



А. А. Викулова, И.П. Болодурина, А.Ю. Жигалов, Л.С. Гришина

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ РЕНТГЕНОГРАММ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ТЯЖЕСТИ ЗАБОЛЕВАНИЙ В УСЛОВИЯХ ЭПИДЕМИИ COVID-19

(Оренбургский государственный университет)

В связи с распространением нового вируса в течение последних нескольких лет, специалисты здравоохранения стремятся разработать различные стратегии лечения и профилактики COVID-19 [1–2], успех реализации которых напрямую зависит от эффективности применяемых подходов, методов и технологий лабораторной диагностики инфекции. В силу высокой доступности аппаратов одним из самых распространенных методов диагностики является рентгенологическое исследование [3]. Из-за большой нагрузки на специалистов-рентгенологов нередко встречаются неизбежные ошибки при постановке диагнозов. Следовательно, актуальна разработка быстрого и надежного программного продукта, помогающего врачам оперативно обнаруживать заболевание по снимкам рентгенограмм грудной клетки.

В данной работе будет рассмотрена задача классификации рентгеновских снимков с помощью построения сверточной нейронной сети и проведено сравнение точности полученных результатов в зависимости от коэффициента разбиения набора данных.

Постановка задачи

Пусть X – множество изображений рентгенограмм; $Y = \{0,1,2\}$ – множество классов, характеризующее заключение рентгеновских снимков, где 0 – COVID-19; 1 – Normal; 2 – Pneumonia. Существует неизвестная целевая зависимость – отображение $y^*: X \rightarrow Y$.

Дано: $\{x_1, \dots, x_l\} \subset X$ – обучающая выборка; $y_i = y(x_i), i = \overline{1, l}$ – известные ответы, где x_i – изображение 512x512 пикселей, заданное матрицей значений цветов.

Требуется построить алгоритм $a: X \rightarrow Y$, способный классифицировать произвольный объект $x \in X$.

Для практической реализации используемых алгоритмов и проведения экспериментов использовался объединенный набор данных с сайта Kaggle [4 – 5].

Набор содержит 10 908 размеченных рентгеновских снимков, которые представлены в формате PNG с глубиной цвета 8 бит и разрешением 512x512 пикселей. Среди них 2 440 снимков, содержащих информацию о легких с признаками COVID-19, 6 689 снимков, содержащих информацию о легких без патологий и 1 779 изображений с диагнозом вирусная пневмония.

Пример снимков COVID-19, нормальных легких и вирусной пневмонии представлен на рисунке.



(a) COVID-19 (b) Без патологии (c) Вирусная пневмония

Рис. 1. Пример снимков из набора данных

Для решения задачи классификации изображений рентгенограмм была выбрана сверточная нейронная сеть, имеющая следующую архитектуру:

Входной слой X: X – множество значений пикселей рентгенограмм. На входе $4096=64*64$ нейрона, каждый подключен к одному из пикселей изображения.

Сверточная нейронная сеть содержит 6 сверточных слоев, 9 слоев нормализации, 6 слоев подвыборки и 4 полносвязных слоя.

Выходной слой Y: На выходе слой с 3 нейронами по одному на каждый класс.

В рамках данной работы проведен ряд экспериментов по подбору коэффициента разбиения на обучающую, валидационную и тестовую выборки, результаты некоторых из них представлены в таблице 1.

Таблица 1. Зависимость точности от коэффициента разбиения

Коэффициент разбиения <i>split_size</i>	Точность полученных результатов
0.05	82.6%
0.18	83.2%
0.17	78.9%
0.19	81.9%
0.2	82.7%
0.25	80.1%

Таким образом, наилучшую точность показал коэффициент разбиения *split_size* = 0.18.

Снимки были разделены на следующие непересекающиеся множества: количество снимков в множествах будет обозначаться как (COVID-19: количество снимков с COVID-19; Normal: количество снимков без патологий; Pneumonia: количество снимков с пневмонией).

- Обучающее множество Train (COVID-19:11973, Normal:32971, Pneumonia:8723)
- Валидационное множество Val (COVID-19:1353, Normal:3553, Pneumonia:985)
- Тестовое множество Test (COVID-19:1314, Normal:3610, Pneumonia:966)

Проведя эксперимент с параметрами *split_size*=0.18, *epochs*=100, *patience*=20, получили следующую точность:

- Test accuracy: 98.2%
- Correct predictions: 5786



- Wrong predictions: 104

Отчет, показывающий основные показатели классификации, имеет следующий вид:

Таблица 2. Основные показатели классификации

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	0.99	0.99	1314
1	0.98	0.99	0.99	3610
2	0.97	0.94	0.95	966
accuracy			0.98	5890
macro avg	0.98	0.97	0.98	5890
weighted avg	0.98	0.98	0.98	5890

При тестировании сверточной нейронной сети был построен график обучающих и валидационных потерь, на котором видно, что при увеличении количества эпох ошибки уменьшаются. Минимальное значение ошибки зафиксировано на 60 эпохе.

