

Беляев И.В.,

студент

3 курс, факультет «Политехнический институт

имени Н.Н. Поликарпова»

ФГБОУ ВО «Орловский государственный

университет им. И.С. Тургенева»,

Россия, г. Орел

Потуроев Д.А.,

студент

3 курс, факультет «Политехнический институт

имени Н.Н. Поликарпова»

ФГБОУ ВО «Орловский государственный

университет им. И.С. Тургенева»,

Россия, г. Орел

ПОДХОД К ВЫЯВЛЕНИЮ ПАТОЛОГИЙ ЗДОРОВЬЯ ПАЦИЕНТОВ С ПНЕВМОНИЕЙ ПРИ ПОМОЩИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

***Аннотация:** В статье представлен обзор существующих решений и общая концепция исследования архитектуры сверточных нейронных сетей для задачи распознавания образов. Представлены схемы взаимодействия слоев и обучение сети, состоящей из этих слоев.*

***Ключевые слова:** пневмония, патология, сверточная нейронная сеть, распознавание образов.*

***Abstract:** The article presents an overview of existing solutions and a general concept of studying the architecture of convolutional neural networks for the*

problem of pattern recognition. The schemes of interaction of layers and training of the network consisting of these layers are presented.

***Key words:** pneumonia, pathology, convolutional neural network, pattern recognition.*

Введение

Развитие сверточной нейронной сети позволило значительно повысить способность классифицировать изображения с помощью систем распознавания образов. Технология предусматривает несколько слоев обработки, к которым применяются фильтры анализа изображений, или свертки. Абстрактное представление изображений внутри каждого слоя структурируется путем систематического свертывания нескольких фильтров по всему изображению, создавая карту объектов, которая используется в качестве входных данных для следующего слоя. Такая архитектура позволяет обрабатывать изображения в виде пикселей в качестве входных данных и выдавать желаемые результаты.

Ученые из Стэнфорда разработали нейронную сеть, которая определяет пневмонию по фронтальным рентгеновским снимкам грудной клетки не хуже, чем практикующие врачи. Точность составила 83,30%.

Авторы [2] провели исследование эффективности применения методов сегментации и фильтрации костной ткани ребер на рентгеновских снимках и выяснили, что использование данных методов позволяет повысить итоговую точность классификации.

Лахани и Сундарам (2017) [4] предложили метод выявления туберкулеза легких, основанный на архитектуре двух различных DCNNs AlexNet и GoogleNet где точность прогнозирования диагноза оказалась 87%. Классификация узелков легких в основном для диагностики рака легких, предложенная Huang et al. Также приняли методы глубокого обучения.

Ислам и др. предложили использовать различные варианты сверточных нейронных сетей (CNNs) для выявления аномалий на рентгенограммах грудной клетки. В данной работе будут рассмотрены предложенные авторами методы предварительной обработки рентгеновских снимков и проведено сравнение качества классификации на наборах данных.

Материалы и методы

Для выявления патологий и обучения нейронной сети предлагается метод анализа рентген изображения грудной клетки пациентов с заведомо известными экспертными заключениями врача.

В качестве исходной выборки для проведения машинного обучения были отобраны случаи заболеваний с известными заключительными диагнозами

Для обучения сети выборка составила 1000 изображений (по 500 из каждой категории) от 633 пациентов. По окончании обучения и передаче новых изображений в базу данных, выходы сверточных слоев подключаются ко входам слоев первоначальной выборки. Изображения проходят многоуровневую систему оценивания, состоящую из нескольких обученных слоев для проверки и коррекции меток изображений. Примеры изображений для обучения и оценки представлены на рисунке 1.

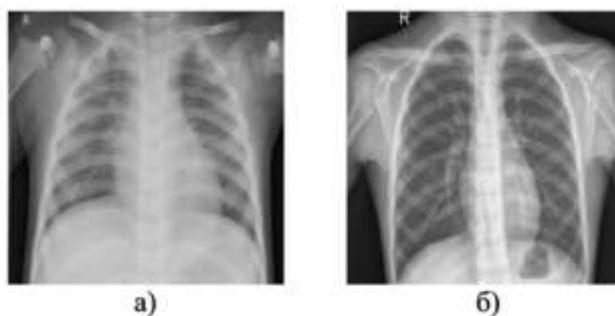


Рисунок 1. Рентген грудной клетки: а) Человек с пневмонией, б) Здоровый человек

Результаты

Для экспериментов использовалась специально созданная выборка для распознавания заболеваний. Выборка состоит из 2х классов, здорового

человека и болевшего пневмонией. Обучающая выборка состоит из ... изображений (папка train), тестовая 2683 изображений, которые имеют размер 224x224 пикселей.

Чтобы точность показаний была достаточно высокой, была уменьшена скорость обучения сети $0.05e-4$, так же изменен выходной слой (fullyConnectedLayer – это полносвязный слой, который умножает вход на матрицу веса и затем добавляет вектор смещения).

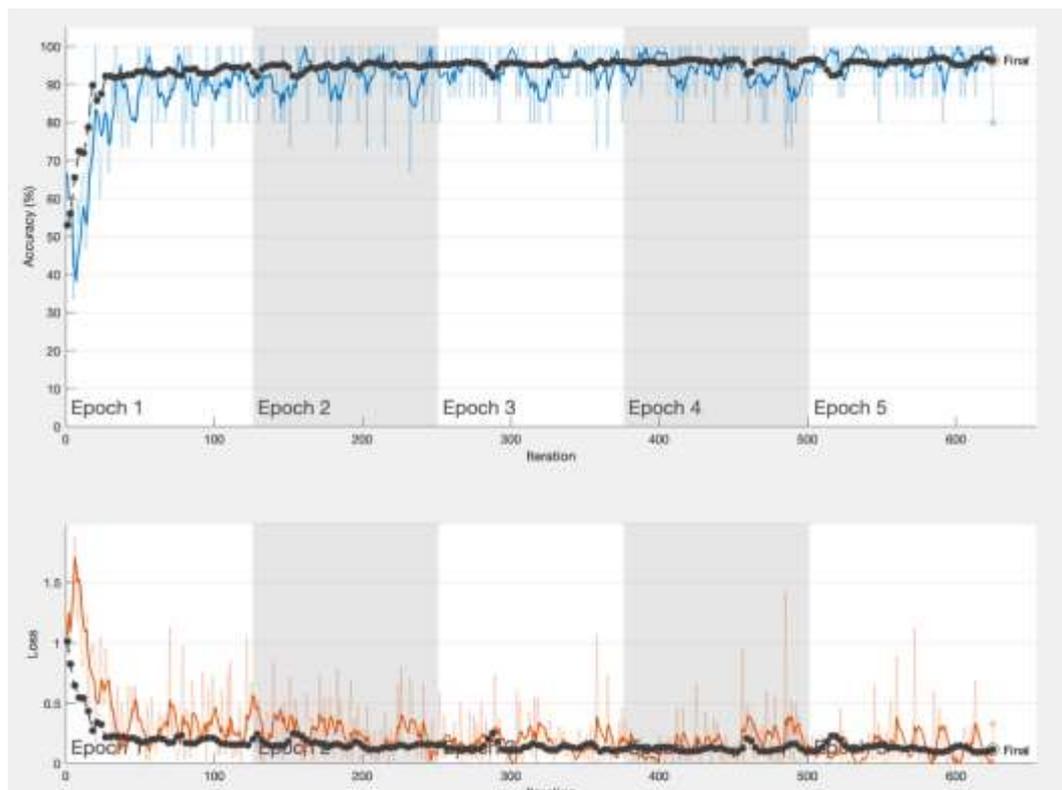


Рисунок 2. Процесс обучения сети

- TP (true positive) — число истинно-положительных, верно отнесенных к классу i примеров;
- TN (true negative) — число истинно-отрицательных, верно не отнесенных к классу i примеров, отнесенных к некоторому другому классу;
- FP (false positive) — число ложноположительных, ошибочно отнесенных к классу i примеров;

• FN (false negative) — число ложно-отрицательных примеров, ошибочно отнесенных к некоторому другому классу $j \neq i$, в то время как истинный класс примеров — i .

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

На рисунке 2 приведен график, который показывает производительность в обучения и валидации набора данных с использованием сети Alexnet. Модель достигла точности 96.40%.

Точность вычислений строится по проверке данных обучения (Accuracy), а ошибка по тренировочным наборам данных (Loss). Графики были нормализованы с коэффициентом сглаживания 0.6, чтобы четко визуализировать тенденции. Точность валидации и потери показывают лучшую производительность, так как изображения с большим количеством шума и более низким качеством также были включены в учебный набор, чтобы уменьшить переналадку и помочь обобщению классификатора.

Сравнения исследования

В статье была рассмотрена архитектура AlexNet, а также работы авторов из разных точек мира. В таблице 1 можно увидеть сравнительную характеристику для каждой работы.

Таблица 1.

Сравнительная характеристика точности показания

	ОГУ	Ученые из Стэнфорда	Ученые Лахани и Сундарам	Ученые из Украины
Accuracy	96,40%	83,30%	87%	70%

Как видно, все справились с задачей примерно на одном уровне. Однако по всем метрикам архитектура AlexNet показала себя лучше остальных.

Заключение

Медицинские изображения трудно собирать в больших количествах необходимых для обучения сверточной нейронной сети. Именно поэтому

сложно сделать окончательные выводы по поводу надежности и дальнейшего использования данной технологии. Обученная сеть на миллионах различных медицинских изображений, вероятно, даст более точную модель за гораздо меньшее время при переподготовке слоев для других медицинских классификаций.

Использованные источники:

1. Atlas-based rib-bone detection in chest X-rays / S. Candemir, S. Jaeger, S. Antani et al. // Computerized Medical Imaging and Graphics. — 2016. — Vol. 51. — P. 32–39.
2. Deep Learning with Lung Segmentation and Bone Shadow Exclusion Techniques for Chest X-Ray Analysis of Lung Cancer / Yu. Gordienko, P. Gang, J. Hui et al. // ArXiv. — 2017.
3. Eliminating rib shadows in chest radiographic images providing diagnostic assistance / H. Ogul, B.B. Ogul, A.M. Agildere et al. // Computer Methods and Programs in Biomedicine. — 2016. — Vol. 127. — P. 174–184.
4. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. — MIT Press, 2016.
5. Health National Institutes Of. NIH Clinical Center provides one of the largest publicly available chest x-ray datasets to scientific community. — 2017.