

Алексанян Гарник Мгерович

*Магистрант, Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования «Московский
политехнический университет», г. Москва*

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ПАТОЛОГИЧЕСКИХ ИЗМЕНЕНИЙ ЛЁГКИХ ПО РЕНТГЕНОГРАММАМ

Аннотация

В статье рассматривается применение сверточных нейронных сетей для автоматизированного выявления патологических изменений лёгких по рентгенограммам органов грудной клетки. Актуальность темы связана с распространённостью заболеваний дыхательной системы, значимостью факторов курения и вейпинга, а также необходимостью повышения эффективности первичного анализа медицинских изображений. Особое внимание уделяется роли обучающих данных, предварительной обработке рентгенограмм, вероятностной интерпретации результатов и ограничениям использования искусственного интеллекта в медицинской диагностике. Работа рассматривается в контексте разработки программного обеспечения для выявления патологий лёгких, ассоциированных с курением и вейпингом. Подчёркивается, что такая система не должна самостоятельно ставить диагноз, а должна использоваться как вспомогательный инструмент для формирования вероятностной оценки.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, рентгенография, патологии лёгких, искусственный интеллект, глубокое обучение, курение, вейпинг.

Введение

Заболевания органов дыхания остаются одной из актуальных медицинских и социально значимых проблем. Они могут быть связаны как с инфекционными процессами, так и с длительным воздействием внешних факторов риска: курением, вейпингом, загрязнением воздуха, профессиональными вредностями и образом жизни пациента. При этом многие патологические изменения лёгких

на ранних стадиях могут протекать малозаметно, что повышает значение своевременного анализа инструментальных исследований.

Одним из наиболее распространённых методов первичной визуализации органов грудной клетки является рентгенография. Она применяется для выявления пневмонии, фиброзных изменений, эмфиземы, пневмоторакса, плевральных изменений, узелковых и объёмных образований. Рентгенография отличается доступностью, сравнительно низкой стоимостью и высокой скоростью выполнения, поэтому она широко используется как в клинической практике, так и при массовых обследованиях.

Однако интерпретация рентгенограмм требует высокой квалификации специалиста. Врач-рентгенолог анализирует качество снимка, анатомические структуры, характер затемнений, форму и локализацию изменений, а также сопоставляет изображение с клиническими данными пациента. При большом потоке исследований возрастает нагрузка на специалиста, а слабовыраженные изменения могут быть пропущены или интерпретированы неоднозначно.

В связи с этим всё большее значение приобретают системы искусственного интеллекта, способные выполнять предварительный анализ медицинских изображений. Особый интерес представляют сверточные нейронные сети, которые хорошо зарекомендовали себя в задачах компьютерного зрения. Они позволяют автоматически выделять визуальные признаки изображения и использовать их для классификации патологических изменений.

Сверточные нейронные сети в задаче анализа рентгенограмм лёгких

Сверточные нейронные сети являются одним из основных инструментов глубокого обучения, применяемых в задачах анализа изображений. Их преимущество заключается в способности автоматически выделять признаки из входного изображения без ручного задания всех диагностически значимых характеристик. На ранних слоях сеть может распознавать простые элементы: контуры, границы, перепады яркости и текстуры. На более глубоких слоях формируются сложные признаки, которые могут быть связаны с определёнными патологическими изменениями.

При анализе рентгенограмм органов грудной клетки сверточная нейронная сеть получает на вход изображение, приведённое к определённому размеру и формату. После прохождения через слои модели формируется набор числовых признаков, на основе которых сеть выдаёт вероятности по заданным классам. Например, модель может оценивать вероятность наличия пневмонии, фиброза, эмфиземы, пневмоторакса, плевральных изменений, узелковых или объёмных образований.

Особенность рентгенограмм заключается в том, что патологические признаки на них могут быть выражены слабо. Некоторые изменения проявляются не как очевидный объект, а как изменение плотности, неравномерность лёгочного рисунка, локальное затемнение или деформация структуры. Поэтому задача анализа рентгеновских изображений сложнее обычной классификации изображений, где объект часто имеет чёткие границы и хорошо различим визуально.

