

АПРОБАЦИЯ МОДЕЛИ ДЛЯ АНАЛИЗА ДАННЫХ РЕНТГЕНОГРАФИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ С АВТОМАТИЧЕСКИ НАСТРАИВАЕМЫМ КОЛЛИМАТОРОМ

Голя Роман Дмитриевич

Инженер-электронщик, АНО ВО Российский новый университет; ООО «РЕНТГЕН-КОМПЛЕКТ», г. Москва
roma199810@mail.ru

APPROBATION OF A MODEL FOR ANALYZING X-RAY DATA WITH AN AUTOMATICALLY CONFIGURABLE COLLIMATOR

R. Golia

Summary. In this article, the approbation of the model for analyzing X-ray data showed a significant reduction in radiation dose, which, along with accurate consideration of the device's features and anatomy, indicates that the system can meet user requests in the field of radiation reduction and adaptation to the individual characteristics of patients and medical devices. Additional measures have been taken to ensure maximum consistency of our method: Training the model on raw X-rays rather than on processed images. This ensures that the anatomical model does not depend on post-processing algorithms used in various data collection modes; The use of a diverse dataset that includes images with darkened areas in the background (for example, tables, intravenous infusion lines, electrocardiograms, surgical instruments, and hands); Images that went beyond the target procedural phase are included. (for example, from the wrist to the shoulder); An aggressive strategy was used to increase the amount of data.

Keywords: medicine, artificial intelligence, neural networks, radiation dose, data collection, diagnostics, modern algorithms, models.

Аннотация. В настоящей статье апробация модели для анализа данных рентгенографических исследований показала значительное снижение дозы облучения, что наряду с точным учетом особенностей устройства и анатомии свидетельствует о том, что система способна удовлетворить запросы пользователей в области уменьшения радиации и адаптации к индивидуальным характеристикам пациентов и медицинских приборов. Приняты дополнительные меры для обеспечения максимальной согласованности нашего метода: Обучение модели на необработанных рентгеновских снимках, а не на обработанных изображениях. Это гарантирует, что анатомическая модель не будет зависеть от алгоритмов постобработки, используемых в различных режимах сбора данных; Использование разнообразного набора данных, включающего изображения с затемненными участками на заднем плане (например, таблицы, линии внутривенного вливания, электрокардиограммы, хирургические инструменты и руки); Включены изображения, которые выходили за рамки целевой процедурной фазы (например, от запястья до плеча); Использована агрессивная стратегия увеличения объема данных.

Ключевые слова: медицина, искусственный интеллект, нейронные сети, доза облучения, сбор данных, диагностика, современные алгоритмы, модели.

В данной статье мы сосредоточимся на проблеме автоматической коллимации в контексте навигации рентген аппарата или интервенционных устройств и оформим окончательное описание разрабатываемой методики применения нейросети при рентгенографии.

Методы автоматической коллимации не являются специфичными для какого-либо типа вмешательств и являются универсальными, могут быть теоретически применены к любым процедурам, проводимым под рентгеновским контролем [1, 2].

Алгоритм работы, следующий (показан на рисунке 1):

1. Текущее рентгеновское изображение и контекстная информация о процедуре, такая как положение устройства и тип/фаза процедуры, передаются в сверточную нейронную сеть для извлечения признаков.

2. На основе извлеченной тепловой карты важных анатомических областей выделяется прямоугольное поле зрения.
3. Это поле зрения выбирается с учетом анатомических данных и информации об устройстве, представляющем направляющие заслонки.
4. На полученное изображение накладываются два частично затухающих клина. В большинстве интервенционных рентгеновских систем используются жалюзи, представляющие собой свинцовую четырёхстворчатую конструкцию. Две горизонтальные и две вертикальные створки образуют прямоугольное отверстие, а клинья могут свободно вращаться, перемещая латунные фильтры с частичным ослаблением.

В нашем исследовании мы предполагаем, что местоположение устройства определяется с помощью обще-

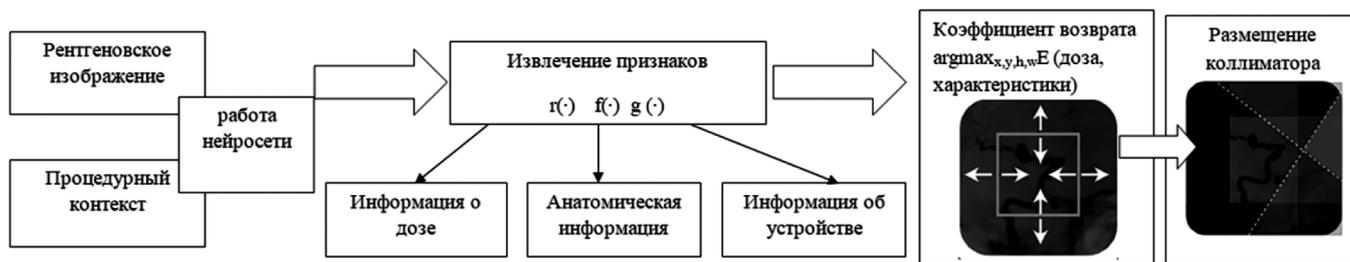


Рис. 1. Алгоритмический процесс автоматической коллимации

принятых методов, таких как электромагнитное отслеживание, волоконно-оптическое 3D-измерение формы (например, Philips Fiber Optic Real-Shape) или любых других методов, уже описанных в литературе. Мы сосредоточимся только на использовании местоположения наконечника устройства.

Кроме того, хотя в большинстве случаев анатомические особенности извлекаются в режиме реального времени с помощью глубокой нейронной сети, эти особенности могут быть получены непосредственно из таких источников, как цифровая субтракционная ангиография (ЦСА), или иным способом.

Учитывая тепловую карту H , которая отображает анатомическую значимость пикселей на рентгеновском изображении, и расположение наконечника рентгеновского устройства, мы формулируем задачу размещения прямоугольного затвора коллиматора как задачу оптимизации [3, 4].

- Общий вид алгоритма разрабатываемого метода:
- введение в систему изначально известных параметров (вручную пользователем (врачом));
 - анализ области нейросетью;
 - подача команды диафрагме;
 - отсечение шумов;
 - захват области;
 - регулирование излучения;
 - снимок.

Скорректируем его под рассматриваемую проблему автоматической коллимации в контексте навигации рентген аппарата или, например, интервенционных устройств.

Целевая функция поставленной выше задачи может быть описана следующим образом:

$$E(x, y, h, w) = \alpha f(x, y, h, w) + \beta r(x, y, h, w) + \gamma g(x, y, h, w) \quad (1)$$

- $f(\cdot)$ = вероятность включения соответствующей анатомии;
- $r(\theta)$ = доза облучения;
- $g(\cdot)$ = вероятность включения соответствующих устройств;

— $\alpha, \beta, \gamma \rightarrow$ настраиваемые параметры коллиматора [5].

Здесь поле зрения затвора определяется координатами ограничивающего прямоугольника: x, y, h, w . Важно отметить, что каждый параметр соответствует одному из первых трех требований пользователя, а коэффициенты каждого параметра позволяют настраивать выходные данные в соответствии с индивидуальными потребностями.

Если учесть дополнительные требования пользователей, в цель можно было бы включить больше терминов. В целом, наша цель — решить задачу максимизации:

$$x^*, y^*, h^*, w^* = \operatorname{argmax}_{x, y, h, w} E(x, y, h, w) \quad (2)$$

Тепловая карта анатомической значимости H может быть создана различными способами. В этом исследовании мы применяем глубокую сверточную нейронную сеть, которая обеспечивает универсальность и высокую скорость работы [6].

Архитектура представляет собой модифицированную систему V-Net18 с одним выходным каналом, значения которого представляют собой плавную тепловую карту H . 2D-V-Net архитектурно напоминает U-Net, стандартную модель для сегментации 2D-изображений, с небольшими изменениями, которые позволяют использовать меньший объем памяти при обучении и выводе. Это особенно важно для современных интервенционных рентгеновских систем, которые имеют ограниченные ресурсы памяти, и для будущего онлайн-обучения [7].

В качестве входных данных модель получает необработанное рентгеновское изображение. В процессе обучения среднеквадратичная ошибка (СКО) используется в качестве функции потерь по сравнению с тепловыми картами, на которых отмечены соответствия местности [8, 9].

Все входные изображения преобразуются в размер 256×256 градаций серого.

Во время обучения входные изображения дополняются следующими способами [8]:

- Случайное перемещение по осям X и Y в пределах $[-40, 40]$ пикселей.
- Случайные повороты вокруг центра изображения в диапазоне $[-0,2, 0,2]$ радиан с равномерным распределением между $\{\pi/2, \pi, 3\pi/2, 2\pi\}$.
- Случайное увеличение в пределах $[1x, 1.5x]$.

Модель оптимизируется с помощью оптимизатора Adam со следующими параметрами:

- Скорость обучения: 0,01.
- β_1 : 0,9.
- β_2 : 0,999.

Модель может быть обучена с использованием аннотаций, созданных экспертами. Эти аннотации представляют собой контуры произвольной формы, которые окружают важные анатомические структуры. Затем контуры преобразуются в двоичные данные и сглаживаются с помощью гауссова ядра с дисперсией 100 пикселей. В результате создаётся тепловая карта, на которой анатомически значимые пиксели имеют высокие значения. Это упрощает настройку алгоритма, задаваемого параметром θ .

Чтобы уточнить целевые тепловые карты на основе пар изображение-полигон, мы предлагаем использовать стратегию, похожую на grabcut [5].

GrabCut — это алгоритм сегментации изображений, оптимизированный для графического процессора. Он работает с изображением и рамкой вокруг сегмента, а затем использует модель гауссовой смеси для разделения переднего плана и фона.

Некоторые разработчики расширили цветовую модель GrabCut, добавив плотные условные случайные поля [11] и глубокие нейронные сети [12]. Другие группы интегрировали слабые ограничивающие рамки непосредственно в модели семантической сегментации или сегментации экземпляров [13, 14] или использовали слабые метки произвольной формы для сегментации медицинских изображений [15].

Задача, которую решает GrabCut, похожа на нашу задачу обучения с минимальным контролем оператора. Мы стремимся идентифицировать важные анатомические структуры, имея только пару изображение-полигон. Эти методы обычно хорошо работают, когда сегментируемый объект имеет цветовой профиль, отличный от фона.

Модель предварительно обучается с использованием полностью контролируемого набора данных, затем GrabCut уточняет прогнозы для слабо контролируемого набора данных и передает их обратно для обучения [14].

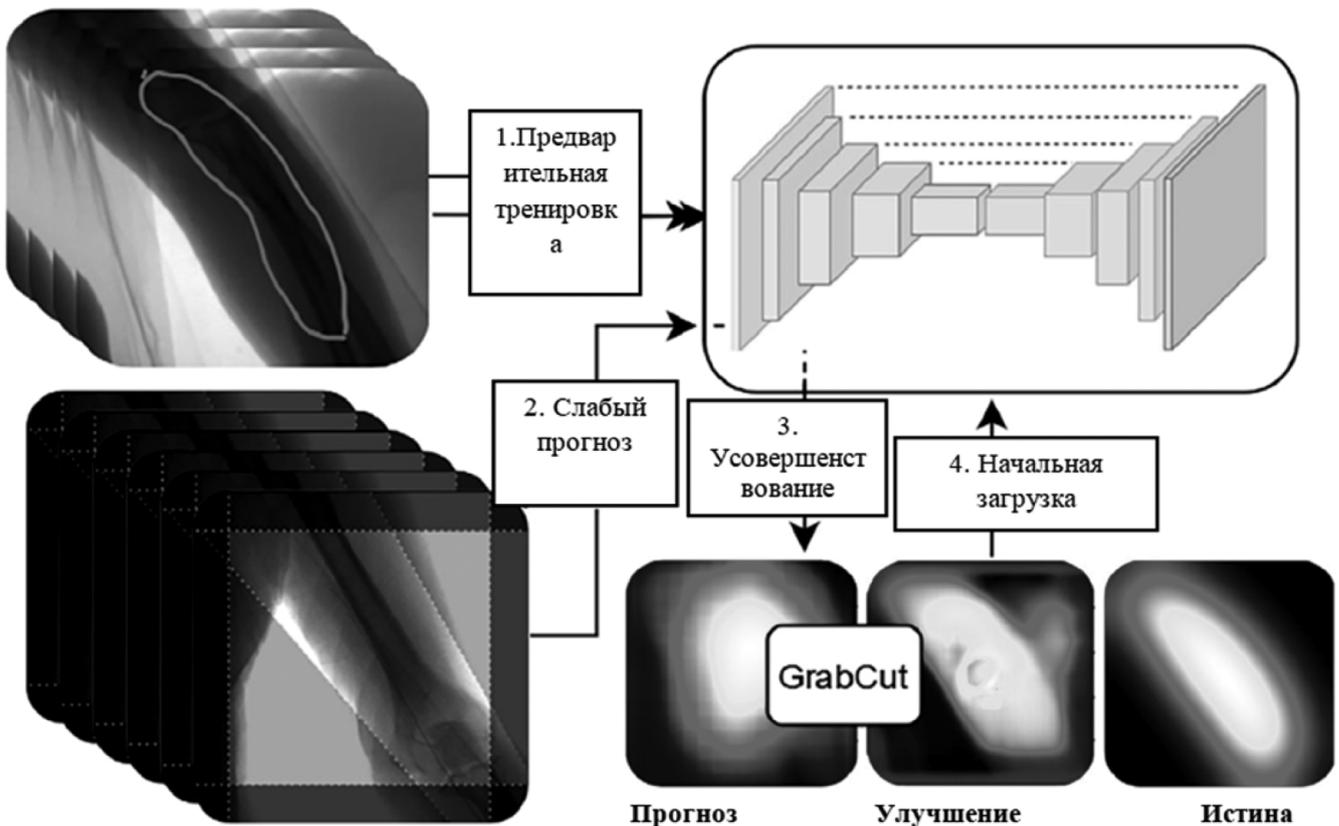


Рис. 2. Стратегия смешанного обучения с использованием GrabCut для уточнения меток, ориентированных полигонально

АЛГОРИТМ 1 — Псевдокод для обучения смешанному контролю:

Дан полностью помеченный обучающий набор данных $A_{1,n} = (J_1, h_1), (J_2, h_2), \dots, (J_n, h_n)$, где J = входное изображение, h = тепловая карта.

Дан слабо помеченный обучающий набор данных $B_{1,m} = (J_1^*, b_1), (J_2^*, b_2), \dots, (J_m^*, b_m)$, где J^* = входное изображение, b = ограничивающая рамка.

for # pretraining epochs **do**

Оптимизировать анатомическую модель на $A_{1,n}$

end for

Подогнать модель гауссовой смеси GrabCut на $A_{1,n}$

for # training epochs **do**

for $i \in [1, m]$ **do**

Применить GrabCut к J_i^* заданному b_i и примените размытие по Гауссу для создания тепловой карты h_i^*

Оптимизировать анатомическую модель на (J_i^*, h_i^*)

end for

Оптимизировать анатомическую модель на $A_{1,n}$

end for

Для создания набора смоделированных данных мы использовали пользовательскую версию платформы Mentice, которая была настроена на параметры рентгеновского аппарата АРХП-«АМИКО». Мы имитировали процесс получения рентгеновских снимков во время процедуры сосудистой навигации с бедренным доступом, используя полный набор устройств, расположенных под разными углами и в разных положениях на столе. Также были учтены случайные колебания в движении устройства.

Моделирование помогло нам оценить, насколько эффективно автоматическая коллимация снижает дозу облучения, а также проверить, соответствует ли селектор поля зрения требованиям пользователей.

В общей сложности было обработано вручную 2200 рентгеноскопических снимков в основной плоскости и добавлены комментарии к ним по трем объектам, на которых были проведены четыре записанные имитационные процедуры. Все снимки были сделаны в положении «сагиттальная плоскость» (СП) [17, 18].

Для оценки неопределенности, присущей анатомической модели, был проведен ряд экспериментов, результаты которых представлены в таблице 1.

Таблица 1. Неопределенность анатомической модели

	Монте-Карло		Увеличенное время тестирования	
	Dice	Энтропия	Dice	Энтропия
Полностью контролируемый	0.864 ± 0.0134	0.0555	0.856 ± 0.0198	0.0604
Sup-0.5	0.843 ± 0.0163	0.0653	0.842 ± 0.0197	0.100
Sup-0.375	0.767 ± 0.267	0.108	0.776 ± 0.0207	0.161
Sup-0.25	0.772 ± 0.0224	0.112	0.781 ± 0.0166	0.141
Sup-0.125	0.690 ± 0.0186	0.0843	0.699 ± 0.0161	0.127
Sup-0.0625	0.299 ± 0.0106	0.0774	0.302 ± 0.0191	0.111

Эпистемологическая неопределенность была проанализирована с помощью метода Монте-Карло. Алеаторическая неопределенность оценивалась с помощью увеличения времени тестирования. Оба эксперимента включали те же пять этапов перекрестной проверки, которые использовались для оценки эффективности модели, как описано выше.

Для обоих методов были рассчитаны среднее значение и стандартное отклонение оценки Dice, усредненной по тестовому набору данных. Кроме того, была измерена средняя попиксельная энтропия прогнозов модели с пороговым значением. В тех случаях, когда это было возможно, для анализа неопределенности использовались окончательные уточненные модели с полуавтоматическим контролем.

Одним из ключевых преимуществ предлагаемой автоматической коллимационной системы является значительное снижение дозы облучения. Длительное использование рентгеноскопии в рентген-процедурах обычно приводит к тому, что пациенты получают высокие дозы облучения. Кроме того, сотрудники, которые часто работают в интервенционном отделении, также подвергаются значительному суммарному облучению на протяжении своей карьеры. Среди них могут быть не только врачи-операторы, но и радиотехники, медсестры и другие специалисты.

В нашем эксперименте предложенный метод продемонстрировал значительное снижение дозы облучения.

Важно отметить, что представленная здесь параметризация соответствует реальным требованиям пользовате-

лей, таким как доза облучения, анатомические особенности и особенности использования устройства. Благодаря этому пользователи могут легко понять, как изменение каждого параметра повлияет на конечный результат.

Понимание пользователями методов, основанных на искусственном интеллекте, остается сложной зада-

чей в этой области. Однако упрощения, подобные нашей модели, могут помочь преодолеть этот разрыв между алгоритмом и пользователем, сделав использование искусственного интеллекта более доступным для широкой аудитории.

ЛИТЕРАТУРА

1. Применение методов машинного обучения для анализа инфракрасных спектров выдыхаемого человеком воздуха / И.Л. Фуфурин, П.В. Бережанский, И.С. Голяк [и др.] // Необратимые процессы в природе и технике: Труды Двенадцатой Всероссийской конференции. В 2-х томах, Москва, 31 января — 03 2023 года. — Москва: Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет), 2023. — С. 504–508.
2. Применение машинного обучения для диагностики некоторых социально значимых заболеваний по выдыхаемому человеком воздухом методом инфракрасной лазерной спектроскопии / И.С. Голяк, П.В. Бережанский, А.Ю. Седова [и др.] // Оптика и спектроскопия. — 2023. — Т. 131, № 6. — С. 825–831.
3. Анализ метаболического профиля человека с помощью специфических молекул-биомаркеров / О.А. Небритова, И.Л. Фуфурин, П.В. Бережанский [и др.] // Необратимые процессы в природе и технике: Сборник статей XIII Всероссийской конференции. В 2-х томах, Москва, 28–30 января 2025 года. — Москва: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2025. — С. 168–171.
4. Арзамасов К., Васильев Ю., Владимирский А., Омелянская О. Шулькин И., Козихина Д. и др. — Международное исследование не меньшей эффективности для сравнительного анализа ИИ в рутинных радиологических случаях: рентгенография грудной клетки, флюорография и маммография. Здоровоохранение (Базель) — 2023
5. Андреевич Н., Чен З., Нгуен Т., Фан Л., Хайбергер Х., Чжоу Л.-Дж., Чжао Ю.-Ф., Чанг С.-З., Грюттер А. и Ли М. (2022). Обзоры прикладной физики — Объяснение магнетизма близости с помощью рефлектометрии поляризованных нейтронов и машинного обучения. — DOI10.1063/5.0078814
6. Гусев А.В., Шарова Д.Е. Этические проблемы развития технологий искусственного интеллекта в здравоохранении // Общественное здоровье. — 2023. — Т. 3, № 1. — С. 42–50. DOI: 10.21045/2782–1676-2023-3-1-42–50.
7. Зеневиц В.В., Александрович Т.А., Василькова А.Н. Искусственный интеллект в здравоохранении // 2021. — Т. 2, вып.7. — С. 34.
8. Иванов А.С., Смирнова А.В. Технологии машинного обучения для анализа клинических данных: от теории к практике // Научный журнал Наука и мировоззрение. — 2022. — Т. 3. — вып. 4.
9. Кошечкин К.А., Хохлов А.Л. Этические проблемы внедрения искусственного интеллекта в здравоохранении // Медицинская этика. — 2024. — № 1. — С. 11–12. — DOI: 10.24075/medet.2024.006.
10. Кряжева Е.В., Десятков П.А. Применение искусственного интеллекта в медицинской сфере // Электронный научный журнал «Дневник науки». — 2024. — № 12. — [Электронный ресурс]. — URL: www.dnevniknauki.ru.
11. Курлюк Е.А., Ларченко Н.А., Давыдов М.В., Курлянская Е.К. Автоматизация обработки медицинских данных с использованием компьютерного зрения: подходы и перспективы внедрения в кардиологии // XIV Международная научно-техническая конференция «Медэлектроника — 2024». — Минск, Беларусь. — 2024. — С. 254–255.
12. Марченко Д.В., Петрович Ю.Ю., Ефремов А.А. Успешные кейсы применения нейронных сетей в медицине // 60-я Юбилейная Научная Конференция Аспирантов, Магистрантов и Студентов БГУИР. — Минск, 2024. — С. 108–109.
13. Мелдо А.А., Уткин Л.В. Обзор методов машинного обучения в диагностике рака легкого // Искусственный интеллект и принятие решений. — 2018. — Выпуск 3. — С. 28–38. [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.mathnet.ru/iipr213>.
14. Мещерякова А.М., Акопян Э.А., Слинин А.С. Искусственный интеллект в медицинской визуализации. Основные задачи и сценарии развития // Обзоры и дискуссии. — Москва: ООО «Платформа Третье Мнение», вып.5. — С. 98–99.
15. Омаров Б.С., Турсынова А.Т. Обзор алгоритмов машинного обучения для выявления инсульта // Инновационные технологии в науке и образовании. — XV Международная научно-практическая конференция. — 2023, — вып.1. — С. 27–28.
16. Применение методов машинного обучения для анализа инфракрасных спектров выдыхаемого человеком воздуха / И.Л. Фуфурин, П.В. Бережанский, И.С. Голяк [и др.] // Необратимые процессы в природе и технике: Труды Двенадцатой Всероссийской конференции. В 2-х томах, Москва, 31 января — 03 2023 года. — Москва: Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет), 2023. — С. 504–508.
17. Уролбой А.У., Мейрбек Б.У., Бобирбек Н.У., Саияра Б.Д. Искусственный интеллект в медицине // «Science and Education» Scientific Journal. — 2023. — Т. 4, № 5. — С. 772–773. — ISSN 2181–0842.
18. World Health Organization. (2023). Regulatory considerations on artificial intelligence for health. World Health Organization. <https://iris.who.int/handle/10665/373421>. License: CC BY-NC-SA 3.0 IGO

© Голя Роман Дмитриевич (roma199810@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»