

УДК 004.8

## АВТОМАТИЗАЦИЯ АНАЛИЗА РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ И ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Беляев Максим Игоревич<sup>1</sup>, Аверкин Алексей Николаевич<sup>2</sup>,  
Трофимов Юрий Владиславович<sup>3</sup>, Шевченко Алексей Валерьевич<sup>4</sup>,  
Муравьев Иван Павлович<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Студент;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

e-mail: maksim-belyaev2001@mail.ru.

<sup>2</sup>Кандидат физико-математических наук, доцент;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

Ведущий научный сотрудник;

Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской Академии Наук;

Россия, Московская обл., г. Москва, ул. Вавилова, 44/2;

e-mail: averkin2003@inbox.ru.

<sup>3</sup>Аспирант;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

Программист;

Объединенный институт ядерных исследований;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Жолио-Кюри, 6;

e-mail: ura\_trofim@bk.ru.

<sup>4</sup>Аспирант;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

Начальник отдела;

ОКБ «Аэрокосмические системы»;

Россия, 141983, Московская обл., г. Дубна, ул. Программистов, 4;

e-mail: leviathan0909@gmail.com.

<sup>5</sup>Студент;

Государственный университет «Дубна»;

Россия, 141980, Московская обл., г. Дубна, ул. Университетская, 19;

e-mail: mip.22@uni-dubna.ru.

В статье представлен комплексный подход к автоматизации анализа рентгеновских снимков грудной клетки с помощью глубоких нейронных сетей и методов объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ). Проведён обзор и интеграция крупнейших наборов данных, реализована мультимодальная архитектура, сочетающая сверточные нейронные сети и языковые модели для генерации медицинских заключений. Особое внимание уделено интерпретируемости решений с помощью Grad-CAM, LIME и других ХАИ-методов. Разработан удобный интерфейс для врачей, обеспечивающий визуализацию результатов и прозрачность работы системы.

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № 124112200072-2).

**Ключевые слова:** рентгенография, глубокое обучение, объяснимый искусственный интеллект, Grad-CAM, LIME, генерация описаний.



Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.ru>

**Для цитирования:**

Автоматизация анализа рентгеновских снимков грудной клетки с использованием методов глубокого обучения и объяснимого искусственного интеллекта / М. И. Беляев, А. Н. Аверкин, Ю. В. Трофимов [и др.] // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. 2025. № 2. С. 32-41. EDN: VHJCOS. URL: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/662>.

**AUTOMATION OF CHEST X-RAY ANALYSIS USING DEEP LEARNING METHODS AND EXPLICABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

**Belyaev Mikhail I.<sup>1</sup>, Averkin Alexey N.<sup>2</sup>, Trofimov Yuri V.<sup>3</sup>, Shevchenko Aleksey V.<sup>4</sup>, Muravyov Ivan P.<sup>5</sup>**

<sup>1</sup>Student;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: maksim-belyaev2001@mail.ru.

<sup>2</sup>PhD in Physical and Mathematical Sciences, associate professor;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

Leading Research Scientist

Federal Research Center «Computer Science and Control» Russian Academy of Sciences;

44/2 Vavilov Str., Moscow, 119333, Russia;

e-mail: averkin2003@inbox.ru.

<sup>3</sup>PhD student;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

Programmer;

Joint Institute for Nuclear Research;

6 Joliot-Curie Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: ura\_trofim@bk.ru.

<sup>4</sup>PhD student;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

Head of Department;

OKB “Aerospace Systems”;

4 Programmistov Str., Dubna, Moscow region, 141983, Russia;

e-mail: leviathan0909@gmail.com.

<sup>5</sup>Student;

Dubna State University;

19 Universitetskaya Str., Dubna, Moscow region, 141980, Russia;

e-mail: mip.22@uni-dubna.ru.

