

Автоматизированная диагностика пациентов с ревматоидным артритом.

Анастасия Онищенко^{1,2}, Елизавета Дахова^{1,2}, Александр Столповский^{1,2}, Полина Дружинина¹

¹ Научно-исследовательский институт искусственного интеллекта

² Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)

Ревматоидный артрит - это аутоиммунное заболевание, которое поражает весь организм, вызывая хроническое воспаление, приводящее к разрушению суставов. В качестве оценки степени заболевания используется SvH[1] метод, согласно которому на кисти рассматривается 21 сустав, для каждого из них определяется степень эрозии(6 классов) и сужения(5 классов).

Основная проблема заключается в том, что такой метод оценки занимает много времени и является субъективным, но автоматизированная оценка суставов может преодолеть эти ограничения.

Для данной задачи не было открытого размеченного датасета, поэтому он был собран совместно с Научно-исследовательским институтом ревматологии им. В. А. Насоновой. Далее с помощью алгоритма Девида-Скина, агрегируя разметку 3 радиологов, получили окончательные целевые признаки.

В первую очередь, мы реализовали предыдущие решения данной задачи. Среди них выделялись два класса методов - двухстадийные и одностадийные. Двухстадийные сначала предсказывали положения суставов, а затем для каждого сустава отдельно решали задачу классификации [2-5]. Одностадийные в свою очередь решали задачу локализации и классификации одновременно [6-8]. В обоих типах методов локализация может рассматриваться как задача регрессии, так и задача детекции.

На наших данных лучше работали двухстадийные методы, поэтому дальнейшие исследования были сосредоточены на них. В качестве первой стадии использовали регрессионную модель (EfficientNet-V2-L), с предварительным разделением рентгенограммы на две отдельные кисти и переворачиванием левой половины. Таким образом удалось достичь точности локализации 0.98 по метрики, такой что ТР если предсказанный центр bounding box лежит внутри исходного и не отличается более чем в два раза по ширине и высоте от его размеров.

Для поиска оптимальной второй стадии было проведено много экспериментов. Производилось сглаживание Cross entropy loss для классов с соседними значениями и использовались небольшие модели, так как иные приводили к переобучению, засчет размера датасета. В процессе экспериментов перебирались различные сверточные и трансформерные модели, использование двух разных моделей для эрозии и сужения, одной модели, но с двумя разными головами или с одной общей головой. Также пробовали расширять предсказанные bounding box для увеличения области видимости моделей, а также делать предобучение на большом неразмеченном датасете.

Модели, на которых остановились: для сужения - модель с SWIN backbone и двумя независимыми головами, для эрозии - модель с VGG16 backbone и общей головой. Итоговые метрики:

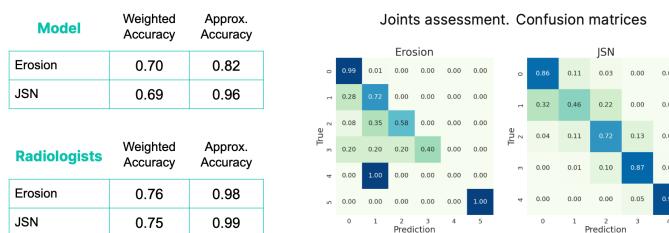


Рис. 1: метрики классификации итогового решения

Предложенное решение сейчас используется в прототипе веб-приложения для врачей. В настоящий момент времени продолжаем заниматься интерпретацией наших моделей, адаптируя известные методы под них.

Литература

1. John T Sharp, Donald Y Young, Gilbert B Bluhm, Andrew Brook, Anne C Brower, Mary Corbett, John L Decker, Harry K Genant, J Philip Gofton, Neal Goodman, et al. How many joints in the hands and wrists should be included in a score of radiologic abnormalities used to assess rheumatoid arthritis? *Arthritis Rheumatism: Official Journal of the American College of Rheumatology*, 28(12):1326–1335, 1985.
2. Neelambuj Chaturvedi. Deepra: predicting joint damage from radiographs using cnn with attention. arXiv preprint arXiv:2102.06982, 2021.
3. Zijian Wang, Jian Liu, Zongyun Gu, and Chuanfu Li. An efficient cnn for hand x-ray overall scoring of rheumatoid arthritis. Complexity, 2022, 2022.
4. Yan Ming Tan, Raphael Quek Hao Chong, and Carol Anne Hargreaves. Rheumatoid arthritis: Automated scoring of radiographic joint damage. arXiv preprint arXiv:2110.08812, 2021
5. Seiichi Murakami, Kazuhiro Hatano, JooKooi Tan, Hyoungseop Kim, and Takatoshi Aoki. Automatic identification of bone erosions in rheumatoid arthritis from hand radiographs based on deep convolutional neural network. *Multimedia Tools and Applications*, 77:10921–10937, 2018
6. Karl Ludger Radke, Matthias Kors, Anja M uller-Lutz, Miriam Frenken, Lena Marie Wilms, Xenofon Baraliakos, Hans-J org Wittsack, J org HW Distler, Daniel B Abrar, Gerald Antoch, et al. Adaptive iou thresholding for improving small object detection: A proof-of-concept study of hand erosions classification of patients with rheumatic arthritis on x-ray images. *Diagnostics*, 13(1):104, 2022.
7. Hao-Jan Wang, Chi-Ping Su, Chien-Chih Lai, Wun-Rong Chen, Chi Chen, Liang-Ying Ho, Woei-Chyn Chu, and Chung-Yueh Lien. Deep learning-based computer-aided diagnosis of rheumatoid arthritis with hand x-ray images conforming to modified total sharp/van der heijde score. *Biomedicines*, 10(6):1355, 2022.
8. Krzysztof Maziarz, Anna Krason, and Zbigniew Wojna. Deep learning for rheumatoid arthritis: Joint detection and damage scoring in x-rays. arXiv preprint arXiv:2104.13915, 2021.