



Софийски университет „Св. Кл. Охридски”

Факултет по математика и информатика

## Курсов Проект

на тема:

# Диагностициране на пневмония по рентгенови снимки

Студент: **Каролина Петрова Колева Ф.Н. 81661**

Курс: 4-ти, Учебна година: 2020/21

Преподаватели: **проф. Иван Койчев**

=====

Декларация за липса плагиатство:

- Плагиатство е да използваш, идеи, мнение или работа на друг, като претендиращ, че са твои. Това е форма на преписване.
- Тази курсова работа е моя, като всички изречения, илюстрации и програми от други хора са изрично цитирани.
- Тази курсова работа или нейна версия не са представени в друг университет или друга учебна институция.
- Разбирам, че ако се установи плагиатство в работата ми ще получа оценка “Слаб”.

13.10.21 г.

Подпис на студента:

## **Съдържание**

<b>1</b>	<b>УВОД.....</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>РАЗПОЗНАВАНЕ НА ПНЕВМОНИЯ ЧРЕЗ „ИЗКУСТВЕНО ЗРЕНИЕ“.....</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>ПРОЕКТИРАНЕ .....</b>	<b>3</b>
<b>4</b>	<b>РЕАЛИЗАЦИЯ, ТЕСТВАНЕ/ЕКСПЕРИМЕНТИ.....</b>	<b>5</b>
4.1	ИЗПОЛЗВАНИ ТЕХНОЛОГИИ, ПЛАТФОРМИ И БИБЛИОТЕКИ .....	5
4.2	ПРОВЕЖДАНЕ НА ЕКСПЕРИМЕНТИ.....	6
<b>5</b>	<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....</b>	<b>7</b>
<b>6</b>	<b>ИЗПОЛЗВАНА ЛИТЕРАТУРА .....</b>	<b>7</b>

## 1 Увод

През 2017 г. 2,56 милиона души губят живота си от пневмония. Рискът от пневмония е огромен за много хора, особено в развиващите се страни, където милиарди са изправени пред енергийна бедност и разчитат на добив на енергия от източници, които замърсяват въздуха и природата. Дори в развита страна като САЩ пневмонията е сред първите места като причина за настъпила смърт.<sup>i</sup> Над 150 милиона души се заразяват с пневмония годишно, особено деца под 5-годишна възраст. <sup>ii</sup>Тези числа се покачват значително и от пандемията от коронавирус, която може да доведе до тежка пневмония в двата бели дроба.

В някои страни се наблюдава огромна липса на медицински състав, а COVID-19 допринася за претоварването на здравните системи по света. Тези фактори допринасят за късна диагностика на пациенти с пневмония, а в повечето случаи това води до фатален край. Изкуственият интелект може да спомогне на медицинските лица по света, чрез ранна и точна диагностика на пневмония по рентгенова снимка.

## 2 Разпознаване на пневмония чрез „изкуствено зрение“

Диагностицирането на пневмония по рентгенови снимки може да се разглежда като класификационен проблем на база изображения. Най-добрият подход за решаването на такъв проблем е използването на конволюционна невронна мрежа. Самата конволюционна невронна мрежа е инспирирана от зрителната функция в мозъка на животниските видове и умението ѝ да разпознава и навързва милиони шарки.

В интернет съществуват различни видове разработки, като най-отличаващата се е *CheXNet*, създадена от учени от Станфордския университет, съставена от 121 конволюционни слоя и постигаща 99,9% точност. В сравнение с това любителски проекти на тази тема създават невронни мрежи с между 3-12 конволюционни слоеве и постигат точности между 85 и 90%.

Следното сравнение показва, че конволюционните слоеве и тяхната сложност са от особено значение за съставянето на успешна невронна мрежа диагностицираща пневмония по рентгенова снимка.