*The article presents a comprehensive approach to automating the analysis of chest X-ray images using deep neural networks and explainable artificial intelligence (XAI) methods. A review and integration of major datasets have been conducted, and a multimodal architecture combining convolutional neural networks and language models for generating medical conclusions has been implemented. Special attention is paid to decision interpretability through the use of Grad-CAM, LIME, and other XAI techniques. A user-friendly interface for physicians has been developed, providing visualization of results and transparency of system operation.*

*This work was carried out within the framework of the state assignment of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (theme No. 124112200072-2).*

**Keywords:** Radiography, Deep Learning, Explainable Artificial Intelligence, Grad-CAM, LIME, Description Generation.

**For citation:**

Belyaev M. I., Averkin A. N., Trofimov Yu. V., Shevchenko A. V., Muravyov I. P. Automation of Chest X-Ray Analysis Using Methods of Deep Learning and Explainable Artificial Intelligence. *System analysis in science and education*, 2025;(2):32-41 (in Russ). EDN: VHJCOS. Available from: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/662>.

**Введение**

В современной медицинской практике специалисты по лучевой диагностике ежедневно сталкиваются с необходимостью анализа значительного объёма рентгеновских снимков. Этот процесс требует высокой концентрации, глубоких профессиональных знаний и значительных временных затрат. Влияние человеческого фактора, усталость и индивидуальные особенности интерпретации могут приводить к ошибкам, что особенно критично при выявлении заболеваний, требующих ранней диагностики, таких как хроническая обструктивная болезнь лёгких (ХОБЛ). Автоматизация анализа и генерации описаний рентгеновских снимков с использованием методов искусственного интеллекта позволяет повысить точность диагностики, стандартизировать заключения и ускорить процесс принятия клинических решений. Современные подходы, основанные на глубоких нейронных сетях и объяснимом искусственном интеллекте (ХАИ), открывают новые возможности для повышения качества и прозрачности диагностики.

**1. Актуальность и постановка задачи**

Хроническая обструктивная болезнь легких - прогрессирующее заболевание, характеризующееся стойким ограничением воздушного потока в дыхательных путях из-за воспалительного ответа на вредные частицы или газы. Основные компоненты включают хронический бронхит и эмфизему.

Хроническая обструктивная болезнь легких занимает четвертое место среди ведущих причин смерти в мире и в 2021 г. унесла жизни 3,5 млн человек – это примерно 5% всех случаев смерти в мире. Почти 90% случаев смерти от ХОБЛ среди людей в возрасте до 70 лет происходит в странах с низким и средним уровнем дохода (СНСД). Находится на восьмом месте среди причин нездоровья в мире (измеряемого в годах жизни, скорректированных на инвалидность) Рентгенография играет одну из ключевых ролей в диагностике данного заболевания [1].

Целью настоящего исследования является разработка мультимодальной системы, способной автоматически анализировать рентгеновские снимки грудной клетки, формировать интерпретируемые медицинские заключения и предоставлять специалистам визуальные объяснения решений модели. Для достижения данной цели поставлены следующие задачи: анализ и интеграция крупнейших открытых наборов данных рентгеновских снимков (в частности, *NIH Chest X-Rays* [2], *CheXpert-small* [3]), сравнение и обучение современных архитектур сверточных нейронных сетей (CNN), интеграция методов ХАИ для повышения интерпретируемости решений, реализация автоматической генерации медицинских заключений с использованием языковых моделей, а также разработка интерфейса, обеспечивающего эффективное взаимодействие с системой в клинических условиях.

**2. Анализ и подготовка данных**

В ходе исследования проведён детальный обзор общедоступных наборов данных рентгеновских снимков грудной клетки, включая *MIMIC-CXR-JPG*, *LIDC-IDRI*, *NIH Chest X-Rays*, *CheXpert-small*, *MIMIC-CXR-LT* и *DIR-LAB COPDgene*. Основными критериями выбора являлись объём данных, разнообразие патологий и качество аннотаций. В результате для обучения и тестирования были отобраны наборы данных *NIH Chest X-Rays* и *CheXpert-small*, которые содержат тысячи изображений с метками по различным заболеваниям, включая эмфизему, пневмонию и отёк лёгких. Данные из этих источников были объединены в единый массив, очищены от дубликатов, приведены к единому формату и разделены на тренировочную и тестовую выборки. Анализ распределения меток показал, что более 50% снимков относятся к категории «*No Finding*», тогда как остальные распределены между основными патологиями (см. рис. 1).

