Современная наука и инновации. 2024. № 4. С 43-52.
ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ
ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

Modern Science and Innovations. 2024;(4):43-52.
TECHNICAL SCIENCE
INFORMATICS, COMPUTER ENGINEERING AND MANAGEMENT

Научная статья
УДК 621.391
https://doi.org/10.37493/2307-910X.2024.4.4

Анализ эффективности моделей распознавания в потоковом видео

Владимир Михайлович Горяев[1], Галина Алексеевна Манкаева[2]*, Елена Джиргал Батрович Бембитов[3], Владимировна Сумьянова[4], Рустем Александрович Бисенгалиев[5]

[1, 2] Калмыцкий государственный университет им. Б.Б. Городовикова, г. Элиста, Россия
[1] goryaeff@mail.ru
[2] mankaeva.galina@yandex.ru
[3] dbembitov@gmail.com
[4] sumyanova@yandex.ru
[5] task99@mail.ru
*** Автор, ответственный за переписку:** Галина Алексеевна Манакаева, mankaeva.galina@yandex.ru

Аннотация. *В статье анализируются архитектуры VGG, MobileNet и ResNet для системы распознавания лицевых медицинских масок в потоковом видео. Глубокая свёрточная нейронная сеть представлена библиотеками Python: Tensorflow, Keras, а также вейвлетов Хаара на базе моделей трех архитектур и был проведен их сравнительный анализ. В результате исследования было выявлено, что метод VGGNet имеет кратно больший объем параметров и медленный в работе, самым быстрым же является Resnet, его точность составляет 97,1% за 30 эпох, а MobileNet – 98,9% за 100 эпох. Но, по производительности обучения MobileNet было заметно, что его точность улучшается, и можно сделать вывод, что точность, безусловно, улучшится, если запустить обучение для большего количества эпох и фотоизображений, при этом компактный размер позволяет использовать его на устройствах со скромными характеристиками.*

Ключевые слова: компьютерное зрение, детектирование наличия медицинской маски, вейвлеты Хаара, нейросети, Tensorflow, Keras, OpenCV, модели Keras

Для цитирования: *Горяев В. М., Манкаева Г. А. Анализ методов распознавания медицинских масок на основе моделей VGG 16, Resnet18 и Mobile Net V2. 2024. № 4. С. 42-52. https://doi.org/10.37493/2307-910X.2024.4.4*

Research article

Analysis of the efficiency of recognition models in streaming video

Vladimir M. Goryaev[1], Galina A. Mankaeva[2]*, Dirgal B. Bembitov[3], Elena V. Sumyanova[4], Rustem A. Bisengaliev[5]

[1, 2] Kalmyk State University, Elista, Russia
[1] goryaeff@mail.ru
[2] mankaeva.galina@yandex.ru
[3] dbembitov@gmail.com
[4] sumyanova@yandex.ru
[5] task99@mail.ru
*** Corresponding author:** Galina A. Manakaeva, mankaeva.galina@yandex.ru

© Горяев В. М., Манкаева Г. А., Бембитов Д. Б., Сумьянова Е. В., Бисенгалиев Р. А., 2024

Abstract. *This article analyzes VGG, MobileNet, and ResNet architectures for medical face mask recognition in streaming video. Deep convolutional neural network is presented by Python libraries: Tensorflow, Keras, and Haar wavelets based on the models of three architectures and their comparative analysis is performed. As a result of the study it was found that the VGGNet method has many times more parameters and is slow to work, while the fastest is Resnet, its accuracy is 97.1% for 30 epochs, and MobileNet - 98.9% for 100 epochs. But according to the results of MobileNet training, it was noticeable that its accuracy increases, and we can conclude that the accuracy will definitely improve if we train on more epochs and photo images, and its compact size allows to use it on devices with modest characteristics*.

Keywords: computer vision, medical mask detection, Haar wavelets, neural networks, Tensorflow, Keras, OpenCV, Keras models

For citation: *Goryaev VM, Mankaeva GA, Bembitov DB, Sumyanova EV, Bisengaliev RA. Analysis of the efficiency of recognition models in streaming video. Modern Science and Innovations. 2024;(4):43-52. https://doi.org/10.37493/2307-910X.2024.4.4*

Введение. Современные технологии упрощают работу и эффективно увеличивают производительность труда. Недавние исследования показали, что искусственный интеллект, например, может быть использован для обнаружения присутствия маски на лице, что очень актуально вовремя пандемийных волн COVID-19[1,2]. Благодаря быстрому и непрерывному развитию технологии компьютерного зрения, компьютерные устройства могут распознавать различные виды лиц и предоставлять при этом обратную связь [3,4,5,6]. В настоящее время системы распознавание медицинских масок (СРММ) широко используется в общественных местах и на опасных производствах. Простая в реализации СРММ обычно строится на основе использования метода глубокого обучения, свёрточными нейронными сетями (CNN). Данные модели CNN построены с использованием фреймворка TensorFlow+Keras и библиотеки OpenCV, которая широко используется для приложений реального времени[7,8,9,10]. Эта модель также может быть использована для разработки полноценного программного обеспечения для сканирования каждого человека, прежде чем он сможет войти в общественное место. При использовании даже простых моделей, достигается точность более 90%.

Цель работы состояла в том, чтобы предложить и провести анализ эффективных подходов, основанный на искусственном интеллекте и компьютерном зрении, ориентированный на автоматизированный мониторинг людей в режиме реального времени, который может обнаруживать лица на видео и определять, носят ли они маски или нет. Предлагаемая модель, реализованная на языке Python[11,12].

Материалы и методы исследований. Наборы данных. Для распознавания лиц были собраны и отмечены более 1874 фотоизображений в качестве входных данных получается набор данных, на основе которого обучается и тестируется модель с помощью мультисенсорного потока с использованием современных реплик распознавания объектов на скрытии аспекта для набора в CNN[13,14,15]. Наборы данных содержат изображения, которые могут распознавать лица и определять, надета ли маска, а также данные аннотаций маски лица из открытых источников[16]. Для обучения в наборе данных было выбрано 80% для обучения и 20% для тестирования (рис.1). В классификации «0» означает «маска», а «1» означает «без маски». Пример экспериментальных данных показаны на рисунке 2.

На рисунке 3 изображена схематическая архитектура более быстрой модели CNN (Fastest R-CNN). Более быстрая R-CNN включает в себя сеть региональных предложений (RPN) и Fastest R-CNN в качестве сети детекторов. Входное изображение передается через магистраль свёрточных нейронных сетей для извлечения объектов. Затем RPN предлагает ограничительные рамки, которые используются в объединяющем слое области интереса (ROI) для выполнения объединения объектов изображения. Затем сеть передает выходные данные уровня объединения ROI через два полностью подключенных уровня (FC).

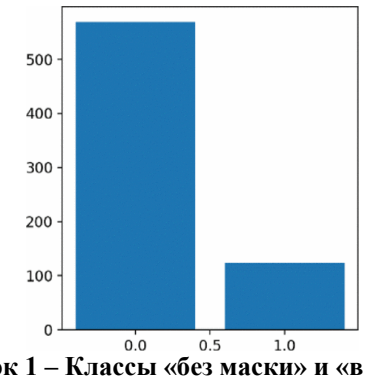


Рисунок 1 – Классы «без маски» и «в маске» / Figure 1 – Classes “without mask” and “with mask”

Рисунок 2 – Формы кадров для масок на лице / Figure 2 – Frame shapes for face masks

Первый слой FC определяет класс каждого объекта, а второй выполняет регрессию для улучшения предлагаемых граничных блоков [17]. Наборы данных были собраны в папках с именами «с маской» и «без маски».

В ходе разработки проекта в коде была использованы библиотека каскадов Хааса из OpenCV для распознавания лиц, а такжеTensorFlow и Keras - для нейросети[18]. Количество параметров свёрточного слоя зависит от размера ядра, количества входных фильтров и количества выходных фильтров (табл.1). Чем шире становится сеть, тем сложнее будет свёртка 3x3, в коде используется функция def bottleneck(x, f=32, r=4).

Таблица 1 – Сравнение моделей Keras, по точности (тест в ImageNet) / Table 1 – Comparison of Keras models by accuracy (test in ImageNet)

Архитектура сети	Количество параметров	Top- 1 точности	Top- 5 точности
ResNet18	17.72M	0.737	0.902
VGG16	138.35 M	0.715	0.901
MobileNetV2 (alpha=1.4, rho=1)	6.06M	0.750	0.925
MobileNetV2 (alpha=1, rho=1)	3.47M	0.718	0.910

Рассмотрим далее смысл работы алгоритма блока узкого места (БУМ), который заключается в том, чтобы при уменьшении количества каналов на определенную скорость *r*, используя при этом простую свёртку 1x1, а последующая большая свёртка 3x3 имела бы меньше параметров (где ширина - это количество каналов, а глубина - количество слоев). В конце снова расширяется нейросеть еще одной свёрткой 1x1. Модель для распознавания строится с использованием плотных слоев с активацией relu и softmax, компилируется с оптимизатором Adam [19].

model.compile (optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['acc']) (2- я пр.), где, функция потерь задается как binary_crossentropy, оптимизатор устанавливается как adam, метрики задаются как метрики категориальная точность. В начале разработки выбрали простой многослойный персептрон (ПМП) и создали модель с на базе Keras. В первом свёрточном слое tf.keras.layers.Conv2D…, activation='relu', input_shape=(… указано 64 фильтра для VGG и 100 фильтров для MobileNetV2 и Resnet с ядрами в 3x3 пикселя каждый, функция активации ReLu и формат входных данных в виде изображений 150x150 пикселей с одним цветовым каналом (градации серого).

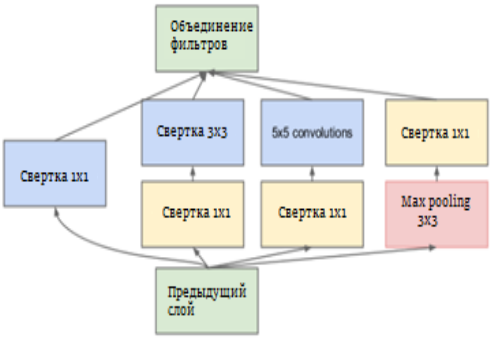


Рисунок 3 – Более быстрая модели R- CNN / Figure 3 – Faster R-CNN models

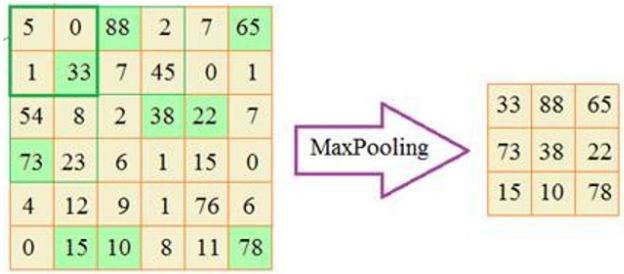


Рисунок 4 – Схема слоя MaxPooling / Figure 4 – MaxPooling layer diagram

В следующем слое операция MaxPooling (MP) укрупняет масштаб полученных признаков, слой свёртки содержит 64 фильтра для VGG и 100 фильтров для других, соответственно, на выходе будет 64(100) канала. После MaxPooling2D (рис.4) каждая из карт признаков уменьшится до 36×36 (9×9) элементов[20].

Таблица 2 – Структура нейросети, число весовых коэффициентов в слоях / Table 2 – Structure of the neural network, number of weight coefficients in layers

Уровень слоя	Форма выходного сигнала		Параметр	
	VGG	MobilNet, ResNet	VGG	MobilNet
conv2d	(None,148,148,100)	(None,98,98,64)	2800	1792
activation	-	(None,98,98,64)	-	0
max_pooling2d	(None,74,74,100)	(None,49,49,64)	0	0
conv2d_1	(None,72,72,100)	(None,47,47,256)	90100	147712
activation_1	-	(None,47,47,256)	-	0
max_pooling2d_1	(None,36,36,100)	(None,23,23,256)	0	0
conv2d_2	-	(None,21,21,128)	-	295040
activation_2	-	(None,21,21,128)	-	0
dropout	(None,129600)	(None,21,21,128)	0	0
conv2d_3	-	(None,19,19,32)	-	36896
activation_3	-	(None,19,19,32)	-	0
max_pooling2d_2	-	(None,9,9,32)	-	0
dropout_1	-	(None,9,9,32)	-	0
flatten	(None,129600)	(None,2592)	0	0
dense	(None,50)	(None,100)	6480050	259300
dense_1	(None,2)	(None,16)	102	1616
dense_2	-	(None,1)	-	17
activation_4	-	(None,1)		0

После работы всех свёрток с помощью специального слоя keras.layers.Flatten(data_format=None) получим тензор 36×36×100 для архитектуры VGG и 9×9×9 для двух других. В текущей программе была разработана нейросеть из 50 нейронов и 2 нейронов выходного слоя.

Результаты исследований и их обсуждение. Детектирование маски. Обнаружение лицевой маски достигается путем отображения ограничивающих рамок на лицах идентифицируемых объектов с отметкой о наличие медицинской маски. Для разработки детектора лицевых масок были использованы три модели реализации обнаружение защитных масок и проведен их сравнительный анализ на базе Keras и OpenCV.

На последнем этапе обучения получаем модель

history = model.fit(…)

Обученная модель состоит из двух частей: архитектура модели и веса модели. Вес модели – это большой файл, поэтому нам нужно загрузить и извлечь функцию из базы данных ImageNet. Ниже в таблице 3 перечислены проанализированы предварительно подготовленных моделей: keras.applications.mobilenet_v2.MobileNetV2, keras.applications. vgg16.VGG16, keras.applications. resnet.ResNet50 [21].

Таблица 3 – Результат обучения / Table 3 – Learning outcome

	Точность	Размер	Время обучения	Режим обучения
VGG	96.73	515.3 MB	900 минут	скретч
Resnet	99.85	44.8 MB	42 минуты	точная настройка
MobileNetV2	97.72	9.2 MB	32 минуты	передача

Основной режим предлагаемой системы состоит из двух компонентов (рис.5): распознавание лица и детектор медицинской лицевой маски.

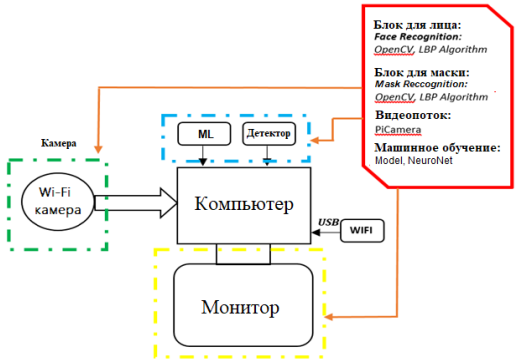


Рисунок 5 – Модуль системы распознавания маски / Figure 5 – Mask recognition system module

Традиционно системы распознавания лиц представлены наборами, в которые включают в себя открытые без окклюзии основные черты лица, такие как глаза, нос и рот. Однако существует ряд обстоятельств, при которых лица закрываются масками, например, во время пандемий, в медицинских учреждениях, при чрезмерном загрязнении или в лабораториях. Процесс распознавания маски (РМ) начинается с захвата видеопотоков через веб- камеру или другой источник, далее идет деление изображение/видео на кадры и обучение модели наборами данных [22]. Машинное обучение было первой частью этого проекта, а тестирование с помощью веб- камеры – второй. Разработанное приложение, применимо в различных средах с использованием систем с камерами видеонаблюдения.

Рисунок 6 – VGG. Распознавание маски. С маской / Figure 6 – VGG. Mask recognition. With mask

Рисунок 7 – Resnet. Распознавание маски. С маской / Figure 7 – VGG. Mask recognition. With mask

Каждый свёрточный вывод также объединяется со списком, так что последующие итерации получают все больше и больше карт входных объектов. Эта схема продолжается

до тех пор, пока не будет достигнута желаемая глубина (def dense_block(x, f=32, d=5)), сокращение модели необходимо для глубокого обучения, встроенного в СРММ. Мы могли бы использовать либо методы глубокого сжатия, либо конкретные архитектуры с небольшим количеством параметров, либо и то, и другое. Все три метода позволяют создавать небольшие модели с высоким потенциалом точности, однако, необходимо было найти компромисс между легкостью и производительностью, и выделить правильный баланс в текущей области применения.

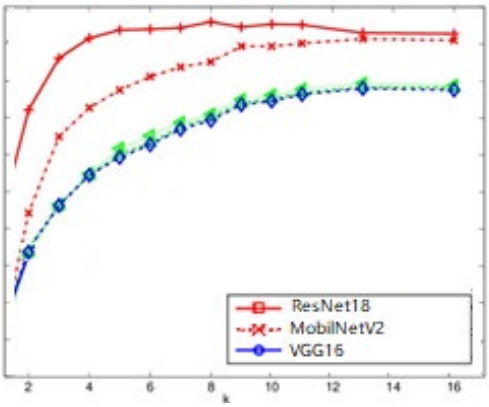
Рисунок 8 – MobilNet, без маски / Figure 8 – MobilNet, without mask

Рисунок 9 – MobilNet, без маски и с маской / Figure 9 – MobilNet, without mask and with mask

Выше было показано как плотная сеть выдает вероятность двоичной классификации. Для тестирования модели в режиме реального времени, используется функция VideoCapture из OpenCV [23], а обнаружения фронтального лица в реальном времени с решается с помощью detectMultiScale. Детектирование маски на базе созданной модели идет в цикле while, который позволяет выполнять захват изображений с веб- камеры в непрерывном режиме. В зависимости от производительности и точности нашей модели, результат двоичного классификатора будет отображаться с помощью зеленого прямоугольника, наложенного вокруг части лица, указывающего, что человек носит маску, или красного прямоугольника, указывающего обратное.

На этом этапе, когда человек выходит в область видимости веб- камеры, изображение захватывается и прогнозируется моделью CNN в соответствие с логикой, изученной последовательной моделью. Изображение проходит предварительную обработку, затем загружаются предварительно обработанные изображения и сохраненная модель CNN [24,25]. На основе интерпретируемого алгоритма система предсказывает и распознает сами человеческие лица и детектирует маску в соответствии с обученной моделью. Используя нашу последнюю демонстрацию в качестве конечного результата, видим, что нам удалось выполнить многие спецификации и система смогла обнаружить лица перед камерой, выделить и отследить его и выполнить детектирование медицинской маски на лице.

В результате получилось достичь цели - заставить систему распознавать маску на лице (хотя с вероятностью всего лишь 88.6% во фронтальной плоскости объекта для наличия и отсутствия маски), но зато получили однозначный детект на его отсутствия (от 98.9% до 100%). Для увеличения процента распознавания маски и увеличения точности опознавания наличия маски, необходимо обучить систему с большим количеством изображений (отдельно выделить блок нестандартных масок и методов их ношения). Этот процесс занимает много времени, порядка нескольких недель. К сожалению, у самого простого в реализации метода VGGNet есть два основных недостатка: очень медленный для обучения и веса этой сетевой архитектуры довольно велики. Благодаря своей глубине и количеству полностью подключенных узлов, объем VGG16 составляет более 500 МБ, остальные из рассмотренных моделей значительно меньше, а, соответственно, по скорости они быстрее, причем самым быстрый является Resnet18, но, при этом MobileNetV2 хотя, с небольшим отставанием, медленнее, но его очень компактный размер позволяет его без проблем реализовывать на устройствах со скромными техническими характеристиками.



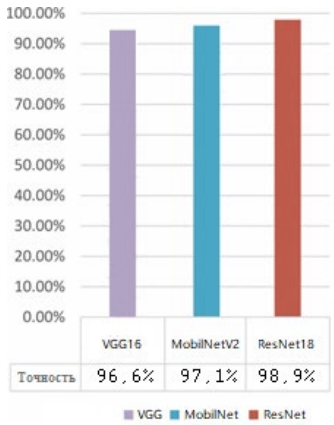


Рисунок 10 – Сравнение производительности и точности распознавания между методами / Figure 10 – Comparison of recognition performance and accuracy between methods

При этом надо отметить, что, хотя развертывание модели VGG является утомительной задачей, однако, эта архитектура - отличный строительный блок для целей обучения, так как он прост и в понимании, так и в легкости реализации.

Заключение. Результаты эксперимента детектирования масок в потоковом видео с помощью Tensetflow+Keras с более быстрый алгоритм R-CNN и распределенным набором данных для обнаружения масок показаны на рис. 10. Основная цель состояла в том, чтобы решить многочисленные и многозадачные проблемы обнаружения изображений в реальном видео с высокой скоростью для компьютерных устройств с ограниченными ресурсами.

В рамках этого проекта была разработаны модели и проанализирована их эффективность для обнаружения и дифференциации двух типов распознаваемых объектов: один с маской, а другой без маски. Для модели был обработан набор данных, включающий изображения людей в маске, без маски. Чтобы увеличить обучающий набор данных, было составлены дополнительные изображения с различными типами масок и добавлены к набору данных. Среди различных моделей была выбрана Fastest R-CNN Inception, которая обеспечивала точность детектирования лиц без маски 98,9%. Для обучения моделей использовалось трансферное обучение, выходные данные показали в среднем более 90% точности в обнаружении различных типов масок у людей, причем, проблему составляли объекты с нестандартными масками и с неправильным их ношением. Предлагаемые модели OpenCV демонстрируют большую точность и прогнозирование для обнаружения и распознавания человеческих лиц, однако, последние несколько лет появились новые технологии и алгоритмы распознавания и в будущих исследования по этой теме будут ориентироваться на SSD MultiBox, Jolo, Mask R-CNN и.т.д. Кроме того, точность распознавания также может быть повышена за счет настройки различных параметров объекта, в том числе, с помощью увеличения количества изображений в наборах обучения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Нисиура Х., Кобаяши Т. и др. Оценка бессимптомного соотношения новых коронавирусных инфекций (COVID-19) // Международный журнал инфекционных заболеваний. 2020. Т. 94. С. 154–155.
2. Прокопьев Н. Я. Медицинская маска // Техника. Технологии. Инженерия. 2018. № 2 (8). С. 47–51.
3. Viola P. and Jones M. J. Robust real-time face detection // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 57. No. 2. P. 137–154.
4. Shanmugamani R., Wenzhuo Y.. Python Reinforcement Learning: Solve complex real-world problems by mastering reinforcement learning algorithms using OpenAI Gym and Tensorflow. Packt Publishing, 2019. 496 p.

5. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks // Advances in neural information processing systems. Cambridge, Massachusetts: Published by MIT Press. 2012. P. 1097–1105.
6. Горяев В. М., Маштыков С. С., Бембитов Д. Б., Манджиева А. Н. и др. Анализ аппроксимации Чебышева для фильтров с конечными и бесконечными импульсными характеристиками // Современные наукоемкие технологии. 2021. № 11. С. 22–28.
7. Rashid T. Make Your Own Neural Network. A step-by-step gentle journey through the mathematics of neural networks, and making your own using the Python computer language. Charleston: CreateSpace Independent Publishing Platform. 2016. 222 p.
8. Джулли А., Пал С. Библиотека Keras – инструмент глубокого обучения. Реализация нейронных сетей с помощью библиотек Theano и TensorFlow. М.: ДМК Пресс, 2018. 296 с.
9. Рашка С., Мирджалили В. Python и машинное обучение: машинное и глубокое обучение с использованием Python, scikit-learn и TensorFlow 2, 3-е изд.: Пер. с англ. СПб.: ООО "Диалектика", 2020. 848 с.
10. Tensorflow API Documentation. 2022. [Электронный ресурс]. URL: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf. (accessed: 11.10.2024).
11. Ф. Шолле. Глубокое обучение на Python. СПб.: Питер, 2022, 400 с.
12. Weekly J. A., Ployhart R. E. An introduction to situational judgment testing // Situational judgment tests: theory, method and application. New Jersey: LEA, 2006. P. 1–12.
13. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
14. Горяев В. М., Бурлыков В. Д., Прошкин С. Н., Лиджи-Гаряев В. В., Джахнаева Е. Н. ROC-кривая и матрица путаницы как эффективное средство для оптимизации классификаторов машинного обучения // Вестник башкирского университета. 2023. № 1. С. 36–44. https://doi.org/10.33184/bulletin-bsu-2023.1.4
15. Ren S, He K, Girshick R, Sun J, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks // IEEE Trans Pattern Mach Intell. 2017. No. 39(6). P. 1137–1149.
16. Yang G. et al. Face Mask Recognition System with YOLOV5 Based on Image Recognition // IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). 2020. P. 1398–1404.
17. Senthil K., Benisha J., Aathish V. Face mask and social distance detection in CCTV video streams using ai and computer vision // International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET). 2021. Vol. 08. Issue 07. P. 3214–3220.
18. Орельен Ж. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn и TensorFlow: концепции, инструменты и техники для создания интеллектуальных систем. Пер. с англ. СпБ.: Альфа-книга, 2018. 688 с.
19. Рашид Т. Создаём нейронную сеть. Математические идеи, лежащие в основе нейронных сетей, и поэтапное создание собственной нейронной сети на языке Python. М.: Вильямс, 2018. 272 с.
20. Meier U., Schmidhuber J. Multi-column deep neural networks for image classification // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Conference on. 2012. P. 3642–3649.
21. Howard A. G. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications // CoRR. 2017. arXiv:No. 1704.04861. 9 p.
22. Шумский С. А. Машинный интеллект. Очерки по теории машинного обучения и искусственного интеллекта. М.: РИОР, 2019. 340 с
23. Da-Wen Sun Computer Vision Technology for Food Quality Evaluation / Edited by Da-Wen Sun. Sandiego: Academic Press, 2016. 635 p
24. Желтов С. Ю. и др. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. М.: Физматкнига, 2010. 672 с.
25. Новикова Н. М., Дуденков В. М. Распознавание изображений с помощью свёрточной нейронной сети и нечеткого гибридного классификатора // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 2. С. 43–47.

REFERENCES

1. Nisiura Kh, Kobayashi T et al. Assessment of the asymptomatic ratio of new coronavirus infections (COVID-19). International Journal of Infectious Diseases. 2020;94:154-155.
2. Prokop'ev NYa. Medical mask. Tekhnika. Tekhnologii. Inzheneriya = Technique. Technologies. Engineering. 2018;2(8):47-51.
3. Viola P, Jones MJ. Robust real-time face detection. International Journal of Computer Vision. 2004;57(2):137-154.

4. Shanmugamani R, Wenzhuo Y. Python Reinforcement Learning: Solve complex real-world problems by mastering reinforcement learning algorithms using OpenAI Gym and Tensorflow. Packt Publishing; 2019. 496 p.
5. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems. Cambridge, Massachusetts: Published by MIT Press; 2012. P. 1097-1105.
6. Goryaev VM, Mashtykov SS, Bembitov DB, Mandzhieva AN et. al. The analysis of approximation Chebyshev for filters with finite and infinite impulse characteristics. Modern high-tech technologies. 2021;(11):22-28.
7. Rashid T. Make Your Own Neural Network. A step-by-step gentle journey through the mathematics of neural networks, and making your own using the Python computer language. Charleston: CreateSpace Independent Publishing Platform. 2016. 222 p.
8. Dzhulli A, Pal S. Keras library – a deep learning tool. Implementation of neural networks using Theano and TensorFlow libraries. Moscow: DMK Press, 2018. 296 p.
9. Rashka S, Mirjalili V. Python and Machine Learning: Machine and Deep Learning Using Python, scikit-learn, and TensorFlow 2, 3rd ed.: Trans. from English. St. Petersburg: LLC Dialectika; 2020. 848 p.
10. Tensorflow API Documentation. 2022. [Electronic resource]. Available from: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf. [Accessed 11 October 2024].
11. F. Sholle. Deep Learning in Python. SPb: Piter; 2022. 400 p.
12. Weekly JA, Ployhart RE. An introduction to situational judgment testing. Situational judgment tests: theory, method and application. New Jersey: LEA; 2006. P. 1-12
13. Gonsales R. Digital image processing. Moscow: Tekhnosfera; 2012. 1104 p.
14. Goryaev VM, Burlykov VD, Proshkin SN, Lidzhi-Garyaev VV, Dzhakhnaeva EN. Roc-curve and confusion matrix asan effective tool for optimizing machine learning classifiers. Vestnik bashkirskogo universiteta = Bulletin of the Bashkir University. 2023;(1):36-44. https://doi.org/10.33184/bulletin-bsu-2023.1.4
15. Ren S, He K, Girshick R, Sun J, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. IEEE Trans Pattern Mach Intell. 2017;39(6):1137-1149.
16. Yang G et al. Face Mask Recognition System with YOLOV5 Based on Image Recognition. IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). 2020;1398-1404.
17. Senthil K, Benisha J, Aathish V. Face mask and social distance detection in CCTV video streams using ai and computer vision. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET). 2021;08(07):3214-3220.
18. Aurelien J. Applied Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques for Building Intelligent Systems. Translated from English. St. Petersburg: Alfa-book; 2018. 688 p.
19. Rashid T. Creating a Neural Network. The mathematical ideas behind neural networks and a step-by-step guide to creating your own neural network in Python. Moscow: Williams; 2018. 272 p.
20. Meier U, Schmidhuber J. Multi-column deep neural networks for image classification. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Conference on. 2012;3642-3649.
21. Howard AG. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. CoRR. 2017. arXiv:No. 1704.04861. 9 p.
22. Shumsky SA. Machine intelligence. Essays on the theory of machine learning and artificial intelligence. Moscow: RIOR; 2019. 340 p.
23. Da-Wen Sun Computer Vision Technology for Food Quality Evaluation. Edited by Da-Wen Sun. Sandiego: Academic Press; 2016. 635 p.
24. Zheltov SYu et al. Image processing and analysis in machine vision problems. Moscow: Fizmatkniga; 2010. 672 p.
25. Novikova NM, Dudenkov VM. Image recognition using a convolutional neural network and a fuzzy hybrid classifier. Neurocomputers: development, application. 2015. No. 2. P. 43-47.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Владимир Михайлович Горяев – кандидат педагогических наук, доцент, Калмыцкий государственный университет имени Б.Б. Городовикова, goryaeff@mail.ru

Галина Алексеевна Манкаева – старший преподаватель, Калмыцкий государственный университет имени Б.Б. Городовикова, mankaeva.galina@yandex.ru

Джиргал Батрович Бембитов – доцент кафедры теоретической физики, Калмыцкий государственный университет имени Б. Б. Городовикова, +79615400560, dbembitov@gmail.com

Елена Владимировна Сумьянова – доцент кафедры экспериментальной и общей физики, Калмыцкий государственный университет имени Б. Б. Городовикова, +79615486561, sumyanova@yandex.ru

Рустем Александрович Бисенгалиев – доцент кафедры экспериментальной и общей физики, Калмыцкий государственный университет имени Б. Б. Городовикова, +79613948910, task99@mail.ru

Вклад авторов: все авторы внесли равный вклад в подготовку публикации.
Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию: 14.10.2024;
одобрена после рецензирования: 23.11.2024;
принята к публикации: 10.12.2024.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Vladimir M. Goryaev – PhD in Pedagogy, Associate Professor, Kalmyk State University, goryaeff@mail.ru

Galina A. Mankaeva – Senior Lecturer, Kalmyk State University, Russia, mankaeva.galina@yandex.ru

Dirgal B. Bembitov – Associate Professor of the Department of Theoretical Physics, Kalmyk State University, +79615400560, dbembitov@gmail.com

Elena V. Sumyanova – Associate Professor of the Department of Experimental and General Physics, Kalmyk State University, +79615486561, sumyanova@yandex.ru

Rustem A. Bisengaliev – Associate Professor of the Department of Experimental and General Physics, Kalmyk State University, +79613948910, task99@mail.ru

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.
Conflict of interest: the authors declare no conflicts of interests.

The article was submitted: 14.10.2024;
approved after reviewing: 23.11.2024;
accepted for publication: 10.12.2024.