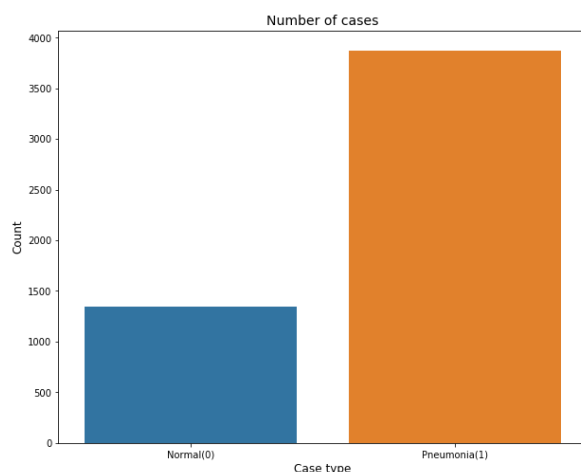
## 3 Проектиране

Моделът, създаден в рамките на курсовият проект е конволюционна невронна мрежа<sup>iii</sup> състояща се от:

- Input слой [256,256,3] – приема изображение с размери 256x256 с 3 цветови канала;

- 4 конволюционни слоя:
  1. Първият конволюционен слой се състои от 16 филтъра с размер 3x3. Използва се *same padding*, чрез който *output*-а се запазва в същият размер като *input*-а. Активационната функция е *ReLU*.<sup>iv</sup>
  2. Между първият и вторият слой имаме *pooling* слой, който е с размер 3x3. Използва се *max pooling*.
  3. Вторият конволюционен слой се състои от 32 филтъра с размер 3x3, отново се използва *same padding* и активационната функция е *ReLU*.
  4. Между вторият и третия слой имаме *pooling* слой, който е с размер 3x3. Използва се *max pooling*.
  5. Третият конволюционен слой се състои от 64 филтъра с размер 3x3, отново се използва *same padding* и активационната функция е *ReLU*.
  6. Между третият и четвъртия слой имаме *pooling* слой, който е с размер 2x2. Използва се *max pooling*.
  7. Четвъртият конволюционен слой се състои от 128 филтъра с размер 2x2, отново се използва *same padding* и активационната функция е *ReLU*.
  8. След четвъртия слой имаме *pooling* слой, който е с размер 2x. Използва се *max pooling*.
- Пълно свързан слой – 128 неврона, активационна функция *ReLU*
- Изходен слой с 1 неврон.

За трениране, валидация и тестване са използвани данните от дейтасета Chest X-Ray Images (Pneumonia) <sup>v</sup>от Kaggle. Самият сет от изображения е разделен на 3 части: данни за трениране, данни за валидация и данни за тестване.



На следната графика се наблюдава, че информацията в набора от данни за трениране, е небалансирана. За да бъде балансирана се използват *data augmentation* техники, като приближаване, ротация, хоризонтално обръщане, трансляция.

**Фиг. 1 Небалансиранни данни**

Избрани са 10 епохи за трениране на модела, като изображенията се подават на партии от 32 изображения.

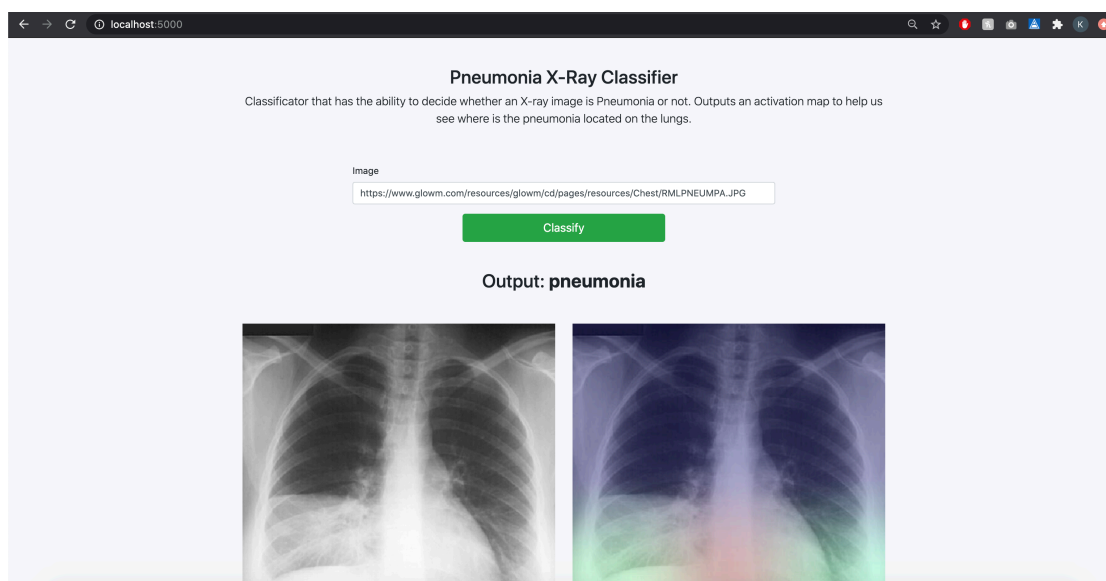
При трениране на модела се използва техника, която запазва най-добрата епоха на база на точността, която епохата е постигнала на база на валидационните данни.

