



ПЕРМСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Классика будущего

Отчет по преддипломной практике

«Исследование изображений плевральных выпотов для ранней диагностики заболеваний»

Научный руководитель:
Доцент кафедры МОВС, к.ф.-м.н.
Замятина Е.Б.

Работу выполнил студент
механико-математического факультета
группы ПМИ-1,2-2015
Заманов Мухтар

Цели

Список целей:

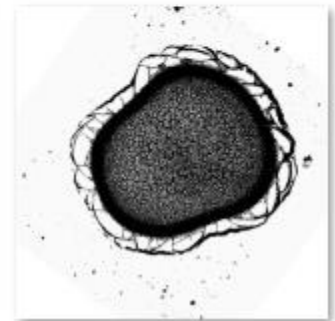
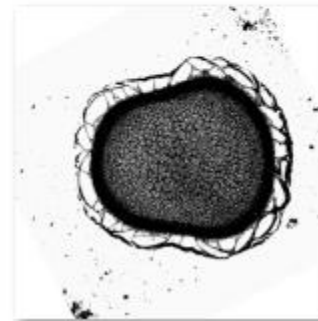
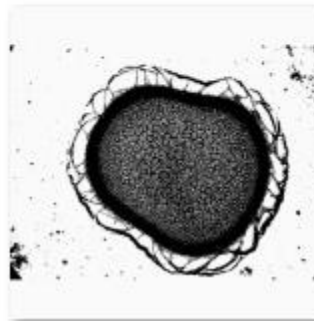
- Реализовать фрагмент программы, который осуществляет предварительную обработку изображений с использованием функций библиотеки **OpenCV**.
- Разработать архитектуру **сверточной** нейронной сети для решения поставленной задачи.
- Реализовать фрагмент программы, отвечающий за **распознавание** изображений, и пользовательский интерфейс.
- Обучить нейронную сеть с использованием возможностей библиотеки **Keras**.
- Осуществить анализ результатов распознавания после обучения и сформулировать **выводы**.

Предварительная обработка образа

Обработка
осуществлялась в 3 этапа:

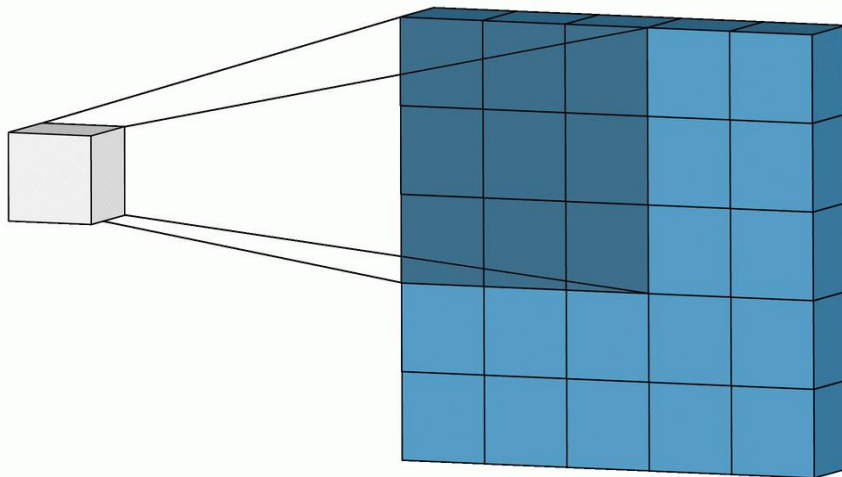
- Приведение изображения к квадратному виду
- Устранение шумовых помех
- Бинаризация

Также было реализовано увеличение количества изображений, используемых для обучения нейронной сети, так как на момент написания работы медиками было предоставлено недостаточное количество образов. Увеличение количества изображений было реализовано посредством 40 поворотов на 9 градусов каждого изображения, которое обучало нейронную сеть.



