

Научная статья
УДК 004.032.26
doi: 10.34822/1999-7604-2022-3-84-98

СРАВНЕНИЕ ТИПОВ ЯДЕР В СВЕРТОЧНЫХ СЛОЯХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Вахит Мансурович Гиниятуллин^{1✉}, **Александр Владимирович Хлыбов**²,
Михаил Андреевич Федоров³, **Тамерлан Азаматович Асадуллин**⁴,
Андрей Сергеевич Крутин⁵, **Илья Андреевич Осипов**⁶, **Дамир Мунзирович Зарипов**⁷
^{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7} Уфимский государственный нефтяной технический университет, Уфа, Россия

¹ fentazer@mail.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0002-4686-2752>

² brinkinvision@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-9586-0681>

³ MasterOfHoMM@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-6762-7831>

⁴ tealredplanet@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-6660-6158>

⁵ krut_inuly@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-7412-2391>

⁶ warluswarlusgg@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-3570-6738>

⁷ damir.zaripov@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-8912-0321>

Аннотация. Рассмотрена процедура использования фиксированных задаваемых сверточных ядер. Расчеты проведены с изменением их размерности и шага сдвига. Для исследований взяты четыре различных набора изображений и структур нейронных сетей. В рамках статьи обсуждаются четыре вида задаваемых ядер: вертикальные, горизонтальные, диагональные и кольцевые. Исследовалась зависимость точности распознавания изображений в монохромном и цветном представлениях. При дообучении фиксированных ядер наблюдается сдвиг в положительную сторону.

Ключевые слова: сверточное ядро, размер и шаг ядра, воспроизводимость результатов, глубокое обучение, первоначальное приближение, дискретность

Благодарности: работа выполнена при поддержке федерального государственного бюджетного учреждения «Фонд содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере» (Фонд содействия инновациям).

Для цитирования: Гиниятуллин В. М., Хлыбов А. В., Федоров М. А., Асадуллин Т. А., Крутин А. С., Осипов И. А., Зарипов Д. М. Сравнение типов ядер в сверточных слоях нейронных сетей // Вестник кибернетики. 2022. № 3 (47). С. 84–98. DOI 10.34822/1999-7604-2022-3-84-98.

Original article

COMPARING TYPES OF KERNELS IN CONVOLUTIONAL LAYERS OF NEURAL NETWORKS

Vakhit M. Giniyatullin^{1✉}, **Aleksandr V. Khlybov**², **Mikhail A. Fedorov**³,
Tamerlan A. Asadullin⁴, **Andrey S. Krutin**⁵, **Ilya A. Osipov**⁶, **Damir M. Zaripov**⁷
^{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7} Ufa State Oil Technical University, Ufa, Russia

¹ fentazer@mail.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0002-4686-2752>

² brinkinvision@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-9586-0681>

³ MasterOfHoMM@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-6762-7831>

⁴ tealredplanet@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-6660-6158>

⁵ krut_inuly@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-7412-2391>

⁶ warluswarlusgg@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-3570-6738>

⁷ damir.zaripov@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-8912-0321>

Abstract. The article studies the process of using fixed specified convolutional kernels. The calculations are conducted considering the change in filter size and stride. In the course of the study, four different

sets of images and structures of neural networks are selected. The article discusses four types of specified kernels: vertical, horizontal, diagonal, and ring. The dependency of the accuracy of image recognition in monochrome and color is analyzed. A positive shift is observed when training fixed kernels.

Keywords: convolutional kernel, kernel's size and stride, reproducibility, deep learning, initial approximation, discreteness

Acknowledgments: the article is funded by the Fund for Assistance to Small Innovative Enterprises (Innovation Assistance Fund).

For citation: Giniyatullin V. M., Khlybov A. V., Fedorov M. A., Asadullin T. A., Krutin A. S., Osipov I. A., Zaripov D. M. Comparing Types of Kernels in Convolutional Layers of Neural Networks // Proceedings in Cybernetics. 2022. No. 3 (47). P. 84–98. DOI 10.34822/1999-7604-2022-3-84-98.

ВВЕДЕНИЕ

Применение сверточных слоев в искусственной нейронной сети (далее – ИНС) в задачах распознавания образов весьма популярно. Обычно в парадигме глубокого обучения (deep learning) [1–3] используются десятки обучаемых ядер. В большинстве случаев их разносят по нескольким подряд идущим слоям. Размер ядер 3×3 или 5×5 , шаг по умолчанию равен 1, затем следуют полносвязные нейронные слои.

В полносвязном слое обучаемые веса нейронной сети представляют собой вектор вещественных значений. В сверточных слоях вектор весов заменен на плоскую (двумерную) матрицу и называется ядром свертки. Сверточное ядро сдвигается по изображению, преобразованному в числовую матрицу, с некоторым шагом, сокращая (сворачивая) его исходную размерность в меньшую. Сокращение размерности зависит как от размера сверточного ядра, так и от значения его шага.

Известно, что можно обойтись и без сверточных слоев, но тогда количество нейронов полносвязного слоя и количество обучаемых параметров растет пропорционально площади входного изображения [1, 2]. При использовании ядер большого размера (в работе [3] упоминаются ядра размером 22×22) за счет увеличения шага свертки можно радикально

(пропорционально квадрату шага) сократить размер выходного вектора.

Таким образом, задача состоит в сокращении вычислительных затрат как при обучении искусственной нейронной сети, так и на этапе рабочего хода, при этом вероятность удачного исхода обучения должна увеличиться.

В работе [4] было показано, что коэффициенты ядер можно задавать дискретными (использовались значения $-1, 0, +1$) в некоторой переборной процедуре, а в работе [5] упоминается большая дискретность значений весов сверточного слоя. Количество итераций в процедуре полного перебора – это степенная функция от размерности ядра, следовательно, перебор многозначных ядер большого размера практически невыполним.

Авторы статьи видоизменяли коэффициенты ядер только первого сверточного слоя и решили ограничиться:

- размером ядер от 5×5 до 9×9 ;
- значениями коэффициентов ядер в пятизначном диапазоне ($-2, -1, 0, +1, +2$);
- четырьмя структурами ядер (вертикальные, горизонтальные, диагональные и кольцевые).