Для анализа патологий лёгких особенно важна мультилейбловая постановка задачи. На одном снимке может присутствовать не один, а несколько признаков одновременно. Например, у пациента могут наблюдаться фиброзные изменения, плевральное утолщение и признаки эмфиземы. Поэтому модель должна не просто выбирать один класс, а формировать набор вероятностей по нескольким возможным патологическим признакам.

Применение нейросетевых методов к рентгенограммам органов грудной клетки подтверждает возможность использования глубокого обучения для распознавания патологических изменений лёгких, включая случаи воспалительных процессов и других нарушений структуры лёгочной ткани. При этом такие модели наиболее эффективны при наличии качественной обучающей выборки, корректной разметки и устойчивой процедуры предварительной обработки изображений [2; 3].

В то же время эффективность сверточной сети зависит не только от архитектуры модели. На результат влияют качество обучающей выборки, корректность разметки, баланс классов, этапы предварительной обработки и

способ оценки качества. Поэтому при разработке программного обеспечения важно рассматривать нейросеть не как изолированный элемент, а как часть более широкой системы обработки и интерпретации медицинских данных.

В составе программного комплекса сверточная нейронная сеть может выступать основным модулем анализа изображения. Она отвечает за получение вероятностей по рентгенологическим признакам. Однако дальнейшая интерпретация этих вероятностей должна выполняться с учётом дополнительных данных пациента, включая возраст, симптомы, стаж курения, вейпинг и показатель «пачка-лет».

Обучающие данные, предобработка и контроль качества изображений

Качество обучающих данных является одним из ключевых условий успешного применения искусственного интеллекта в медицинской визуализации. Даже сложная и современная нейросетевая архитектура не сможет давать устойчивые результаты, если обучающая выборка содержит ошибки, противоречивую разметку, технически некачественные изображения или выраженный дисбаланс классов. Поэтому работа с данными является не менее важной частью исследования, чем выбор модели.

Для задач анализа рентгенограмм лёгких обучающая выборка должна включать изображения с различными патологическими признаками, а также снимки без выраженных изменений. Важно, чтобы данные отражали разнообразие реальных случаев: разные возрастные группы, различное качество снимков, разные аппараты, различные степени выраженности патологий. Если выборка слишком узкая, модель может хорошо работать только на похожих данных, но хуже переноситься на новые изображения.

Особое значение имеет экспертная разметка. В медицинских задачах она должна выполняться специалистами, поскольку слабовыраженные признаки могут быть неоднозначными. Кроме того, один и тот же снимок может содержать несколько патологических изменений, что требует более сложной схемы разметки. Ошибки на этом этапе напрямую влияют на обучение модели: если

сеть обучается на некорректных метках, она начинает воспроизводить эти ошибки в дальнейшем.

Для медицинских систем искусственного интеллекта принципиальное значение имеют методология формирования обучающих выборок, единые правила экспертной разметки, проверка качества исходных данных и использование специализированного инструментария. Даже при различии между компьютерной томографией и рентгенографией общие требования к подготовке обучающих данных остаются сходными: выборка должна быть репрезентативной, проверяемой и пригодной для последующего обучения модели [1].

Перед передачей рентгенограммы в модель выполняется предварительная обработка изображения. Обычно она включает изменение размера, нормализацию яркости, масштабирование значений пикселей и подготовку входного тензора. Эти операции необходимы для того, чтобы снимки, поступающие в модель, соответствовали формату данных, использованному при обучении. Если изображение на этапе эксплуатации обрабатывается иначе, чем во время обучения, качество предсказаний может снизиться.

Предобработка особенно важна из-за различий между рентгенограммами, полученными на разном оборудовании и в разных условиях. Снимки могут отличаться контрастностью, яркостью, разрешением, степенью шума и положением пациента. Без нормализации модель может обучиться не медицинским признакам, а техническим особенностям конкретного набора данных. Поэтому единая цепочка обработки является обязательным элементом программной системы.

