

РАСПОЗНАВАНИЕ ПАТОЛОГИЙ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А. И. Наумович

*Белорусский государственный университет, г. Минск;
andrew.naumovich@yandex.ru;
науч. рук. – В. В. Краснопрошин, д-р тех. наук, проф.*

В работе рассматривается проблема распознавания патологий грудной клетки. Предлагается подход, основанный на нейросетевой технологии обработки данных. Разработан алгоритм решения задачи и на его основе реализована соответствующая программная система.

ВВЕДЕНИЕ

Эпидемиологическая ситуация, возникшая в результате пандемии, выявила острую необходимость в проведении медицинского скрининга населения. Это позволяет уже на ранней стадии заболевания выявлять у людей возникновение патологии легких. Для организации и проведения скрининга часто используют портативное цифровое флюорографическое оборудование. Флюорографический метод позволяет в сжатые сроки получить цифровое изображение, на котором достаточно четко фиксируются возможные искажения в легочной ткани.

Поэтому актуальной задачей в настоящее время является разработка эффективных алгоритмов анализа изображений, получаемых такими портативными устройствами. При этом необходимо, чтобы алгоритмы могли распознавать и интерпретировать достаточно широкий спектр легочных заболеваний (а также аномалий), облегчая тем самым работу специалистов-медиков.

АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ РЕШЕНИЙ

Для решения обозначенной проблемы широко используется подход, основанный на нейросетевых технологиях обработки данных [1-3]. Рассмотрим наиболее известные результаты по распознаванию аномалий грудной клетки на рентгеновских снимках.

В [4] для классификации изображений разработан алгоритм, основанный на использовании сверточной нейронной сети DenseNet-121. Для обучения данной сети использовался набор данных ChestX-ray14 [5-6]. Результаты исследований показали, что алгоритм превосходит по качеству прогнозы врачей-рентгенологов.

В [6] для классификации патологий легких используют сеть архитектуры ResNet (ResNet-121), для обучения которой также использовался

набор данных Chest-Xray14. Для повышения качества предсказания патологий и интерпретации результатов в нейронной сети использовался механизм внимания. Эксперименты показали, что результаты не являются выдающимися, несколько уступая одному из существующих решений.

Несмотря на свои преимущества, указанные алгоритмы имеют ряд недостатков и ограничений при их использовании. Это присвоение только одной метки патологии, неуверенное распознавание редких патологий, нетривиальный процесс обучения механизма внимания и требовательность к аппаратному обеспечению. Однако основным недостатком является отсутствие механизма калибровки. Предлагается диагностировать наличие i болезни, только при $p_i > 0.5$, где p_i – вероятность болезни i , предсказанная нейросетью. Большинство наборов данных не сбалансированы для предсказания по числу объектов каждого класса, поэтому использования на практике такой схема предсказания не является оправданным.

В результате можно сделать следующий общий вывод. Несмотря на теоретическую эффективность, существующие решения обладают рядом недостатков. В первую очередь это связано с возможностями их практического внедрения. Отметим основные проблемы:

Первая из них заключается в том, что снимки, полученные с помощью различных флюорографических аппаратов (даже одного производителя) могут серьезно отличаться друг от друга. Более того, эти снимки отличаются также и от общедоступных наборов рентгеновских изображений грудной клетки, используемых для обучения нейронных сетей.

Вторая проблема носит исключительно технический характер. Так как любой цифровой аппарат является узко специализированным, то запуск на таком устройстве нейронной сети практически невозможен.

Наконец, необходима интерпретация результатов распознавания. Она, как правило, проводится специалистом-рентгенологом для валидации поставленного им диагноза.

Таким образом, хотя существующие алгоритмы фактически и выполняют задачу анализа флюорографических снимков, но получаемые ими решения оказываются далекими от их эффективного использования на практике.

РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ

Продуктивным решением обозначенных проблем может быть разработка специализированного программного комплекса. Такой комплекс должен иметь соответствующий набор интеллектуальных процедур. Такие процедуры должны не только повысить эффективность диагностики заболеваний легких, но и максимально автоматизировать весь процесс анализа и интерпретации флюорографических снимков в целом.