«Вертикальные», «горизонтальные» и «диагональные» ядра можно отнести к типу «линейных» ядер (рис. 1).

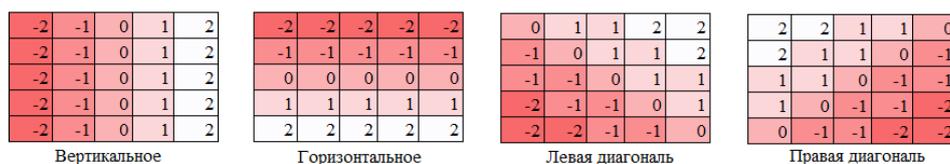


Рис. 1. Линейные задаваемые ядра

Примечание: составлено авторами.

Генерация большей размерности таких ядер происходит путем последовательного добавления для каждой большей размерности значений из выбранного диапазона дискретности с сохранением симметрии на нечетных размерах. Например, из размерности 5×5 (рис. 1) можно получить ядра размер-

ности 6×6 путем добавления дополнительных строк/столбцов и диагоналей со значением «1». Для следующего нечетного размера (7×7) добавляются элементы со значением «-1» (рис. 2). Дальнейшее масштабирование происходит аналогичным образом, добавлением «двоек».

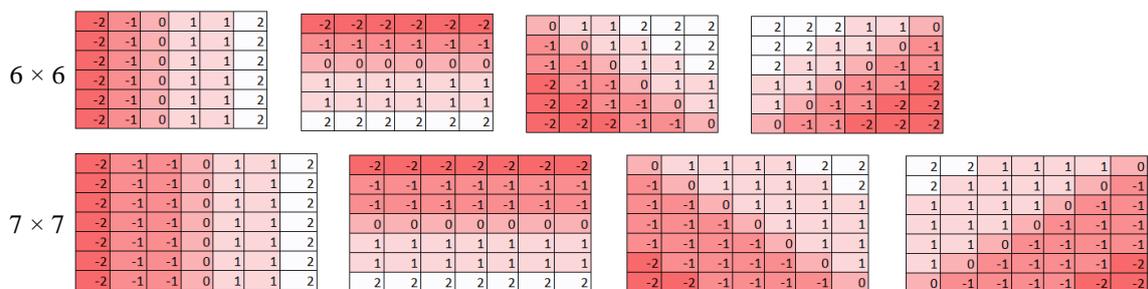


Рис. 2. Масштабирование линейных ядер

Примечание: составлено авторами.

Генерация «кольцевых» ядер происходила в обратном порядке. Бралось ядро большой размерности (например, 9×9), и уменьшался его размер за счет удаления двойных диаго-

налей по часовой стрелке (рис. 3). На рис. 3 зеленым цветом отмечены диагонали, которые будут удалены на следующем шаге.

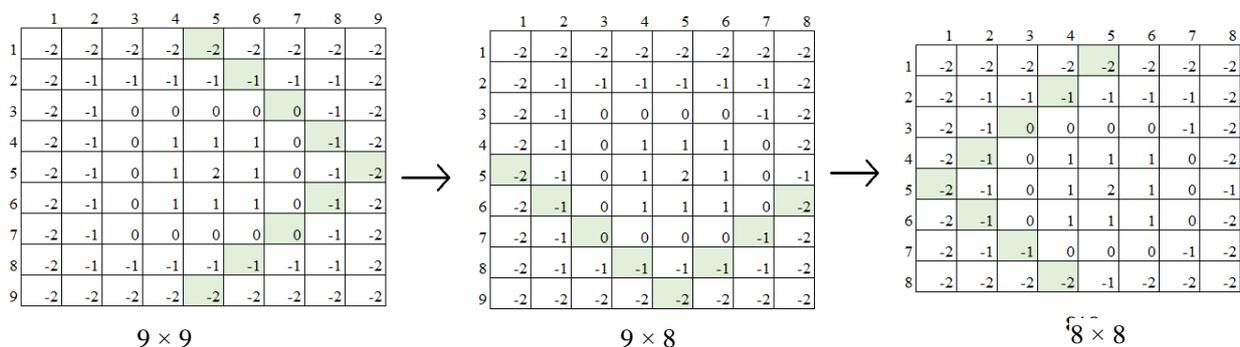


Рис. 3. Масштабирование кольцевых ядер

Примечание: составлено авторами.

Поскольку для последующих слоев используются стандартные процедуры обучения, общий результат является невоспроизводимым, авторы в результате обсуждения пришли к выводу, что можно принять отклонение в расчетах менее 4% за несущественную разницу.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Проведенные исследования были выполнены на четырех наборах данных (датасетах) [6–9] и заранее заданных структурах нейронных сетей [10–13].

Характеристики датасетов представлены в табл. 1.

В табл. 2 предпринята попытка обобщения структур используемых нейронных сетей. В структуре ИНС PneumoniaDetection, в отличие от всех остальных, после каждого сверточного слоя присутствует слой BatchNormalization (для экономии пространства он не включен в табл. 2). Знак «+» в ячейках таблицы означает наличие слоя в структуре.

На рис. 4 приведен пример задания структуры нейронной сети для датасета Fruits 360.

Таблица 1

Описание наборов данных

Датасет	Fruits 360	Chest X-Ray Images (Pneumonia)	Malaria Dataset	Fashion MNIST
Краткое описание	Набор изображений фруктов	Рентгенограммы грудной клетки	Изображения клеток для прогнозирования заболевания малярией	Черно-белые изображения одежды
Размерность изображений, px	100 × 100	150 × 150	130 × 130	28 × 28
Количество цветовых каналов, однотонное / RGB	3	1	3	1
Обучающая выборка, шт	4306	5216	27600	60000
Тестовая выборка, шт	1445	624	15832	10000

Примечание: составлено авторами.

Таблица 2

Структуры нейронных сетей

	CNN Fruit Classification	Pneumonia Detection	Detecting Malaria	Fashion MNIST – Keras CNN
Размерность входного изображения	(100, 100, 3)	(150, 150, 1)	(130, 130, 3)	(28, 28, 1)
Сверточный слой	8 ядер 3 × 3	32 ядра 3 × 3	32 ядра 3 × 3	16 ядер 2 × 2
Maxpooling	Ядро 2×2, шаг 1	Ядро 2×2, шаг 2	Ядро 2×2, шаг 2	Ядро 2×2, шаг 2
Dropout	+			
Сверточный слой	16 ядер 3 × 3	64 ядра 3 × 3	64 ядра 3 × 3	32 ядра 2 × 2
Dropout		+		
Maxpooling	Ядро 2 × 2, шаг 2	Ядро 2 × 2, шаг 2	Ядро 2 × 2, шаг 2	Ядро 2 × 2, шаг 2
Dropout	+			
Сверточный слой	32 ядер 3 × 3	64 ядра 3 × 3	64 ядра 3 × 3	
Maxpooling	Ядро 2 × 2, шаг 2	Ядро 2 × 2, шаг 2	Ядро 2 × 2, шаг 2	
Dropout	+			
Сверточный слой		128 ядер 3 × 3		
Dropout		+		
Maxpooling		Ядро 2 × 2, шаг 2		
Сверточный слой		256 ядер 3 × 3		
Dropout		+		
Maxpooling		Ядро 2 × 2, шаг 2		
Flatten	+	+	+	+
Полносвязный слой	512 нейронов	128 нейронов	128 нейронов	1024 нейрона
Dropout	+	+	+	+
Полносвязный слой				128 нейронов
Dropout				+
Полносвязный слой	9 нейронов	1 нейрон	1 нейрон	10 нейронов
Количество выходных классов	9 (Apple, Avocado, Banana, Cherry, Cocos, Kiwi, Lemon, Mango, Orange)	2 (Normal, Pneumonia)	2 (Parasitized, Uninfected)	10 (T-shirt/top, Trouser, Pullover, Dress, Coat, Sandal, Shirt, Sneaker, Bag, Ankle boot)
Количество эпох обучения	10	5	5	7
Точность по обучающей выборке, %	95,15	98,14	94,45	92,26
Точность по тестовой выборке, %	94,60	78,69	93,61	91,96

Примечание: составлено авторами.

```
model=Sequential()  
model.add(Conv2D(filters=8, kernel_size=(3,3), padding="Same", activation="relu", input_shape=(100,100,3)))  
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))  
model.add(Dropout(0.35))  
  
model.add(Conv2D(filters=16, kernel_size=(3,3), padding="Same", activation="relu"))  
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2)))  
model.add(Dropout(0.35))  
  
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=(3,3), padding="Same", activation="relu"))  
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2)))  
model.add(Dropout(0.35))  
model.add(Flatten())  
model.add(Dense(512, activation="relu"))  
model.add(Dropout(0.5))  
model.add(Dense(9, activation="softmax"))
```

Рис. 4. Задание структуры нейронной сети

Примечание: снимок экрана [10].

Conv2D, MaxPool2D и Dropout – это, соответственно, сверточный, maxpooling- и dropout-слои. Dense – полносвязный нейронный слой. Flatten – слой, преобразующий двумерную матрицу в вектор. В скобках задаются различные параметры для каждого из слоев: filters – количество ядер в сверточном слое, kernel_size и pool_size – размер ядер в сверточном и maxpooling-слоях соответственно. Для установления шага сдвига ядер используется параметр strides, где в скобках через запятую задается значение шага по горизонтали (первое значение) и вертикали (второе значение). На рис. 4 в сверточных слоях не указано значение шага, по умолчанию оно устанавливается в 1 по горизонтали и вертикали. В параметре input_shape задан размер исходного изображения и количество цветовых каналов (на рисунке размерность изображения 100 на 100 пикселей, 3 цветовых канала RGB). Учет цветовой многоканальности происходит за счет установки ядер в каждый цветовой канал. Первый параметр полносвязного слоя – это количество нейронов, второй – вид функции активации.

Все структуры ИНС поддаются сокращению. В табл. 2 красным цветом выделены ячейки, в которых были проведены дальнейшие упрощения структур ИНС.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Для представленных выше структур были выполнены следующие основные шаги:

- обучение исходной структуры нейронной сети;
- упрощение и обучение структур нейронных сетей с одним фиксированным задаваемым сверточным ядром с изменением шага его сдвига и фиксированием точности распознавания;
- выбор размерности ядра и шага;
- перебор комбинаций ядер;
- для цветных изображений проводилась проверка влияния трехканальности на точность результатов обучения.

Для FruitClassification исходная структура нейронной сети на выходе имеет девять классов. Изображения представлены в трехканальном виде по цветовым плоскостям RGB. Точность по обучающей и тестовой выборке исходной структуры $\approx 95\%$.

На рис. 5 представлен пример вывода результатов расчета нейронной сети для датасета Fruits 360 [10].

Для каждой эпохи выводится количество итераций, время в миллисекундах, значения потерь, а также точности по обучающей (acc) и валидационной/тестовой выборкам (val_acc). Точность вычисляется как отношение правильно распознанных ИНС экземпляров исходной выборки к общему их количеству. Результаты вычисления точности, представленные в дальнейших таблицах, переведены в проценты.

```

Epoch 1/10
191/191 [=====] - 10s 52ms/step - loss: 1.9696 - acc: 0.2173 - val_loss: 1.4683 - val_acc: 0.3805
Epoch 2/10
191/191 [=====] - 9s 46ms/step - loss: 1.2587 - acc: 0.4538 - val_loss: 0.8938 - val_acc: 0.4861
Epoch 3/10
191/191 [=====] - 9s 46ms/step - loss: 0.6846 - acc: 0.7132 - val_loss: 0.2742 - val_acc: 0.8666
Epoch 4/10
191/191 [=====] - 9s 46ms/step - loss: 0.4171 - acc: 0.8546 - val_loss: 0.1499 - val_acc: 0.9594
Epoch 5/10
191/191 [=====] - 10s 51ms/step - loss: 0.2394 - acc: 0.9177 - val_loss: 0.1827 - val_acc: 0.9374
Epoch 6/10
191/191 [=====] - 9s 49ms/step - loss: 0.1967 - acc: 0.9273 - val_loss: 0.0950 - val_acc: 0.9733
Epoch 7/10
191/191 [=====] - 9s 47ms/step - loss: 0.1768 - acc: 0.9378 - val_loss: 0.0885 - val_acc: 0.9559
Epoch 8/10
191/191 [=====] - 9s 46ms/step - loss: 0.1270 - acc: 0.9540 - val_loss: 0.0464 - val_acc: 0.9872
Epoch 9/10
191/191 [=====] - 9s 47ms/step - loss: 0.1257 - acc: 0.9575 - val_loss: 0.0423 - val_acc: 0.9861
Epoch 10/10
191/191 [=====] - 9s 46ms/step - loss: 0.1401 - acc: 0.9555 - val_loss: 0.0655 - val_acc: 0.9791
    
```

