

УДК 004.89

**ИССЛЕДОВАНИЕ И ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ  
ДЛЯ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЛЁГКИХ ПО  
ФЛЮОРОГРАФИЧЕСКИМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ**

**Жумагулов Диас Жолдыгалиевич**

магистрант кафедры Информатики и информационных технологий,

Актюбинский региональный университет имени К. Жубанова,

г.Актобе, Казахстан

**Научный руководитель:** Кереев Адилжан Кутымович

к.ф.-м.н., доцент кафедры Информатики и информационных технологий,

Актюбинский региональный университет имени К. Жубанова,

г.Актобе, Казахстан

*В статье рассматривается применение методов машинного обучения для предварительной диагностики заболеваний лёгких по флюорографическим и рентгенографическим изображениям органов грудной клетки. Актуальность работы обусловлена необходимостью повышения точности и оперативности выявления патологий при массовых профилактических осмотрах и ограниченных ресурсах системы здравоохранения. Цель исследования заключается в разработке и сравнительном анализе нескольких моделей автоматической классификации флюорографических изображений по классам «норма» и «патология». Методологической основой служат алгоритмы, изученные в теоретической части научно-исследовательской работы магистранта, включающие классические линейные модели и современные нейросетевые архитектуры. В рамках исследования реализованы и обучены три модели: классическая модель логистической регрессии на упрощённых признаках, свёрточная нейронная сеть небольшой глубины и модель с переносом обучения на основе предобученной архитектуры. Проведена предобработка и аугментация флюорографических данных, организовано разбиение на обучающую, валидационную и тестовую выборки, реализована процедура обучения и оценки по стандартным метрикам качества классификации. Показано, что простая свёрточная сеть демонстрирует заметное улучшение качества по сравнению с классической моделью, а использование переноса обучения обеспечивает дальнейший прирост точности и устойчивости результатов. Сделаны выводы о целесообразности применения методов глубокого обучения для задач предварительного скрининга и обозначены перспективы развития системы [1,2,5].*

**Ключевые слова:** машинное обучение, глубокое обучение, свёрточные нейронные сети, флюорография, заболевания лёгких, пневмония, предварительная диагностика.

## **Введение**

Заболевания органов дыхания, в том числе пневмония и другие воспалительные и инфекционные процессы в лёгких, являются одной из значимых причин заболеваемости и смертности населения. В практике здравоохранения важное место занимает флюорография органов грудной клетки, позволяющая в рамках массовых профилактических обследований выявлять ранние признаки патологий. Эффективность данного метода во многом зависит от правильной и своевременной интерпретации результатов, которая полностью лежит на враче-рентгенологе. Высокая нагрузка на специалистов, человеческий фактор и неоднородность качества изображений могут приводить к диагностическим ошибкам и задержкам в постановке диагноза.

Современное развитие информационных технологий и машинного обучения создаёт предпосылки для автоматизации отдельных этапов анализа медицинских изображений. Методы машинного обучения и глубокого обучения, особенно свёрточные нейронные сети, продемонстрировали высокую эффективность в задачах классификации и сегментации изображений, включая рентгенограммы органов грудной клетки. Во многих исследованиях показано, что правильно обученные модели могут сопоставимо с экспертом выделять патологические изменения и тем самым служить инструментом предварительного скрининга, позволяя врачу сосредоточить внимание на наиболее подозрительных случаях [2,3,4,8].

Актуальность настоящего исследования определяется необходимостью разработки и экспериментальной проверки прототипов моделей, способных автоматически анализировать флюорографические изображения и выдавать предварительное заключение о наличии или отсутствии патологических изменений. Такая система не предназначена для полной замены врача, а рассматривается как вспомогательный инструмент, повышающий надёжность и скорость диагностики, особенно в условиях высокой нагрузки и дефицита квалифицированных кадров.

Научная новизна работы заключается в комплексном рассмотрении нескольких подходов к классификации флюорографических изображений в рамках единой экспериментальной постановки. В статье сопоставляются результаты трёх моделей, основанных на алгоритмах, изученных в теоретической части научно-исследовательской работы магистранта: классической логистической регрессии, свёрточной нейронной сети, обученной с нуля, и модели с переносом обучения на основе предобученной архитектуры.

Особое внимание уделяется практическим аспектам подготовки данных, выбору архитектур и интерпретации полученных результатов в контексте задачи предварительного скрининга.

Цель исследования состоит в том, чтобы исследовать и применить методы машинного обучения для автоматизированной предварительной диагностики заболеваний лёгких по флюорографическим изображениям, а также сравнить эффективность нескольких моделей, реализованных на основе различных алгоритмических подходов. Для достижения поставленной цели в работе последовательно рассматриваются обзор литературы, описывающий современное состояние области, методология построения и обучения моделей, полученные экспериментальные результаты и их обсуждение.

