

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
КАРШИНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
РОССИЙСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ДРУЖБЫ НАРОДОВ
ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ
им. В.А. ТРАПЕЗНИКОВА РАН
ИНСТИТУТ МАТЕМАТИКИ
им. В.И. РОМАНОВСКОГО АН РУЗ

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
(ИТММ-2022)**

**МАТЕРИАЛЫ
XXI Международной конференции
имени А. Ф. Терпугова
25–29 октября 2022 г.**

ТОМСК
Издательство Томского
государственного университета
2023

УДК 519
ББК 22.17
И74

Информационные технологии и математическое моделирование (ИТММ-2022): Материалы XXI Международной конференции имени А. Ф. Терпугова (25–29 октября 2022 г.). — Томск: Издательство Томского государственного университета, 2023. — 442 с.

ISBN 978–5–907572–98–0

Сборник содержит избранные материалы XXI Международной конференции имени А.Ф. Терпугова по следующим направлениям: теория массового обслуживания и ее приложения, интеллектуальный анализ данных и визуализация, информационные технологии и программная инженерия, математическое и компьютерное моделирование технологических процессов. Также в сборник вошли материалы международного симпозиума "Современные стохастические модели и проблемы актуарной математики" (МАМОНТ-2022).

Для специалистов в области информационных технологий и математического моделирования.

УДК 519
ББК 22.17

Р е д к о л л е г и я:

А.А. Назаров, доктор технических наук, профессор
С.П. Моисеева, доктор физико-математических наук, профессор
А.Н. Моисеев, доктор физико-математических наук, доцент
Д.В. Семенова, кандидат физико-математических наук, доцент

ISBN 978–5–907572–98–0

© Авторы. Текст, 2023
© Томский государственный
университет. Оформление.
Дизайн, 2023

Методы анализа и визуализации данных

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ КОРОНАВИРУСНОЙ ИНФЕКЦИИ ПО РЕНТГЕНОВСКИМ СНИМКАМ ПАЦИЕНТОВ

Д. Д. Бугакова, Е. Ю. Лисовская

Национальный исследовательский

Томский государственный университет, г. Томск, Россия

В данной работе рассматриваются алгоритмы работы и архитектуры сверточных нейронных сетей, которые были использованы для решения задачи распознавания коронавирусной инфекции. Приведены результаты работы различных архитектур, сравнения их работы, а также визуализация работы нейронных сетей с помощью алгоритма Grad-CAM. В заключении представлены выводы, сделанные по анализу результатов работы.

Ключевые слова: *python, pytorch, сверточные нейронные сети, глубокое обучение, классификация изображений.*

Введение

Стремительное распространение инфекции COVID-19, оказало огромное влияние и принесло непоправимый ущерб жизни многих людей. Для диагностирования и обнаружения такого рода инфекций в настоящее время применяют компьютерную томографию и рентгенографию, но даже при условии обеспеченности нужными аппаратами и медикаментами не всегда можно точно и правильно поставить диагноз, ввиду большого потока пациентов. Решением этой проблемы могут являться быстроразвивающиеся нейронные сети, способные решать задачи, связанные с анализом и классификацией медицинских изображений.

1. Описание и обработка исследуемых данных

Для того, чтобы рассмотреть работу нейронных сетей в задаче распознавания коронавирусной инфекции был использован набор данных с сайта kaggle.com [1] о 18868 рентгеновских снимках пациентов, содержащий 4 класса (0 - covid, 1 - пневмония, 2 - помутнения в легких, 3 - чистые легкие), который был разделен на тренировочную, тестовую и валидационную выборки (таблица 1).

Таблица 1

Распределение данных в выборках

Тип выборки	Класс 0	Класс 1	Класс 2	Класс 3
Тренировочная	3315	1045	3416	9892
Валидационная	150	150	150	150
Тестовая	150	150	150	150

Исследуемый набор данных является несбалансированным, поэтому для корректного обучения был применен метод `WeightedRandomSampler`, который позволит рассматривать в каждом батче примерно одинаковое количество изображений каждого класса. Для его использования нужно:

- 1) получить значение количества изображений в каждом классе;
- 2) рассчитать весовые коэффициенты для каждого класса $\frac{1}{n_i}$, где n_i – количество изображений в классе i (весовые коэффициенты для классов: 0 - 0.0003, 1 - 0.0010, 2 - 0.0003, 3 - 0.0001);
- 3) присвоить каждому изображению из класса соответствующий весовой коэффициент.