Сверточные нейронные сети

Сверточные нейронные сети (convolutional neural networks, CNN) — это широкий класс архитектур, основная идея которых состоит в том, чтобы переиспользовать одни и те же части нейронной сети для работы с разными маленькими, локальными участками входов. Как и многие другие нейронные архитектуры, сверточные сети известны довольно давно, и в наши дни у них уже нашлось много самых разнообразных применений, но основным применением, ради которого люди когда-то придумали сверточные сети, остается обработка изображений.



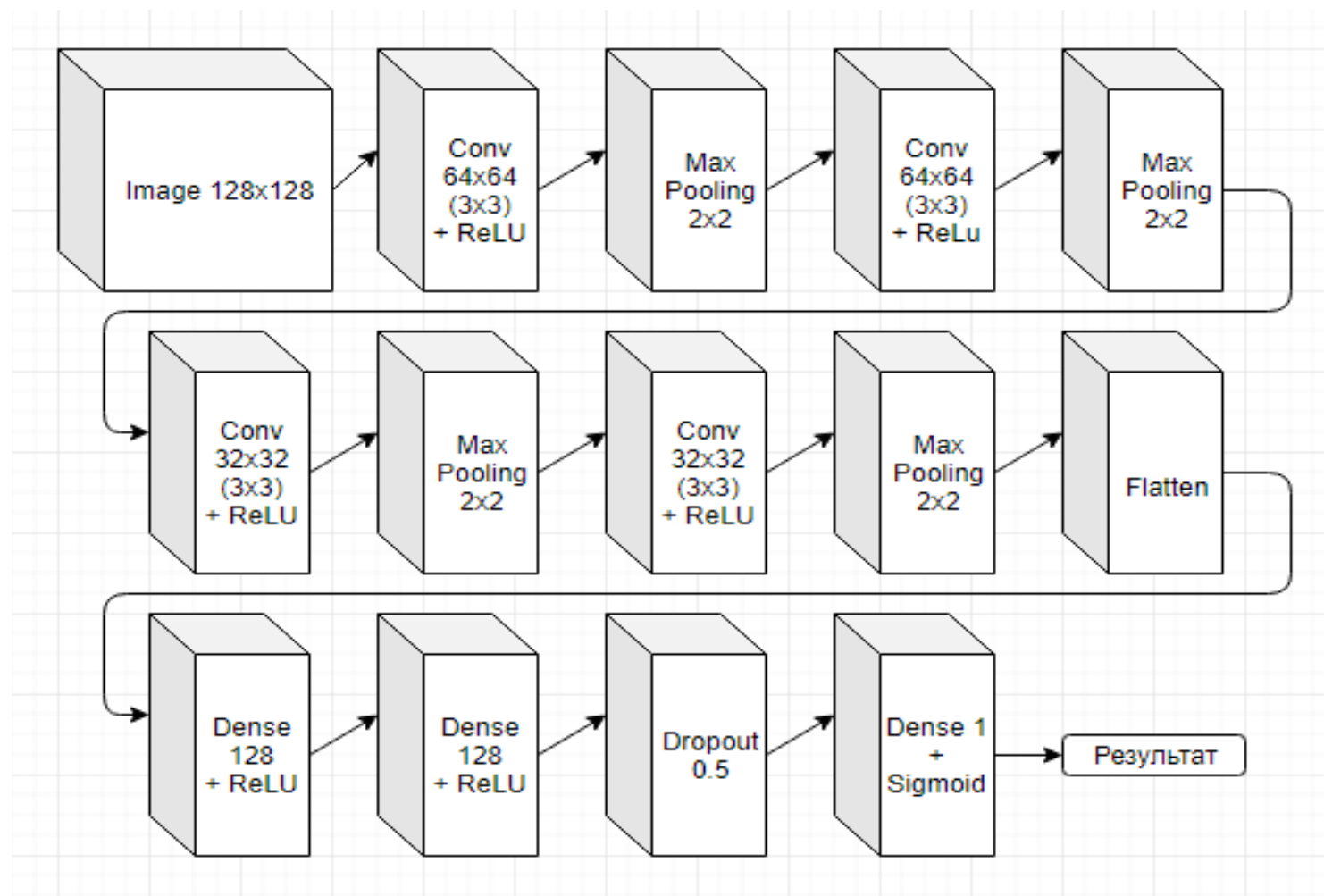
Традиционно сверточная нейронная сеть содержит в себе следующие типы слоев:

