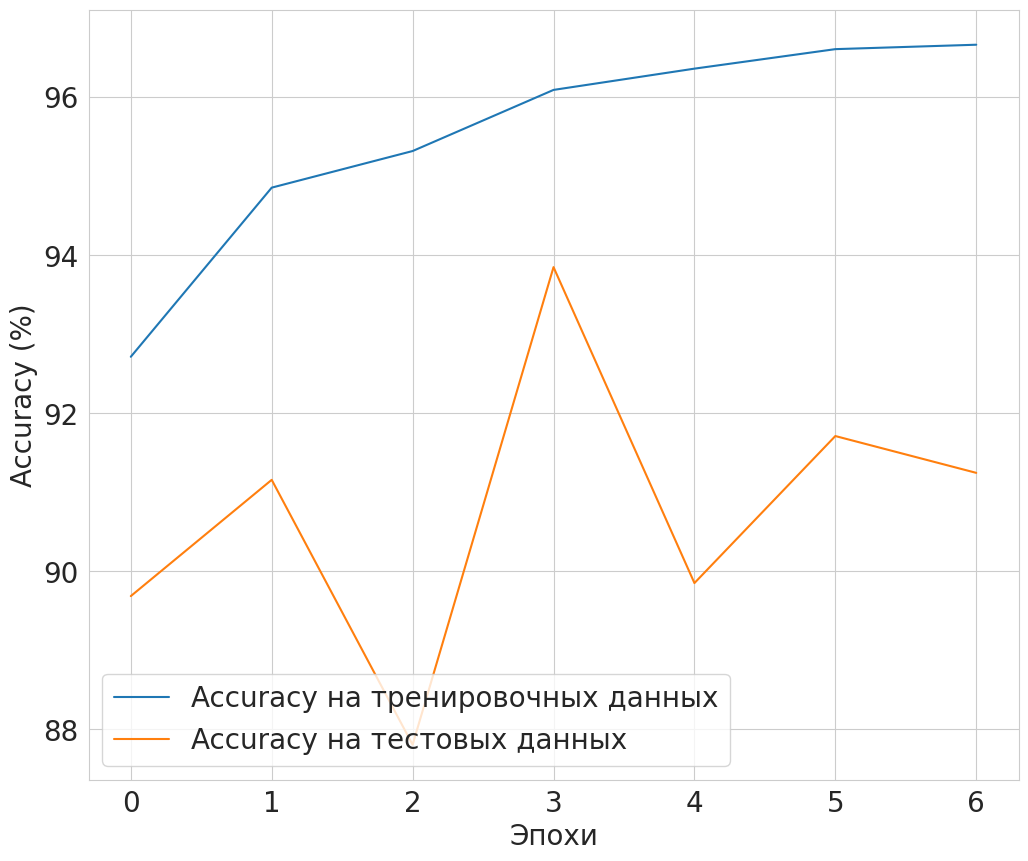
Для оценки производительности модели использовалась Binary Accuracy - метрика, которая измеряет процент правильно классифицированных пикселей [40]. После обучения модели были получены следующие результаты (рисунок 13):

Рисунок 13 ‒ График точности (Accuracy) модели на тренировочных и тестовых данных в процессе обучения.

Эти результаты подчеркивают успешное применение модели Unet в задачах сегментации, что делает ее перспективным инструментом для автоматизации и улучшения процессов анализа медицинских данных.

Для получения итогового сегментированного изображения процесс обработки включает следующие этапы:

1. Нормализация гистограммы (CLAHE): Исходное изображение сначала подвергается нормализации гистограммы с использованием метода CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). Этот шаг помогает улучшить контрастность изображения и подготовить его для более эффективного анализа моделью [41].
2. Предсказание сегментированных лёгких и сердца: Обученная модель Unet применяется для предсказания сегментационной маски, выделяющей области лёгких и сердца на изображении.
3. Удаление ненужных артефактов: С использованием функции morphology.remove\_small\_objects из библиотеки skimage производится удаление мелких объектов на сегментационной маске. Это позволяет очистить изображение от непринадлежащих интересующим областям шумов или небольших фрагментов [42].
4. Определение и сохранение местоположения позвоночника: Проводится анализ сегментационной маски для определения положения позвоночника на изображении. Эта информация будет использоваться для последующего удаления позвоночника с сегментационной маски.
5. Применение операции dilate: К полученной маске применяется операция dilate с использованием заданного ядра - это увеличивает размер областей, выделенных на маске [43].
6. Расширение маски вниз: Для того чтобы охватить область диафрагмы на сегментированном изображении, маска расширяется вниз. Этот шаг обеспечивает более полное охватывание всех значимых структур на рентгеновском снимке.
7. Удаление позвоночника с маски: Используя ранее определенные координаты позвоночника, соответствующий участок на сегментационной маске исключается, чтобы предотвратить его влияние на финальное сегментированное изображение.

