

Санкт-Петербургский государственный университет

Кафедра Системного Программирования

Булгаков Андрей Вадимович

Распознавание туберкулеза на
флюорографических снимках с помощью
глубоких нейронных сетей

Курсовая работа

Научный руководитель:
ведущий разработчик ООО "НМТ" Невоструев К. Н.

Санкт-Петербург
2016

Оглавление

1. Введение	3
1.1. Актуальность работы	3
1.2. Доступные программные средства	3
2. Постановка задачи	4
2.1. Цели	4
2.2. Задачи	4
3. Реализация	5
3.1. Обнаружение легких	5
3.2. Распознавание туберкулеза	6
4. Обучение	10
5. Результаты	11
5.1. Результаты исследования	11
5.2. Дальнейшее развитие	11
Список литературы	12

1. Введение

1.1. Актуальность работы

Развитие различных сфер человеческой деятельности связано с накоплением огромного количества данных, которые могут содержать в себе важнейшую практическую информацию. Это актуализирует проблемы автоматизации извлечения знаний из самых разнообразных источников. Одним из таких источников являются медицинские исследования, связанные с обнаружением заболеваний легких. Существует множество болезней, которые можно обнаружить в легких, и почти для всех из них, основным средством диагностики является флюорографический снимок. В частности для определения туберкулеза.

С другой стороны, в настоящее время, актуальной областью машинного обучения является распознавание объектов на изображениях. Для этого среди алгоритмов данной области выделяют алгоритмы глубоко машинного обучения. Соревнование по распознаванию изображений ImageNet показывает, что лучшей технологией на текущий момент являются сверточные нейронные сети (CNN).

Идея данной работы состоит в том, что бы использовать сверточные нейронные сети для диагностики туберкулеза на легких.

1.2. Доступные программные средства

Для предварительной обработки снимков и обучения нейронных сетей использовались следующие библиотеки:

- Tensorflow - основной фреймворк для построения CNN
- Tflern - для удобства работы с Tensorflow
- Pydicom - для чтения DICOM файлов
- Scikit-image - для предобработки изображений
- Matplotlib - для создания ПО разметки легких

2. Постановка задачи

2.1. Цели

Целью данной работы является исследование различных архитектур сверточных нейронных сетей для обнаружения на флюорографических снимках туберкулеза.

2.2. Задачи

- Обнаружить и вырезать легкие на изображениях
- Исследовать современные архитектуры нейронных сетей
- Определить наиболее подходящую архитектуру и параметры нейронной сети
- Разметить обучающую выборку на 2 класса (снимки с туберкулезом и без)
- Обучить сверточную нейронную сеть классифицировать изображения

3. Реализация

Прежде чем приступить к реализации сверточных сетей для выявления туберкулеза, необходимо было научиться вырезать сами легкие на флюорографических снимках. Потребность в этом возникает из-за размера и формата изображений в выборке. Данные приходят в медицинском формате DICOM и имеют разрешение 2340x2340 пикселей. Как следствие возникает потребность в более мощных вычислительных средствах. Кроме того, из-за использования в дальнейшем алгоритмов машинного обучения необходимо уменьшить объем лишних данных на снимках. Если использовать для обучения не предобработанные флюорографии, то классификатор будет искать на них ненужные признаки для обучения. Это сильно скажется на качестве и времени обучения.

3.1. Обнаружение легких

Ранее в работах [5], [4] были исследованы различные методы обнаружения легких. Методом давшим наилучшие результаты был метод распознавания легких с использованием машинного обучения. Это задавало вектор развития в данной задаче и в итоге была разработана сверточная глубокая нейросеть для распознавания легких.

Что бы обучить такую сеть необходимо составить набор флюорографий с вырезанными легкими. Для этого было разработано программное средство позволяющее отметить точки на границе легких, а затем сформировать “полигон легких”. Далее с помощью crossing number алгоритма составлялась карта области легких. Множество карт было множеством ответов для обучения сети. Были размечены 40 снимков легких, а для обучения составлялся batch из множества случайных кусочков (патчей). Каждый кусочек имел метку принадлежности патча области легких определяемую, с помощью контрольной функции проверяющей, содержится ли патч хотя бы на 30% внутри легких. Рис. 1. Это позволило сделать обучение более адаптированным к малому количеству размеченных изображений.

В итоге на выходе нейросеть выдаёт тепловую карту Рис. 8 в ко-

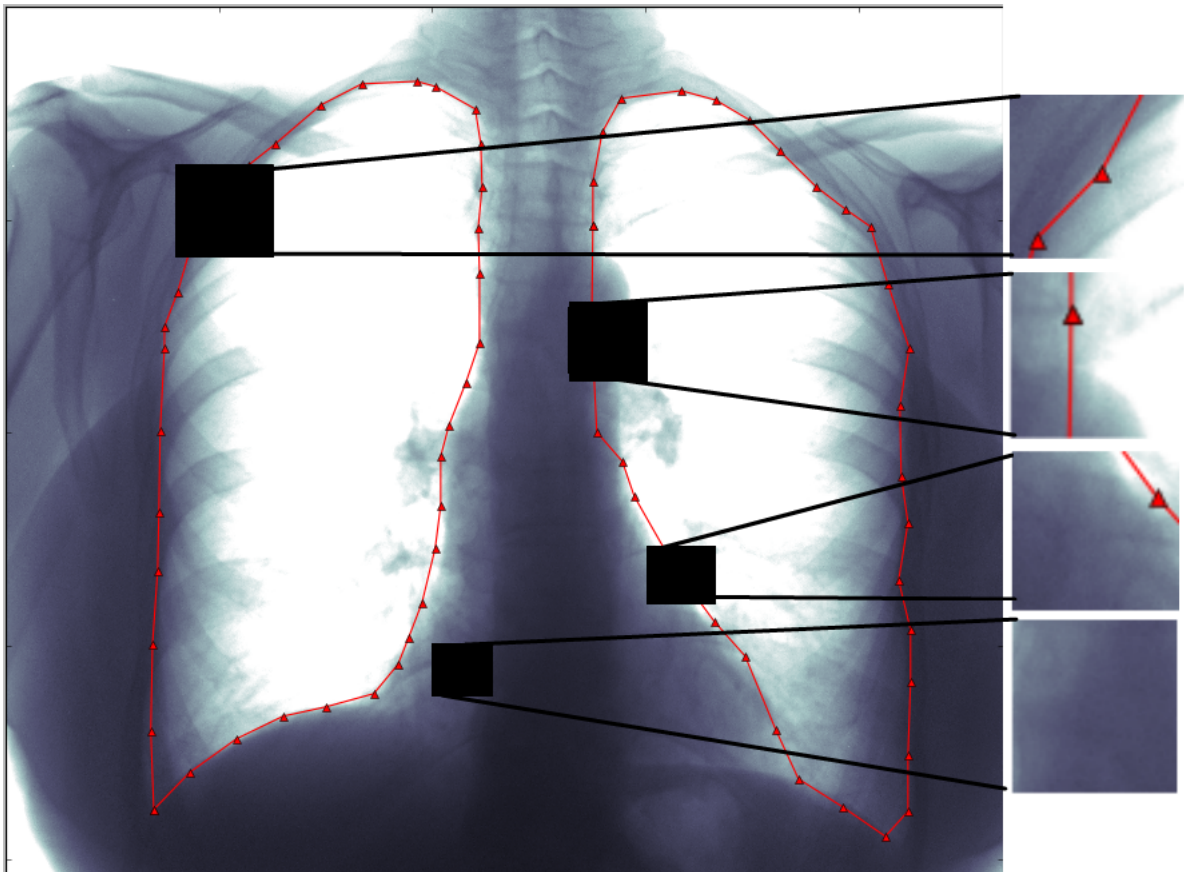


Рис. 1: Вырезанные патчи

торой самым темным цветом были помечены пиксели, принадлежащие области легких. В некоторых случаях на карте были подсвечены малые области не принадлежащие легким. Что бы избавиться от этого шума используется медианный фильтр(ссылка на [skimage](#)) размера 15. Рис. 9

На последнем шаге матрица исходного изображения умножается на матрицу обработанной тепловой карты (состоящей из нулей и единиц) и обрезается по границам первых ненулевых пикселей. Рис. 10

3.2. Распознавание туберкулеза

В задачах классификации изображений наилучшие результаты достигают глубокие сверточные нейронные сети, и поэтому они были сразу выбраны в качестве метода распознавания туберкулеза на снимках. Минусом данного семейства архитектур нейронных сетей является их

легкая переобучаемость и неэкономность относительно вычислительных ресурсов. В силу последнего формат 2340x2340 пикселей представлялся очень большим и было решено уменьшить изображение до 1024x1024. При таком разрешении изображение не теряет важные для классификатора признаки и оптимально расходует память. Для классификации были реализованы несколько архитектур с соревнования image net:

- AlexNet [1]
- GoogleNet [3]
- Inception-Resnet-v2 [2]

Первоначально была опробована архитектура победила соревнования 2012 года: AlexNet. Данная сеть является достаточно широкой и может дать много признаков для распознавания. Но из-за большого количества признаков является самой требовательной к вычислительным ресурсам из опробованных архитектур. Для уменьшения затрат памяти ширина сети была уменьшена вдвое. На рисунках 2, 3 представлен график поведения точности и функции потерь для AlexNet.

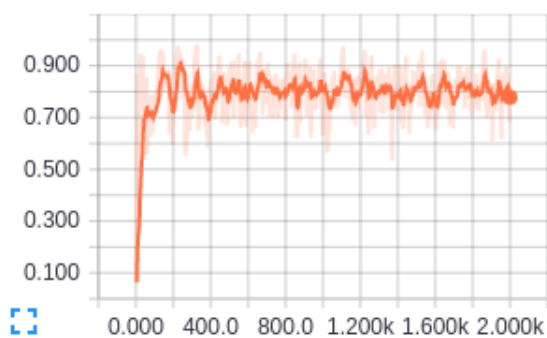


Рис. 2: AlexNet accuracy

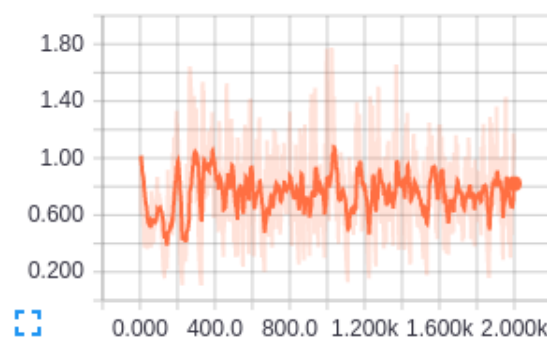


Рис. 3: AlexNet loss

Как видно, точность не достигла хороших результатов, а вычислительные ресурсы были велики, поэтому решено было перейти к более современной модели CNN GoogleNet. Данная сеть не является такой широкой как AlexNet, но содержит в себе 9 Inception блоков в каждом из которых 7 сверточных слоёв (англ. convolution layers). Это делает

сеть очень глубокой и при этом не требующей много вычислительных ресурсов. На рисунке изображен график функции потерь и точности. Как видно она дала гораздо лучший результат Рис 4, 5.

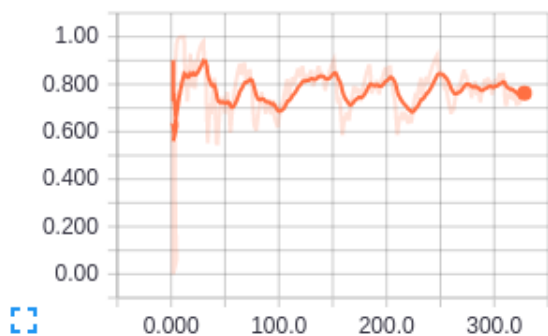


Рис. 4: GoogleNet accuracy



Рис. 5: GoogleNet loss

Кроме того данная топология сети позволяла обрабатывать сразу два изображения, что значительно ускорило вычисления и показало, что возможен переход на более глубокую сеть. Inception-Resnet-v2 победитель соревнований 2015 года. Она имеет следующие особенности:

- Состоит из 75 слоев
- Позволяет использовать batch normalization слои (но только на верху каждого уровня), не перерасходуя ресурсы.
- Работает с двумя изображениями.

Данная топология дала следующие результаты представленные на рисунках 6, 7:

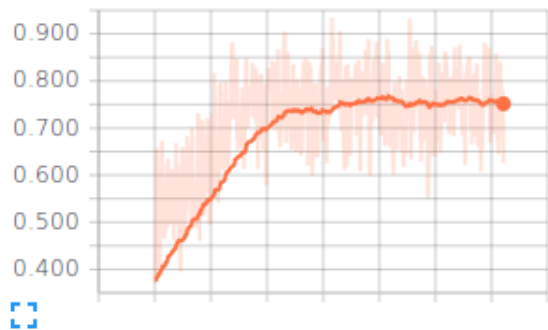


Рис. 6: Inception-Resnet-v2 accuracy

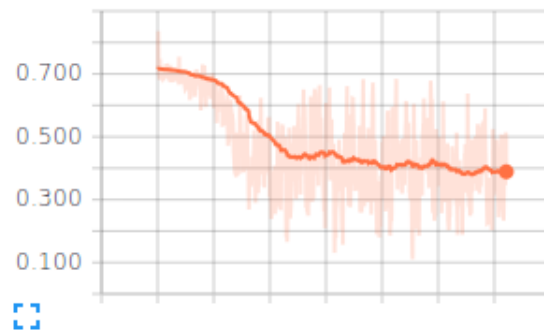


Рис. 7: Inception-Resnet-v2 loss

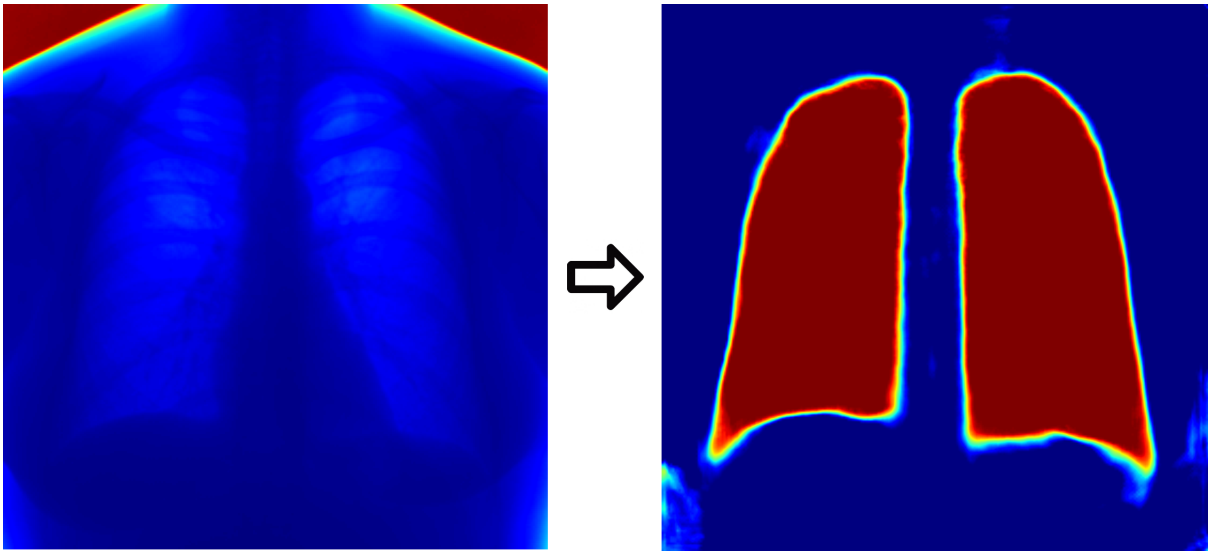


Рис. 8: Распознавание легкого

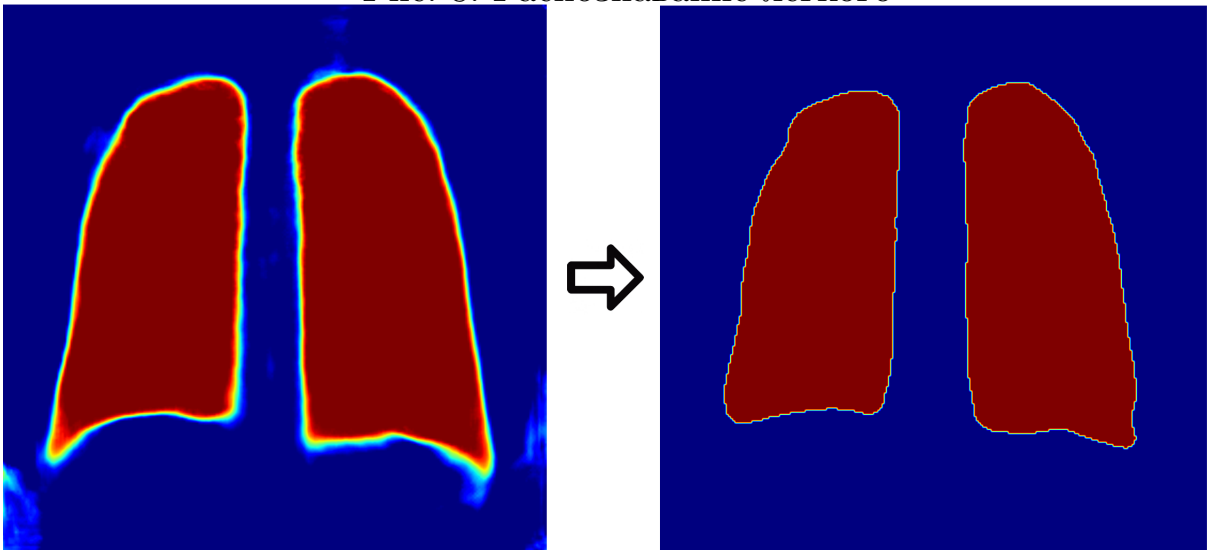


Рис. 9: Обработка тепловой карты медианным фильтром

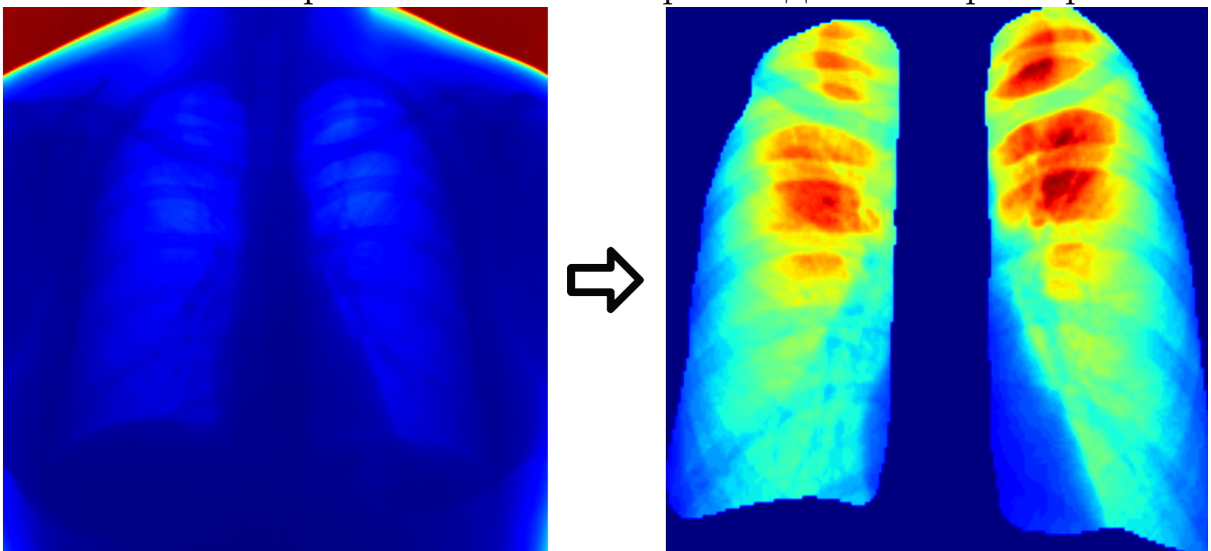


Рис. 10: Умножение оригинального изображения на обработанную тепловую карту

4. Обучение

В рамках данной работы мы располагали следующими вычислительными ресурсами и данными.

- 120 размеченных снимков без выделенного на них туберкулеза
- 8 GB RAM
- Процессор Intel Core i5

Обучение происходило на 42 снимках из которых 21 это флюорография с туберкулезом и 21 без. Проверочная выборка состояла из 78 снимков без туберкулеза. Это очень маленькая выборка для глубокого обучения, но результаты обучения на ней позволяют определить вектор развития системы.

Для реализации архитектуры нейросети и обучения использовалась библиотека Tensorflow и фреймворк для работы с ней TFlearn. Во время обучения применялся метод стохастического градиентного спуска с learning rate 0.0045 и weight decay 0.9. Для оценки loss использовался метод скользящего контроля.

5. Результаты

5.1. Результаты исследования

В рамках данной работы были достигнуты следующие результаты:

- Изучена литература и статьи о сверточных нейронных сетях
- Исследовано и реализовано несколько архитектур сверточных сетей
- Разработаны и реализованы сценарии предобработки снимков
- Построена и настроена система обучения сетей оптимальная по используемым вычислительным ресурсам, скорости и точности обучения

5.2. Дальнейшее развитие

Для получения более значимых результатов в будущем планируется произвести следующие изменения:

- На порядок увеличить количество размеченных снимков
- Разметить непосредственно зоны туберкулеза на легких
- Обучить сеть выдавать тепловые карты туберкулеза
- Добавить в топологию сети ещё один reduce слой. (т.к. размер фич на последнем слое недостаточно маленький)

Список литературы

- [1] Alex Krizhevsky Ilya Sutskever Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. — 2012. — URL: <https://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks.pdf>.
- [2] Christian Szegedy Sergey Ioffe Vincent Vanhoucke Alex Alemi. Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. — 2016. — URL: <https://arxiv.org/abs/1602.07261>.
- [3] Christian Szegedy Wei Liu Yangqing Jia Pierre Sermanet Scott Reed Dragomir Anguelov Dumitru Erhan Vincent Vanhoucke Andrew Rabinovich. Going Deeper with Convolutions. — 2014. — URL: <http://arxiv.org/abs/1409.4842>.
- [4] Н.А. Шигаров. Очистка от битых пикселей снимков и обучение автоэнкодера в рамках задачи распознавания туберкулеза на снимках с помощью сверточных нейронных сетей. — МатМех СПбГУ, 2016. — URL: <http://se.math.spbu.ru/SE/YearlyProjects/spring-2016/s/344-Shigarov-report.pdf>.
- [5] Р.В. Захаров. Машинное обучение в медицине. Автоматическое распознавание легких на флюорографических снимках. — МатМех СПбГУ, 2016. — URL: <http://se.math.spbu.ru/SE/YearlyProjects/spring-2016/s/344-Zakharov-report.pdf>.