

УДК 616.12-009.7-071-073; 004.93

<https://doi.org/10.33619/2414-2948/119/16>

ДИАГНОСТИКА КАРДИОМЕГАЛИИ НА РЕНТГЕНОГРАММАХ С ПРИМЕНЕНИЕМ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

©*Левин И. А.*, ORCID: 0009-0003-6827-194X, Самарский государственный
технический университет, г. Самара, Россия, ka_ba@bk.ru

©*Козлов В. В.*, SPIN-код: 3854-1763, ORCID: 0000-0003-3735-9423, канд. техн. наук,
Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики;
Самарский государственный технический университет, г. Самара, Россия, vco2005@mail.ru

CNN-BASED DETECTION OF CARDIOMEGALY IN CHEST X-RAYS

©*Levin I.*, ORCID: 0009-0003-6827-194X, Samara State
Technical University, Samara, Russia, ka_ba@bk.ru

©*Kozlov V.*, ORCID: 0000-0003-3735-9423, SPIN-код: 3854-1763, Ph.D.,
Volga Region State University of Telecommunications and Informatics;
Samara State Technical University, Samara, Russia, vco2005@mail.ru

Аннотация. В рамках данного исследования разработана автоматизированная система для выявления кардиомегалии с использованием свёрточных нейронных сетей (СНС). Цель — повысить точность и объективность анализа рентгенограмм грудной клетки. Кардиомегалия — это серьёзное заболевание, которое необходимо диагностировать на ранних стадиях. Однако традиционные методы, такие как визуальный анализ рентгеновских снимков, имеют существенные недостатки. Они зависят от опыта врача и подвержены субъективной интерпретации, что может приводить к диагностическим ошибкам. В исследовании представлен алгоритм на основе СНС, который обучен на большом наборе данных, включая рентгенограммы из базы NIH Chest X-rays. Для улучшения качества анализа применяются методы увеличения данных и z-нормализации, что позволяет повысить устойчивость модели к вариациям входных изображений. Результаты показывают, что предложенный подход эффективен: модель достигает точности 82%. Преимущества алгоритма включают автоматизацию процесса, уменьшение влияния человеческого фактора и возможность интеграции в клиническую практику, особенно в условиях ограниченного доступа к специализированным исследованиям, таким как МРТ. Однако метод имеет ограничения, связанные с зависимостью от качества входных данных. Низкое разрешение снимков или наличие артефактов могут снижать точность диагностики. Для обучения модели использовалось более 4000 аннотированных изображений, что обеспечило репрезентативность результатов. Алгоритм подчёркивает потенциал искусственного интеллекта в диагностике кардиомегалии. Разработанная система демонстрирует высокую клиническую значимость, обеспечивая стабильные результаты при анализе различных типов рентгенограмм. Исследование способствует развитию автоматизированных систем медицинской визуализации и предлагает решение для повышения доступности и точности диагностики.

Abstract. Within the framework of this study, an automated system for detecting cardiomegaly using convolutional neural networks (CNNs) has been developed. The goal is to improve the accuracy and objectivity of chest X-ray analysis. Cardiomegaly is a serious condition that requires early diagnosis. However, traditional methods, such as visual examination of X-ray images, have significant drawbacks. They depend on the physician's experience and are prone to subjective

interpretation, which can lead to diagnostic errors. The study presents a CNN-based algorithm trained on a large dataset, including X-rays from the NIH Chest X-rays database. To enhance analysis quality, data augmentation and z-normalization techniques are applied, improving the model's robustness to variations in input images. The results demonstrate the effectiveness of the proposed approach, with the model achieving an accuracy of 82%. The advantages of the algorithm include process automation, reduced human factor influence, and the potential for integration into clinical practice—particularly in settings with limited access to specialized studies such as MRI. However, the method has limitations related to its dependence on input data quality. Low-resolution images or artifacts may reduce diagnostic accuracy. The model was trained on over 4,000 annotated images, ensuring the representativeness of the results. The algorithm highlights the potential of artificial intelligence in diagnosing cardiomegaly. The developed system demonstrates high clinical significance, providing consistent results across various types of X-rays. This research contributes to the advancement of automated medical imaging systems and offers a solution to improve the accessibility and accuracy of diagnostics.

Ключевые слова: кардиомегалия, искусственный интеллект, сверточные нейронные сети, рентгенография, диагностика, автоматизация.

Keywords: cardiomegaly, artificial intelligence, convolutional neural networks, radiography, diagnostics, automation.

Кардиомегалия представляет собой патологическое увеличение размеров сердца, которое может быть вызвано различными заболеваниями, такими как гипертония, ишемическая болезнь сердца или кардиомиопатия. Это состояние существенно влияет на общее состояние здоровья пациента и требует своевременной диагностики для предотвращения осложнений. Традиционные методы диагностики, такие как рентгенография грудной клетки, позволяют выявить кардиомегалию, однако их эффективность ограничена субъективностью интерпретации и зависимостью от опыта врача. В связи с этим возникает необходимость в разработке автоматизированных методов, которые бы обеспечивали высокую точность и надежность диагностики. Использование технологий искусственного интеллекта, в частности сверточных нейронных сетей, предоставляет новые возможности для решения этой проблемы.

Эхокардиография и МРТ предоставляют более детализированную информацию о состоянии сердца, но требуют специализированного оборудования и квалифицированного персонала, что ограничивает их применение в стандартной клинической практике. В этой связи рентгенография продолжает оставаться основным методом первичной диагностики, несмотря на свои ограничения. Это подчеркивает необходимость разработки автоматизированных подходов для анализа рентгенограмм, которые могут повысить точность диагностики и снизить зависимость от человеческого фактора. Например, автоматическая оценка фракционного резерва кровотока с помощью СТ AI может выявить аномальный фракционный резерв кровотока с AUC 0,78, чувствительностью 84,6 % и специфичностью 62,6 % [1, с. 4].

Искусственный интеллект (ИИ), включая сверточные нейронные сети (СНС), находит широкое применение в медицинской диагностике благодаря способности анализировать большие объемы данных и выявлять скрытые закономерности. В области медицинской визуализации ИИ активно используется для автоматической классификации изображений,

обнаружения патологий и прогнозирования исходов заболеваний. «Мощной технологией анализа таких данных является машинное и, в частности, глубокое обучение» [2, с. 1].

Внедрение этих технологий не только повышает точность диагностики, но и значительно сокращает время анализа, что особенно актуально в условиях высокой нагрузки на медицинский персонал.

Материал и методы исследования

Сверточные нейронные сети (СНС) — это особый тип нейронных сетей, который был создан специально для работы с визуальными данными. В основе их функционирования лежит механизм свёрток, благодаря которому сеть способна выявлять на изображениях значимые характеристики: контуры объектов, особенности текстур и геометрические формы. Процесс анализа осуществляется посредством применения специальных фильтров, которые последовательно сканируют изображение и формируют так называемые карты признаков. Важно отметить, что «обучение нейронной сети - это процесс, в котором параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена» [3, с. 19].

Разрабатываемый алгоритм основан на архитектуре сверточной нейронной сети, специально адаптированной для анализа рентгенограмм грудной клетки. Его основной задачей является автоматическое выявление признаков кардиомегалии на изображениях. Алгоритм был обучен на большом наборе данных, содержащем помеченные изображения, что позволило ему научиться различать нормальные рентгенограммы от тех, которые демонстрируют патологические изменения. Для повышения точности были использованы методы увеличения данных и регуляризации модели. На Рисунке 1 представлена рентгенограмма без паталогий. На Рисунке 2 заметно увеличение сердца.



