

## Сведения об авторах

М.С. Благодарева – старший преподаватель

## Information about the authors

M.S. Blagodareva – senior lecturer

УДК: 004.891.3

## ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ СТЕПЕНИ ПОРАЖЕНИЯ ЛЕГКИХ ПРИ COVID-19

Станислав Павлович Гаменюк<sup>1</sup>, Сергей Юрьевич Соколов<sup>2</sup>

<sup>1-2</sup> ФГБОУ ВО «Уральский государственный медицинский университет»

Минздрава России, Екатеринбург, Россия

<sup>1</sup>stangamenuk@gmail.com

### Аннотация

**Введение.** Во время пандемии коронавируса накопилось достаточно большое количество диагностических данных, которые важно анализировать, а также автоматизировать данный процесс, чтобы вовремя назначить рациональное лечение. **Цель исследования** - разработать методику оценки степени поражения легких при COVID-19 с применением искусственных нейронных сетей. **Материалы и методы.** Изображения с симптомом распределены на массивы в соответствии со степенью поражения, а также исключены выбросы. После фильтрации созданы тренировочный, оценочный и тестовый наборы данных. **Результаты.** Точность сегментации нейронной сети на тестовых данных при 100 эпохах обучения составила 0.44%, вследствие малого количества изображений для обучения. **Обсуждение.** Точность распознавания области поражения увеличивается с количеством эпох обучения. Но остается низкой вследствие малого объема исходных данных для обучения нейронной сети, ограничения оперативной памяти, малым количеством нейронов в сверточной нейронной сети. **Выводы.** Для улучшения качества работы необходимо: использовать передовую видеокарту, увеличить объем входных данных, увеличить количество нейронов в нейронной сети, произвести оптимизацию гиперпараметров искусственной нейронной сети при помощи KerasTuner.

**Ключевые слова:** искусственная нейронная сеть, искусственный интеллект, сегментация, рентгенология, коронавирус.

## APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR AUTOMATIC DETERMINATION OF DEGREE OF LUNG INJURY IN COVID-19

Stanislaw P. Gamenyuk<sup>1</sup>, Sergey Y. Sokolov<sup>2</sup>

<sup>1-2</sup>Ural state medical university, Yekaterinburg, Russia

<sup>1</sup>stangamenuk@gmail.com

### Abstract

**Introduction.** During the coronavirus pandemic, a sufficiently large amount of diagnostic data accumulated that it is important to analyze, as well as automate this process in order to prescribe rational treatment in time. **The aim of the study** – is to develop a technique for assessing the degree of lung damage in COVID-19 using artificial neural networks. **Materials and methods.** Symptom images are distributed to arrays according to the extent of the lesion, and emissions are also excluded. After filtering, training, evaluation and test datasets were created. **Results.** The accuracy of neural network segmentation on test data at 100 learning epochs was 0.44%, due to the small number of images for training. **Discussion.** The accuracy of lesion region recognition increases with the number of learning eras. But it remains low due to the small amount of initial data for training the neural network, the limitation of RAM, the small number of neurons in the convolutional neural network. **Conclusions.** To improve the quality of work, it is necessary: to use an advanced video card, increase the volume of input data, increase the number of neurons in the neural network, optimize the hyperparameters of the artificial neural network using KerasTuner.

**Key words:** artificial neural network, artificial intelligence, segmentation, radiology, coronavirus.

## **ВВЕДЕНИЕ**

Искусственный интеллект - свойство интеллектуальных систем выполнять творческие функции, которые традиционно считаются прерогативой человека. В 1960 г. американский нейрофизиолог F. Rosenblatt предложил схему устройства, моделирующего процесс человеческого восприятия, и назвал его «перцептроном» [1].

На сегодняшний день, благодаря усиленному развитию компьютерных технологий, выделяют множество классов методов искусственного интеллекта, в котором центральное место занимает машинное обучение.

Машинное обучение решает большое количество задач в современном мире, к таким задачам относятся распознавание символов, речи, рукописного текста, анализ текстов. В медицине данный метод также нашел свое применение в задачах сегментации гистологических изображений, снимках магнитно-резонансной и компьютерной томографии. Особенно необходимым стало использование искусственного интеллекта во время пандемии коронавируса, когда накопилось достаточно большое количество диагностических данных, которые важно было быстро и четко анализировать, а также автоматизировать данный процесс, чтобы вовремя назначить рациональное лечение. Именно поэтому появилась потребность в создании нейронных сетей для данной цели [2].

