

АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ПАТОЛОГИЙ НА РЕНТГЕНОЛОГИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ С ПОМОЩЬЮ КАРТ АКТИВАЦИИ КЛАССОВ

*А.А. Друки, к.т.н., доц. ОИТ ИШИТР,
С.А. Скворцов студент гр.8ВМ93
Томский политехнический университет
E-mail: skvorec347680@gmail.com*

Введение

Современное состояние систем искусственного интеллекта (ИИ), в сочетании с накоплением большого количества медицинских изображений открывает новые возможности для создания систем автоматизированной диагностики. Наиболее доступным методом лучевой диагностики является обычная рентгенография. Отсюда возникает необходимость в создании системы глубокого обучения для анализа двумерных рентгеновских снимков. Хотя, в последние годы были достигнуты многообещающие результаты, трудности моделирования тонких межклассовых различий и большие внутриклассовые различия по-прежнему создают большие проблемы. [1,2,3,4,5,6].

Целью нашей работы являлось обучение нейронной сети распознаванию патологий на рентгеновских изображениях грудной клетки и анализ её работы с помощью карт активаций классов на различных этапах обучения.

Описание алгоритма

Для решения поставленной задачи использовался использовался фреймворк Tensorflow keras, архитектура Resnet глубиной 50 слоёв. Был разработан собственный генератор изображений, с функцией сохранения карты активации классов и результатов предсказания нейронной сети, через заданные промежутки, для последующего анализа. В качестве обучающего был использован dataset NIH Chest X-rays, на 111 тысяч изображений. Перед подачей в нейронную сеть производился поворот изображения на случайный угол и его сжатие до размера 224 на 224. Обучение проводилось в двух вариантах. В первом случае нейронная сеть училась распознавать 14 классов патологий и норму, во втором случае все изображения были разделены на норму и патологию.

Результаты и обсуждение

Ранее нами уже было проведено обучение нейронных сетей с указанными выше параметрами, без постоянного сохранения карт активации классов. Было установлено, что максимального значения точность достигает к 15 эпохе и дальнейшее обучение не приводит к снижению ошибки обучения. Эти параметры использовались в дальнейшем в нашем алгоритме.

Вместо анализа метрик точности производилась оценка изменения карт активации классов и вероятности предсказаний нейронной сети специалистом. В процессе обучения количество корректно распознанных примеров росло в каждом варианте обучения, а карта активации классов стала соответствовать определённым областям на изображении. С вероятностью значительно превышающей 50 процентов нейронная сеть научилась предсказывать снимки без патологии и снимки на которых наблюдалась массивная инфильтрация, отличать, в случае бинарной классификации, снимки с патологиями, в целом, от нормальных. Анализ областей на изображении, которые были ответственны за выбор класса победителя показали, что наиболее значимый вклад в принятие решения об отсутствии патологии вносили области ключицы, подмышки, живота и проксимальной головки плечевой кости. В случае определения инфильтрации, нейронная сеть обращала внимание на лёгочную ткань и левый контур сердца (рис. 1).

С точки зрения рентгенологии, области подмышек и живота не несут информации о состоянии лёгочной ткани. Исключением служит лишь газ в брюшной полости. Изображения с такой патологией нейронной сети не предъявлялись. Вероятно, такой набор областей интереса был продиктован тем, что пациентов в тяжёлом состоянии чаще снимают в неправильной проекции, лёжа, не отводя руки в стороны, что приводит к попаданию большого количества тканей живота на снимок и суперпозиционному наложению лопаток на область лёгких, изменению пропорций изображения. Область сердца, представляет интерес определения инфильтрации - наблюдается размытие контура сердца. Наиболее важным признаком инфильтрации является снижение прозрачности областей лёгочных полей неоднородного характера. Это признак отражался на карте активации классов, но лишь при массивной инфильтрации. Всё вышеизложенное говорит, о неудовлетворительных результатах

обучения нейронной сети resnet50. Данная проблема характерна, как для обучения мультиклассовой классификации, так и при обучении бинарной классификации.

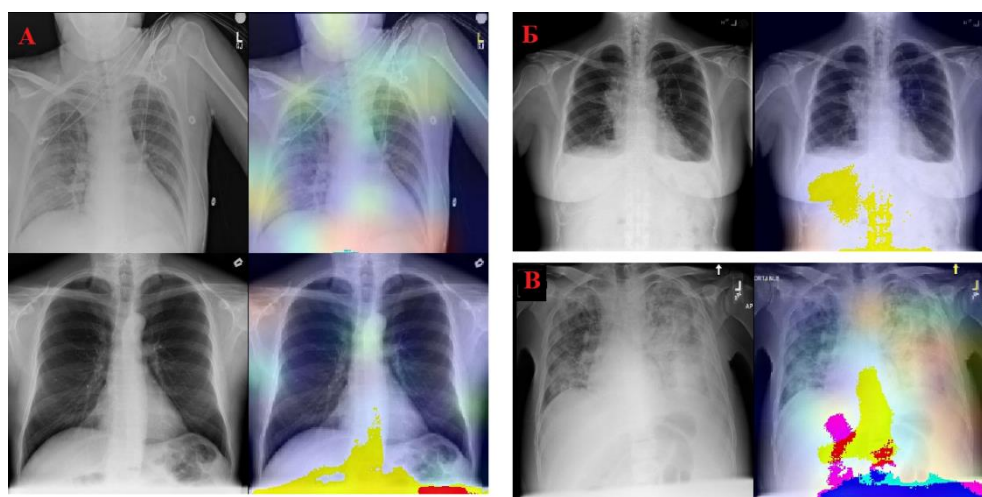


Рис. 1. Корректно опознанные изображения, после 15 эпох обучения. А - без патологии в двух вариантах обучения; Б - гидроторакс, вариант с бинарной классификацией; В - полисегментарная пневмония, вариант с мультиклассовой классификацией.

Стоит отметить, что предварительные результаты эксперимента с vgg19 показывают совершенно иную картину активации классов. Можно предположить, что такой путь обучения нейронной сети связан непосредственно с архитектурой resnet и её главной особенностью - пропуску слоёв на начальном этапе для ускорения обучения.

Заключение

В результате проведения анализа работы нейронной сети можно сделать вывод о том, что resnet50, после 15 эпох обучения показывает неудовлетворительные результаты, связанные с вниманием к косвенным признакам патологии, таким, как положение пациента, при проведении рентгенографии. Этот результат указывает, что в задаче распознавания патологий на рентгеновских изображениях карты активации классов, как метод интерпретации выявленных алгоритмом признаков являются необходимым этапом тестирования.

Список использованных источников

1. R. Girshick, "Fast r-cnn," in Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015, pp. 1440–1448.
2. A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in Advances in neural information processing systems, 2012, pp. 1097–1105.
3. X. Wang, Y. Peng, L. Lu, Z. Lu, M. Bagheri, and R. M. Summers, "Chestx-ray8: Hospital-scale chest x-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases," in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017 IEEE Conference on. IEEE, 2017, pp. 3462–3471.
4. L. Yao, E. Poblens, D. Dagunts, B. Covington, D. Bernard, and K. Lyman, "Learning to diagnose from scratch by exploiting dependencies among labels," arXiv preprint arXiv:1710.10501, 2017.
5. P. Rajpurkar, J. Irvin, K. Zhu, B. Yang, H. Mehta, T. Duan, D. Ding, A. Bagul, C. Langlotz, K. Shpanskaya et al., "Chexnet: Radiologist level pneumonia detection on chest x-rays with deep learning," arXiv preprint arXiv:1711.05225, 2017.
6. C. Yan, J. Yao, R. Li, Z. Xu, and J. Huang, "Weakly supervised deep learning for thoracic disease classification and localization on chest xrays," in Proceedings of the 2018 ACM International Conference on Bioinformatics, Computational Biology, and Health Informatics. ACM, 2018, pp. 103–110.