Таким образом, после выполнения всех вышеописанных этапов получается итоговое сегментированное изображение, которое точно выделяет области лёгких и сердца, включая расширенную область диафрагмы, с учетом удаления позвоночника для более точной и полной сегментации на медицинском изображении (рисунок 14).

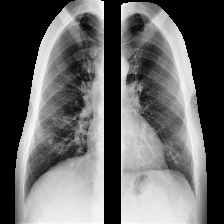
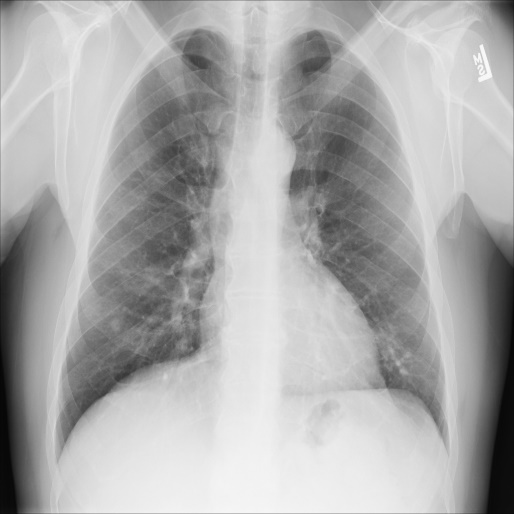


Рисунок 14 ‒ Исходный рентгеновский снимок (слева) и сегментированной снимок (справа).

Для некоторых изображений процесс сегментации не дал полностью удовлетворительных результатов, поэтому эти изображения были подвергнуты ручной разметке.

Было проведено несколько экспериментов с различными подходами к обучению модели:

1. Обучение только на сегментированных данных: В этом случае модель обучалась исключительно на сегментированных данных.
2. Обучение только на обычных снимках: Второй подход заключался в обучении модели исключительно на обычных изображениях без использования сегментации.
3. Обучение на сегментированных и обычных снимках: В данном случае модель обучалась на совмещённых данных, включающих как сегментированные снимки, так и обычные изображения.

При использовании сегментированных снимков в модель был добавлен слой Dropout с коэффициентом 0.5 [44]. Это решение помогло справиться с проблемой переобучения модели на тренировочных данных. В условиях сегментации часть изображения закрашивалась в черный цвет, что могло привести к избыточной уверенности модели в определении признаков, не являющихся ключевыми для задачи.

Результаты экспериментов представлены на рисунке 15:

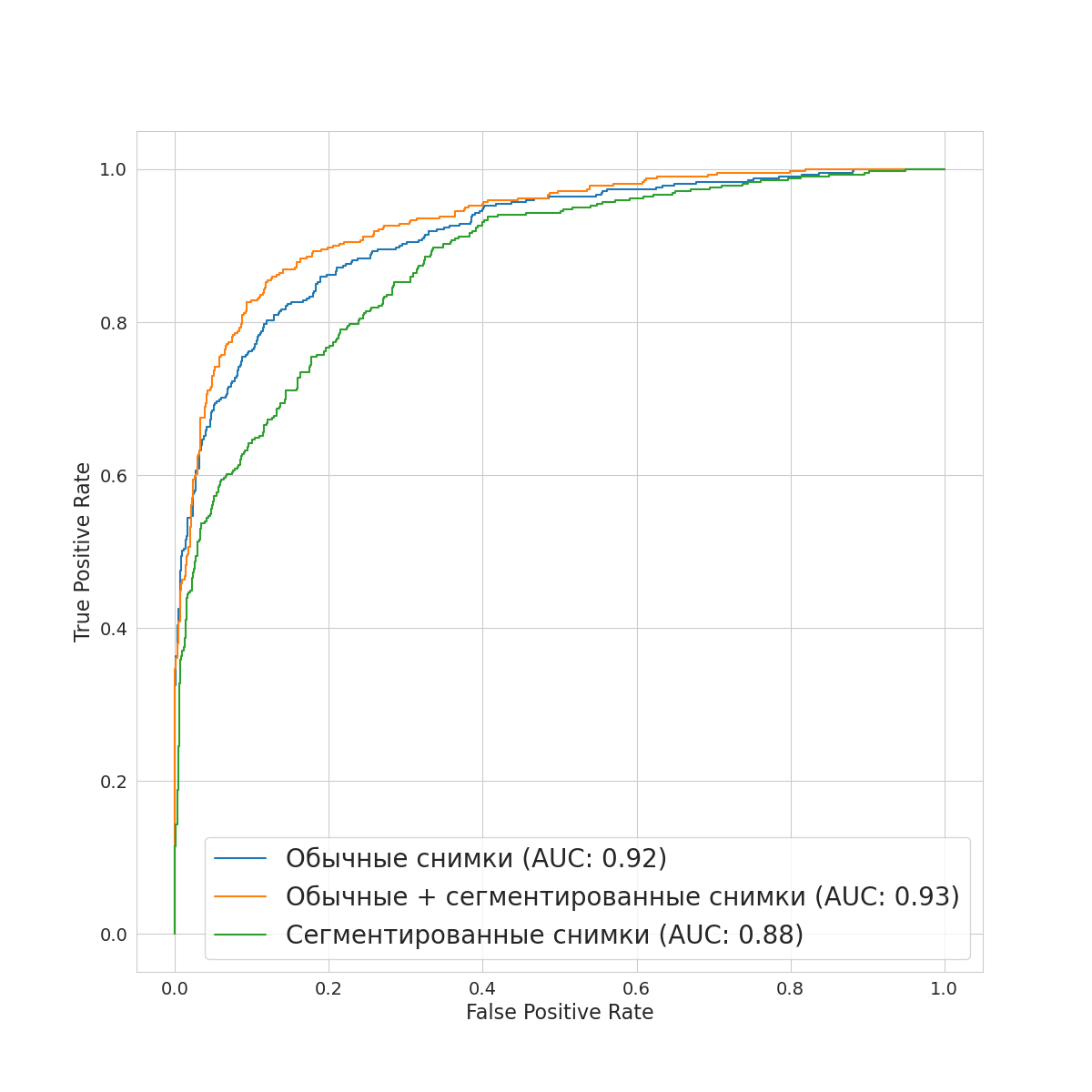


Рисунок 15 ‒ ROC-кривые для сравнения подходов

По результатам видно, что модель, обученная на комбинации обычных и сегментированных снимков, показывает лучшие результаты среди всех, достигая значения AUC 0.93. Однако, стоит отметить, что разница между этой моделью и моделью, обученной только на обычных снимках, не является значительной, поскольку последняя достигает AUC 0.92.

Поэтому было решено проверить, сместилась ли активация в большую сторону патологии с помощью следующего подхода:

1. Загрузка данных о Bounding Box: Из CSV-файла, содержащего информацию о ограничивающих прямоугольниках, загружаются данные для конкретного изображения.
2. Создание бинарных масок: Для каждого прямоугольника на изображении создаётся бинарная маска.
3. Генерация тепловой карты с помощью Grad-CAM: С помощью метода Grad-CAM генерируется тепловая карта активации.
4. Вычисление процента активации внутри BBox: Для полученной тепловой карты вычисляется процент активации внутри прямоугольника. Это позволяет оценить, в какой степени активация модели сосредоточена именно в области патологии.
5. Сравнение процента активации между моделями: После вычисления процентов активации внутри прямоугольника для обеих моделей производится сравнение этих значений. Это позволяет оценить, в какой из моделей активация больше сосредоточена в областях, соответствующих патологии.