Предлагается программный комплекс, решающий поставленную задачу на основе нейросетевой технологии обработки данных. Комплекс состоит из следующих основных модулей: алгоритмический, база данных с набором эталонных снимков, модуль визуализации и интерпретации результатов и модуль калибровки.

Алгоритмическое решение основано на сверточной нейронной сети архитектуры DenseNet. Эта сеть на практике доказала свою эффективность в решении подобных рода задач. На вход сети подается рентгенографическое изображение разрешения 384*384 пикселя. Выход нейронной сети является вектором, каждый элемент которого интерпретируется как вероятность присутствия определенной патологии. Для оптимизации использован алгоритм Adam, функция потерь – кросс-энтропия. Для реализации нейронной сети - фреймворк Tensorflow языка программирования Python.

Модуль калибровки выполняется корректировку результатов работы алгоритма с учетом специфики медицинского оборудования. Для этого используются эталонные снимки из базы данных, соответствующие данному аппарату.

Работоспособность программного комплекса проверялось экспериментально на наборах данных RSNA и NIH.

Результаты замера качества для некоторых классов тестовой части набора данных NIH приведены в Таблице 1.

Таблица 1.

Качество предсказания для набора данных NIH

	AUC-ROC	F1	F1 (calibrated)	Threshold
No Finding	0.792	0.740	0.770	0.001
Atelectasis	0.816	0.397	0.420	0.7994
Consolidation	0.797	0.207	0.219	0.9790
Infiltration	0.708	0.387	0.426	0.001
Emphysema	0.896	0.287	0.347	0.979
Fibrosis	0.799	0.092	0.110	0.979
Effusion	0.883	0.556	0.555	0.599
Pneumonia	0.791	0.068	0.096	0.979
Cardiomegaly	0.891	0.301	0.351	0.979
Hernia	0.873	0.017	0.027	0.979

Результаты замера качества на тестовой части набора данных RSNA приведены в Таблице 2. Общее качество классификации составляет 0.950

Таблица 2.

Качество предсказания для набора данных RSNA

	Precision	Recall	F1
Normal	0.947	0.971	0.959
Pneumonia	0.956	0.919	0.937

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлен программный комплекс для распознавания патологий грудной клетки. Разработано алгоритмическое решение, которое показало хорошее качество предсказания заболеваний и может быть использовано на практике. Программное наполнение комплекса обеспечивает возможность интерпретации полученных алгоритмом предсказаний и обладает высокой скоростью работы.

Библиографические ссылки

1. V. A. Golovko, V. V. Krasnoproshin. Neural network technologies of data processing: a textbook-Minsk: BSU, 2017. - 264s.
2. Rahaman, Md Mamunur et al. 'Identification of COVID-19 Samples from Chest X-Ray Images Using Deep Learning: A Comparison of Transfer Learning Approaches'. 1 Jan. 2020 : p. 821 – 839
3. CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning // Pranav Rajpurkar [et al.] [Electronic resource]. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1711.05225.pdf> . – Date of access: 12.03.2021
4. Densely connected Convolutional Networks // Gao Huang [et al.] [Electronic resource]. Mode of access: <https://arxiv.org/abs/1608.06993> . – Date of access: 23.03.2021
5. ChestX-ray8: Hospital-scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases // Xiaosong Wang [et al.] [Electronic resource]. – Mode of access: https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/papers/Wang_ChestXray8_Hospital-Scale_Chest_CVPR_2017_paper.pdf . – Date of access: 29.03.2021
6. Hongyu Wang, Yong Xia. ChestNet: A Deep Neural Network for Classification of Thoracic Diseases on Chest Radiography. [Electronic resource]. – Mode of access: <https://arxiv.org/abs/1807.03058> . – Date of access: 14.04.2021
7. Yan Han, Chongyan Chen. Pneumonia detection on chest X-ray using radiomic features and contrastive learning. [Electronic resource]. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/2101.04269.pdf>. – Date of access: 19.04.2021