### **Методы**

Объектом исследования в данной работе являются флюорографические и рентгенографические изображения органов грудной клетки, содержащие как нормальные снимки, так и изображения с признаками патологии. Предметом исследования выступают методы машинного обучения, применяемые к анализу указанных изображений и решающие задачу бинарной классификации по двум классам.

Исходные данные представлены в виде набора цифровых изображений, организованных по классам. Для обеспечения корректной оценки качества модели данные разбиваются на три части. Первая часть используется для обучения моделей и включает основной объём изображений. Вторая часть служит для валидации, то есть контроля за процессом обучения и подбором гиперпараметров. Третья часть, тестовая, полностью исключается из процесса обучения и применяется только для итоговой оценки качества построенных моделей.

Все изображения проходят единообразную предобработку. В рамках этой процедуры изображения приводятся к унифицированному размеру, переводятся в оттенки серого и нормализуются по интенсивности. Для повышения разнообразия обучающей выборки и уменьшения риска переобучения проводится аугментация данных. Используются простые геометрические преобразования, такие как небольшие повороты и отражения, а также изменения яркости и контраста в допустимых пределах, не искажающих диагностически значимую информацию.

На основе теоретических разделов научно-исследовательской работы магистранта реализованы три модели, соответствующие различным классам алгоритмов машинного обучения.

Первая модель относится к классу классических линейных алгоритмов и представляет собой логистическую регрессию. Для её обучения изображения преобразуются в набор упрощённых признаков. Это могут быть агрегированные статистики по интенсивности, характеристики распределения

яркости и простые текстурные признаки. Логистическая регрессия обучается по этим признакам с использованием стандартной функции потерь для бинарной классификации и позволяет получить базовый ориентир по качеству [1,7].

Вторая модель основана на свёрточной нейронной сети небольшой глубины. Архитектура включает чередование свёрточных слоёв, нелинейных функций активации и слоёв подвыборки. На заключительном этапе используются полносвязные слои, формирующие скалярный выход, интерпретируемый как логит вероятности принадлежности к классу патологии. В процессе обучения применяется функция потерь, учитывающая непрерывный характер логитов, и оптимизационный метод, реализующий адаптивное изменение шага градиентного спуска. Данная модель получает на вход непосредственно изображения после минимальной предобработки, и извлечение информативных признаков происходит автоматически в процессе обучения [2].

Третья модель реализует подход переноса обучения. В её основе лежит предобученная свёрточная архитектура, обученная ранее на большом наборе изображений общего назначения. Слои, отвечающие за извлечение признаков, используются в готовом виде, а завершающие слои классификации заменяются на новые, адаптированные под задачу различия нормальных и патологических флюорограмм. В зависимости от выбранной конфигурации часть предобученных слоёв может оставаться фиксированной, а часть дообучаться на медицинском датасете. Такой подход позволяет использовать обобщённые изображения признаков и получать более высокое качество при ограниченном объёме специализированных данных [2,5].

Для оценки качества работы моделей применяются общепринятые в машинном обучении метрики. Рассматривается доля правильных ответов, отражающая общую точность классификации. Дополнительно анализируется поведение модели по каждому из классов, что выражается через показатели точности для положительного класса, чувствительности и гармонического среднего этих величин. Для визуальной оценки качества классификации используется матрица ошибок, позволяющая выявить характер ложноположительных и ложноотрицательных решений.

## **Результаты**

Реализация и обучение моделей позволили получить набор экспериментальных результатов, отражающих эффективность каждого из трёх подходов. Классическая модель логистической регрессии, обученная на упрощённых признаках, показала ограниченное качество классификации. Несмотря на простоту реализации и интерпретируемость параметров, такая модель не способна в полной мере учитывать сложную пространственную структуру флюорографических изображений и слабые локальные изменения, характерные для ранних стадий заболеваний лёгких.

Свёрточная нейронная сеть небольшой глубины продемонстрировала заметно более высокие показатели по основным метрикам. В процессе обучения наблюдалось устойчивое снижение значения функции потерь и рост точности на обучающей выборке. При оценке на отложенной тестовой выборке достигнуто качество, свидетельствующее о практической пригодности модели для задач предварительного скрининга. При этом анализ матрицы ошибок показывает, что часть нормальных снимков классифицируется как патологические, в то время как доля пропущенных патологий относительно невелика. Такое распределение ошибок предпочтительно в задачах раннего выявления, где более допустимо ошибочное направление здорового пациента на дополнительное обследование, чем пропуск реального случая заболевания.