- **Сверточный** (convolutional). Используется для генерации «карт значений» при помощи фильтров (ядер свертки).
- **Субдискретизирующий** (подвыборка, pooling). Основной задачей этого типа слоев является уплотнение карты признаков посредством сжатия изображения.
- **Активационный**. Функция активации, через которую проходят результаты свертки или пуллинга.
- **Полносвязный**. После прохождения всех слоев свертки и пуллинга, остается большой набор каналов, хранящих абстрактные понятия, полученные из исходного изображения. Эти данные объединяются и передаются на полносвязную нейронную сеть, состоящую из одного или более слоев.

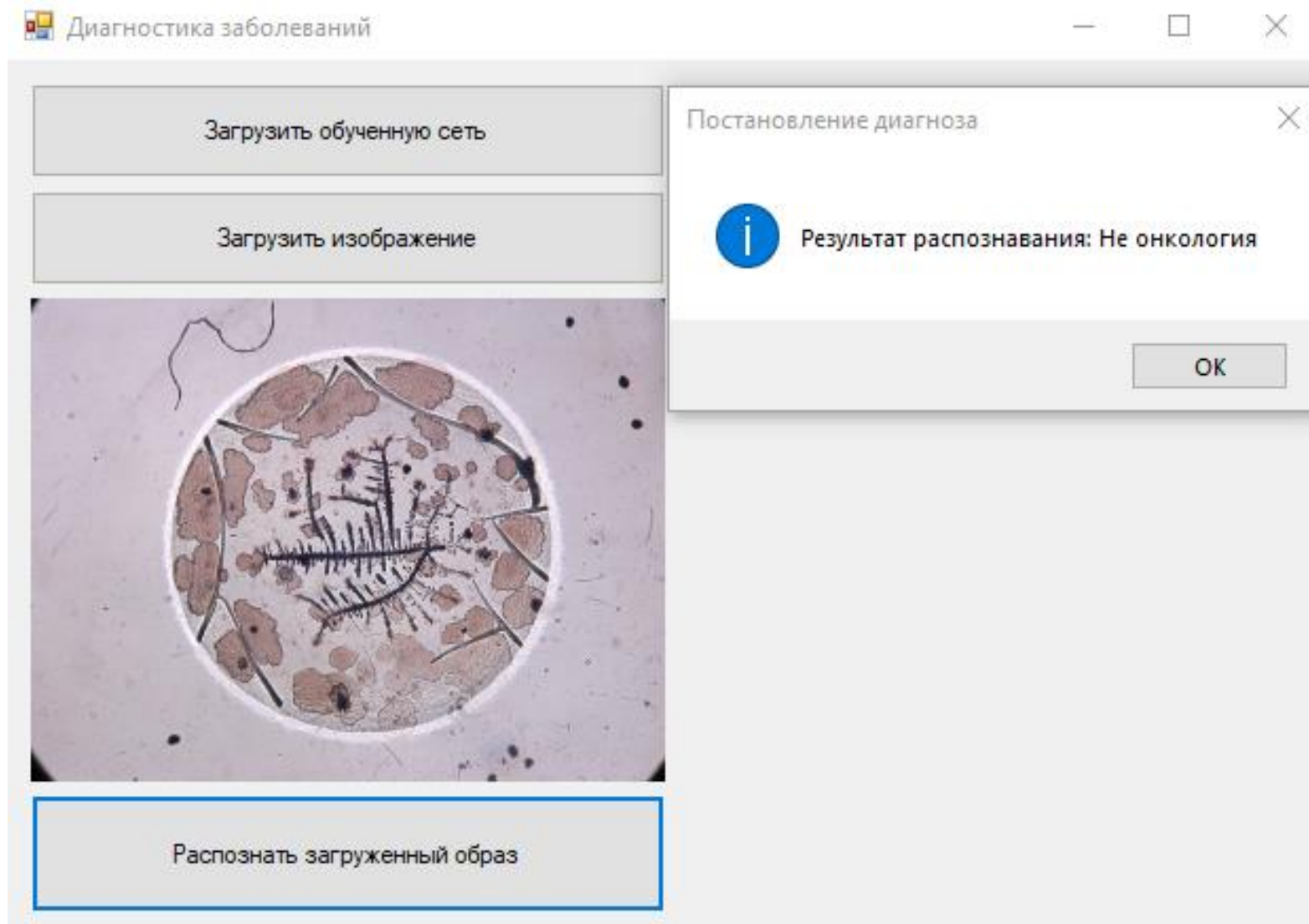
Сравнение точностей архитектур

Имя архитектуры	Популярная архитектура, лежащая в основе	Точность
Архитектура 1	VGG16	95,71%
Архитектура 2	VGG16	63,92%
Архитектура 3	AlexNet	67,34%
Архитектура 4	AlexNet	81,71%
Архитектура 5	Inception	59,21%

Финальная архитектура CNN



Распознавание изображений



Обзор результатов

Epoch 1/20
56/56 [=====] - 25s 440ms/step - loss: 0.6852 - acc: 0.5607 - val_loss: 0.6363 - val_acc: 0.7286
Epoch 00001: val_acc improved from -inf to 0.72857, saving model to drive/My Drive/NewModelTest.h5

Epoch 2/20
56/56 [=====] - 23s 414ms/step - loss: 0.6356 - acc: 0.6446 - val_loss: 0.6018 - val_acc: 0.6179
Epoch 00002: val_acc did not improve from 0.72857

Epoch 3/20
56/56 [=====] - 24s 424ms/step - loss: 0.5367 - acc: 0.7143 - val_loss: 0.5103 - val_acc: 0.7036
Epoch 00003: val_acc did not improve from 0.72857

Epoch 4/20
56/56 [=====] - 24s 426ms/step - loss: 0.5134 - acc: 0.7545 - val_loss: 0.3527 - val_acc: 0.8893
Epoch 00004: val_acc improved from 0.72857 to 0.88929, saving model to drive/My Drive/NewModelTest.h5

Epoch 8/20
56/56 [=====] - 23s 419ms/step - loss: 0.3554 - acc: 0.8455 - val_loss: 0.2718 - val_acc: 0.8607
Epoch 00008: val_acc did not improve from 0.88929

Epoch 9/20
56/56 [=====] - 23s 419ms/step - loss: 0.2505 - acc: 0.8946 - val_loss: 0.1753 - val_acc: 0.9357
Epoch 00009: val_acc improved from 0.88929 to 0.93571, saving model to drive/My Drive/NewModelTest.h5

Epoch 15/20
56/56 [=====] - 23s 416ms/step - loss: 0.0467 - acc: 0.9821 - val_loss: 0.1139 - val_acc: 0.9571
Epoch 00015: val_acc improved from 0.95357 to 0.95714, saving model to drive/My Drive/NewModelTest.h5

Epoch 16/20
56/56 [=====] - 23s 420ms/step - loss: 0.0851 - acc: 0.9670 - val_loss: 0.2573 - val_acc: 0.9000
Epoch 00016: val_acc did not improve from 0.95714

Epoch 17/20
56/56 [=====] - 23s 419ms/step - loss: 0.0358 - acc: 0.9911 - val_loss: 0.1678 - val_acc: 0.9321
Epoch 00017: val_acc did not improve from 0.95714

Заключение

Решение задачи распознавания плевральных выпотов пациентов при помощи средств библиотеки Keras и с использованием сверточных нейронных сетей привело к результату, который оказался лучше, чем результат применения метода kNN (в рамках курсовой работы на 3-ем курсе). В итоге был получен следующий показатель точности классификации – 95,71%. Данный результат можно считать хорошим для использованного в ВКР объёма входных данных.

Исследования могут быть продолжены, предполагается использовать результаты, которые могут быть получены при реализации нескольких архитектур сверточных нейронных сетей с применением метода SVM (метод опорных векторов).



Спасибо за внимание!

Заманов Мухтар
Mishaz020@mail.ru