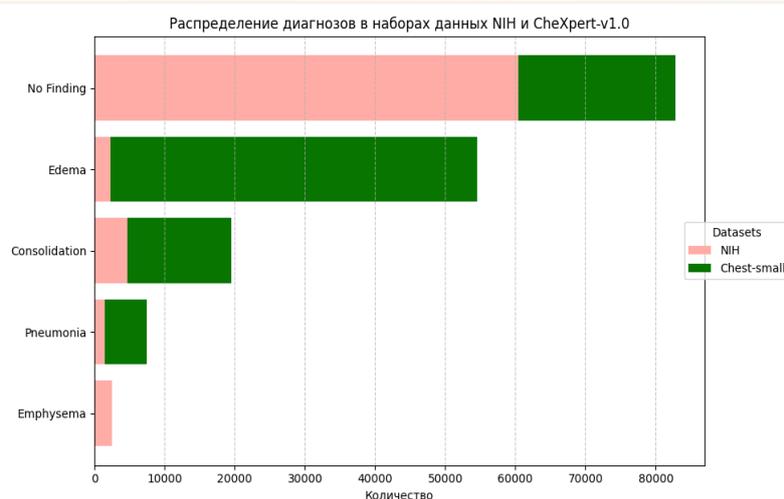


Рис. 1. Распределение болезней в итоговом наборе данных

### 3. Архитектура и обучение сверточной нейронной сети.

В рамках разработки мультимодальной системы для автоматизированного анализа рентгеновских снимков грудной клетки был проведён сравнительный анализ современных архитектур сверточных нейронных сетей, таких как *MobileNet*, *VGG19*, *EfficientNetB0*, *DenseNet121*, *ResNet50* и *EfficientNetB3*. Критериями выбора выступали вычислительная сложность (включая количество параметров и требования к вычислительным ресурсам), точность классификации на медицинских изображениях, устойчивость к переобучению на ограниченных и несбалансированных выборках, возможность интеграции методов объяснимого искусственного интеллекта (*Grad-CAM*, *LIME*) [4], а также гибкость дообучения на специализированных медицинских данных.

Сравнительный анализ показал, что *MobileNet* и *VGG19*, несмотря на низкие требования к вычислительной мощности, демонстрируют недостаточную точность при решении задач медицинской диагностики. *DenseNet121* и *EfficientNetB3* обеспечивают высокую точность, однако их использование связано с существенными затратами вычислительных ресурсов, что ограничивает их применение в клинической практике. *ResNet50* характеризуется хорошим балансом между точностью и сложностью, однако по скорости обучения и ресурсоэффективности уступает более современным архитектурам.

В результате анализа для решения задачи был выбран вариант *EfficientNetB0*, обладающий оптимальным соотношением точности и вычислительной эффективности. Эта архитектура основана на принципе одновременного масштабирования глубины, ширины и разрешения входных изображений, что позволяет добиться высокой точности при относительно низкой вычислительной нагрузке. *EfficientNetB0* реализует *MBConv*-блоки с инвертированными остаточными соединениями и включает *Squeeze-and-Excitation*-механизмы, что способствует более эффективному выделению информативных признаков. Общая схема архитектуры системы, включающая этапы предобработки, работу сверточной нейронной сети, применение *XAI*-методов и генерацию отчёта, представлена на рисунке 2.

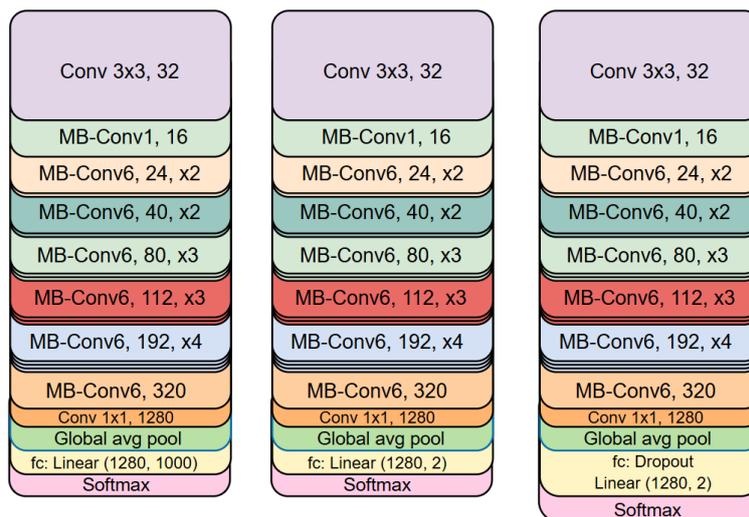


Рис. 2. Архитектура EfficientNetB0

Перед обучением изображения конвертировались из одноканального формата в трёхканальный *RGB* и масштабировались до  $224 \times 224$  пикселей, что соответствует требованиям входного слоя *EfficientNetB0*. Тонкая настройка (*суперпиксели*) модели осуществлялась на основе предобученных весов *ImageNet* с последующей донастройкой на медицинских рентгеновских снимках. Для задачи бинарной классификации был модифицирован выходной слой, что позволило эффективно разделять снимки на категории «есть отклонения» и «отклонения не выявлены». Процесс обучения модели, а также используемые этапы предобработки данных, представлены на рисунке 3.

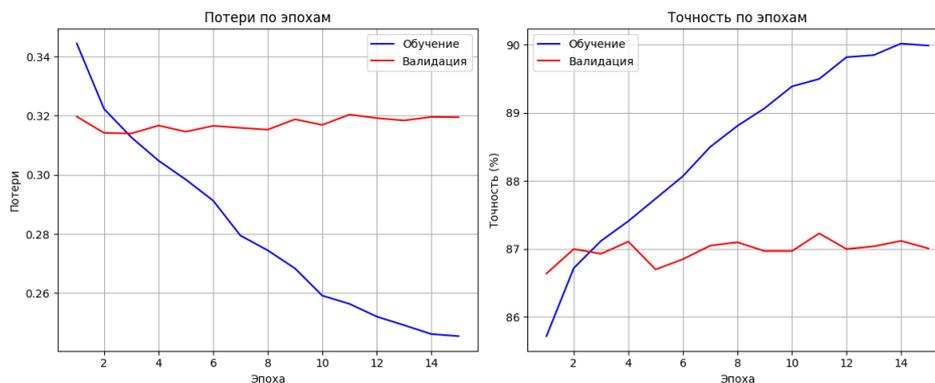


Рис. 3. Обучение EfficientNetB0

Таким образом, выбор архитектуры *EfficientNetB0* обусловлен её способностью обеспечивать высокую точность при минимальных требованиях к вычислительным ресурсам, эффективной интеграцией с методами объяснимого искусственного интеллекта и возможностью масштабирования для различных задач медицинской визуализации.

#### 4. Интерпретация с помощью XAI

В рамках данного исследования были интегрированы методы объяснимого искусственного интеллекта (XAI) [5][6]. Использование конвейерных объяснений позволяет повысить прозрачность алгоритмов глубокого обучения для конечного пользователя, а также обеспечить возможность экспертной верификации результатов анализа. В работе применялись как методы для интерпретации изображений, так и инструменты для анализа текстовых медицинских заключений.

Метод *Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping)* предназначен для определения вкладов различных областей изображения в итоговое предсказание сверточной нейронной сети. Использует градиенты по сверточным слоям, что позволяет выделять зоны, влияющие на решение

модели. Такой подход эффективен для задач локализации патологических изменений, включая инфильтраты и эмфизематозные участки лёгких.

Метод *LIME* (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*) реализует локальную аппроксимацию поведения модели. Для изображений LIME разбивает снимок на суперкластеры (суперпиксели) и определяет их вклад в итоговое решение, что позволяет выявлять ключевые детали, повлиявшие на вывод модели, в том числе в нетипичных и спорных случаях[7].

Результаты работы указанных методов поступают в промежуточную модель, где агрегируются маски, полученные с помощью *Grad-CAM* и *LIME*, а также предсказания глубокой нейронной сети. На следующем этапе формируются мягкие дескрипторы, которые используются для генерации текстовых инструкций к большой языковой модели. Таким образом, реализуется конвейерный подход к построению объяснений.

Методы *SHAP* (*SHapley Additive Explanations*) и *Integrated Gradients SHAP* применялись для анализа текстовых медицинских заключений, сгенерированных языковой моделью.

*SHAP* основан на теории игр и вычисляет количественный вклад каждого слова в итоговое решение, анализируя все возможные комбинации признаков.

*Integrated Gradients* оценивает вклад слов, интегрируя градиенты выхода модели по входным эмбедингам вдоль пути от базового входа, например пустого текста, до исходного. Применение этих методов позволяет определить, какие термины и формулировки были ключевыми для вывода языковой модели, а также выявить возможные ошибки или перекосы в рассуждении.

## 5. Веб-приложение

Разработанное веб-приложение нацелено на обеспечение последовательного и прозрачного пользовательского сценария для работы с рентгенограммами и интерпретацией результатов с использованием конвейерного *XAI*.

На главной странице пользователь может ознакомиться с функциональными возможностями системы, загрузить рентгеновский снимок в одном из поддерживаемых форматов (*PNG*, *JPEG*, *WEBP*) с ограничением размера до 200 МБ (см. рис. 4).

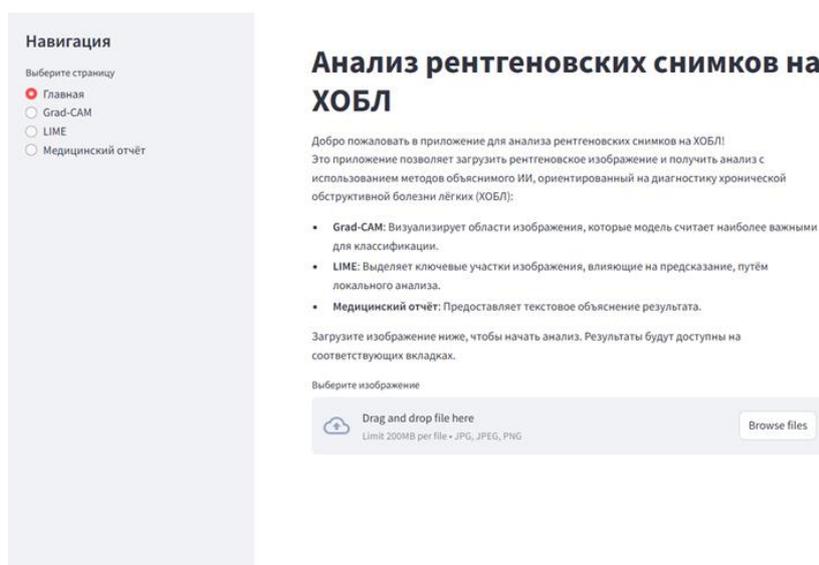


Рис. 4. Главная страница

После загрузки изображения автоматически выполняется сегментирование ключевых анатомических областей (лёгкие, позвоночник, брюшная полость) с использованием предобученной модели *DeepLabV3* (см. рис. 5).



Рис. 5 Сегментирование анатомических структур

На следующем этапе пользователь получает результаты анализа загруженного рентгеновского снимка, включающие исходное изображение, наложенную маску сегментации, диагностический прогноз и уровень уверенности модели (см. рис. 6).

## Анализ рентгеновских снимков на ХОБЛ

Добро пожаловать в приложение для анализа рентгеновских снимков на ХОБЛ! Это приложение позволяет загрузить рентгеновское изображение и получить анализ с использованием методов объяснимого ИИ:

- **Grad-CAM:** Визуализирует области лёгких, значимые для классификации, исключая позвоночник и области вне грудной клетки.
- **LIME:** Выделяет ключевые участки изображения, влияющие на предсказание.
- **Медицинский отчёт:** Предоставляет текстовое описание результата.

Загрузите изображение ниже, чтобы начать анализ. Результаты будут доступны на соответствующих вкладках.

Выберите изображение

Drag and drop file here

Limit 200MB per file - JPG, JPEG, PNG, DCM

Browse files

view1\_frontal.jpg 54.5KB

x



Загруженное изображение



Маска грудной клетки

### Результат

Предсказанный класс:  
Не болен

Уверенность: 0.7360

Изображение загружено! Перейдите на вкладки Grad-CAM, LIME или Медицинский отчёт.

Рис. 6. Результаты анализа снимка

Для интерпретации прогноза пользователь может применить один из методов: *Grad-CAM* или *LIME*. При выборе *Grad-CAM* отображается тепловая карта, отражающая зоны максимального внимания модели (см. рис. 7), а при выборе *LIME* выделяются сегменты изображения, оказавшие наибольшее влияние на предсказание (см. рис. 8).

## Grad-CAM Анализ

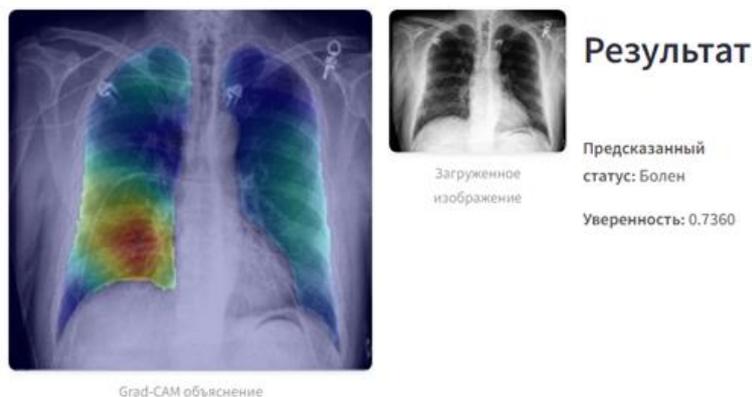


Рис. 7. Grad-CAM

## LIME Анализ

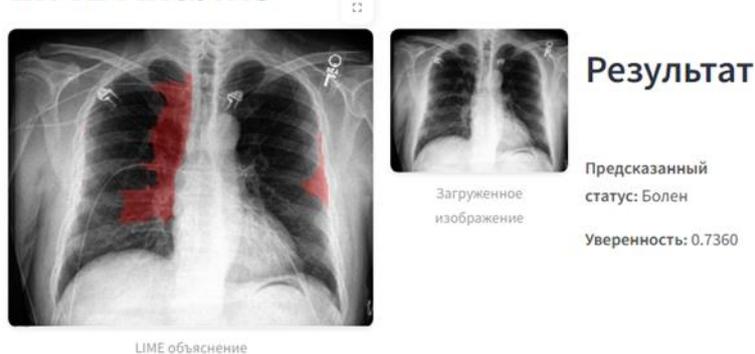


Рис. 8. LIME

## 6. Оценка и тестирование генеративных моделей

В рамках исследования были протестированы различные комбинации моделей:

1. ResNet50 + RuGPT3 (русский язык);
2. ResNet50 + BioGPT-Large (английский язык);
3. EfficientNetB0 + ClinicalGPT (английский язык);
4. EfficientNetB0 + DeepSeek-R1-8B-Medical-GGUF;
5. LLaVa-Med (визуально-языковая модель на базе CLIP и Mistral-7B).

Наиболее высокие показатели по полноте, медицинской точности и качеству описаний продемонстрировала связка *EfficientNetB0 + DeepSeek-R1-8B-Medical-GGUF*. Данная комбинация обеспечивает детальную проработку клинических аспектов, формируя корректную структуру отчёта с минимальным количеством логических ошибок.

## 7. Генерация медицинского заключения

Генерация медицинского заключения в разработанной системе реализуется посредством интеграции сверточной нейронной сети, методов конвейерного XAI и специализированной большой языковой модели *DeepSeek-R1-8B-Medical-GGUF* [8].

Пример текстовых инструкций: «Анализ рентгеновского снимка грудной клетки на основе *Grad-CAM*: Выделенные области обнаружены в: правая средняя доля (интенсивность: 0.42), левая верхняя

доля (интенсивность: 0.25), левая нижняя доля (интенсивность: 0.18). Уверенность: 0.96. Предоставьте подробное радиологическое описание, сосредоточив внимание на распределении и интенсивности выделенных областей в полях лёгких».

Сформированные текстовые инструкции, дополненные системными инструкциями, поступают на вход языковой модели *DeepSeek-R1-8B-Medical-GGUF*, дообученной на корпусах медицинских текстов, включая радиологические отчёты и клинические описания. Модель формирует структурированное медицинское заключение, в котором отражаются локализация, форма и интенсивность выявленных изменений, проводится интерпретация с дифференциально-диагностическим анализом, а также формулируются рекомендации по дополнительным исследованиям и необходимости консультаций специалистов.

На рисунке 9 представлен пример сгенерированного медицинского заключения, в котором отчёт структурирован по разделам: «Радиологические находки», «Интерпретация» и «Рекомендации». Модель корректно использует профессиональную медицинскую терминологию, учитывает ограничения исходных данных и формирует логически последовательные выводы, соответствующие современным клиническим стандартам.

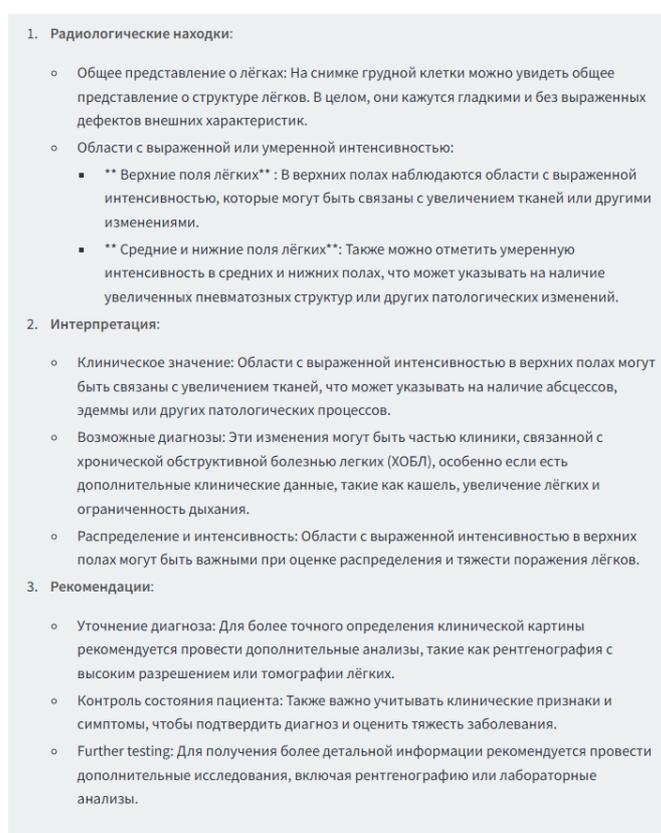


Рис. 9. Пример сгенерированного медицинского заключения

## 8. Заключение

Выполнено комплексное исследование, направленное на автоматизацию анализа рентгенограмм грудной клетки с применением современных методов глубокого обучения, объяснимого искусственного интеллекта и специализированной большой языковой модели. Разработанная система реализует полный цикл обработки: от предобработки и анализа изображений с помощью сверточной нейронной сети и конвейера *XAI*-методов до формирования структурированных медицинских заключений на основе анализа активных зон и генерации текста.

Эффективность системы достигается за счёт использования репрезентативных наборов данных, оптимизированной архитектуры сверточной нейросети, а также применения *XAI*-методов, которые позволяют визуализировать вклад отдельных областей изображения в итоговое решение. Генерация отчётов посредством *DeepSeek-R1-8B-Medical-GGUF* обеспечивает стандартизацию медицинской

документации и сокращает время анализа, что важно в условиях высокой нагрузки на специалистов. Система снижает вероятность диагностических ошибок, минимизирует влияние субъективных факторов и поддерживает двойной контроль за счёт сочетания автоматизированного анализа и экспертной верификации.

Дальнейшее развитие проекта связано с расширением функционала для обработки других видов медицинских изображений (например, КТ и МРТ), интеграцией с клиническими информационными системами, а также проведением масштабных клинических испытаний для оценки эффективности в реальных условиях. Перспективным направлением является дообучение языковой модели на новых специализированных корпусах и внедрение дополнительных XAI-методов, для повышения интерпретируемости и надёжности системы.

Предложенная система отвечает актуальным задачам современной медицины и воспроизводимости диагностики, а также открывает новые возможности для интеллектуализации и автоматизации клинической экспертизы

## Благодарности

Авторы выражают особую благодарность компании «Yadro «KHC Грунн» за предоставление необходимого вычислительного оборудования. Авторы выражают свою признательность Трусову И.А., Лебедеву А. Д. и Кузнецову Е.М. за помощь в работе.

## Список литературы

1. Хроническая обструктивная болезнь легких (ХОБЛ) : [информационный бюллетень]// Всемирная организация здравоохранения (ВОЗ): [офиц. сайт]. – ВОЗ, 2024. – Дата публикации: 16 марта 2023. – URL: [https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/chronic-obstructive-pulmonary-disease-\(copd\)](https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/chronic-obstructive-pulmonary-disease-(copd)).
2. NIH Chest X-rays : [набор данных] / National Institutes of Health Chest X-Ray Dataset // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/nih-chest-xrays/data/data> (дата обращения: 10.01.2025).
3. CheXpert-v1.0-small : [набор данных] // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/ashery/chexpert> (дата обращения: 10.01.2025).
4. Molnar Christoph. Interpretable Machine Learning : A Guide for Making Black Box Models Explainable. – URL : <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book> (дата обращения: 20.03.2025).
5. XAI Methods - Integrated Gradients - Blog by Kemal Erdem / Kemal Erdem. – Дата публикации: 18.04.2022. – URL: <https://erdem.pl/2022/04/xai-methods-integrated-gradients> (дата обращения: 10.04.2025).
6. Explainable Artificial Intelligence (XAI) 2.0: A manifesto of open challenges and interdisciplinary research directions / L. Longo, M. Brcic, F. Cabitza [и др.] // Information Fusion. – 2024. – Т. 106. – С. 102301. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102301>.
7. Benenson R., Popov S., Ferrari V. Large-scale interactive object segmentation with human annotators // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2019. – С. 11700-11709.
8. T5: Text-to-text Transformers (Part One) / Cameron R. Wolfe. – Дата публикации: 27.03.2023– URL: <https://cameronwolfe.substack.com/p/t5-text-to-text-transformers-part> (дата обращения: 28.02.2025).