

# Распознавание патологий легких на рентгенограммах грудной клетки при помощи сверточных нейронных сетей

Н. Е. Староверов<sup>1</sup>, И. М. Баранов<sup>2</sup>, Р. А. Бахтиев<sup>3</sup>  
Санкт-Петербургский государственный электротехнический  
университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)  
<sup>1</sup>nik0205st@mail.ru, <sup>2</sup>ibaranov86@gmail.com, <sup>3</sup>Bra\_11.98@mail.ru

**Аннотация.** В статье рассматривается распознавание патологий на рентгеновских изображениях с помощью сверточных нейронных сетей. Для улучшения качества модели было использовано обучение на разных скоростях разных слоев. В результате большого количества экспериментов и перебора параметров обучения на случайной сетке были определены лучшие параметры. В результате работы была получена модель, предсказывающая ателектаз и пневмонию на рентгенограммах грудной клетки. Испытания модели была получена метрика «полнота» 0,96 для ателектаза и 0,86 для пневмонии.

**Ключевые слова:** рентгеновское излучение; сверточные нейронные сети; перенос обучения

Всего удалось собрать 857 рентгеновских снимков грудной клетки в передней проекции. Из них 451 снимок был без патологических изменений, на 112 снимках врач обнаружил пневмонию и на 294 снимках ателектаз легкого. В соответствии с собранным набором данных задачей было создать модель, относящую снимок к категории пневмония, ателектаз либо к категории без патологии, стоит отметить, что у пациента могли быть и ателектаз, и пневмония одновременно. Данные были разделены на тренировочную часть (70 % от общего количества) валидационную часть (10 %) и тестовую часть (20 %). Валидационная часть была необходима, чтобы контролировать, что модель не переобучается в процессе тренировки, а тестовая – для итоговой оценки качества работы модели.

Были рассмотрены несколько различных классов сверточных нейронных сетей, VGG16, InceptionV3 b ResNet34, ResNet50 [2, 3, 4]. В результате ряда экспериментов было установлено, что эффективнее всего эту задачу можно решить, используя сеть ResNet34.

Для тренировки модели была применена концепция переноса обучения (transfer learning). При переносе обучения используется уже обученная на другом наборе данных нейронная сеть, которую затем дообучают на имеющихся данных. Поскольку использовалась сеть, обученная на наборе данных ImageNet, а изображения из него в большинстве своем достаточно сильно отличаются

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 19-37-90015

от рентгеновских снимков, пришлось обучать не только последний слой (классификатор), но и последний и предпоследний сверточные слои. Наилучших результатов удалось достичь, используя для обучения различных слоев различные скорости, так наименьшую скорость обучения имел сверточный слой находящийся ближе всего к входу сети, а наибольшую – линейный классификатор.

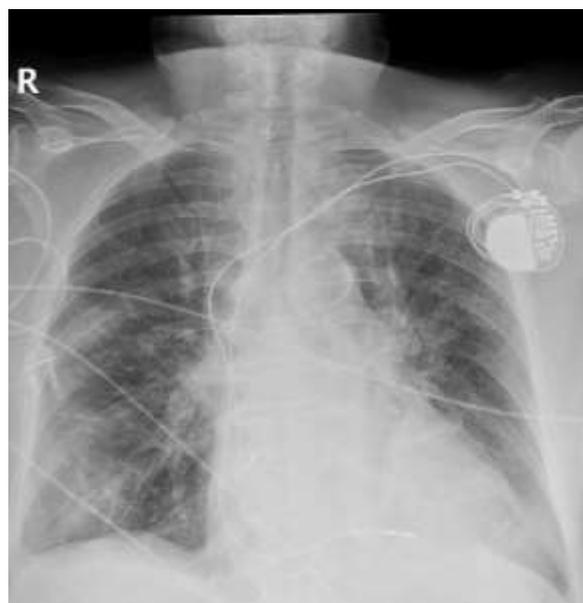


Рис. 1. Рентгеновский снимок пациента с пневмонией из собранного набора данных

Использование стохастического градиентного спуска для оптимизации не дало удовлетворительных результатов, поэтому был использован оптимизатор Adam [5]. Он сочетает в себе идею накопления движений и идею более слабого обновления весов для типичных признаков.

## I. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время сверточные нейронные сети являются одним из самых перспективных направлений анализа изображений. Они широко используются как для классификации, так и для сегментации изображений.

Особый интерес представляет использование нейронных сетей для определения наличия объектов на изображениях [1], в том числе медицинских. Использование моделей на основе сверточных нейронных сетей в системах поддержки принятия решений позволит повысить выявляемость заболеваний при скрининговых исследованиях.

## II. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Первой задачей для создания модели распознавания патологий на рентгенограммах являлось создание набора данных для обучения и тестирования модели.

Поскольку необходимо было решить задачу мультиклассовой классификации с неизвестным заранее количеством верных классов, то в качестве функции ошибки была использована Binary cross entropy loss.

Для выбора параметров обучения сети был осуществлен перебор по случайной сетке, параметры и значения функции ошибки представлены в табл. 1. Таким образом, были определены оптимальные скорости обучения.

ТАБЛИЦА I ИСПОЛЬЗОВАННЫЕ СКОРОСТИ ОБУЧЕНИЯ И ЗНАЧЕНИЯ ФУНКЦИИ ОШИБКИ ИМ СООТВЕТСТВУЮЩИЕ

Скорость обучения линейного классификатора	Скорость обучения последнего сверточного слоя	Скорость обучения предпоследнего сверточного слоя	Значение функции ошибки
0.0057	0.0014	0.0007	0.91
0.0084	0.0026	0.0009	0.84
0.069	0.0087	0.0007	0.86
0.043	0.0045	0.0003	0.65
0.0012	0.0056	0.0007	0.96
0.0024	0.0026	0.0009	1.05

## III. РЕЗУЛЬТАТЫ

После того как были подобраны скорости обучения сети модель была обучена на тестовых данных. Тренировка осуществлялась 120 эпох, и была выполнена на графическом процессоре. В ходе обучения максимизировалась полнота (recall), так как в задачах связанных с поиском патологий больший вес имеют пропущенные случаи патологий, а не ложные срабатывания. После обучения было проведено тестирование модели, результаты тестирования показаны в табл. 2.

ТАБЛИЦА II РЕЗУЛЬТАТЫ ТЕСТИРОВАНИЯ МОДЕЛИ

Патология	Результаты		
	Точность	Полнота	F-мера
Ателектаз	0.86	0.96	0.91
Пневмония	0.78	0.84	0.81

Как видно из табл. 2 и в случае пневмонии, и в случае ателектаза были получены удовлетворительные результаты. Результаты по поиску пневмонии оказались несколько хуже, что связано с малым количеством использованных данных. В дальнейшем будет собрано около 300 снимков пневмоний, и модель будет обучена повторно.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Staroverov N.E. et al. Development of digital processing method of microfocus X-ray images Journal of Physics. 2017.
- [2] He K. et al. Deep residual learning for image recognition //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. С. 770-778.
- [3] Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition //arXiv preprint arXiv:1409.1556. 2014.
- [4] Szegedy C. et al. Rethinking the inception architecture for computer vision //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. С. 2818-2826.
- [5] Kingma D.P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization //arXiv preprint arXiv:1412.6980. 2014.