Използва се и техника за намаляване на темпото на обучение при достигане на плато. Наблюдава се *validation loss* метриката. Факторът, по който ще бъде намалено темпото на обучение е 0.3. *Patience* е 2 епохи. Режимът (mode) е max т.е., когато *validation loss* е спрял да се покачва, тогава намаляме темпото на обучение.

За loss функция на невронната мрежа се използва „*binary crossentropy*”<sup>vi</sup> тъй като нашият модел е бинарен класификатор.

Оптимизираният алгоритъм е *RMSprop*<sup>vii</sup> и се използва темпо на обучение 0.0001.

След като моделът е трениран и тестван е създадено уеб приложение, което има добавена функционалност, която показва върху, кои части от изображението се е активирала невронната мрежа и е намерила пневмония.



Фиг. 2 Уеб приложение за диагностика на пневмония

## 4 Реализация, тестване/експерименти

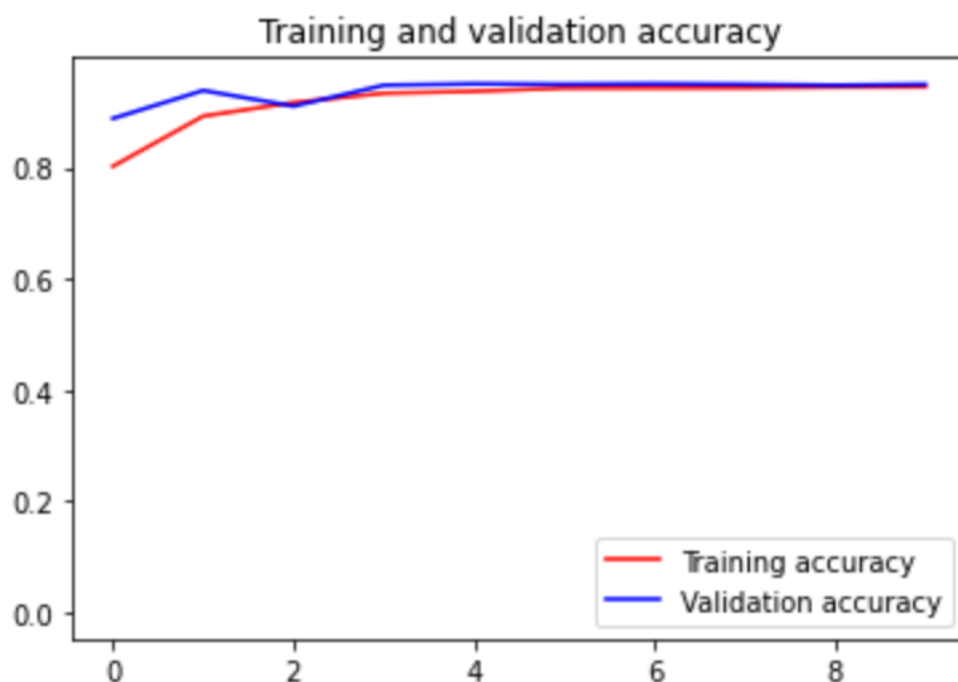
### 4.1 Използвани технологии, платформи и библиотеки

За реализиране на невронната мрежа е използван езика за програмиране Python, фреймуърка за дълбоко самообучение Tensorflow и библиотеката Keras.

За визуализиране на работния процес е използван Jupyter Notebook, а за съставянето на диаграмите е ползван Matplotlib.

За създаването на уеб приложението е използван Flask, уеб фреймуърк на Python.

#### 4.2 Провеждане на експерименти

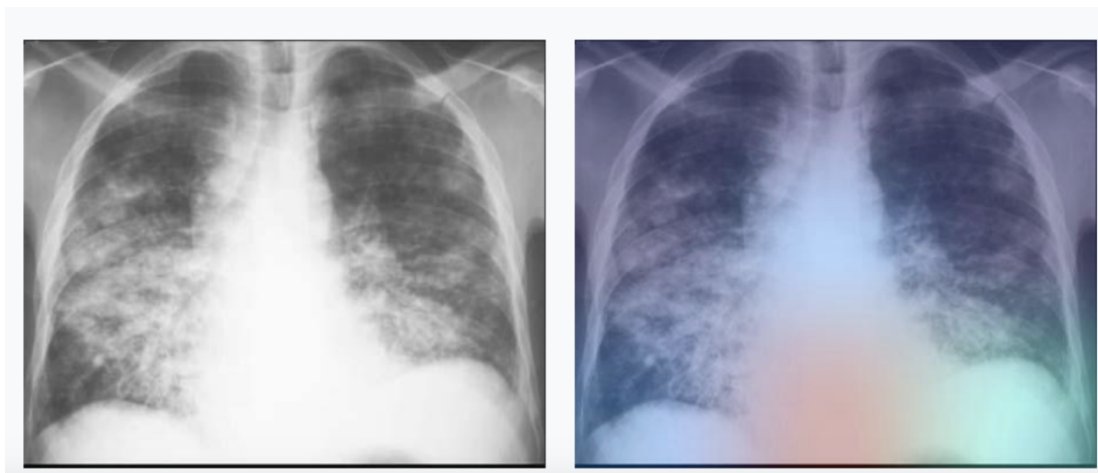


**Фиг. 3** Точност при тренирането на модела

Следната фигура показва успеваемостта на модела при трениращите данни и валидиращите. В първата епоха се наблюдава тенденция за *underfitting*, но през следващите епохи този проблем не се наблюдава.

След като моделът е трениран, той е тестван с тестовите данни от оригиналния набор от данни като постига около 93% точност.

Чрез уеб приложението можем да наблюдаваме и дали модела успява да засече правилно къде точно се намира областта от белия дроб, засегната от пневмонията.



Фиг. 4 Activation map на снимка с пневмония

## 5 Заключение

В обобщение може да се твърди, че реализираната програма изпълнява желаните първоначални функционалности.

Поради факта, че данните, с които е тренирана мрежата, са съставени от доста напреднали фази на пневмония, текущата мрежа все още не успява в някои случаи да диагностицира пневмония в малки области от дробовете.

Също така се срещат и някои неточности в диаграмите, които показват къде е установила невронната мрежа наличие на пневмония.

По-нататъшното развитие за този проект ще бъде съсредоточено в усъвършенстването на невронната мрежа за отстраняване на споменатите проблеми по-горе. Възможен вариант за решение е търсене на повече данни с по-ранни стадии на пневмония. Също така с повече данни ще бъде преразгледана и усъвършенствана и архитектурата на невронната мрежа.

## 6 Използвана литература

---

<sup>i</sup> An Efficient Deep Learning Approach to Pneumonia Classification in Healthcare  
<https://www.hindawi.com/journals/jhe/2019/4180949/#materials-and-methods>

<sup>ii</sup> Deep Learning for Detecting Pneumonia from X-ray Images  
<https://towardsdatascience.com/deep-learning-for-detecting-pneumonia-from-x-ray-images-fc9a3d9fdb8>

<sup>iii</sup> A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks  
<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>

---

iv A Gentle Introduction to the Rectified Linear Unit (ReLU)

<https://machinelearningmastery.com/rectified-linear-activation-function-for-deep-learning-neural-networks/>

v Chest X-Ray Images (Pneumonia)

<https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>

vi Understanding binary cross-entropy / log loss: a visual explanation

<https://towardsdatascience.com/understanding-binary-cross-entropy-log-loss-a-visual-explanation-a3ac6025181a>

vii Understanding RMSprop — faster neural network learning

<https://towardsdatascience.com/understanding-rmsprop-faster-neural-network-learning-62e116fcf29a>