Рис. 5. Задание структуры нейронной сети

Примечание: снимок экрана [10].

Для упрощения переборной процедуры трехканальная цветовая схема была переведена в одноканальную с помощью функции `grayscale` [14], при этом снизилась точность как по обучающей (90,35 %), так и по тестовой выборке (85,96 %). Такое изменение входных данных также позволило сократить время обучения с 9,5 сек до 5,25 сек на одну эпоху.

Далее был усечен первый сверточный слой с восьми ядер до одного, убраны `dropout`-слои, удален второй `maxpooling`-слой. Точность такой упрощенной структуры составила по обучающей выборке = 82,56 %, по тестовой = 80,69 %.

Была проведена переборная процедура задаваемых ядер с размерностями от 5×5 до 9×9 , которая состояла в том, что в одноядерный первый сверточный слой упрощенной архитектуры нейронной сети устанавливались фиксированные ядра одной из заранее заданных структур (вертикальное, горизонтальное, диагональное или кольцевое) и происходило обучение сети с изменением шага сдвига этого сверточного ядра по изображению (табл. 3). В табл. 3 представлены точности нейронной сети, получаемые с применением ядер различного размера и типа.

Таблица 3

Точность распознавания для задаваемых ядер (CNNFruitClassification), в %

Ядро \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
5 × 5									
Вертикальное (v)	76,65	61,47	46,70	39,43	42,53				
Горизонтальное (h)	81,55	67,60	55,22	47,17	46,12				
Правая диагональ (rd)	81,03	64,48	53,33	42,56	46,96				
Левая диагональ (ld)	86,89	77,03	65,09	54,79	54,47				
Кольцо (r)	12,46	12,11	11,65	11,79	12,00				
6 × 6									
Вертикальное (v)	67,40	59,49	53,15	52,34	41,71	40,28			
Горизонтальное (h)	64,83	60,36	58,84	52,66	40,83	41,45			
Правая диагональ (rd)	63,49	58,61	53,59	50,41	39,38	41,74			
Левая диагональ (ld)	63,40	63,86	61,73	56,60	46,15	45,30			
Кольцо (r)	11,44	11,70	11,79	11,70	11,65	11,73			

Окончание табл. 3

Ядро \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
7 × 7									
Вертикальное (v)	59,57	55,63	52,66	45,10	35,90	32,28	29,48		
Горизонтальное (h)	76,81	67,63	62,07	61,82	55,31	38,40	39,31		
Правая диагональ (rd)	80,37	70,60	67,04	62,83	54,89	45,29	43,35		
Левая диагональ (ld)	79,19	72,13	78,30	67,59	60,90	53,49	50,70		
Кольцо (r)	11,16	11,89	11,98	12,14	11,74	10,84	12,24		
8 × 8									
Вертикальное (v)	76,86	66,15	73,28	65,23	60,86	57,84	58,22	50,04	
Горизонтальное (h)	74,54	64,75	72,47	67,43	62,65	60,09	57,59	51,33	
Правая диагональ (rd)	69,47	70,76	55,83	54,04	46,68	48,74	44,19	40,16	
Левая диагональ (ld)	69,10	73,23	63,40	67,22	62,98	52,79	49,52	45,86	
Кольцо (r)	11,23	11,24	11,20	11,93	10,90	10,80	11,08	11,61	
9 × 9									
Вертикальное (v)	68,45	60,88	52,38	46,11	44,69	40,91	41,37	34,29	30,73
Горизонтальное (h)	67,92	66,42	58,59	55,76	49,12	45,59	42,35	40,14	31,26
Правая диагональ (rd)	63,33	68,58	52,66	53,89	49,41	48,80	41,92	40,94	33,89
Левая диагональ (ld)	78,62	69,88	64,74	56,09	58,71	58,12	53,39	50,56	41,66
Кольцо (r)	11,71	11,42	10,75	11,12	11,63	12,15	11,41	10,62	12,35

Примечание: составлено авторами.

Из табл. 3 заметно уменьшение точности с ростом размера ядер. Снижение точности наблюдается и при увеличении шага сдвига сверточного ядра, при этом резкое падение прослеживается на шаге, примерно равном половине размерности исходного ядра.

Далее были составлены комбинации леводиагональной матрицы 5×5 с тремя остальными. Комбинации ядер и получаемый прирост точности сведены в табл. 4.

Таблица 4

Точность для комбинаций ядер (CNNFruitClassification)

Комбинация	Точность по обучающей выборке, %
ld + rd	85,84
ld + h	89,36
ld + v	82,49
ld + rd + h	85,33
ld + rd + v	89,14
ld + h + v	87,53
ld + rd + h + v	91,80

Примечание: составлено авторами.

Наибольшая точность достигается в комбинации всех четырех матриц (точность по обучающей выборке = 91,80 %).

Для проверки влияния количества цветочных каналов на результаты были проведены дополнительные расчеты. Одно сверточное ядро в трех цветовых каналах фактически представляет собой три ядра. В табл. 5 представлены результаты для трех случаев:

1) изображения преобразованы в одноканальный вид (операция grayscale [14]), а в единственное ядро первого сверточно-

го слоя устанавливается леводиагональное ядро;

2) изображения трехканальные, в три цветовых канала заданы одинаковые ядра – леводиагональные;

3) изображения трехканальные, в три цветовых канала заданы три разных ядра – леводиагональное, праводиагональное, вертикальное.