**Цель исследования** – разработать методику оценки степени поражения легких при COVID-19 с применением искусственных нейронных сетей.

## **МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ**

Для разработки был взят набор данных Радиологии Москвы “MosMedData” [3], в котором для 50 пациентов изначально были созданы бинарные маски для файлов КТ (КТ - компьютерная томография) снимков.

Размер снимков и масок к ним –  $512 \times 512$  px. Формат файлов – nifti. Возраст всех пациентов – старше 18 лет.

Создание методики производилось на языке программирования Python 3 с помощью Google-сервиса – Google Colab. Для разработки были использованы следующие библиотеки: tensorflow, keras, matplotlib, scikit-image, simpleitk, numpy.

Прежде всего произведена загрузка изображений и масок для их дальнейшего использования в соответствующие директории в Colab.

После загрузки создана функция для конвертации файлов снимков в массив numpy, в котором файлы, в соответствии с порядковым номером, поочередно открывались при помощи библиотеки scikit-image для дальнейшей инициализации плагином simpleitk и загрузки в переменную. Для каждого снимка в файлах производилась нормализация, суть которой заключается в переводе значений пикселей в интервал от 0 до 1 – данная процедура позволит нейронной сети легче соотнести снимок с бинарной маской, в которой значения также находятся в интервале от 0 до 1. Затем был выбран интервал срезов для переменной со срезами в пределах седьмого шейного позвонка и диафрагмы с добавлением канала для дальнейшей обработки – формат массива NHWC (number – порядковый номер среза, height – высота, width – ширина, channel – канал).

Следующий этап – предобработка данных. Созданные массивы прошли фильтрацию в соответствии с критерием – наличие или отсутствие симптома “матовое стекло”. Для массивов с симптомом была произведена фильтрация по степеням поражения в соответствии с классификацией, предложенной Радиологией Москвы. Дополнительно были убраны выбросы.

Нейронная сеть принимает на вход тренировочный и оценочный наборы данных. В созданной искусственной нейронной сети типа U-Net использовался входной слой с форматом  $512 \times 512 \times 1$ , в соответствии с форматом подаваемого на вход массива; сверточные слои с количеством нейронов 2, 4, 8, 16 и операциями подвыборки на каждом с размером  $2 \times 2$ ; промежуточный слой с 32 нейронами и разверточные слои с количеством нейронов 16, 8, 4, 2. Для выходного слоя использована сигмоидная функция активации, так как целью нейронной сети в данном случае является процесс распознавания. Гиперпараметры нейронной сети: оптимизатор – Adam, функция потерь – потери коэффициента Джаккара, метрика – коэффициент Джаккара.

Для тренировки нейронной сети был выбран стандартный размер пакета равный 32. Таким образом, подаваемый на вход массив данных делился на несколько частей с размером 32 и при помощи перемешивания изменялся для тренировки на каждой эпохе обучения.

## **РЕЗУЛЬТАТЫ**

Массивы numpy снимков и масок для них состояли из 1000 экземпляров каждый. После фильтрации по наличию симптома “матовое стекло”, массив с симптомом составил 609 экземпляров, а без симптома – 391.

Тренировочная выборка составила 192 экземпляра, оценочная – 64, тестовая – 64, согласно рекомендуемому примерному соотношению – 80%:20% для тренировочной и оценочной выборок.

Обучение с количеством эпох равное 100 (рис.1).

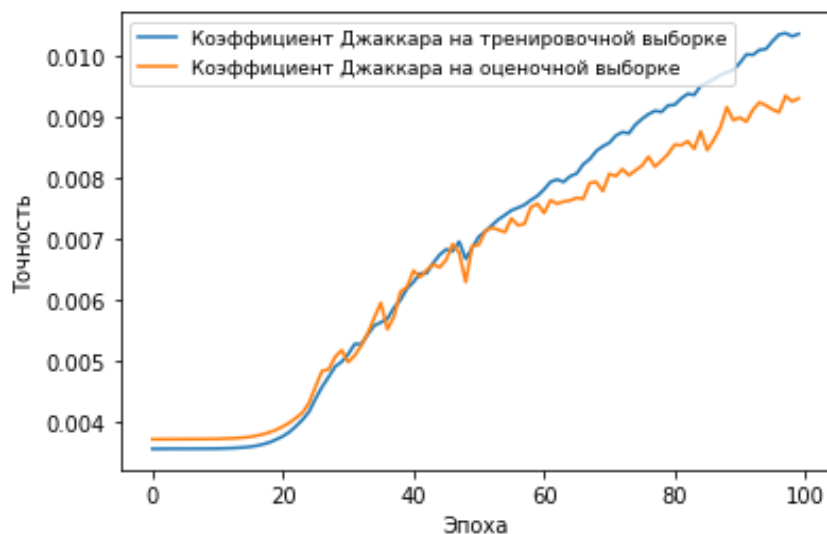


Рис. 1. Зависимость точности на тестовом и обучающем наборе данных от числа эпох

Точность распознавания на тестовой выборке составила 0.44% (0.0044).

