

РАСПОЗНАВАНИЕ ПНЕВМОНИИ ПО РЕНТГЕНОВСКОМУ СНИМКУ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Л. А. Таборов

Белорусский государственный университет, г. Минск;

lev.taborov@icloud.com;

науч.рук. – Голубева Л.Л., канд. физ.-мат. наук, доц.

В работе рассмотрены рентгенологические методы диагностики пневмонии, возможность применения искусственных нейронных сетей для обнаружения характерных рентгенологических синдромов. Построена модель для диагностирования и локализации отклонений от нормы на рентгеновских снимках грудной клетки, ассоциированных с пневмонией. Актуальность темы связана с повсеместным использованием рентгенографии для скрининга населения и обнаружения заболеваний легких.

Ключевые слова: пневмония; заболевания легких; рентгенография; обнаружение объектов на изображениях; сверточные нейронные сети; R-CNN.

ВВЕДЕНИЕ

Несмотря на значительные успехи мирового сообщества по противодействию пандемии коронавируса, начавшейся в 2019 году, на врачей взвалилась огромная работа и ответственность за жизнь и здоровье миллионов людей. Кроме того, мероприятия скрининга населения продолжают по сей день. Применение алгоритмов искусственного интеллекта может упростить, ускорить и удешевить диагностику заболеваний легких, повысить вероятность их обнаружения на ранних стадиях.

ОБЛАСТЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Пневмония – патологический процесс в легких, воспаление легочной ткани. Существует большое множество возбудителей пневмонии: различные вирусы, бактерии, грибки. Вследствие воспалительного процесса и ответной иммунной реакции нарушается нормальная работа легких. Из-за нарушенного газообмена угнетается общее состояние организма, что может привести к смерти.

Особую опасность представляет так называемая атипичная пневмония, при которой типичные симптомы выражены в гораздо меньшей степени, преобладает второстепенная симптоматика – боли в горле, мышцах, головная боль, общая слабость. Именно атипичная пневмония, чьим возбудителем является коронавирус SARS-CoV-2,

являлась основной причиной смертности людей во время глобальной пандемии, начавшейся в 2019 году.

На первом этапе диагностики заболеваний органов дыхания врачу необходимо решить задачу разграничения «нормы» и «патологии». Для этого пациент проходит лучевую диагностику, и задача решается, прежде всего, на основе данных, полученных при рентгенографии.

Рентгенологические проявления патологических процессов в легких разнообразны, но они могут быть сгруппированы в следующие девять рентгенологических синдромов, показанных на рис. 1:

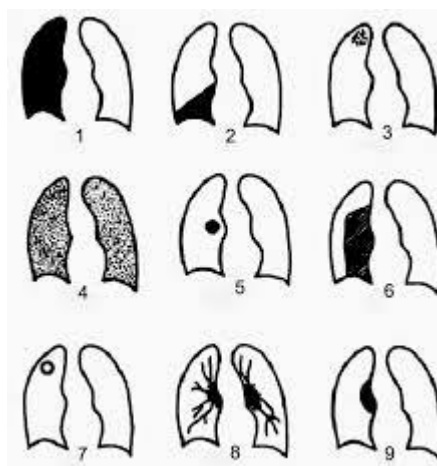


Рис. 1. Рентгенологические синдромы заболеваний легких

1. обширное затемнение легочного поля,
2. ограниченное затемнение,
3. очаги и ограниченная очаговая диссеминация,
4. обширная очаговая диссеминация,
5. круглая тень,
6. просветление легочного поля,
7. кольцевидная тень,
8. изменение легочного рисунка,
9. изменение корней легких.

На рентгеновском снимке пневмония чаще всего проявляется синдромом ограниченного затемнения легочного поля. Затемнение происходит из-за того, что альвеолы наполнены не воздухом, а жидкостью, что снижает проницаемость легочной ткани для рентгеновского излучения.

ЛОКАЛИЗАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

Все задачи компьютерного зрения сводятся к анализу изображения или видеопотока, на котором требуется, прежде всего, выделить фрагмент, содержащий необходимую информацию. Для выделения

обычно используют прямоугольную область, которая ограничивает исходный фрагмент, или маску, которая выделяет пиксели, принадлежащие объекту.

В компьютерном зрении различают несколько задач распознавания объектов на изображении:

- Классификация изображений (image classification) – отнесение всего изображения к какому-либо классу.
- Локализация объектов на изображении (object localization) – нейросеть возвращает координаты ограничивающих объекты рамок.
- Обнаружение объектов (object detection) – вместе с ограничивающими объект рамками алгоритм возвращает класс объекта и вероятность его принадлежности этому классу.
- Сегментация изображений или объектов (image segmentation) – выделение отдельных частей изображения или объектов.

В основе моделей для обработки изображений лежат сверточные нейронные сети (CNN, Convolutional Neural Network), принцип действия которых основывается на операции свертки.

Для решения задач обнаружения и локализации объектов используют более сложное семейство сверточных нейронных сетей R-CNN (Regional Based CNN), 2014 г. [1]. В это семейство входят модели R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN. Архитектура R-CNN состоит из трех модулей:

- Первый модуль генерирует алгоритмом выборочного поиска (selective search [2]) регионы интереса (region proposal) – потенциальные ограничивающие рамки для объектов.
- Второй модуль – сверточные слои, которые для каждого региона, предложенного первым модулем, создают карту признаков.
- Последний модуль – классификатор. В модели 2014 года использовалась линейная машина опорных векторов.

Модель Faster R-CNN была представлена в 2016 году [3]. Изменения коснулись способа получения регионов интереса: вместо алгоритма selective search, авторы предложили использовать обучаемую нейронную сеть RPN (Region Proposal Network) для поиска этих регионов.

Существует надстройка над Faster R-CNN, позволяющая более точно определять границы объектов. Mask R-CNN [4] использует сигнал сети Faster R-CNN, полученный после пулинга, и подает его на вход еще одной сверточной нейронной сети, которая возвращает маски объектов.

ТРАНСФЕРНОЕ ОБУЧЕНИЕ

Трансферное обучение (Transfer Learning) предполагает использование моделей, предварительно обученных на больших наборах данных, таких как MNIST, CIFAR-10 ImageNet, COCO и др. Чтобы

приспособить уже обученную модель решать конкретную задачу, выполняются замена встроенного в модель классификатора (обычно это несколько последних полносвязных слоев) новым, соответствующим классам целевой задачи, и дообучение (fine tuning) модели на исходных данных. Существует три способа адаптации предобученной модели к решению частной задачи:

- Обучение всей модели с обновлением всех коэффициентов исходной модели в соответствии с целевым набором изображений.
- Обучение нескольких сверточных слоев с замораживанием (сохранением) весов начальных слоев нейросети, соответствующих общим признакам изображений, независимых от задачи, и обновлением весов слоев более высоких уровней.
- Обучение классификатора на исходном наборе данных с замораживанием весов всей сверточной части сети.

Трансферное обучение и предобученные сети позволяют не тратить ресурсы и время на настройку весов скрытых слоев, а лишь обучить выходные слои для решения конкретной задачи.

МОДЕЛЬ НА ОСНОВЕ MASK R-CNN

В практической части работы рассмотрена задача диагностирования и локализации отклонений от нормы на рентгеновских снимках грудной клетки, ассоциированных с пневмонией. Задача и необходимые данные были предложены к соревнованию по машинному обучению на платформе Kaggle Обществом радиологии Северной Америки (RSNA, Radiological Society of North America).

Для хранения снимков с медицинскими изображениями (в нашем случае рентгенограммами) и их метаданных использовался формат файлов DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine).

Для решения задачи построена, обучена и протестирована модель на основе нейронной сети Mask R-CNN с использованием трансферного обучения. Использовалась сеть, предобученная на наборе данных COCO, который часто используют для обучения моделей компьютерного зрения.

При решении этой задачи можно выделить следующие этапы:

1. загрузка модели на основе нейронной сети Mask R-CNN и загрузка предобученных весов из репозитория;
2. конфигурирование модели с использованием сверточной нейронной сети ResNet50 для получения карты признаков;
3. загрузка данных из файлов в формате DICOM и доступ к информации об изображениях;

4. создание объекта модели Mask R-CNN с предобученными весами, обучение полносвязных слоев на загруженном наборе данных;
5. дообучение модели целиком.

Результаты работы обученной модели можно видеть на рис. 2.

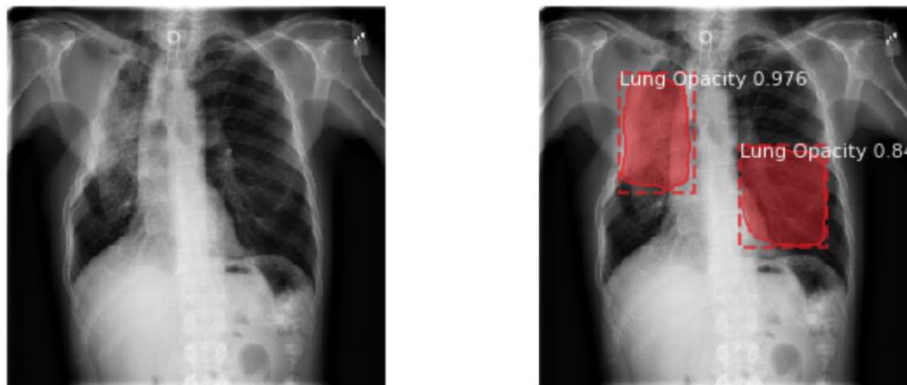


Рис.2. Оригинальное изображение (слева) и ограничивающие рамки и маски (справа)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Несмотря на успехи машинного обучения, здравоохранение остается достаточно специфичной сферой для успешного внедрения технологий, способных заменить врачей. На сегодняшний день такая ситуация невозможна. Но вполне вероятно создание своеобразных «помощников», которые будут автономно просматривать скрининговые снимки пациентов, составлять предварительные отчеты и уведомлять врачей о необходимости дальнейшего обследования.

Библиографические ссылки

1. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation / R. Girshick [et al.] // arXiv [Электронный ресурс]. – 2013. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf>
2. Selective Search for Object Detection | R-CNN // Geeks for geeks [Электронный ресурс]. – 2021. Режим доступа: <https://www.geeksforgeeks.org/selective-search-for-object-detection-r-cnn/>
3. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren [et al.] // arXiv [Электронный ресурс]. – 2016. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>
4. Mask R-CNN / K. He [et al.] // arXiv [Электронный ресурс]. – 2018. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1703.06870.pdf>