

СЕГМЕНТАЦИЯ ОРГАНОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ С НЕСКОЛЬКИМИ МЕТКАМИ

MULTI-LABEL CHEST X-RAY ORGAN SEGMENTATION

R. Dumaev
S. Molodyakov

Summary. Organ segmentation on chest radiographs is an important task for accurate and reliable diagnosis of diseases of the lungs and chest organs. One important step for automated analysis of radiographs is to isolate the organ of interest from other less important parts to apply decision-making algorithms. This study proposes a method based on encoder decoder architecture with CNN residual blocks to define lung, heart, and clavicles regions. The effectiveness of the proposed architecture and the operations of augmentation and image processing during segmentation of organ areas on an X-ray image was evaluated.

Keywords: machine learning, convolutional neural networks, chest x-ray, pneumonia diagnostics, organ segmentation.

Думаев Ринат Ильгизович

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
dumaevrinat@gmail.com

Молодяков Сергей Александрович

Д.т.н., профессор, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
molodyakov_sa@spbstu.ru

Аннотация. Сегментация органов по рентгенограммам грудной клетки является важной задачей для точной и надежной диагностики заболеваний легких и органов грудной клетки. Одним из важных шагов для автоматизированного анализа рентгенограмм является изоляция интересующего органа от других менее важных частей для применения алгоритмов принятия решений. В этом исследовании предложен метод на основе архитектуры кодер-декодера со сверточными остаточными блоками для определения областей легких, сердца и ключицы. Была оценена эффективность предложенной архитектуры и операций аугментации и обработки снимков при сегментации областей органов на рентгеновском снимке.

Ключевые слова: машинное обучение, сверточные нейронные сети, рентгенограмма грудной клетки, диагностика пневмонии, сегментация органов.

Введение

Рентгенография органов грудной клетки — диагностический метод выявления патологических изменений в грудной клетке, органах грудной полости. Рентгеновские снимки грудной клетки остаются наиболее часто используемым методом медицинской визуализации, а их автоматический анализ может значительно снизить стоимость диагностики и потенциально улучшить диагностическую точность. Важным этапом компьютерного анализа рентгенограмм является автоматизированная сегментация органов грудной клетки.

В работе [1] провели всесторонний обзор по этой теме и продемонстрировали, что сегментация рентгеновских снимков является активной темой исследований и такая сегментация может значительно облегчить точную диагностику и количественную оценку патологий грудной клетки. Так, плевральный выпот и эмфизема искажают внешний вид легкого и могут быть диагностированы по сегментации легочного поля.

Комбинированная сегментация органов для рентгенографии предоставляет возможность ранней диагностики гипертонии, атеросклероза сосудов сердца, автоматической оценки кардиомегалии и диагностики других патологий сердца [2, 3]. Сегментация ключиц может улучшить обнаружение патологических структур,

которые визуально находятся в верхушечном сегменте легкого. Измерение формы и размеров легких является шагом к локализации легочных узелков и других аномалий [4].

В этой работе мы предлагаем метод для сегментации органов на рентгенограмме на основе модели кодер-декодера, которая адаптирована для сегментации нескольких органов по одному входному снимку. Вместо обычных сверточных блоков мы используем остаточные сверточные блоки для более эффективного обучения и достижения лучшей производительности, морфологические операции, и дополнительные операции аугментации снимков и добавление шумов для предотвращения переобучения разработанной модели.

Рассмотрение известных решений сегментации нескольких органов по рентгенограмме

Область автоматической сегментации рентгенограмм была значительно облегчена с выходом общедоступной базы данных JSTR [5] и ручной сегментации, выпущенной в рамках работы [6], в которой была сравнена эффективность существующих методов сегментации на основе формы и интенсивности. Были предложены различные подходы на основе глубокого обучения для сегментации и оценены на наборе данных JSTR, при этом коэффициент Жаккара достиг 0.959 для сегментации областей легкого [7–9].

Основные алгоритмы можно разделить на две группы: model-based и rule-based методы, методы на основе глубокого обучения. К первой можно отнести алгоритмы atlas-based, Active Shape Model и Active Appearance Model, в основе которых лежит анализ и выделение примитивных форм из изображения, их выравнивание и нормализация, чтобы учесть вариации формы. С последующим применением методов статистического анализа, таких как метод главных компонент. Однако при использовании таких алгоритмов могут возникнуть погрешности на генеральной выборке.

Алгоритмы на основе глубоких сверточных моделей имеют более широкое применение, основной архитектурой является U-Net, в основе которой кодировщик, состоящий из сверточных и пулинговых слоев и декодировщик, состоящий из транспонированных сверточных слоев.

Тем не менее, проблема сегментации по-прежнему остается серьезной проблемой из-за большого разнообразия анатомической формы, контраста границ и перекрытия между несколькими органами.

Большинство работ ограничиваются решением проблемы сегментации только одного специфичного органа, чаще всего легких на рентгенограмме грудной клетки. При этом решение проблемы сегментации одновременно нескольких органов по одному рентгеновскому снимку может быть лучше, чем решение проблемы сегментации одного конкретного органа, поскольку алгоритм получает больше контекстной информации во время обучения обо всех органах в обучающей выборке.

Реализация алгоритма определения областей органов по рентгеновским снимкам

Рассмотрим разработанное решение сегментации органов с помощью улучшенной модели кодер-декодер с использованием остаточных блоков и морфологических операций, которая адаптирована для сегментации нескольких органов по одному входному снимку.

Набор данных. Для обучения модели сегментации и разработки алгоритма был выбран набор данных от Japanese Society of Radiological Technology и набор

масок для каждого органа от Image Sciences Institute Segmentation of Chest Radiographs. Набор данных JSRT состоит из 247 задне-передних изображений рентгенограмм с узлами в легких и без них с разрешением 2048×2048 пикселей и размером пикселя 0.175 мм. Пример рентгенограммы и соответствующих сегментов органов представлены на рис. 1.

Предварительная обработка рентгенограмм и постобработка сегментов органов. Методы предварительной обработки изображений являются одним из важнейших этапов в сегментации органов, поскольку данные снимки могут иметь различную контрастность, что затрудняет дальнейшее определение областей органов [10]. Для решения этой проблемы необходимо применить методы аугментации и улучшения изображений, которые позволили расширить обучающую выборку и уменьшить вероятность переобучения модели, что особенно актуально при использовании набора данных JSRT.

Была реализована адаптивная коррекция гистограммы с ограничением контраста, случайное добавление шума, случайный сдвиг и расширение изображения по горизонтали и вертикали с коэффициентом от 0.8 до 1.2, случайный поворот от -15° до $+15^\circ$. Каждая операция аугментации применялась с заданной вероятностью, значение которой устанавливалось как гиперпараметр при обучении моделей. С целью исключения некоторых артефактов и нечеткого контура на выходе модели, то есть для улучшения сегментов каждого органа, была реализована постобработка масок, основанная на морфологических операциях — применение операций размывания и замыкания, которые помогли удалить возможные артефакты и шумы, возникающие в результате работы глубокой нейронной сети.

Архитектура нейронной сети. Для сегментации областей легкого, сердца и ключицы на рентгенограммах грудной клетки была выбрана архитектура сверточной нейронной сети кодер-декодер, состоящая из остаточных сверточных блоков и адаптированная для сегментации нескольких органов по одному входному снимку. Архитектура модели представлена на рис. 2.



Рис. 1. Рентгенограмма и области легких, сердца, ключицы

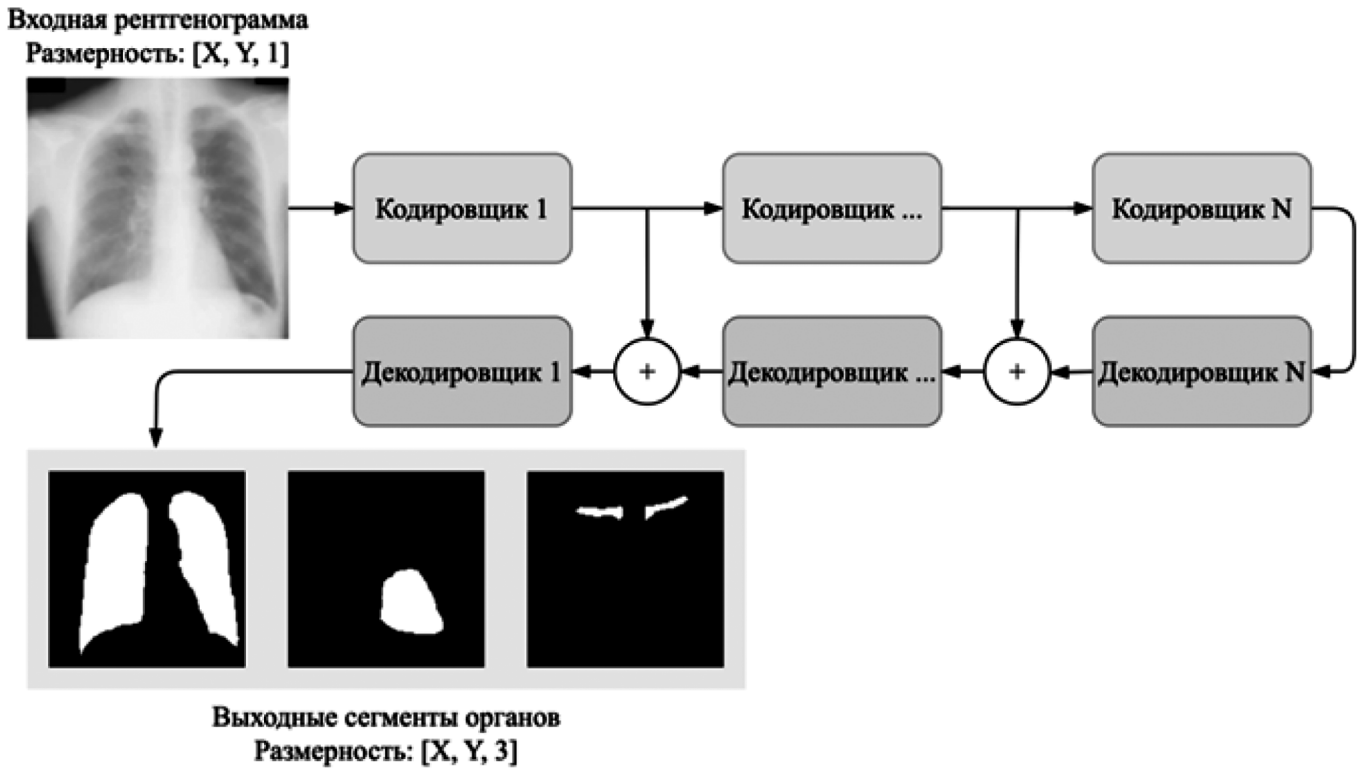


Рис. 2. Архитектура модели для сегментации органов

При этом каждый блок кодировщика и декодировщика был реализован в виде остаточного Residual сверточного слоя. Каждый такой блок состоит из Conv2D слоя, Batch Normalization, слоя активации ReLU, связывающего skip-connection слоя и суммирующего слоя. Это позволяет снизить проблему затухания градиентов при обучении модели, извлекать сложные признаки и достигать лучшей производительности.

Обучение модели. Для обучения и оценки точности модели была введена функция потерь в виде коэффициента Дайса, который показывает меру сходства предсказанного сегмента и ground truth разметки.

$$\text{Dice}(A, B) = 2(A \cap B) / (A + B), \quad (1)$$

где A и B — множества пикселей предсказанного сегмента и ground truth разметки.

В качестве основной метрики был использован коэффициент Жаккара, который определяется как отношение пересечения и объединения истинной и предсказанной области.

$$\text{Jaccard}(A, B) = (A \cap B) / (A \cup B), \quad (2)$$

где A и B — множества пикселей предсказанного сегмента и ground truth разметки.

Разрешение изображений и маски сегментации органов были уменьшены до 512 × 512 пикселей. В качестве

оптимизатора был использован Adam с параметрами по умолчанию, скорость обучения lr = 0.001, batch size = 16. Во время обучения скорость обучения уменьшается в 2 раза, если значение функции потерь при проверке не уменьшается в течение 2 эпох на валидационной выборке. При этом каждый снимок проходил предварительную обработку и к каждой соответствующей маске была применена постобработка с помощью морфологических операций.

Тестирование и результаты

Для обучения моделей и проведения экспериментов была использована платформа Google Colaboratory. При этом качество сегментации оценивалось путем вычисления коэффициента Жаккара по отношению к соответствующим маскам истинности для каждого органа.

Таблица 1.

Сравнение значений коэффициента Жаккара для различных методов на наборе данных JSRT

Метод	Легкие	Сердце	Ключица
ASM & AAM [6]	0.927	0.814	0.734
Multi-task FCN [7]	0.959	0.899	0.863
FCN-DAL [8]	0.951	0.893	–
Наш метод с предобработками	0.951	0.922	0.899
Наш метод с остаточными блоками	0.969	0.931	0.905

В таблице 1 показаны результаты сегментации, достигнутые предложенными методами на наборе данных JSRT, где мы сравнили различные архитектуры и подходы как на основе архитектуры с использованием остаточных сверточных блоков, так и с использованием только предобработок и стандартной архитектуры кодер-декодер.

Наилучшей архитектурой была архитектура на основе остаточных сверточных блоков, который достиг самого высокого среднего коэффициента Жаккара для каждого наблюдаемого органа. Для сегментации области легкого 0.969, для области сердца 0.931 и ключицы 0.905.

Заключение

Таким образом разработан и предложен алгоритм, который определяет области одновременно несколь-

ких органов по одному рентгеновскому снимку. Разработанный алгоритм за счет использования сочетание нескольких операций предобработки и постобработки, а также применение глубокой нейронной сети с остаточными сверточными блоками, устойчив к переобучению на ограниченном наборе данных.

Продемонстрировано, что метод на основе нескольких операций предобработки, постобработки для улучшения качества полученных сегментаций и глубокой сети архитектуры кодера-декодера вместе с остаточными сверточными блоками способен точно сегментировать органы на основе рентгеновских снимков грудной клетки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Candemir S., Antani S. A review on lung boundary detection in chest X-rays // *International journal of computer assisted radiology and surgery*. — 2019. — Т. 14. — С. 563–576.
2. Candemir S., Jaeger S., Lin W., Xue Z., Antani S. Automatic heart localization and radiographic index computation in chest x-rays // *Medical Imaging 2016: Computer-Aided Diagnosis*. — SPIE, 2016. — Т. 9785. — С. 302–309.
3. Finnegan R., Dowling J., Koh E. S., Tang S., Otton J. Feasibility of multi-atlas cardiac segmentation from thoracic planning CT in a probabilistic framework // *Physics in Medicine & Biology*. — 2019. — Т. 64. — №. 8. — С. 085006.
4. Gordienko Y., Gang P., Hui J., Zeng W., Kochura Y., Alienin O. Deep learning with lung segmentation and bone shadow exclusion techniques for chest X-ray analysis of lung cancer // *Advances in Computer Science for Engineering and Education 13*. — Springer International Publishing, 2019. — С. 638–647.
5. Shiraishi J., Katsuragawa S., Ikezoe J., Matsumoto T. Development of a digital image database for chest radiographs with and without a lung nodule: receiver operating characteristic analysis of radiologists' detection of pulmonary nodules // *American Journal of Roentgenology*. — 2000. — Т. 174. — №. 1. — С. 71–74.
6. Van Ginneken B., Stegmann M.B., Loog M. Segmentation of anatomical structures in chest radiographs using supervised methods: a comparative study on a public database // *Medical image analysis*. — 2006. — Т. 10. — №. 1. — С. 19–40.
7. Wang C. Segmentation of multiple structures in chest radiographs using multi-task fully convolutional networks // *Image Analysis: 20th Scandinavian Conference, SCIA 2017, Tromsø, Norway, June 12–14, 2017, Proceedings, Part II 20*. — Springer International Publishing, 2017. — С. 282–289.
8. Bi L., Feng D., Kim J. Dual-path adversarial learning for fully convolutional network (FCN)-based medical image segmentation // *The Visual Computer*. — 2018. — Т. 34. — С. 1043–1052.
9. Mittal A., Hooda R., Sofat S. LF-SegNet: A fully convolutional encoder–decoder network for segmenting lung fields from chest radiographs // *Wireless Personal Communications*. — 2018. — Т. 101. — С. 511–529.
10. Думаев Р.И., Киряков И.М., Молодяков С.А. Особенности предобработки и сегментации изображений в задаче обнаружения COVID-19 по рентгеновским снимкам // *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. — 2022— №. 9. — С. 88–95.

© Думаев Ринат Ильгизович (dumaevrinat@gmail.com); Молодяков Сергей Александрович (molodyakov_sa@spbstu.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»