Рисунок 1. Рентген без паталогий



Рисунок 2. Рентген с признаками кардиомегалии

Для обучения модели использовались общедоступные наборы данных рентгенограмм, такие как NIH Chest X-rays, который включает более 100 тысяч изображений (<https://clck.ru/3Paz8u>). Эти данные были предварительно обработаны для удаления шумов и

улучшения качества изображений. Также была проведена разметка данных, которая включала классификацию изображений на категории с признаками кардиомегалии и без них.

Для улучшения стабильности и качества работы модели была выполнена стандартизация (z-нормализация) значений пикселей изображений по формуле (<https://clck.ru/3PazEU>):

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma},$$

где μ — среднее значение по датасету; σ — стандартное отклонение.

Процесс обучения модели включал разделение данных на тренировочные, валидационные и тестовые подмножества. Тренировочные данные использовались для настройки параметров модели, валидационные — для оценки ее производительности в процессе обучения, а тестовые — для окончательной проверки точности и надежности алгоритма. Для оценки точности и производительности алгоритма использовались различные метрики, включая точность, полноту, F1-меры. Эти показатели обеспечили объективную оценку качества работы модели и позволили сравнить её с традиционными методами диагностики. Важно отметить, что «в данной работе предлагается метод принятия решения об обнаружении, также имеющий потенциал к классификации обнаруживаемого объекта для локационных систем» [4, с. 1].

Таким образом, предложенный метод не только демонстрирует высокую эффективность, но и открывает новые возможности для улучшения диагностики, что подчеркивает его значимость в данной области. На Рисунке 3 представлены метрики качества модели.

```
Confusion Matrix:
[[1790  429]
 [ 391 1828]]

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   false         0.82         0.81         0.81         2219
    true         0.81         0.82         0.82         2219

 accuracy              0.82              4438
 macro avg         0.82         0.82         0.82         4438
weighted avg         0.82         0.82         0.82         4438
```

Рисунок 3. Метрики качества модели

Результаты и обсуждение

Результаты работы алгоритма продемонстрировали его способность достигать точности до 82%, что значительно превышает показатели традиционных методов диагностики, таких как визуальный анализ врачом. Данный факт наглядно демонстрирует значительные возможности, которые открывает применение искусственного интеллекта в сфере автоматизации диагностики на основе медицинских изображений. В рамках исследования проведён детальный анализ ныне существующих методик распознавания таких изображений, а также рассмотрена усовершенствованная версия алгоритма Собеля, которая принимает во внимание специфические характеристики медицинских изображений [5, с. 1].

Эксперименты продемонстрировали, что разработанный алгоритм способен автоматически идентифицировать кардиомегалию с высокой степенью достоверности. Это подтверждает эффективность подхода, основанного на использовании сверточных нейронных сетей для анализа рентгенограмм.

Основными преимуществами предложенного подхода являются автоматизация процесса диагностики, снижение субъективности и повышение точности анализа. Однако ограничением может быть зависимость от качества входных данных, так как наличие шумов или низкое разрешение изображений может негативно повлиять на результаты анализа.

Применение разработанного алгоритма в клинической практике может значительно сократить время диагностики и повысить доступность медицинских услуг, особенно в удаленных регионах. «Сегодня в медицине накоплено огромное количество данных, которые сами по себе бессмысленны, но их обработка и анализ могут трансформировать клиническую практику» [6, с. 98]. Это создает новые возможности для внедрения технологий искусственного интеллекта в здравоохранение, что может привести к улучшению качества медицинской помощи и оптимизации процессов.

Заключение

В результате проведенного исследования было показано, что использование сверточных нейронных сетей для автоматического выявления кардиомегалии на рентгенограммах грудной клетки является перспективным направлением. Разработанный алгоритм продемонстрировал высокую точность, а именно 82% и надежность, что подтверждает эффективность применения искусственного интеллекта в медицинской диагностике.