Отдельного внимания требует контроль качества входного изображения. Некачественная рентгенограмма может содержать смаз, неправильную экспозицию, обрезанные области лёгких, посторонние объекты или некорректную укладку пациента. В таких случаях система должна либо снижать уверенность результата, либо предупреждать пользователя о том, что снимок может быть непригоден для надёжного анализа. Использование искусственного

интеллекта для контроля качества выполнения рентгенографии органов грудной клетки является отдельным направлением, связанным с проверкой укладки пациента, технических параметров снимка и корректности данных исследования [5].

Архитектура системы и вероятностная интерпретация результатов

Программная система для выявления патологических признаков лёгких может быть представлена как последовательность нескольких этапов. Сначала пользователь загружает рентгенографическое изображение и вводит дополнительные данные пациента. Затем изображение проходит предварительную обработку и передаётся в сверточную нейронную сеть. После этого модель формирует вероятности по отдельным патологическим признакам, а система объединяет эти значения с клинико-анамнестическими параметрами.

Входными данными такой системы могут быть не только рентгенограмма, но и структурированная информация о пациенте: возраст, симптомы, стаж курения, факт употребления электронных сигарет, показатель «пачка-лет» и другие параметры. Это важно, поскольку сама рентгенограмма показывает только визуальные признаки, но не объясняет их причину. Дополнительные данные позволяют сформировать более содержательную вероятностную оценку риска.

Архитектурно систему можно разделить на несколько модулей. Первый модуль отвечает за загрузку и проверку изображения. Второй выполняет предобработку. Третий запускает нейросетевую модель и получает вероятности по классам. Четвёртый объединяет результаты анализа изображения с данными пациента. Пятый формирует итоговую сводку, удобную для пользователя. Такой подход позволяет сделать систему более понятной, расширяемой и пригодной для экспериментальной проверки.

Ключевым принципом является разделение анализа изображения и медицинской интерпретации. Нейросеть может показать, что на снимке присутствуют признаки, похожие на пневмонию, эмфизему, фиброз или другое состояние. Однако она не должна утверждать, что у пациента точно есть

заболевание. Ещё более некорректно утверждать, что выявленная патология вызвана именно курением. Причинно-следственные выводы требуют полноценной медицинской диагностики и анализа анамнеза.

Поэтому результат работы системы должен формулироваться осторожно. Вместо фразы «у пациента выявлена пневмония» корректнее использовать формулировку: «модель обнаружила признаки, соответствующие пневмонии, с повышенной вероятностью». Вместо фразы «патология вызвана курением» следует писать: «наличие факторов курения может повышать риск ряда патологических изменений, однако причина конкретного состояния требует медицинской оценки».

Такая вероятностная интерпретация особенно важна для медицинских систем искусственного интеллекта. Разрабатываемое программное обеспечение должно выступать не как диагностическая система, а как инструмент поддержки анализа. Оно может помочь структурировать данные, выделить подозрительные признаки и сформировать предварительную сводку, но окончательное заключение должно оставаться за врачом.

Для повышения доверия к результатам могут применяться методы объяснимого искусственного интеллекта, например Grad-CAM. Они позволяют визуально показать области рентгенограммы, которые оказали наибольшее влияние на решение модели. Использование методов объяснимого искусственного интеллекта в анализе рентгеновских снимков грудной клетки повышает интерпретируемость результата и позволяет лучше оценивать, на какие области изображения ориентировалась модель при формировании прогноза [4].

Оценка качества, ограничения и практическое значение для диссертации

Для оценки качества сверточной нейронной сети используются различные метрики: accuracy, precision, recall, F1-score и ROC-AUC. Однако в медицинских задачах нельзя ограничиваться только общей точностью. Если патологические случаи встречаются редко, модель может показывать высокую accuracy за счёт

частого предсказания нормы, но при этом плохо выявлять реальные патологии. Поэтому необходимо использовать несколько метрик одновременно.

Особое значение имеет recall, то есть чувствительность модели к положительным случаям. Для задач предварительного анализа рентгенограмм важно не пропустить потенциально значимые изменения. Однако precision также остаётся важной метрикой, поскольку большое количество ложноположительных результатов создаёт дополнительную нагрузку на специалиста и может приводить к ненужной тревожности пациента. Поэтому выбор порога принятия решения должен зависеть от назначения системы.

Если система используется как вспомогательный скрининговый инструмент, допустим более чувствительный режим, при котором модель чаще отмечает потенциально подозрительные случаи. Если же система применяется для автоматической фильтрации снимков без выраженных изменений, требуется особенно высокая надёжность отрицательного результата. В обоих случаях модель должна проходить проверку на независимых данных, не использованных при обучении.

Несмотря на перспективность сверточных нейронных сетей, их применение имеет ограничения. Во-первых, модель зависит от обучающей выборки. Если она обучалась на данных из одного источника, её качество может снизиться на снимках из другой клиники или другого оборудования. Во-вторых, медицинская разметка может быть неоднозначной. В-третьих, модель анализирует только те данные, которые ей переданы, и не заменяет полноценного медицинского обследования.

Ещё одно ограничение связано с юридической и этической стороной применения искусственного интеллекта. Система не должна вводить пользователя в заблуждение и представлять вероятностный результат как окончательное медицинское заключение. В интерфейсе и в текстовой сводке необходимо явно указывать, что результат носит вспомогательный характер и требует интерпретации специалистом.

Практическое значение такой системы заключается в объединении нескольких компонентов: анализа медицинского изображения, применения сверточной нейронной сети, учёта факторов курения и вейпинга, расчёта вероятностной оценки и формирования итоговой сводки. Это позволяет рассматривать систему не просто как отдельную модель машинного обучения, а как программный комплекс для поддержки анализа патологий лёгких.

Таким образом, применение сверточных нейронных сетей в задаче анализа рентгенограмм лёгких является обоснованным и актуальным. Оно позволяет связать современные методы искусственного интеллекта с практической задачей обработки медицинских изображений, а также показать, как программная система может помогать в оценке патологических признаков, не подменяя при этом медицинскую диагностику.

Заключение

Сверточные нейронные сети являются перспективным инструментом для автоматизированного анализа рентгенограмм лёгких. Они позволяют выявлять визуальные признаки патологических изменений и формировать вероятностные оценки по отдельным классам. В контексте диссертационного исследования такие модели могут применяться для анализа патологий, ассоциированных с курением и вейпингом.

При этом важно учитывать ограничения подобных систем. Нейросетевая модель не должна рассматриваться как самостоятельный диагностический инструмент. Её результат является вспомогательной оценкой, которая требует медицинской интерпретации. На качество работы системы влияют обучающие данные, экспертная разметка, предобработка изображений, контроль качества входных снимков и выбор метрик оценки.

Список литературы

1. Кульберг Н.С., Гусев М.А., Решетников Р.В., Елизаров А.Б., Новик В.П., Прокудайло С.Б., Филиппович Ю.Н., Гомболевский В.А., Владзимирский А.В., Камынина Н.Н., Морозов С.П. Методология и инструментарий создания обучающих выборок для систем искусственного интеллекта по распознаванию

рака легкого на КТ-изображениях // Здоровоохранение Российской Федерации. 2020. Т. 64. № 6. С. 343–350.

2. Староверов Н. Е. Распознавание патологий лёгких на рентгенограммах с помощью сверточных нейронных сетей. 2021.

3. Ефремцев В. Г. и др. Классификация рентгеновских изображений грудной клетки больных вирусной пневмонией и COVID-19 с помощью нейронных сетей // Компьютерная оптика. 2021.

4. Беляев М. И. Автоматизация анализа рентгеновских снимков грудной клетки с использованием методов глубокого обучения и объяснимого искусственного интеллекта. 2025.

5. Борисов А. А. и др. Применение технологий искусственного интеллекта как способ обеспечения качества выполнения рентгенографии органов грудной клетки. 2023.