Преобразование цветного изображения в одноканальный вид осуществляется с помощью операции grayscale, по формуле:

$$Y = 0,299 \times R + 0,587 \times G + 0,114 \times B, \quad (1)$$

где R , G и B – соответствующие компоненты красного, зеленого и синего цвета.

Во всех случаях размер ядра равен 5×5 с шагом 1.

Оказалось (табл. 5), что для данного набора изображений цвет оказывает серьезное влияние на результаты обучения, особенно на тестовой выборке.

Датасет Malaria также имеет трехканальные (RGB) цветные изображения (рис. 6).

Таблица 5

Проверка влияния трехканальности на точность распознавания (CNNFruitClassification)

Каналы/точность	Точность по обучающей выборке, %	Точность по тестовой выборке, %
ld – 1 канал	86,60	76,75
ld, ld, ld – 3 канала	65,93	57,72
ld, v, rd – 3 канала	88,99	85,26

Примечание: составлено авторами.

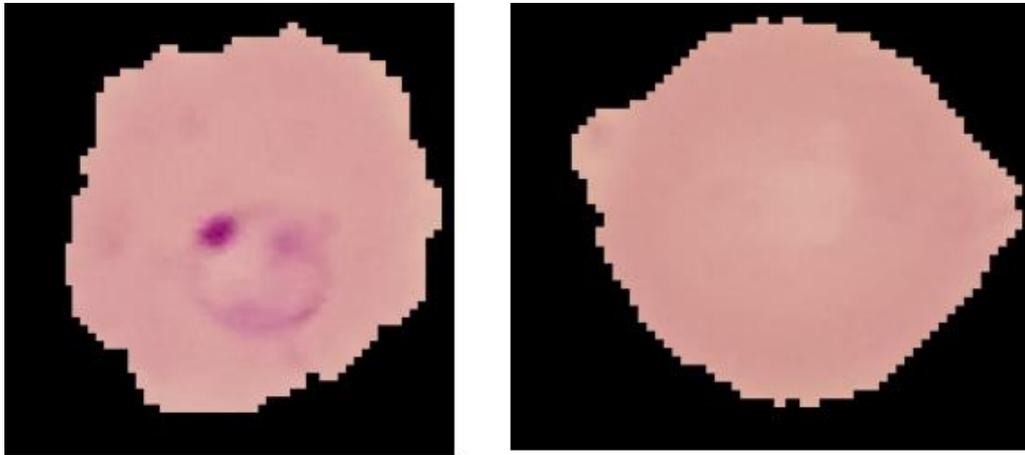


Рис. 6. Примеры изображений из MalariaDataset (слева – зараженная клетка, справа – здоровая)

Примечание: изображения сгенерированы из датасета при помощи исходной структуры ИС.

В исходной структуре ИНС DetectingMalaria были проведены следующие сокращения: уменьшено количество ядер во всех сверточных слоях (в первом – с 32 ядер до одного, во втором и третьем слое – с 64 ядер до 16 в каждом из слоев), убраны dropout-слои [15]. Исходная точность такой сокра-

щенной структуры составила: по обучающей выборке = 94,13 %, по тестовой = 93,97 %. Также проведена аналогичная предыдущему примеру переборная процедура задаваемых ядер, результаты по получаемым точностям сведены в табл. 6.

Таблица 6

Точность распознавания для задаваемых ядер (MalariaDataset), в %

Ядро \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	5×5								
Вертикальное (v)	92,67	90,29	84,10	84,22	80,17				
Горизонтальное (h)	92,81	90,08	85,54	84,16	79,55				
Левая диагональ (ld)	93,14	91,16	85,88	84,83	80,12				
Правая диагональ (rd)	92,53	90,45	86,99	85,09	79,26				
Кольцо (r)	55,56	53,64	54,74	52,91	52,47				

Окончание табл. 6

Ядро \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
6 × 6									
Вертикальное (v)	92,60	90,86	89,75	88,93	84,07	81,76			
Горизонтальное (h)	92,59	90,74	89,23	87,23	83,86	81,24			
Левая диагональ (ld)	92,61	90,96	86,79	83,64	80,91	81,95			
Правая диагональ (rd)	96,20	91,16	86,84	84,22	80,94	82,69			
Кольцо (r)	55,17	53,86	54,41	53,58	51,34	51,24			
7 × 7									
Вертикальное (v)	92,56	89,77	85,62	83,77	80,31	82,52	84,70		
Горизонтальное (h)	92,25	92,40	91,01	87,87	85,43	83,71	84,99		
Левая диагональ (ld)	92,64	92,50	91,38	89,85	86,63	84,53	84,70		
Правая диагональ (rd)	92,66	92,22	91,67	90,76	87,35	86,01	85,93		
Кольцо (r)	51,43	52,40	51,40	50,38	50,18	50,47	50,62		
8 × 8									
Вертикальное (v)	89,84	91,01	89,69	89,01	87,29	82,96	87,71	83,97	
Горизонтальное (h)	91,62	90,84	89,70	89,92	87,75	85,30	88,09	84,55	
Левая диагональ (ld)	92,46	92,29	89,93	89,46	86,31	83,50	82,88	82,36	
Правая диагональ (rd)	92,20	92,18	90,62	89,50	86,39	84,83	84,57	83,69	
Кольцо (r)	49,42	50,48	50,46	50,44	49,95	50,22	49,92	49,10	
9 × 9									
Вертикальное (v)	90,96	91,52	88,35	87,08	85,81	84,28	84,68	83,34	82,88
Горизонтальное (h)	91,17	91,62	90,36	86,89	85,68	84,41	85,00	82,87	83,68
Левая диагональ (ld)	91,86	90,97	88,71	86,87	85,57	83,19	84,44	83,05	82,36
Правая диагональ (rd)	92,03	91,33	89,94	88,38	86,60	84,88	82,11	83,36	81,44
Кольцо (r)	50,36	49,44	50,19	50,15	49,69	49,56	49,71	49,67	49,83

Примечание: составлено авторами.