### **ОБСУЖДЕНИЕ**

Использовалась искусственная нейронная сеть U-Net со стандартной, упрощенной архитектурой. Точность распознавания области поражения увеличивается с количеством эпох обучения. Но остается при этом достаточно низкой вследствие малого объема исходных данных для обучения нейронной сети, ограничения оперативной памяти GPU (графический процессор) - 12 Гб, предоставляемой Google Colab, и, исходя из этого, малым количеством нейронов в сверточной нейронной сети. Пути улучшения качества сегментации нейронной сети являются: увеличение объема данных, как за счет произведенных рентгенологических обследований [4,5,6], так и за счет трансформации входных изображений [7]; использование передовых видеокарт с поддержкой драйверов CUDA, что позволит увеличить количество нейронов в искусственной нейронной сети, а также использовать целые ансамбли из нейронных сетей, увеличить количество эпох обучения, снизить скорость обучения для углубленного анализа изображений нейронной сетью [5,7].

### **ВЫВОДЫ**

Была разработана стандартная методика оценки степени поражения легких при COVID-19 с применением искусственной нейронной сети. Увеличение точности распознавания области поражения на КТ снимке наглядно отражено через графики обучения. Для улучшения качества работы необходимо:

1. Использовать передовую видеокарту.
2. Увеличить объем входных данных.
3. Увеличить количество нейронов в нейронной сети.

4. Произвести оптимизацию гиперпараметров искусственной нейронной сети при помощи KerasTuner.

У данной разработки есть возможность применения в массовой диагностике, а также стать вспомогательным инструментом в спорных диагностических ситуациях в работе врача-рентгенолога.

## **СПИСОК ИСТОЧНИКОВ**

1. Rosenblatt, F. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books, Washington DC. – 1962; 626.
2. Пашина Т.А. Сравнение алгоритмов выделения области интереса на компьютерных томограммах лёгких / Пашина Т.А., Гайдель А.В., Зельтер П.М., Капишников А.В., Никоноров А.В.// Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44, № 1. – С. 74-81.
3. Морозов С.П., Андрейченко А.Е., Блохин И.А., Гележе П.Б., Гончар А.П., Николаев А.Е., Павлов Н.А., Чернина В.Ю., Гомболевский В.А. MosMedData: датасет 1110 компьютерных томографий органов грудной клетки, выполненных во время эпидемии COVID-19 [Электронный ресурс]// Digital Diagnostics. 2020;1(1):49–59. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD46826> (дата обращения 29.03.22)
4. Андреев В.В., Минаев Н.Ю. Сверточная нейронная сеть для распознавания рака легких на медицинских снимках // Colloquium-journal. 2019. С. 173-175.
5. Гаврилов П.В., Смольникова У.А. Оценка диагностической точности системы автоматического анализа цифровых рентгенограмм легких при выявлении округлых образований. Альманах клинической медицины. 2021;49(6): 359–364.
6. Александрович В.Ю., Грязнов А.Ю., Камышанская И.Г., Староверов Н.Е., Холопова Е.Д. Распознавание патологий легких на рентгеновских снимках грудной клетки при помощи сверточных нейронных сетей // Физические основы приборостроения для биологии и медицины. – 2021; Т.10. № 4 (42). – С. 37-41.
7. Гаврилов П.В., Щеткин К.С., Залялов Р.М., Смольникова У.А., Бельских А.В., Блинов Д.С., Азаров А.А., Блинова Е.В., Яблонский П.К. Нейросетевая модель детекции признаков поражения легких, ассоциированных с COVID-19, на аксиальных срезах нативной компьютерной томографии грудной клетки//Медицинский альянс. – 2020; Т. 8. № 2. С. 6-13.

## **Сведения об авторах**

С.П. Гаменюк – студент

С.Ю. Соколов – заведующий кафедрой медицинской физики, информатики и математики, к.ф-м.н., доцент

## **Information about the authors**

S.P. Gamenyuk – student

S.Y. Sokolov – Head of the Department of Medical Physics, Computer Science and Mathematics, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor