

ОПРЕДЕЛЕНИЕ БОЛЬНЫХ COVID-19 ПО МЕДИЦИНСКИМ РЕНТГЕНОЛОГИЧЕСКИМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Усатов А. А., Недзьведь А. М.

Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь,
e-mail: ausatov@icloud.com

С момента выигрыша конкурса ImageNet свёрточной нейронной сетью в 2012 году эта область постоянно развивается, что привело к сильному усложнению архитектур используемых нейронных сетей. Распространённой проблемой стало время обучения такой сети. В данной работе будет рассмотрена попытка сокращения времени обучения для нейронной сети, которая предназначена для обнаружения Covid-19 на рентгеновских снимках грудной клетки. Примеры их снимков человека без Covid-19 и пациента, у которого Covid-19 был диагностирован как показано на рисунке 1.

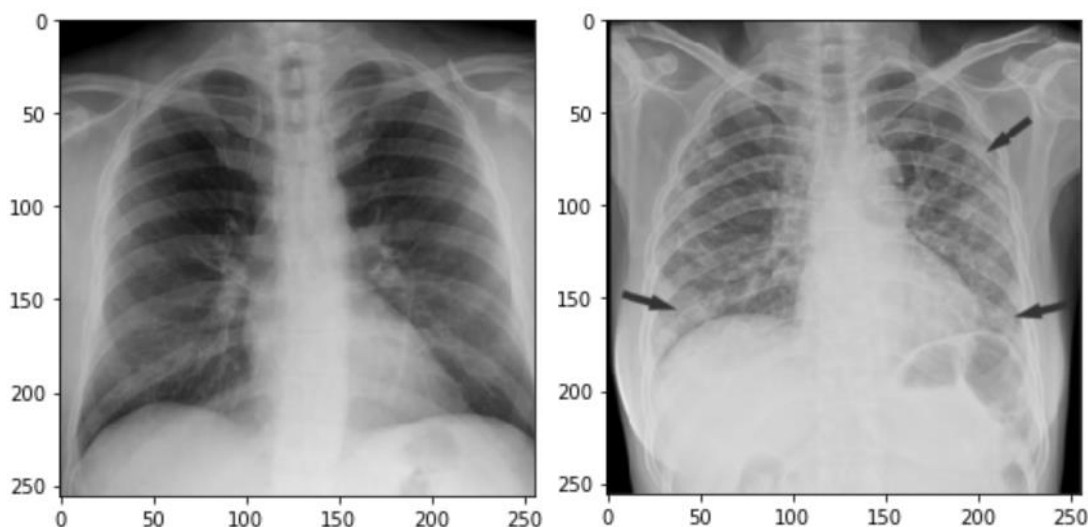


Рис. 1. Рентген пациента с коронавирусом (справа) и без

Чтобы избежать проблемы «затухающего градиента», которая иногда возникает при использовании популярной функции активации ReLU, вместо неё использовалась функция активации ELU. Архитектура используемой нейронной сети показана на рисунке 2.

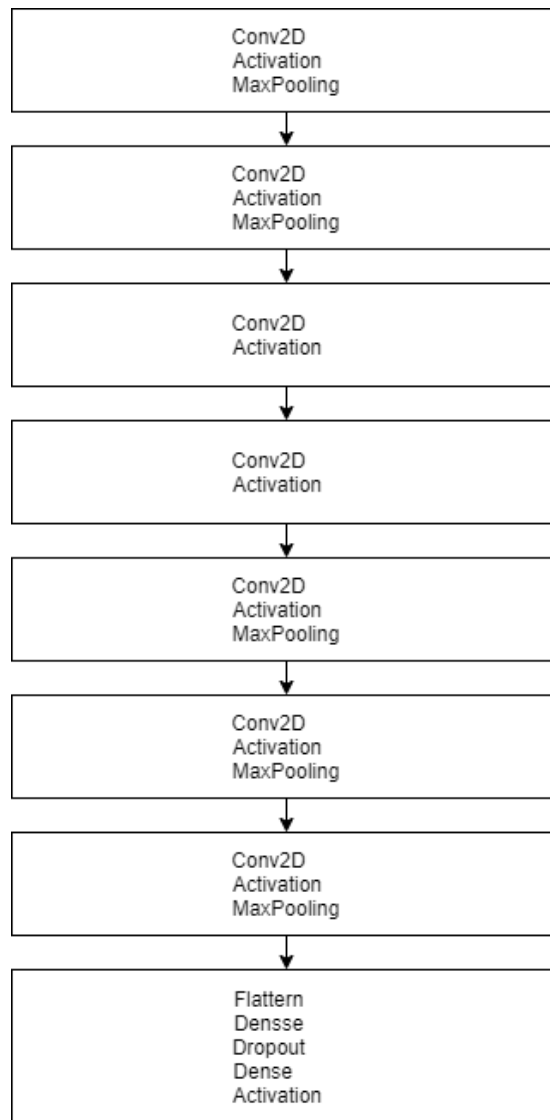


Рис. 2. Архитектура применяемой нейронной сети

Одно из самых базовых возможных упрощений модели – снижение размерности входных данных путём приведения изображения к чёрно-белому формату вместо привычного RGB. Это втрое сокращает объём поступающих в нейронную сеть данных. Важно понимать, что это сокращает количество поступающих данных только на первый свёрточный слой, так как количество выходных каналов задаётся другим параметром.

Разница во времени обучения этой сети количестве входных каналов равна 1 и 3. При трёх входных каналах нейронная сеть обучалась 5 минут 55 секунд, а при одном нейронная сеть обучалась 5 минут 33 секунды. Обучение производилось на GPU Nvidia 1650 Ti. Увеличение количества входных слоёв с 1 до 3 увеличивает время обучения почти на 7% и не даёт заметного увеличения качества, что свидетельствует о полезности предлагаемого подхода.

Ниже приведены пример входного изображения и карта суммарной интенсивности свёрток после 19 слоя для этого изображения.

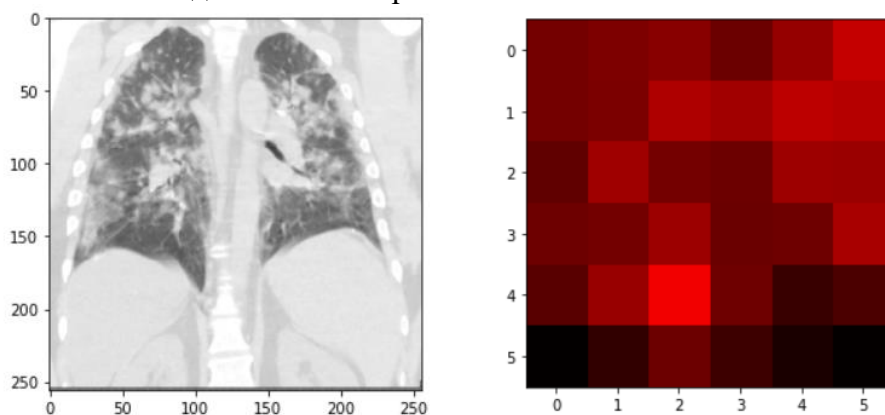


Рис. 3. Слева – пример поражённых лёгких, справа – карта яркости на выходе после 19 слоя

Чёрные области соответствуют областям, которые вносят наименьший вклад в результат.

После сглаживания и взвешенной суммы изображений выше получается следующая картина

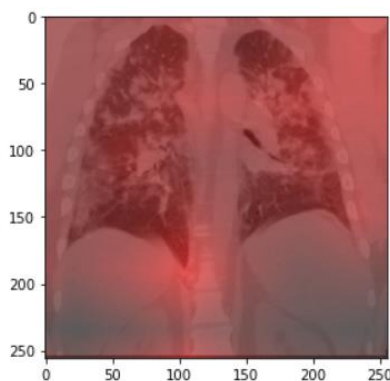


Рис. 4. Сглаженная карта яркости после 19 слоя

В некоторых местах более яркие (там, где сумма свёрток больше) участки находятся в местах отличных, от мест расположения признаков Covid-19. Это объясняется наличием там цветов с большей яркостью и тем, что это не последний слой сети, поэтому есть основания полагать, что нейронная сеть научилась обрабатывать подобные структуры.

Литература

1. Дюдин, М.В. методы, модели и алгоритмы анализа и классификации растровых изображений рентгенограмм грудной клетки: дис. ... кандидата техн. наук: 12.00.01 / М.В. Дюдин. – Курск, 2016. – 154 л.
2. U-Net: нейросеть для сегментации изображений [Электронный ресурс] Павел Глек, 2018. Редим доступа: <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/u-net-image-segmentation/>. – Дата доступа: 12.04.2021.