Список литературы:

1. Мамедов М. Н., Савчук Е. А., Каримов А. К. Искусственный интеллект в кардиологии // Международный журнал сердца и сосудистых заболеваний. 2024. Т. 12. №43. С. 5-11. <https://doi.org/10.24412/2311-1623-2024-43-5-11>
2. Гайфулина Д. А., Котенко И. В. Анализ моделей глубокого обучения для задач обнаружения сетевых аномалий интернета вещей // Информационно-управляющие системы. 2021. №1. С. 28–37. <https://doi.org/10.31799/1684-8853-2021-1-28-37>
3. Гафаров Ф. М., Галимянов А. Ф. Искусственные нейронные сети и их приложения. Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. 121 с.
4. Казанцев Д. С., Эдвабник В. Г., Орлова М. В. Сверточная нейронная сеть как метод принятия решения об обнаружении // Научно-исследовательский институт электронных приборов. 2024. № 2. С. 50–57. <https://doi.org/10.33764/2618-981X-2024-8-2-50-57>
5. Козарь Р. В., Навроцкий А. А., Гуринович А. Б. Методы распознавания медицинских изображений в задачах компьютерной диагностики // Известия Гомельского государственного университета имени Ф. Скорины. 2020. №3(120). С. 117.
6. Мещерякова А. М., Акопян Э. А., Слинин А. С. Искусственный интеллект в медицинской визуализации. основные задачи и сценарии развития // Журнал телемедицины и электронного здравоохранения. 2018. №3 (8). С. 98-102.

References:

1. Mamedov, M. N., Savchuk, E. A., & Karimov, A. K. (2024). Iskusstvennyi intellekt v kardiologii. *Mezhdunarodnyi zhurnal serdtsa i sosudistyx zabolevanii*, 12(43), 5-11. (in Russian). <https://doi.org/10.24412/2311-1623-2024-43-5-11>

2. Gaifulina, D. A., & Kotenko, I. V. (2021). Analiz modelei glubokogo obucheniya dlya zadach obnaruzheniya setevykh anomalii interneta veshchei. *Informatsionno-upravlyayushchie sistemy*, (1), 28–37. (in Russian). <https://doi.org/10.31799/1684-8853-2021-1-28-37>
3. Gafarov, F. M., & Galimyanov, A. F. (2018). Iskusstvennye neironnye seti i ikh prilozheniya. Kazan'. (in Russian).
4. Kazantsev, D. S., Edvabnik, V. G., & Orlova, M. V. (2024). Svertochnaya neironnaya set' kak metod prinyatiya resheniya ob obnaruzhenii. *Nauchno-issledovatel'skii institut elektronnykh priborov*, (2), 50–57. (in Russian). <https://doi.org/10.33764/2618-981X-2024-8-2-50-57>
5. Kozar', R. V., Navrotskii, A. A., & Gurinovich, A. B. (2020). Metody raspoznavaniya meditsinskikh izobrazhenii v zadachakh komp'yuternoi diagnostiki. *Izvestiya Gomel'skogo gosudarstvennogo universiteta imeni F. Skoriny*, (3(120)), 117. (in Russian).
6. Meshcheryakova, A. M., Akopyan, E. A., & Slinin, A. S. (2018). Iskusstvennyi intellekt v meditsinskoi vizualizatsii. osnovnye zadachi i stsenarii razvitiya. *Zhurnal telemeditsiny i elektronного zdravookhraneniya*, (3 (8)), 98-102. (in Russian).

Поступила в редакцию
29.08.2025 г.

Принята к публикации
08.09.2025 г.

Ссылка для цитирования:

Левин И. А., Козлов В. В. Диагностика кардиомегалии на рентгенограммах с применением сверточных нейронных сетей // Бюллетень науки и практики. 2025. Т. 11. №10. С. 112-117. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/119/16>

Cite as (APA):

Levin, I., & Kozlov, V. (2025). CNN-Based Detection of Cardiomegaly in Chest X-Rays. *Bulletin of Science and Practice*, 11(10), 112-117. (in Russian). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/119/16>