Модель с переносом обучения продемонстрировала наиболее высокое качество классификации среди рассмотренных вариантов. Использование предобученной свёрточной архитектуры позволило опираться на заранее сформированные признаки, что особенно важно при ограниченном объёме специализированных данных. Метрики качества для данной модели превосходят результаты как классической логистической регрессии, так и базовой свёрточной сети, а поведение на тестовой выборке характеризуется большей устойчивостью. Модель лучше справляется с трудно различимыми случаями и демонстрирует более сбалансированное отношение к ошибкам разных типов.

Сравнение трёх подходов показывает закономерный рост качества по мере усложнения используемых алгоритмов. Переход от классической модели к свёрточной сети обеспечивает существенный прирост точности за счёт автоматического извлечения иерархии признаков из изображений. Использование переноса обучения дополнительно улучшает результаты, что согласуется с данными современной научной литературы по анализу медицинских изображений [3,8].

### **Обсуждение**

Полученные результаты подтверждают перспективность применения методов машинного обучения и глубокого обучения к задаче предварительной диагностики заболеваний лёгких по флюорографическим изображениям. Классическая модель логистической регрессии выполняет роль исходного базового решения, позволяющего оценить, насколько существенно использование более сложных архитектур. Её ограничения связаны с необходимостью ручного конструирования признаков и неспособностью полноценно учитывать пространственную структуру изображений.

Свёрточная нейронная сеть обеспечивает качественный переход к более информативному представлению данных. Автоматическое извлечение признаков на нескольких уровнях абстракции позволяет модели выявлять как крупные изменения, так и более тонкие структуры, которые могут быть важны

для диагностики. В то же время наблюдение о некотором переобучении и расхождении между качеством на обучающей и тестовой выборках указывает на необходимость применения дополнительных методов регуляризации, а также расширения и диверсификации обучающего набора.

Модель с переносом обучения демонстрирует, что использование предварительно обученных архитектур является эффективным способом повышения качества классификации при работе с медицинскими изображениями. Такой подход позволяет значительной мере компенсировать ограниченный объём специализированных данных и использовать наработанные в других задачах визуальные признаки. Однако применение переноса обучения требует аккуратного выбора архитектуры, настройки режима дообучения и контроля за возможным смещением данных [2,5].

Важным аспектом практического внедрения подобных систем является интерпретируемость их решений. Методы визуализации внимания нейросетей позволяют отображать области изображения, на которые опирается модель, что может служить дополнительным инструментом для врача при анализе сложных случаев. Включение таких механизмов в прототип системы способно повысить доверие к результатам алгоритмической диагностики и облегчить выявление причин ошибочных решений [6].

Ограничениями проведённого исследования являются специфика использованного датасета, двухклассовая постановка задачи и отсутствие учёта широкого спектра лёгких патологий, встречающихся в реальной клинической практике. Тем не менее полученные результаты создают основу для дальнейшего расширения работы. В перспективе представляется целесообразным переход к многоклассовой классификации, включающей различные типы заболеваний и состояний, усложнение архитектур моделей, интеграцию дополнительных источников данных, а также разработку удобного пользовательского интерфейса для клинического применения.

### **Заключение**

В результате проведённого исследования разработан и экспериментально апробирован комплекс методов машинного обучения для предварительной диагностики заболеваний лёгких по флюорографическим изображениям. На основе алгоритмов, изученных в теоретических разделах научно-исследовательской работы магистранта, реализованы три модели, отражающие эволюцию подходов к анализу медицинских изображений от классических линейных моделей к современным нейросетевым архитектурам.

Классическая модель логистической регрессии показала ограниченную эффективность и подтвердила, что при работе с изображениями её применимость без сложной системы выделения признаков невелика. Свёрточная нейронная сеть небольшой глубины продемонстрировала существенно более высокое качество классификации и показала, что даже

относительно простая архитектура глубокого обучения может обеспечить уровень точности, достаточный для использования модели в качестве инструмента предварительного скрининга. Модель с переносом обучения на основе предобученной свёрточной архитектуры обеспечила наилучшие показатели качества и устойчивости и подтвердила целесообразность использования данного подхода при ограниченном объёме медицинских данных.

Сделанные выводы позволяют рассматривать методы глубокого обучения как перспективную основу для создания систем поддержки принятия решений при диагностике заболеваний лёгких по флюорографическим изображениям. Дальнейшее развитие работы связано с расширением набора данных, совершенствованием архитектур моделей, более подробным анализом метрик качества и интеграцией прототипа в программный комплекс, ориентированный на использование в медицинских организациях [3,8].