Для обучения были выбраны следующие архитектуры нейронных сетей: ResNet-18, DenseNet-121, EfficientNet-B0.

2. Подбор гиперпараметров

Количество нейронов в скрытом слое. Количество нейронов в скрытом слое классификатора было выбрано одинаковым для всех моделей: 512.

Скорость обучения. Для оценки эффективной скорости обучения (СО), модели обучались со скоростью, которая изначально низкая, а затем экспоненциально повышалась с каждой итерацией:

$$lr_{max} = lr_{init}q^n, q = \left(\frac{lr_{max}}{lr_{init}}\right)^{\frac{1}{n}}, lr_i = lr_{init}q^i = lr_{init} \left(\frac{lr_{max}}{lr_{init}}\right)^{\frac{i}{n}},$$

где lr_{max} – конечная скорость обучения (верхняя граница), lr_{init} – начальная скорость обучения (нижняя граница), n – количество итераций, lr_i – скорость обучения на i -ом шаге.

После обучения модели выбирается интервал скорости обучения, на котором значение функционала ошибки уменьшается быстрее всего, такой интервал будет называться оптимальным. Дальнейшее обучение модели может проводится разными способами: а) с верхним значением

оптимального интервала, б) с нижним значением оптимального интервала, в) со значением в 10 раз меньше значения верхнего оптимального интервала (лучшая верхняя граница), г) с помощью циклического обучения [2].

Начальные интервалы скорости обучения были выбраны одинаковыми для всех архитектур: $lr_{max} = 1 \times 10^{-7}$, $lr_{init} = 1 \times 10^{-1}$. После обучения всех моделей со скоростью обучения из начального интервала (рисунок 1), для каждой модели были выбраны оптимальные интервалы, лучшие верхняя и нижняя границы (таблица 2).

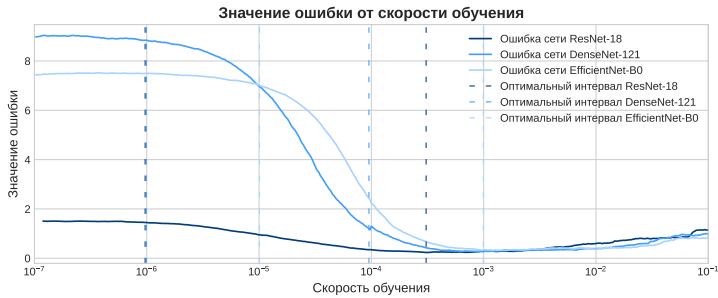


Рис. 1. Оптимальные интервалы для выбранных архитектур

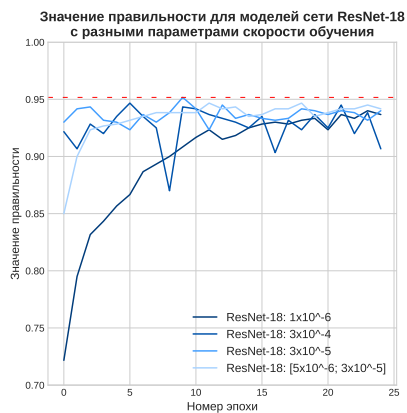
Таблица 2

Значения параметров скорости обучения для разных моделей

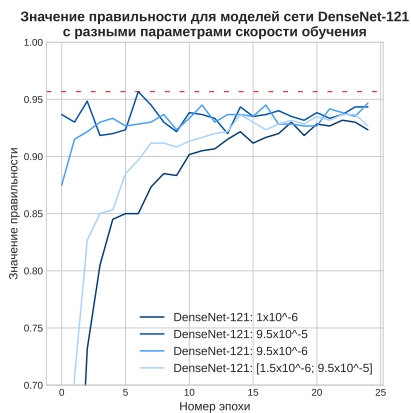
Архитектура	Вид скор. обуч.	Значение скор. обуч.
ResNet-18	постоянная	1×10^{-6}
	постоянная	3×10^{-4}
	<i>постоянная</i>	3×10^{-5}
	циклическая	$[5 \times 10^{-6}; 3 \times 10^{-5}]$
DenseNet-121	<i>постоянная</i>	1×10^{-6}
	постоянная	$9,5 \times 10^{-5}$
	постоянная	$9,5 \times 10^{-6}$
	циклическая	$[1,5 \times 10^{-6}; 9,5 \times 10^{-5}]$
EfficientNet-B0	постоянная	1×10^{-5}
	постоянная	9×10^{-4}
	<i>постоянная</i>	9×10^{-5}
	циклическая	$[1,5 \times 10^{-5}; 9 \times 10^{-5}]$

3. Обучение моделей

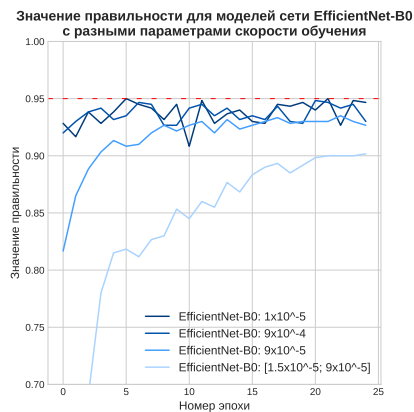
Для обученных моделей были построены графики со значениями метрики ассигасу (правильности) для каждой из моделей (рисунки 2а-2в).



а)



б)



в)



г)

Рис. 2. Значение правильности: а) ResNet-18, б) DenseNet-121, в) EfficientNet-B0, г) моделей, которые показали лучшие значения метрик

Исходя из графиков, были определены модели для разных архитектур, которые быстрее достигают максимальной правильности, такие модели в таблице 2 выделены курсивом.

4. Оценивание результатов

Оценка работы разных моделей сверточных нейронных сетей, была проведена с помощью метрик: accuracy, recall, precision, F_1 -мера.

Для каждой из моделей были вычислены значения метрик для каждого класса. В таблице 3 для каждого класса представлены модели, которые показывают лучшую метрику accuracy. Черным в таблице 2 выделены модели, которые показали лучшую предсказательную способность.

Таблица 3

Значение метрики accuracy лучшей модели для каждого класса

Класс	Архитектура	Модель	Accuracy
0	EfficientNet-B0	9×10^{-4}	1.000000
1	DenseNet-121	$9,5 \times 10^{-5}$	0,996540
2	EfficientNet-B0	9×10^{-4}	0,968067
3	DenseNet-121	$9,5 \times 10^{-5}$	0,961603

Для моделей, которые показали лучшую предсказательную способность, были построены графики значения метрики accuracy (рисунок 2г).

5. Визуализация результатов с помощью Grad-CAM

Алгоритм визуализации Grad-CAM был применен к классам, для которых архитектура EfficientNet-B0 показала лучший результат (рисунок 3).

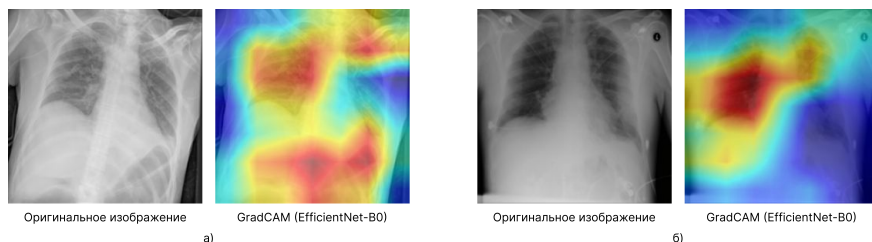


Рис. 3. Визуализация работы нейронной сети EfficientNet-B0:
а) для класса «covid», б) для класса «помутнения в легких»

Заключение

По всем метрикам для всех архитектур и для всех классов изображений достигнута очень высокая точность предсказаний. При практическом использовании в медицинском учреждении при подозрении, что человек болен COVID, врачу следует полагаться на предсказание, которое выдает модель архитектуры EfficientNet-B0.

Можно предположить, что архитектура EfficientNet работает чуть лучше других, так как в ней меньше параметров, соответственно меньше весов, следовательно градиент меньше затухает или взрывается, поэтому сеть работает стабильно и точность предсказания выше. Остальные две сети работают не сильно хуже EfficientNet, так как их идея состоит в добавлении промежуточных связей между слоями. DenseNet по сравнению с ResNet работает более точно, так как в ней передаются не просто связи, а целые слои, и при чем к каждому последующему блоку, поэтому финальный блок получает все возможные варианты работы сверточных нейронных сетей и может эффективно отбросить часть ненужных фильтров и оставить только важные.

Также стоит отметить, что все архитектуры имеют высокую предсказательную способность для классов «covid» и «пневмония», чуть меньшую предсказательную способность для классов «помутнения в легких» и «чистые легкие». При практическом использовании данных архитектур медицинскому работнику следует быть более внимательным при постановке диагноза.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database — Kaggle. 2021.
2. *Leslie N. Smith*. Cyclical Learning Rates for Training Neural Networks // arXiv. 2015.
3. *Ramprasaath R. Selvaraju*. Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization // International Journal of Computer Vision. 2019. Т. 128. № 2. С. 336—359.

Бугакова Дарья Дмитриевна — студент института прикладной математики и компьютерных наук. E-mail: *bugashka17@inbox.ru*

Лисовская Екатерина Юрьевна — к.ф.-м.н., доцент кафедры теории вероятностей и математической статистики. E-mail: *ekaterina_lisovs@mail.ru*

СОДЕРЖАНИЕ

Моделирование телекоммуникационных сетей связи	5
<i>Kindra G., Bogatyrev V. A., Bogatyrev S. V., Moshnikov A.</i> Analysis of end-to-end request time for QUIC server in proxy mode comparing to HTTP	6
<i>Tóth Á., Sztrik J.</i> Simulation of retrial queueing system with two-way communication in different scenarios.....	12
<i>Назаров А. А., Фёдорова Е. А., О. Д. Лизюра, Пауль С. В., Моисеев А. Н.</i> Двухфазная СМО с неограниченным числом приборов и деградацией обслуживания	18
<i>Назаров А. А., Фунг-Дук Т., Пауль С. В., Морозова М. А.</i> Исследование тандемной системы массового обслуживания с двумя орбитами методом асимптотического анализа	24
Методы анализа и визуализации данных	33
<i>Filianin I. V., Kapitonov A. A.</i> Comparison of machine learning algorithms in the problems of predicting the number of users of multi-access edge computing systems	34
<i>Гилин С. В.</i> Задача автоматического распознавания зданий в водохранилищах на спутниковых снимках	40
<i>Бузакова Д. Д., Лисовская Е. Ю.</i> Использование нейросетевого подхода в задаче распознавания коронавирусной инфекции по рентгеновским снимкам пациентов.....	47
<i>Солопов В. Е., Кабанова Т. В., Петрова Е. Ю.</i> Проблема оценки работы алгоритмов тематического моделирования.....	53
Математическая теория телетрафика и теория массового обслуживания	59
<i>Jijo Joy, Jose K. P.</i> An (s,S) Inventory System with Perishable Items and Age-dependent Demands	60
<i>Zorine A. V.</i> A GoF test for shifted exponential distribution.....	66
<i>Beena P., Jose K.P.</i> A MAP/PH(1),PH(2)/2 Inventory Model with Vacation During Production.....	72
<i>Thresiamma N. J., Jose K. P.</i> A Retrial Inventory Model With N-Policy.....	78
<i>Smija Skaria, Sajeev S Nair, Sandhya E.</i> An Explicit solution for an Inventory Model with Positive Service Time and Catastrophes	85
<i>Sandhya E, C. Sreenivasan, Smija Skaria, Sajeev S Nair</i> An Explicit Solution for an Inventory Model with Retrial and Server Interruptions...	92

Научное издание

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
(ИТММ-2022)**

**МАТЕРИАЛЫ
XXI Международной конференции
имени А. Ф. Терпугова
25–29 октября 2022 г.**

Редактор *В.Г. Лизачева*
Компьютерная верстка *О.Д. Лизюра*
Дизайн обложки *Л.Д. Кривцовой*

Отпечатано на оборудовании
Издательства **Томского государственного университета**
634050, г. Томск, пр. Ленина, 36.
Тел. 8+(382-2)–52-98-49
Сайт: <http://publish.tsu.ru>
E-mail: rio.tsu@mail.ru

Подписано к печати 17.05.2023 г. Формат 60×84¹/₁₆.

Бумага для офисной техники. Гарнитура Times.

Печ. л. 27,6. Усл. печ. л. 25,6. Тираж 500 экз. Заказ № 5292.

ISBN 978-5-907572-98-0

