**2)** Так как тема работы связана с медициной, необходимо сказать, что диагностика разного рода заболеваний является одной из основных составляющих современной медицины, первой ступенью на пути к выздоровлению больного человека. Только после определения заболевания, врачи в силах принимать решение и назначать план лечения больного. Выздоровление почти всегда зависит от своевременной и, главное, правильной постановки диагноза.

Цель работы вы можете видеть на слайде.

При работе непосредственно с самим изображением анализа плеврального выпота больного человека необходимо найти различные паттерны, по которым и диагностируется определённое заболевание. На рисунке, представленном на слайде, были найдены такие паттерны, как «хвост павлина», «дерево» и «пили», следовательно, можно сделать вывод, что на изображении мы наблюдаем анализ плевральной жидкости человека, больного онкологическим заболеванием.

**3)** Для решения указанной ранее цели ставятся следующие задачи:

* Реализовать программный модуль, осуществляющий предварительную обработку изображений при помощи возможностей **OpenCV**.
* Разработать архитектуру **сверточной** нейронной сети.
* Реализовать программный модуль, отвечающий за **распознавание** изображений.
* Реализовать пользовательский интерфейс.
* Обучить нейронную сеть с использование возможностей **Keras**.
* Осуществить анализ результатов и сформулировать **выводы**.

**4)** Для точного распознавания изображения необходимо сначала провести предварительную обработку распознаваемого образа. Все этапы предобработки продемонстрированы на слайде.

**5)** На практике часто встречаются изображения, искаженные шумом, появляющимся либо на этапе формирования изображения, либо на этапе передачи. Причинами же возникновения шума могут быть сбои в работе канала связи, дефект пленки, шум видеодатчика и другие. Главной целью выступает эффективное устранение шума, чтобы важные для последующего распознавания детали изображения не пострадали.

На слайде продемонстрированы предоставляемые библиотекой OpenCV техники устранения шумов. В работе использовалась двусторонняя фильтрация (Bilateral Filtering).

**6)** Бинаризация изображений имеет большое значение при распознавании образов. Бинаризация – это перевод полноцветного или в градациях серого изображения в монохромное, где присутствуют только два типа пикселей (темные и светлые). OpenCV предоставляет в основном три типа техники бинаризации изображения: Simple Thresholding (с использованием простого порога), Adaptive Thresholding (с использованием адаптивного порога) и Otsu’s Binarization (Бинаризация Оцу).

В работе использовалась бинаризация с простым порогом, так как все изображения сделаны при помощи современного микроскопа, типизированы и не имеют явного освещения.

**7)** Так как изображение были прямоугольными, при повороте они могли потерпеть изменения, уменьшиться, ещё как-либо пострадать. Во избежание этого было принято решение первоначально привести все изображения к квадратному виду, не изменяя сами изображения, располагая их по центру.

**8)** **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.

Идея сверточных нейронных сетей заключается в чередовании сверточных слоев и субдискретизирующих слоев. (Структура сети — однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки.)

Традиционно сверточная нейронная сеть содержит в себе следующие типы слоев:

**Сверточный** (convolutional). Используется для генерации «карт значений» при помощи фильтров (ядер свертки). На слайде на первом изображении продемонстрирован процесс свёртки.

**Субдискретизирующий** (подвыборка, pooling). Основной задачей этого типа слоев является уплотнение карты признаков посредством сжатия изображения. Пуллинг продемонстрирован на втором изображении.

**Активационный**. Представляет собой функцию активации, через которую проходят результаты свертки или пуллинга.

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.

**9)** Для обучения CNN необходимо первоначально разработать архитектуру сети. В данной работе было рассмотрено 5 вариантов архитектур, полученных экспериментальным путем.

Обучение нейронной сети проводилось в течение 20 эпох, т.е. обучение производилось 20 раз на всём наборе данных, который составил 2800 изображений. Размер мини-выборки составил 20 элементов. (В данном случае мы берем 20 изображений, рассчитываем по ним функцию ошибки, после этого переходим к следующей мини-выборке.) Всего изображений в каждом классе было по 1400, 20% из которых передавалось в проверочное множество.

**10)** На рисунке продемонстрирована архитектура, полученная экспериментальным путём, которая берёт за основу популярную архитектуру VGG16. Именно она дала наилучший результат.

1. На вход подается изображение 128×128 пикселей.
2. Далее 2 раза повторяются: сверточный слой, состоящий из 64 фильтров с фильтром свертки размера 3×3, функция активации ReLU, слой субдискретизации с использованием метода выбора максимального значения (max pooling) с фильтром подвыборки 2×2.
3. Затем следует 2 повторения: сверточный слой, состоящий из 32 фильтров с теми же размерами фильтра свертки, функция активации ReLU, слой субдискретизации с тем же фильтром подвыборки и методом выбора значения.
4. **После этого следует один плоский слой, сглаживающий ввод, который не влияет на размер выборки.**
5. Далее 2 полносвязных слоя с 128 нейронами и функциями активации ReLU после каждого.
6. **Далее идёт слой регуляризации.**

**Техника Dropout предотвращения переобучения. В процессе обучения она случайным образом отключает некоторое количество нейронов с заданной вероятностью, в нашем случае 50%. Оставшимся в сети нейронам во время обучения приходится подбирать веса так, чтобы обнаруживать важные признаки самостоятельно, без участия соседних нейронов.**

1. **Полносвязный слой с 1 нейроном на выходе и функцией активации Sigmoid, так как у нас бинарная классификация, и в качестве результата архитектуры выступают 2 класса – онкология и не онкология.**

**11)** При нажатии на кнопку «Распознать загруженный образ» вызывается программный код на языке Python, предназначенный для распознавания, в качестве аргументов при вызове выступают пути к таким файлам, как обученная сеть и распознаваемое изображение. Далее система распознает образ и возвращает результат непосредственно в приложение, реализованное на языке C#, которое, в свою очередь, выводит ответ на экран.

**12)** В заключение необходимо сказать, что использование библиотеки Keras и сверточных нейронных сетей привело к более эффективным результатам, 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).