Как и в предыдущем примере, с увеличением размера ядра и шага его сдвига наблюдается некоторое снижение точности.

По табл. 6 было выбрано леводиагональное ядро 7×7 с шагом 3 (в табл. 6 красным

цветом выделена соответствующая ячейка). К нему подбирались комбинации оставшихся ядер (табл. 7). В результате было получено, что комбинация из четырех разных ядер дает наибольший прирост точности.

Таблица 7

Точность для комбинаций ядер (MalariaDataset)

Комбинация	Точность по обучающей выборке, %
ld + rd	92,83
ld + h	92,79
ld + v	93,02
ld + rd + h	93,72
ld + rd + v	93,81
ld + h + v	93,77
ld + rd + h + v	93,86

Примечание: составлено авторами.

При проверке влияния трехканальности на конечный результат выяснилось, что цвет в данном случае практически не влияет на исходный результат (табл. 8).

Для датасета Pneumonia в результате упрощения структуры НС в первом сверточном слое вместо 32 ядер 3×3 было оставлено одно ядро. В последующих сверточных

слоях количество ядер было уменьшено в 2 раза. Также были удалены dropout-слои. Точность такой упрощенной структуры составила 99,79 % по обучающей выборке и 76,28 % по тестовой выборке. Результаты точности в процессе перебора задаваемых ядер сведены в табл. 9.

Таблица 8

Проверка влияния трехканальности на точность распознавания (MalariaDataset)

Каналы/точность	Точность по обучающей выборке, %	Точность по тестовой выборке, %
1d – 1 канал	93,01	92,62
1d, 1d, 1d – 3 канала	92,33	91,82
1d, v, rd – 3 канала	93,16	92,86

Примечание: составлено авторами.

Таблица 9

Точность распознавания для задаваемых ядер (PneumoniaDetection), в %

Ядро \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
5 × 5									
Вертикальное (v)	98,98	99,05	98,79	98,77	98,14				
Горизонтальное (h)	98,91	99,21	98,66	98,36	97,98				
Левая диагональ (ld)	99,13	98,76	98,99	98,61	98,13				
Правая диагональ (rd)	99,23	99,44	99,14	98,9	98,35				
Кольцо (r)	87,34	83,98	82,83	78,13	73,59				
6 × 6									
Вертикальное (v)	98,51	98,97	98,51	98,27	97,97	97,84			
Горизонтальное (h)	98,85	98,58	98,84	98,27	98,11	97,46			
Левая диагональ (ld)	99,21	99,09	98,85	98,73	98,18	98,10			
Правая диагональ (rd)	98,74	99,07	99,07	98,85	98,6	97,95			
Кольцо (r)	83,42	78,62	76,06	75,12	74,92	73,42			
7 × 7									
Вертикальное (v)	98,69	98,96	98,79	98,18	98,05	97,73	97,26		
Горизонтальное (h)	99,11	98,68	98,72	98,49	98,13	98,11	97,36		
Левая диагональ (ld)	98,88	99,08	99,24	98,45	98,30	98,02	97,24		
Правая диагональ (rd)	99,14	98,99	98,72	98,85	98,29	98,32	97,20		
Кольцо (r)	81,09	78,32	74,20	74,38	73,28	73,19	73,00		
8 × 8									
Вертикальное (v)	98,53	98,69	98,60	98,41	98,13	97,54	97,22	96,95	
Горизонтальное (h)	98,38	98,77	98,81	98,63	97,94	97,55	98,36	96,49	
Левая диагональ (ld)	98,50	98,91	98,75	98,35	98,51	98,17	97,63	97,04	
Правая диагональ (rd)	98,66	99,02	99,18	98,86	98,38	97,93	97,13	96,73	
Кольцо (r)	80,59	77,67	77,48	74,21	75,44	74,65	73,59	74,32	
9 × 9									
Вертикальное (v)	98,38	99,02	98,56	98,43	98,25	97,94	97,27	96,61	95,77
Горизонтальное (h)	98,80	98,71	98,83	98,25	98,22	98,09	97,53	96,49	96,37
Левая диагональ (ld)	98,84	98,97	98,74	98,76	98,01	97,63	97,80	96,40	95,70
Правая диагональ (rd)	98,72	99,09	99,12	98,66	98,41	98,16	97,52	96,68	94,59
Кольцо (r)	79,77	77,64	74,89	74,16	74,00	75,31	73,27	74,80	75,09

Примечание: составлено авторами.

Поскольку точность результатов во всех случаях при использовании линейно заданных ядер > 98 %, что, вероятнее всего, связано с большой размерностью входных изображений, были проведены дополнительные расчеты для нахождения размерности ядра, на которой точность начинает снижаться в большем диапазоне с увеличением шага.

Для дальнейших расчетов было выбрано вертикальное ядро (табл. 10).

Расчет комбинаций ядер происходил на размерности 11 × 11 с шагом 5 (табл. 11). В табл. 10 красным цветом выделена соответствующая точность для вертикального ядра по обучающей выборке.

Таблица 10

Точность для «вертикального» ядра (PneumoniaDetection), в %

Размер \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
10×10	98,1	98,6	98,3	98,3	98,0	97,7	97,3	96,4	96,2	95,2		
11×11	98,0	98,5	98,0	98,3	98,4	98,0	97,0	97,2	96,4	95,1	94,5	
12×12	98,3	98,1	98,2	97,8	97,5	98,0	97,2	97,0	96,2	95,4	94,7	93,0

Примечание: составлено авторами.

Таблица 11

Точность для комбинаций ядер (Pneumonia)

Комбинация	Точность по обучающей выборке, %
v + h	98,77
v + ld	98,38
v + rd	98,76
v + h + ld	98,50
v + h + rd	98,81
v + rd + ld	98,87
v + ld + rd + h	98,63

Примечание: составлено авторами.

В данном случае комбинация из трех ядер (вертикального и двух диагональных) показала наилучшие результаты по точности распознавания.

На датасете Pneumonia достигается высокая точность на обучающей выборке и значительно меньшая на тестовой выборке (< 80 %). Было выдвинуто предположение, что кольцевой тип ядер, возможно, увеличит прирост точности на тестовой выборке в комбинации с некоторым линейным ядром. Взято вертикальное ядро и кольцевое размерности 7 × 7 с шагом 6 (табл. 9, выделено красным цветом) с целью сравнения результатов улучшений.

В табл. 12 сведены результаты определения необходимости использования кольцевого ядра в комбинации с линейным. Результаты представлены для исходной максимально

упрощенной структуры, состоящей из одного сверточного слоя, содержащего два ядра (кольцевое и вертикальное), и одного полносвязного. По данным из табл. 12 можно сделать вывод, что кольцевой тип сверточных ядер не дает прироста точности в комбинации с линейным.

В табл. 13 представлены результаты при дообучении матриц первого сверточного слоя при различном количестве эпох обучения. Предполагается, что большее количество эпох изменит заданные в сверточном слое ядра в большем диапазоне. Из рис. 7 видно, что наиболее сильно изменилось кольцевое ядро. Шаг изменения вертикального ядра практически одинаковый при разном количестве эпох. При этом как на кольцевом, так и на вертикальном ядре сдвиг происходит в положительную область.

Таблица 12

Влияние кольцевого ядра на точность распознавания

Тип ядра	Точность по обучающей выборке, %	Точность по тестовой выборке, %
Исходная структура ИНС		
Вертикальное	98,04	73,24
Кольцевое	74,79	62,50
Вертикальное + кольцевое	98,35	84,29
1 сверточный слой + 1 полносвязный слой		
Вертикальное	97,41	78,53
Кольцевое	75,69	62,66
Вертикальное + кольцевое	97,34	78,53

Примечание: составлено авторами.

Точности в таблицах 9 и 12 расходятся по вертикальному ядру на 0,31 % и по кольцевому на 1,6 % в связи с повторным обуче-

нием и отсутствием воспроизводимости результатов в моделях глубокого обучения.

Таблица 13

Изменения точности после дообучения

Количество эпох	Точность по обучающей выборке, %	Точность по тестовой выборке, %
Исходная структура ИНС		
5	99,71	76,76
10	99,58	76,76
20	99,92	79,81
25	99,96	79,49
1 сверточный слой + 1 полносвязный слой		
5	97,41	78,53
10	99,02	79,33
20	99,46	74,84
25	100	78,85

Примечание: составлено авторами.

-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2
-2	-1	-1	0	1	1	2

-1,95	-0,94	-0,93	0,06	1,06	1,06	2,07
-1,94	-0,94	-0,93	0,07	1,06	1,06	2,07
-1,94	-0,93	-0,93	0,07	1,06	1,06	2,06
-1,94	-0,93	-0,93	0,07	1,06	1,06	2,06
-1,94	-0,94	-0,93	0,06	1,05	1,05	2,06
-1,94	-0,94	-0,94	0,06	1,05	1,06	2,06
-1,95	-0,94	-0,94	0,06	1,05	1,06	2,07

-1,95	-0,91	-0,90	0,09	1,09	1,09	2,11
-1,95	-0,91	-0,90	0,11	1,10	1,08	2,09
-1,93	-0,90	-0,90	0,10	1,08	1,08	2,09
-1,94	-0,91	-0,91	0,08	1,06	1,07	2,10
-1,95	-0,93	-0,93	0,06	1,04	1,05	2,08
-1,97	-0,95	-0,94	0,05	1,04	1,05	2,06
-1,94	-0,92	-0,91	0,07	1,08	1,07	2,10

-2	-2	-2	-1	-2	-2	-2
-2	-1	0	0	0	-1	-2
-2	0	1	1	1	0	-2
-1	0	1	2	1	0	-1
-2	0	1	1	1	0	-2
-2	-1	0	0	0	-1	-2
-2	-2	-2	-1	-2	-2	-2

-1,81	-1,82	-1,84	-0,80	-1,88	-1,88	-1,94
-1,81	-0,84	0,14	0,17	0,16	-0,92	-1,95
-1,81	0,14	1,23	1,19	1,14	0,15	-1,96
-0,85	0,12	1,14	2,19	1,16	0,09	-0,95
-1,87	0,10	1,13	1,13	1,14	0,09	-1,99
-1,90	-0,93	0,05	0,11	0,09	-0,98	-1,94
-1,81	-1,89	-1,89	-0,88	-1,91	-1,89	-1,94

-1,36	-1,36	-1,38	-0,38	-1,61	-1,58	-1,12
-1,36	-0,17	0,56	0,66	0,62	-0,66	-1,17
-1,41	0,78	1,71	1,73	1,50	0,50	-1,18
-0,50	0,58	1,46	2,71	1,51	0,39	-0,32
-1,62	0,57	1,38	1,32	1,33	0,24	-1,30
-1,75	-0,51	0,17	0,25	0,35	-0,88	-1,47
-1,31	-1,81	-1,59	-0,77	-1,67	-1,68	-1,22

Исходные ядра

После дообучения
(5 эпох)

После дообучения
(25 эпох)

Рис. 7. Дообучение сверточных ядер при разном количестве эпох (на примере структуры с одним сверточным + одним полносвязным слоем)

Примечание: составлено авторами.

Датасет FashionMNIST является вариацией широко используемого набора черно-белых изображений рукописных цифр. В данном случае вместо цифр представлены различные типы одежды. Структура сети FashionMNIST была подвергнута следующему сокращению:

- 1 ядро в первом сверточном слое вместо 16;
- удален второй сверточный слой;

- удалены второй maxpooling-слой и drop-out-слой;
- два полносвязных слоя с общим количеством нейронов 1024 + 128 сведены в один с количеством нейронов 512.

В табл. 14 представлены результаты для задаваемых ядер.

На основании табл. 14 комбинации ядер были рассмотрены на размерности 5 × 5 с шагом 2 (табл. 15).