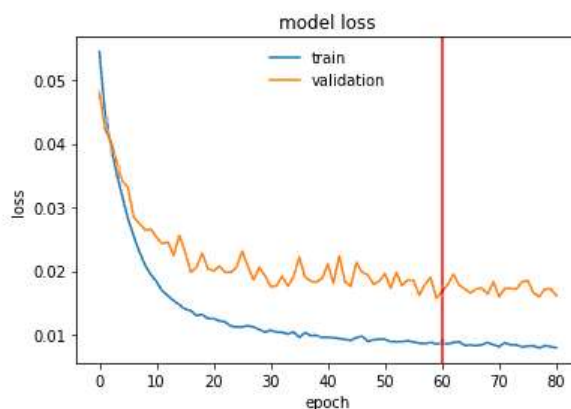


Рис. 2. Зависимость обучающей и валидационной ошибок от количества эпох

В результате проведенного исследования была разработана интеллектуальная система распознавания изображений рентгенограмм для диагностики тяжести заболеваний в условиях эпидемии COVID-19; был проведен ряд экспериментов по подбору коэффициента разбиения набора данных на обучающую, валидационную и тестовую выборки. Наилучшие результаты сверточная нейронная сеть показала при коэффициенте разбиения $split_size = 0.18$, точность составила 98.2%.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ (проект № 20-07-01065), а также стипендии Президента Российской Федерации молодым ученым и аспирантам (СП-3652.2021.5).

Литература

1. Руководство по профилактике и лечению новой коронавирусной инфекции COVID-19. Первая академическая клиника Университетской школы медицины провинции Чжэцзян. [Электронный ресурс]. – URL: https://ria.ru/ips/op/COVID_19_Book.pdf (дата обращения 09.04.2022).



2. Временные методические рекомендации. Профилактика, диагностика и лечение новой коронавирусной инфекции (COVID-19). Министерство здравоохранения Российской Федерации. [Электронный ресурс]. – URL: <https://static-0.minzdrav.gov.ru/system/attachments/attaches/000/058/211/original/BMP-13.pdf> (дата обращения 09.04.2022).

3. Основы и принципы лучевой диагностики: Учеб-метод. пособие /А.И. Алешкевич [и др.]. – Минск: БГМУ, 2015 – 86 с.

4. Covid-19 Dataset. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/updater/covid19-dataset> (дата обращения 09.04.2022).

5. COVID-19 and Pneumonia Chest X-Rays Dataset. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/lepresidente/covid19-and-pneumonia-chest-xrays-dataset?select=train> (дата обращения 09.04.2022).

И.Г. Воробьев, И.П. Болодурина, Е.Л. Борщук, Л.С. Гришина

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЕМОГРАФИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ В УСЛОВИЯХ ПАНДЕМИИ

(Оренбургский государственный университет,
Оренбургский государственный медицинский университет)

Прогнозирование демографических процессов – одно из важнейших приложений методов математического моделирования к исследованию явлений социального характера. Прогнозируемая численность населения и её динамика являются одними из основополагающих характеристик необходимых для проведения адекватной региональной политики. В зависимости от демографических данных могут быть приняты или отклонены рассматриваемые инфраструктурные, промышленные, сельскохозяйственные, образовательные и т.д. проекты, как на региональном, так и на муниципальном уровнях. Предсказываемая общенациональная демографическая динамика может также качественно влиять на принимаемые государством цели и характер их исполнения [3].

В связи с продолжающейся пандемией COVID-19 особенно актуальным является развитие методов моделирования демографической динамики, позволяющих учитывать эпидемиологическую обстановку и оценивать значимость её влияния. В рамках данной работы будет построена модель демографической динамики региона в условиях пандемии в предположении незначимости миграционных процессов и постоянного значения суммарного коэффициента рождаемости. Она применима для всякой популяции, относительно которой известен вид её функции интенсивности смертности при нормальных условиях обитания данной популяции. Модель позволяет оценить суммарное влияние всех неординарных факторов.

В первую очередь рассмотрим вид общедоступных демографических данных, на основе которых будут строиться предсказания модели: