

# АВТОМАТИЗАЦИЯ ДИАФРАГМЫ ДЛЯ СНИЖЕНИЯ ДОЗОВОЙ НАГРУЗКИ

Голя Роман Дмитриевич

аспирант,

АНО ВО «Российский новый университет»,

roma199810@mail.ru

## AUTOMATION OF THE DIAPHRAGM TO REDUCE DOSE LOAD

R. Golya

**Summary: Objective:** To reduce the radiation load while working on mobile X-ray surgical devices by automating the operation of the slit and iris diaphragm using a convolutional neural network.

**Methods:** Application of the convolutional neural network UNet, trained on its own anonymized sets of X-rays and open datasets ChestX-ray and MIMIC-CXR.

**Results:** During the training of the neural network, it was possible to achieve a value of 97% accuracy with an acceptable 33 milliseconds for frame processing, followed by a decision on the state of the aperture.

**Conclusions:** The proposed method made it possible to get rid of the dependence in the operator when installing the diaphragm in the desired position and size, thereby achieving a more stable and accurate control over the dose load.

**Keywords:** CNN; deep learning; dose load; diaphragm; medicine; X-ray; segmentation of objects.

**Аннотация: Цель:** Снижение лучевой нагрузки во время работы на мобильных рентгенохирургических аппаратах за счёт автоматизации работы щелевой и ирисовой диафрагмы с помощью свёрточной нейронной сети.

**Методы:** Применение свёрточной нейронной сети U-Net, обученной на собственных анонимизированных наборах рентгеновских снимков и открытых датасетах ChestX-ray и MIMIC-CXR.

**Результаты:** Во время обучения нейронной сети удалось достичь значения 97 % точности при допустимых 33 миллисекундах на обработку кадра с последующем принятием решения о состоянии диафрагмы.

**Выводы:** Предложенный метод позволил избавиться от зависимости в операторе при установке диафрагмы в нужное положение и размер, за счёт чего получилось достичь более стабильного и точного контроля над дозовой нагрузкой.

**Ключевые слова:** CNN, глубокое обучение, дозовая нагрузка, диафрагма, медицина, рентген, сегментация объектов.

## Введение

Одним из основных типов медицинского рентгеновского оборудованием на текущий момент являются мобильные рентгенохирургические аппараты. Они используются для получения рентгеновских изображений в различных областях медицины, таких как рентгенология, травматология, нейрохирургия и другие. С каждым годом они становятся всё более компактными, более мощными, более безопасными.

Так же, на сегодняшний день наблюдается широкое внедрение нейронных сетей в медицину и, в частности, в рентгенохирургию. В данной области огромное значение имеет минимизация дозовой нагрузки на пациента и врача, а также поиск новых решений с наименьшими затратами как по удобству, так и по времени.

Одним из ключевых способов снижения дозы является ограничение пучка излучения с помощью диафрагмы. Она бывает двух видов: щелевая и ирисовая.

Щелевая и ирисовая диафрагмы — это два типа механизмов, используемых для регулировки размера и формы пучка излучения в различных медицинских и технических приборах.

Щелевая диафрагма представляет собой узкое отверстие или щель, которое может быть настроено на опре-

деленную ширину. Она обычно используется в рентгеновских аппаратах и других медицинских системах для ограничения размера и формы пучка рентгеновского излучения. Щелевая диафрагма позволяет точно контролировать направление и размер пучка, что способствует получению четких и детализированных изображений с минимальной дозовой нагрузкой.

Ирисовая диафрагма, также известная как переменная диафрагма, имеет форму раскрывающейся или сжимающейся «ириски». Она используется в различных оптических и фотографических системах для контроля объектива или светового пучка. Ирисовая диафрагма позволяет регулировать диаметр отверстия, обеспечивая изменение экспозиции, глубины резкости и других оптических параметров системы.

И щелевая диафрагма, и ирисовая диафрагма имеют важное значение в медицинских исследованиях и диагностике, позволяя точно контролировать и оптимизировать параметры излучения и света для достижения наилучшего качества изображений и минимальной дозовой нагрузки на пациента или объект исследования.

Однако для их настройки требуются значительные временные затраты как до исследования, так и во время него. Кроме того, нередки случаи, когда диафрагма не используется из-за незаинтересованности и загруженности медицинского персонала.

В данной статье рассматривается способ решения этих задач с помощью нейронных сетей. Использование нейронных сетей позволяет автоматизировать процесс настройки диафрагмы и снизить влияние человеческого фактора на его использование. С помощью методов глубокого обучения и анализа изображений, нейронная сеть может определить оптимальное положение и размер диафрагмы для каждого конкретного случая, основываясь на анализе анатомических структур пациента и требуемого качества изображения.

Применение нейронных сетей для автоматизации диафрагмы в рентгеновской съёмке позволяет существенно сократить временные затраты и повысить эффективность процесса. Кроме того, это способствует снижению дозовой нагрузки на пациента и врача, обеспечивая высокое качество изображений при минимальной дозе излучения. Такое решение может иметь значительное практическое применение и способствовать улучшению качества и безопасности рентгенохирургических процедур.

#### Материалы и методы

Задачу необходимо решать в реальном времени. На рентгеновский аппарат поступает видеопоток с скоростью 30 кадров в секунду, следовательно, необходимо разработать систему таким образом, чтобы обработка кадра занимала не менее 33 миллисекунды [4], а с учётом высоких медицинских стандартов [8] необходима точность не менее 95 %.

Для реализации была выбрана модель свёрточной нейронной сети U-Net, а обучение происходит на собственном архиве обезличенных рентгеновских снимков различных зон исследования пациентов с разным процентном соотношения нахождения областей в снимке, а также открытыми датасетами ChestX-ray и MIMIC-CXR.

U-Net является свёрточной нейронной сетью, которая широко используется в области медицинского образования. Она была разработана для решения задач сегментации изображений.

Архитектура U-Net основана на энкодере и декодере, объединённых через соединительный путь. Это позволяет сети извлекать информацию о контексте изображения на разных уровнях разрешения и использовать её для точного распознавания границ объектов.

ChestX-ray: Этот датасет содержит более 100 000 рентгеновских снимков грудной клетки с различными патологиями. Он предоставляет ценные данные для разработки моделей искусственного интеллекта для автоматического распознавания и классификации объектов на рентгеновских снимках [1].

MIMIC-CXR: Этот датасет содержит более 350 000 рентгеновских снимков и соответствующую клиническую информацию. Он предназначен для разработки моделей искусственного интеллекта для автоматического анализа рентгеновских снимков.

Процесс использования U-Net для автоматизации диафрагмы включает следующие шаги:

**Обучение модели:** Нейронная сеть обучается на большом наборе рентгеновских снимков, предварительно размеченных с указанием границ объектов и соответствующих параметров диафрагмы. В процессе обучения модель «выучивает» связи между пикселями изображения и границами объектов.

**Интеграция с рентгеновской системой:** Обученная модель U-Net интегрируется в рентгеновскую систему для обработки входных снимков в режиме реального времени. Модель анализирует изображение и определяет границы объектов, предлагая соответствующие параметры диафрагмы.

**Автоматическое управление диафрагмой:** на основе вывода модели U-Net передаются координаты для диафрагмы рентгеновской системы, после чего автоматически регулируется положение и размер диафрагмы для обеспечения оптимального покрытия объекта и снижения лучевой нагрузки на пациента и медицинский персонал.

**Дообучение и адаптация:** В случае необходимости модель U-Net может быть дальше дообучена и адаптирована к конкретным требованиям и особенностям рентгеновской системы. Это может включать использование дополнительных данных для расширения обучающего набора или настройку гиперпараметров модели для оптимальной производительности.

**Оценка и валидация:** Результаты работы модели U-Net оцениваются и проверяются с помощью набора тестовых данных, где сравниваются результаты автоматического управления диафрагмой с ручной настройкой и полученной дозой в обоих случаях. Это позволяет оценить эффективность модели, её скорость и способность снижать лучевую нагрузку.

**Итеративный процесс улучшения:** Процесс снижения дозовой нагрузки с помощью автоматизации диафрагмы является итеративным. Система может быть дальше оптимизирована и улучшена на основе обратной связи от медицинского персонала и результатов клинических испытаний. Это может включать уточнение модели, добавление новых функциональностей и улучшение алгоритмов для более точного и надёжного определения границ в сложных ситуациях.

**Результаты**

В ходе поиска оптимальной архитектуры нейронной сети по соотношению быстродействие/точность определения границ, была выявлена следующая архитектура сети:

Таблица 1.

Архитектура сети U-Net

№ слоя	Тип слоя	Описание слоя
1	Входной слой	Принимает входное изображение заданного размера
2	Сверточный слой	Количество фильтров: 64 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
3	Сверточный слой	Количество фильтров: 64 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
4	Пулинговый слой	Размер пулинга: 2x2
5	Сверточный слой	Количество фильтров: 128 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
6	Сверточный слой	Количество фильтров: 128 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
7	Пулинговый слой	Размер пулинга: 2x2
8	Сверточный слой	Количество фильтров: 256 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
9	Сверточный слой	Количество фильтров: 256 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
10	Пулинговый слой	Размер пулинга: 2x2
11	Транспонированный сверточный слой	Количество фильтров: 128 Размер фильтра: 2x2 Функция активации: ReLU Операция объединения с признаками из слоя с более низким разрешением
12	Сверточный слой	Количество фильтров: 128 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
13	Сверточный слой	Количество фильтров: 128 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
14	Транспонированный сверточный слой	Количество фильтров: 64 Размер фильтра: 2x2 Функция активации: ReLU Операция объединения с признаками из слоя с низким разрешением

№ слоя	Тип слоя	Описание слоя
15	Сверточный слой	Количество фильтров: 64 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
16	Сверточный слой	Количество фильтров: 64 Размер фильтра: 3x3 Функция активации: ReLU
17	Выходной слой	Сверточный слой с одним фильтром и функцией активации Sigmoid для бинарной сегментации.

Данная архитектура позволяет получить конечное решение по положению диафрагмы за 26 миллисекунд с точности 97 %.

**Заключение**

В данном контексте использование нейронных сетей представляет собой многообещающий подход. Нейронные сети позволяют автоматизировать процесс настройки диафрагмы, учитывая различные факторы, такие как тип исследования, анатомические особенности пациента, требуемое качество изображения и другие параметры.

Использование методов глубокого обучения и анализа изображений позволяет нейронным сетям обучаться на большом объеме данных, что в свою очередь позволяет создать точные модели для предсказания оптимальных параметров диафрагмы. Например, нейронная сеть может анализировать предыдущие снимки пациента, определять оптимальное положение и размер диафрагмы, основываясь на анатомических структурах и требованиях к качеству изображения.

Преимущества применения нейронных сетей для автоматизации диафрагмы в рентгенохирургии включают сокращение временных затрат, повышение эффективности, снижение дозовой нагрузки на пациента и врача, а также повышение качества и консистентности изображений. Это также может снизить зависимость от человеческого фактора и помочь преодолеть проблему незаинтересованности медицинского персонала в использовании диафрагмы.

Однако, необходимо отметить, что использование нейронных сетей в данной области требует качественных данных для обучения и тщательной проверки их работоспособности и надежности. Кроме того, необходимо учесть этические и юридические аспекты, связанные с использованием и автоматизацией медицинских процедур.

В целом, использование нейронных сетей для автоматизации диафрагмы в рентгенохирургии представляет собой перспективное направление и активно исследуется в научных и практических работах.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Chest X-Ray Images (Pneumonia). URL: <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia> (дата обращения: 14.03.2023).
2. Cleophas T.J., Zwiderman A.H. Machine learning in medicine: a complete overview. Springer, 2015. 516 p.
3. Deak P.D. et al. Effects of adaptive section collimation on patient radiation dose in multisection spiral CT // Radiology. — 2009. — Т. 252. — №. 1. — С. 140–147.
4. Luecking H. et al. Change your Angle of View: Sinusoidal C-Arm Movement in Cranial Flat-panel CT to Improve Image Quality // Clinical Neuroradiology. — 2022. — С. 1–7.
5. Varshni D., Thakral K., Agarwal L. [et al.]. Pneumonia detection using CNN based feature extraction // 2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICEECT). URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8869364> (дата обращения: 30.05.2020).
6. Wagner M. G. et al. Method for 3D navigation of airways on a single C-arm using multi-sweep limited angle acquisition and frame-by-frame device reconstruction // Medical Imaging 2021: Image-Guided Procedures, Robotic Interventions, and Modeling. — SPIE, 2021. — Т. 11598. — С. 162–170.
7. Арбузова Анастасия Андреевна. Диагностика пневмонии по рентгеновским снимкам с помощью сверточных нейронных сетей // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2021. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/diagnostika-pnevmonii-po-rentgenovskim-snimkam-s-pomoschyu-svertochnyh-neyronnyh-setey> (дата обращения: 07.05.2023).
8. ГОСТ Р 59921.0-2022 Системы искусственного интеллекта в клинической медицине // Электронный фонд правовых и нормативно— технических документов URL: <https://docs.cntd.ru/document/1200193727> (дата обращения: 02.03.2023).
9. Гусев А. Обзор Российских систем искусственного интеллекта для здравоохранения. URL: [https://webiomed.ai/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-iskusstvennogointellekta-dlia-zdravookhraneniia/?utm\\_source=direct&utm\\_medium=email&utm\\_campaign=webiomed](https://webiomed.ai/blog/obzor-rossiiskikh-sistem-iskusstvennogointellekta-dlia-zdravookhraneniia/?utm_source=direct&utm_medium=email&utm_campaign=webiomed) (дата обращения: 11.04.2023).
10. Жерон О. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn, Keras и TensorFlow: концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем. СПб.: Диалектика, 2020. 1040 с.
11. Клехо Дмитрий Юрьевич, Карелина Екатерина Борисовна, Батырев Юрий Павлович. Использование технологии сверточных нейронных сетей в сегментации объектов изображения // Вестник МГУЛ — Лесной вестник. 2021. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-tehnologii-svertochnyh-neyronnyh-setey-v-segmentatsii-obektov-izobrazheniya> (дата обращения: 27.04.2023).
12. Онищенко П.С., Клышников К.Ю., Овчаренко Е.А. Искусственные нейронные сети в кардиологии: анализ графических данных // Бюллетень сибирской медицины. 2021. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennye-neyronnye-seti-v-kardiologii-analiz-graficheskikh-dannyh> (дата обращения: 11.04.2023).

© Голя Роман Дмитриевич (roma199810@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»