### **Список использованной литературы**

- 1.Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
- 2.Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
- 3.Litjens G. et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 2017, 42, 60–88.
- 4.Rajpurkar P. et al. CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning. *arXiv preprint arXiv:1711.05225*, 2017.
- 5.Tan M., Le Q. V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1905.11946*, 2019.
- 6.Selvaraju R. R. et al. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017, 618–626.
- 7.Лимановская О. В. Основы машинного обучения. Учебное пособие. Екатеринбург, Уральский федеральный университет, 2020.
- 8.Lundervold A. S., Lundervold A. Medical image analysis using convolutional neural networks: A review. *Neural Networks*, 2019, 115, 11–29.

### **ФЛЮОРОГРАФИЯЛЫҚ КЕСКІНДЕР АРҚЫЛЫ ӨКПЕ АУРУЛАРЫН АЛДЫН АЛА ДИАГНОСТИКАЛАУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІН ЗЕРТТЕУ ЖӘНЕ ҚОЛДАНУ**

**Жұмагулов Диас Жолдығалиевич**

**Ғылыми жетекші:** Кереев Адилжан Кутымович

*Мақалада кеуде мүшелерінің флюорографиялық және рентгендік бейнелері бойынша өкпе ауруларын алдын ала диагностикалау үшін машиналық оқыту әдістерін қолдану қарастырылады. Жұмыстың өзектілігі жаппай*

профилактикалық тексерулер мен денсаулық сақтау жүйесінің шектеулі ресурстарында патологияны анықтаудың дәлдігі мен жеделдігін арттыру қажеттілігімен байланысты. Зерттеудің мақсаты флюорографиялық кескіндерді "норма" және "патология" сыныптары бойынша автоматты түрде жіктеудің бірнеше модельдерін әзірлеу және салыстырмалы талдау болып табылады. Әдістемелік негіз-магистранттың гылыми-зерттеу жұмысының теориялық бөлімінде зерттелген Алгоритмдер, оның ішінде классикалық сзызықтық модельдер мен заманауи нейрондық архитектуралар. Зерттеу барысында үш модель жүзеге асырылды және оқытылды: жеңілдетілген белгілердегі логистикалық регрессияның классикалық моделі, таяз тереңдіктегі конволюциялық нейрондық жәлі және алдын ала дайындалған архитектурага негізделген оқытууды тасымалдау моделі. Флюорографиялық деректерді алдын ала өндөу және ұлғайту жүргізілді, оқыту, валидациялық және тесттік іріктемелерге бөлу үйымдастырылды, жіктеу сапасының стандартты көрсеткіштері бойынша оқыту және бағалау рәсімі іске асырылды. Қарапайым конволюциялық жәлі классикалық модельге қарағанда сапаның айтарлықтай жақсарғанын көрсетеді және оқытууды тасымалдауды пайдалану нәтижелердің дәлдігі мен тұрақтылығының одан әрі артуын қамтамасыз етеді. Алдын ала скринингтік тапсырмалар үшін терең оқыту әдістерін қолданудың орындылығы туралы қорытындылар жасалды және жүйенің даму перспективалары белгіленді [2,3,5].

**Кілт сөздері:** машиналық оқыту, терең оқыту, конволюциялық нейрондық желілер, флюорография, өкпе аурулары, пневмония, алдын ала диагностика.

## RESEARCH AND APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR PRELIMINARY DIAGNOSIS OF LUNG DISEASES BASED ON FLUOROGRAPHIC IMAGES

*Zhumagulov Dias Zholdygalievich*

**Scientific supervisor:** Kereev Adilzhan Kutymovich

*The article discusses the use of machine learning methods for preliminary diagnosis of lung diseases based on fluorographic and radiographic images of the chest organs. The relevance of the work is due to the need to improve the accuracy and efficiency of detecting pathologies during mass preventive examinations and limited resources of the healthcare system. The aim of the study is to develop and comparatively analyze several models for the automatic classification of fluorographic images into "normal" and "pathological" categories. The*

*methodological basis is provided by algorithms studied in the theoretical part of the master's research work, including classical linear models and modern neural network architectures. Three models were implemented and trained as part of the study: a classical logistic regression model based on simplified features, a shallow convolutional neural network, and a model with transfer learning based on a pre-trained architecture. Fluorographic data was preprocessed and augmented, divided into training, validation, and test samples, and trained and evaluated using standard classification quality metrics. It was shown that a simple convolutional network demonstrates a noticeable improvement in quality compared to the classical model, and the use of transfer learning provides a further increase in accuracy and stability of results. Conclusions have been drawn about the feasibility of applying deep learning methods for preliminary screening tasks, and prospects for the system's development have been outlined [2,3,5].*

**Keywords:** machine learning, deep learning, convolutional neural networks, fluorography, lung diseases, pneumonia, preliminary diagnosis.