

ГЛУБОКИЕ СВЕРТОЧНЫЕ СЕТИ ДЛЯ ОБРАБОТКИ РЕНТГЕНОВСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

М. И. Моисеев

*Белорусский государственный университет, г. Минск;
moiseeff.moisee@gmail.com;
науч. рук. – Э. А. Чернявская, д-р физ.-мат. наук, проф.*

В работе рассматриваются вопросы, связанные с обнаружением патологии на рентгеновских снимках грудных клеток пациентов. Исследованы методы улучшения исходного изображения, с целью повышения точности распознавания нейронной сетью. С использованием модели нейронной сети VGG16 было проведено исследование рентгеновских изображений. Проведен анализ используемых фильтров, для повышения точности распознавания патологии на рентгеновских изображениях. Получено, что точность классификации достигает 90.37% при использовании дополнительной комбинированной фильтрации.

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, VGG16, глубокое обучение.

ВВЕДЕНИЕ

Оптимальный метод обучения нейронной сети совместно с предварительной обработкой изображений позволяет значительно уменьшить время для принятия решения по диагностике заболевания. Задача состоит в том, чтобы подобрать нужный метод обработки изображения перед передачей его для нейронной сети. Также необходимо внимательно подойти к выбору самой модели нейронной сети, так как с каждым годом модели глубокого обучения изменяются. Учитывая все нюансы предварительной обработки изображений, необходимо дополнительно избежать переобучения модели. Так как сфера использования – это медицина, то необходимо подобрать такой метод, который будет используя все эти нюансы, довольно быстро и без ошибок определять патологию на изображениях, чтобы дать возможность диагностировать в режиме реального времени.

Общая структура метода по обработке рентгеновских изображений состоит из следующих этапов: загрузка и предварительная обработка изображений, подготовка dataset к обучению нейронной сети, загрузка, обучение и оценка точности нейронной сети, сравнение результатов обработки для различных фильтров.

Цель данной работы состоит в использовании нейросетевого метода глубокого обучения при оптимизации предподготовки данных для обработки рентгеновских изображений.

АНАЛИЗ DATASET РЕНТГЕНОВСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ И ОЦЕНКИ ТОЧНОСТИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Для анализа рентгенограмм грудной клетки все рентгенограммы грудной клетки первоначально подвергались проверке для контроля качества изображений путем удаления всех низкокачественных или неразборчивых сканов. Диагнозы для изображений были затем оценены двумя врачами-экспертами, прежде чем они были одобрены для нейросетевого обучения [1].

Характеристика dataset: 5863 рентгеновских изображений, размер от 1000x500 до 2100x1900 пикселей, объем изображений от 40 кб до 900 кб, формат JPEG, 2 категории (PNEUMANIA/NORMAL), общий объем 2 гб.

МЕТОДЫ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ПОДГОТОВКИ РЕНТГЕНОВСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Перед обучением нейронной сетью, была проведена процедура подготовки изображения. В подготовку входит несколько этапов: изменение размеров изображений на 224x224 пикселя, изменение наклона на изображения на 15 градусов для большей вариации ввиду индивидуальности каждого изображения, наложение фильтров для выделения исследуемых участков изображения.

Одним из ключевых этапов машинного обучения является этап предварительной обработки данных. В зависимости от специфики изучаемой области и преследуемых целей, выбираются те или иные способы предобработки.

В работе использовались следующие фильтры для повышения качества изображений: медианный фильтр, фильтр Гаусса и high pass filter (HPF). Для получения лучшей точности оценочной способности модели, использовались комбинации фильтров: медианный фильтр + HPF, фильтр Гаусса+HPF, HPF.

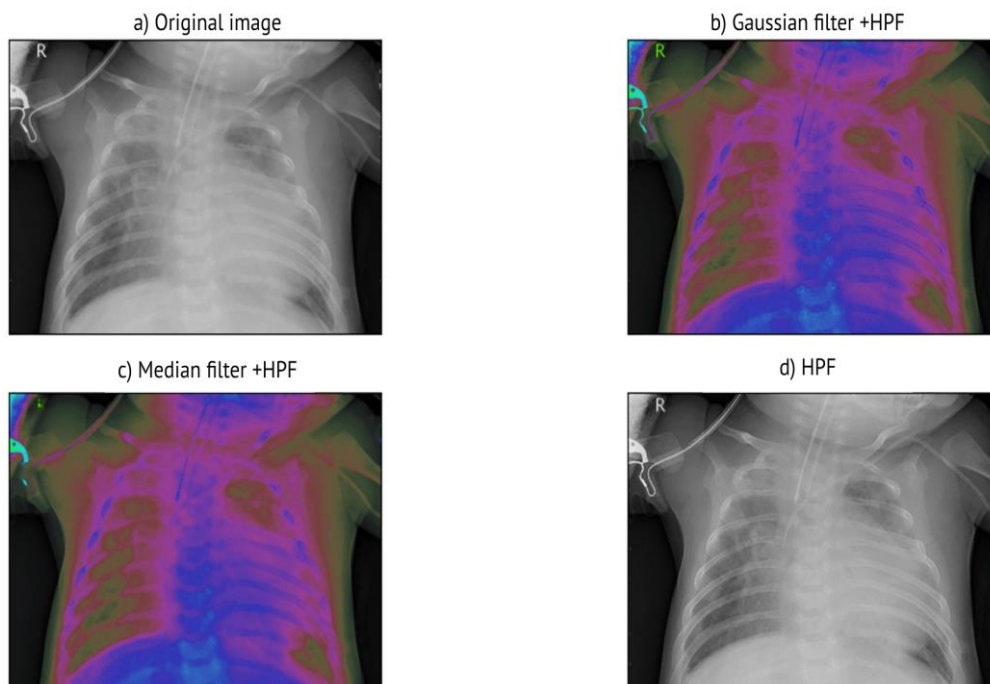


Рис. 1(a-d). Изображения после наложения фильтров

На рисунке 1.a в правом верхнем углу находится изображение без наложения фильтров. На рисунке 1.b находится изображение с наложением комбинации фильтра Гаусса и HPF в градации серого. На рисунке 1.c находится изображение обработанное комбинацией медианного фильтра и HPF в градации серого. На рисунке 1.d находится изображение с наложением HPF, аналогично, в градации серого.

ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ НАСТРОЙКА И ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Используемая нейронная сеть VGG16 имеет следующую структуру:

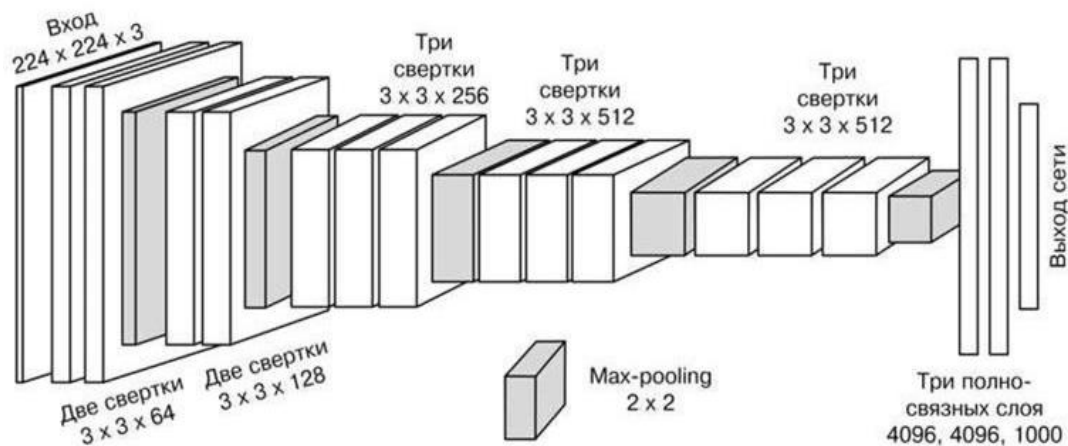


Рис. 2. Структура нейронной сети VGG16

Структура состоит из сверточных слоев с очень маленьким рецептивным полем размера 3x3, pooling-слоев в которых выполняется

операция max-pooling на окне размера 2x2 пикселей с шагом 2, полносвязных слоев с количеством 4096, 4096 и 1000 каналов соответственно, последним идет soft-max слой [3].

Для начала необходимо извлечь метки из пути файлов, так как изображения были рассортированы на две директории (PNEUMANIA / NORMAL). Затем необходимо разделить DATASET на часть для обучения, то есть какие изображения используются в обучении нейронной сети, и часть для оценки, по результатам обработки этих изображений и оценивается точность определения патологии нейронной сетью. В данном случае 80 процентов всех изображений использовалась для обучения и 20 процентов для оценки.

После настройки, сеть компилируется с затуханием скорости обучения и с использованием оптимизатора Adam. Так как это задача двухклассовой классификации, используется loss-функция бинарной перекрестной энтропии. Для того, чтобы избежать переобучения использовался метод Dropout [2].

По итогам работы выводится матрица неточностей, с помощью которой определяются значения точности, специфичности и чувствительности. Обучение было проведено на графическом процессоре с использованием CUDA, количество эпох равнялось 25 с batch size 32.

Результаты точности распознавания нейронной сетью с применением различных фильтров

Используемый фильтр	Точность
Медианный фильтр+HPF	90.37%
Фильтр Гаусса+HPF	88.15%
HPF	86.04%
Без фильтрации	84.43%

Как видно из результатов обучения нейронной сети (Таблица), наивысшую точность 90.37%, имеет комбинация медианный фильтр+HPF. В свою очередь точность распознавания можно повысить путем увеличения количества эпох, а также с использованием других, более сложных комбинаций фильтров.

Многие задачи распознавания патологии на рентгеновских снимках могут быть решены с использованием новейших методов глубокого обучения для задач экспресс диагностики.

Библиографические ссылки

1. Daniel S. Kermany, Michael Goldbaum, Wenjia Cai, Carolina C.S. Valentim, Huiying Liang, Sally L. Baxter, Alex McKeown, Ge Yang, Xiaokang Wu, Fangbing Yan, Justin Dong, Made K. Prasadha, Jacqueline Pei, Magdalene Y.L. Ting, Jie Zhu, Christina Li, Sierra Hewett et al. // Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Im-

- age-Based Deep Learning [Электронный ресурс]. URL: [https://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674\(18\)30154-5#relatedArticles](https://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674(18)30154-5#relatedArticles) (дата обращения: 28.03.2022)
2. Adrian Rosebrock // Detecting COVID-19 in X-ray images with Keras, TensorFlow, and Deep Learning [Электронный ресурс]. URL: <https://pyimagesearch.com/2020/03/16/detecting-covid-19-in-x-ray-images-with-keras-tensorflow-and-deep-learning/> (дата обращения: 04.04.2022)
 3. Karen Simonyan, Andrew Zisserman // Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf> (дата обращения: 01.05.2022)