По итогу такого подхода было получено, что модель, обученная при комбинации данных, показала, что в 67% случаев активация в области патологии увеличилась или не изменилась по сравнению с моделью, обученной на обычных данных. Это свидетельствует о том, что использование сегментированных данных в сочетании с обычными изображениями может способствовать улучшению способности модели выделять и фокусировать активацию в областях патологии.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В ходе выполнения курсовой работы была изучена предметная область, проведен анализ существующих решений, повторён эксперимент наилучшей работы, проведены исследования для улучшения качества классификации, а именно исследование влияния качества данных и сегментация данных.

В результате проведенного исследования была разработана модель свёрточной нейронной сети, способная эффективно классифицировать рентгеновские снимки легких и выявлять присутствие солитарных легочных узлов. Данная модель продемонстрировала высокие показатели с ROC-AUC равным 0.93, что подтверждает её возможную пригодность для использования в клинической практике.

Одним из ключевых достижений работы стало улучшение результатов за счёт применения методов сегментации, что позволило более точно определять области интереса на рентгеновских снимках.

Кроме того, данная работа превосходит аналогичные исследования благодаря исправлению ошибок и недочётов, выявленных в предыдущих работах. Были учтены особенности наборов данных и проведена тщательная предобработка, что улучшило качество данных и, соответственно, результаты модели.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на:

1. Улучшение качества данных путем увеличения размера и разнообразия.
2. Применение более сложных методов аугментации данных и обучения моделей.

**СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Солитарный лёгочный узел [Электронный ресурс] – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Солитарный\_лёгочный\_узел](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%BE%D0%BB%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%80%D0%BD%D1%8B%D0%B9_%D0%BB%D1%91%D0%B3%D0%BE%D1%87%D0%BD%D1%8B%D0%B9_%D1%83%D0%B7%D0%B5%D0%BB) (Дата обращения: 15.06.24)
2. Свёрточная нейронная сеть [Электронный ресурс] – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Свёрточная\_нейронная\_сеть](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B2%D1%91%D1%80%D1%82%D0%BE%D1%87%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%81%D0%B5%D1%82%D1%8C) (Дата обращения: 15.06.24)
3. Компьютерная томография [Электронный ресурс] – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Компьютерная\_томография](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D0%BC%D0%BF%D1%8C%D1%8E%D1%82%D0%B5%D1%80%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%82%D0%BE%D0%BC%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D1%84%D0%B8%D1%8F) (Дата обращения: 15.06.24)
4. ROC-кривая [Электронный ресурс] – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/ROC-кривая](https://ru.wikipedia.org/wiki/ROC-%D0%BA%D1%80%D0%B8%D0%B2%D0%B0%D1%8F) (Дата обращения: 15.06.24)
5. Keras Examples: Grad-CAM [Электронный ресурс] – URL: <https://keras.io/examples/vision/grad_cam/> (Дата обращения: 15.06.24)
6. A Quick Reference for Bounding Boxes in Object Detection [Электронный ресурс] – URL: <https://medium.com/@rajdeepsingh/a-quick-reference-for-bounding-boxes-in-object-detection-f02119ddb76b> (Дата обращения: 15.06.24)
7. Научное обозрение [Электронный ресурс] – URL: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=14414> (Дата обращения: 15.06.24)
8. Современные технологии [Электронный ресурс] – URL: <https://top-technologies.ru/article/view?id=38818> (Дата обращения: 15.06.24)
9. Electrocardiography [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Electrocardiography> (Дата обращения: 15.06.24)
10. Флюорография [Электронный ресурс] – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Флюорография](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A4%D0%BB%D1%8E%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D1%84%D0%B8%D1%8F) (Дата обращения: 15.06.24)
11. Chest radiograph [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Chest_radiograph> (Дата обращения: 15.06.24)
12. Магнитно-резонансная томография [Электронный ресурс] – URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Магнитно-резонансная\_томография](https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D0%B3%D0%BD%D0%B8%D1%82%D0%BD%D0%BE-%D1%80%D0%B5%D0%B7%D0%BE%D0%BD%D0%B0%D0%BD%D1%81%D0%BD%D0%B0%D1%8F_%D1%82%D0%BE%D0%BC%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D1%84%D0%B8%D1%8F) (Дата обращения: 15.06.24)
13. Vital Library [Электронный ресурс] – URL: https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/manager/Repository/vital:16128 (Дата обращения: 15.06.24)
14. NIH Chest X-rays Data [Электронный ресурс] – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/nih-chest-xrays/data> (Дата обращения: 15.06.24)
15. arXiv:1608.06993v5 [Электронный ресурс] – URL: <https://arxiv.org/pdf/1608.06993v5> (Дата обращения: 15.06.24)
16. NIH Chest X-rays Classification [Электронный ресурс] – URL: <https://github.com/paloukari/NIH-Chest-X-rays-Classification> (Дата обращения: 15.06.24)
17. Atelectasis [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Atelectasis> (Дата обращения: 15.06.24)
18. Cardiomegaly [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Cardiomegaly> (Дата обращения: 15.06.24)
19. Pulmonary consolidation [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pulmonary_consolidation> (Дата обращения: 15.06.24)
20. Pulmonary edema [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pulmonary_edema> (Дата обращения: 15.06.24)
21. Pleural effusion [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pleural_effusion> (Дата обращения: 15.06.24)
22. Emphysema [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Emphysema> (Дата обращения: 15.06.24)
23. Pulmonary fibrosis [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pulmonary_fibrosis> (Дата обращения: 15.06.24)
24. Lung hernia [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Lung_hernia> (Дата обращения: 15.06.24)
25. Pulmonary infiltrate [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pulmonary_infiltrate> (Дата обращения: 15.06.24)
26. Radiology Key: Nodules and Masses [Электронный ресурс] – URL: <https://radiologykey.com/nodules-and-masses/> (Дата обращения: 15.06.24)
27. Pleural thickening [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pleural_thickening> (Дата обращения: 15.06.24)
28. Pneumonia [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pneumonia> (Дата обращения: 15.06.24)
29. Pneumothorax [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Pneumothorax> (Дата обращения: 15.06.24)
30. VinDr CXR Datasets [Электронный ресурс] – URL: <https://vindr.ai/datasets/cxr> (Дата обращения: 15.06.24)
31. Zenodo Record [Электронный ресурс] – URL: <https://zenodo.org/records/5548363> (Дата обращения: 15.06.24)
32. Japanese Society of Radiological Technology Database [Электронный ресурс] – URL: <https://db.jsrt.or.jp/eng.php> (Дата обращения: 15.06.24)
33. Rx-thorax Automatic Captioning [Электронный ресурс] – URL: <https://github.com/auriml/Rx-thorax-automatic-captioning> (Дата обращения: 15.06.24)
34. Open-i FAQ [Электронный ресурс] – URL: <https://openi.nlm.nih.gov/faq> (Дата обращения: 15.06.24)
35. Roboflow Universe: CXR Dataset [Электронный ресурс] – URL: <https://universe.roboflow.com/xray-chest-nodule/cxr-dcjlk> (Дата обращения: 15.06.24)
36. Chest X-ray Masks and Labels [Электронный ресурс] – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/nikhilpandey360/chest-xray-masks-and-labels> (Дата обращения: 15.06.24)
37. RSNA Pneumonia Detection Challenge [Электронный ресурс] – <URL:https://www.kaggle.com/c/rsna-pneumonia-detection-challenge/overview> (Дата обращения: 15.06.24)
38. Lung Segmentation [Электронный ресурс] – URL: <https://github.com/limingwu8/Lung-Segmentation?tab=readme-ov-file> (Дата обращения: 15.06.24)
39. U-Net [Электронный ресурс] – URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/U-Net> (Дата обращения: 15.06.24)
40. Keras Metrics API: Accuracy Metrics [Электронный ресурс] – URL: <https://keras.io/api/metrics/accuracy_metrics/> (Дата обращения: 15.06.24)
41. OpenCV Tutorial: Histogram Equalization [Электронный ресурс] – URL: <https://docs.opencv.org/4.x/d5/daf/tutorial_py_histogram_equalization.html> (Дата обращения: 15.06.24)
42. scikit-image Morphology API [Электронный ресурс] – URL: <https://scikit-image.org/docs/stable/api/skimage.morphology.html> (Дата обращения: 15.06.24)
43. OpenCV Tutorial: Morphological Operations [Электронный ресурс] – URL: <https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html> (Дата обращения: 15.06.24)
44. TensorFlow API Docs: Dropout [Электронный ресурс] – URL: <https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Dropout> (Дата обращения: 15.06.24)