Таблица 14

Точность распознавания для задаваемых ядер (FashionMNIST), в %

Ядро \ Шаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
5 × 5									
Вертикальное (v)	98,85	97,76	93,68	88,57	86,13				
Горизонтальное (h)	99,27	98,58	95,98	91,18	85,42				
Правая диагональ (rd)	99,24	96,48	91,08	83,71	76,92				
Левая диагональ (ld)	99,20	97,96	94,39	85,73	81,04				
Кольцо (r)	80,64	59,90	44,87	30,83	29,53				
6 × 6									
Вертикальное (v)	98,08	96,86	95,42	91,33	89,69	83,72			
Горизонтальное (h)	98,37	96,31	94,75	92,47	89,35	82,18			
Правая диагональ (rd)	98,98	97,22	94,11	88,84	85,36	78,86			
Левая диагональ (ld)	98,82	97,73	94,59	88,35	83,64	71,35			
Кольцо (r)	58,97	40,21	29,37	22,79	19,11	16,67			
7 × 7									
Вертикальное (v)	98,40	96,39	94,06	91,03	85,73	81,95	80,10		
Горизонтальное (h)	98,58	97,23	94,68	92,16	87,72	81,46	77,39		
Правая диагональ (rd)	98,94	96,92	95,17	90,38	85,69	79,64	79,10		
Левая диагональ (ld)	99,06	96,00	94,22	88,78	84,90	73,81	77,61		
Кольцо (r)	31,24	19,16	16,82	14,59	12,38	11,16	15,55		
8 × 8									
Вертикальное (v)	95,45	95,55	91,60	91,66	87,20	86,85	78,90	78,93	
Горизонтальное (h)	96,89	94,98	92,73	90,33	89,18	84,23	76,74	76,53	
Правая диагональ (rd)	98,21	95,71	92,59	91,50	86,29	81,03	72,46	70,66	
Левая диагональ (ld)	98,04	96,29	91,64	90,29	84,92	76,65	55,30	57,99	
Кольцо (r)	17,20	13,72	12,02	11,73	11,06	10,59	10,14	10,24	
9 × 9									
Вертикальное (v)	95,89	93,25	91,80	88,61	83,50	82,58	76,65	73,48	70,46
Горизонтальное (h)	97,91	96,06	93,69	88,07	82,10	81,79	72,79	73,50	70,74
Правая диагональ (rd)	96,40	94,41	92,03	86,94	81,19	82,60	73,76	70,68	69,86
Левая диагональ (ld)	96,35	93,56	92,27	81,11	70,33	78,08	59,08	59,73	64,07
Кольцо (r)	11,48	10,75	10,41	10,18	10,10	10,12	10,03	10,04	10,06

Примечание: составлено авторами.

Таблица 15

Точность для комбинаций ядер (FashionMNIST)

Комбинация	Точность по обучающей выборке, %
v + h	98,85
v + ld	98,74
v + rd	98,82
h + ld	99,03
h + rd	99,05
ld + rd	98,59
v + h + ld	98,75
v + h + rd	98,80
h + ld + rd	98,73
v + ld + rd	99,01
v + h + ld + rd	98,91

Примечание: составлено авторами.

Комбинация горизонтального и праводиагонального ядра дала наибольшую точность: по обучающей выборке = 99,05 %, по тестовой = 90,11 %.

Из полученных результатов по четырем датасетам можно сделать выводы:

- предположительно, при увеличении размера сверточных ядер первого сверточного

слоя требуется установление соответствующей размерности ядер в последующих слоях нейронной сети для избегания снижения точности при установлении ядер большего размера;

- с увеличением шага сдвига сверточного ядра по изображению наблюдается уменьшение точности нейронной сети, при этом в большинстве случаев на шаге, равном половине размерности ядра, происходит существенное снижение точности выходного результата;

- использование представленных в работе кольцевых типов ядер во всех случаях давало наименьшие результаты точности в сравнении с линейно заданными (вертикальными, горизонтальными, диагональными). Возможно, авторами неудачно сформированы такие виды ядер, и необходима другая методика их генерации. На каждой из структур нейронных сетей показана возможность

использования заранее фиксированных ядер в ограниченном количестве.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На различных примерах приведено обоснование возможности использования дискретных фиксированных сверточных ядер в виде заранее заданных «шаблонов», которые формируются на основании особенностей входного набора изображений. Применение таких ядер позволит сократить потребление вычислительных ресурсов как при обучении нейронных сетей, так и на этапе рабочего хода.

Таким образом, для получения требуемого результата необходимо подбирать предпочтительные «шаблоны» сверточных ядер, их размер и шаг сдвига по изображению, количество этих ядер и соответствующие комбинации.

Список источников

1. Mahajan P. Fully Connected vs Convolutional Neural Networks. URL: <https://medium.com/swlh/fully-connected-vs-convolutional-neural-networks-813ca7bc6ee5> (дата обращения: 25.07.2022).
2. Lin Z., Memisevic R., Konda K. How Far Can We Go without Convolution: Improving Fully-Connected Networks // arXiv. 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1511.02580> (дата обращения: 25.07.2022).
3. Vajpayee S. License Plate Recognition Using CNN. URL: <https://www.kaggle.com/code/sarthakvajpayee/license-plate-recognition-using-cnn/notebook> (дата обращения: 25.07.2022).
4. Гиниятуллин В. М., Ермолаев Е. В., Хлыбов А. В. Формализация процедуры подбора сверточных ядер // Вест. кибернетики. 2022. № 2. С. 66–74.
5. Хлыбов А. В., Ермолаев Е. В., Зеленев А. С., Кonyaeva E. Э., Farrakhova K. A., Khuzhiakhmetov V. Э., Yakovlev A. S. Преобразование весов матриц сверточных нейронных сетей // Теория и практика процессов хим. технологии (Марушкинские чтения) : материалы VI Междунар. науч. конф. Уфа, 2021. С. 269–270.
6. CNN Fruit Classification. Data. URL: <https://www.kaggle.com/etatbak/cnn-fruit-classification/data> (дата обращения: 25.07.2022).
7. Pneumonia Detection Using CNN (92.6 % Accuracy). Data. URL: <https://www.kaggle.com/madz2000/pneumonia-detection-using-cnn-92-6-accuracy/data> (дата обращения: 25.07.2022).
8. Detecting Malaria | Keras | CNN. Data. URL: <https://www.kaggle.com/miracle9to9/detecting-malaria-keras-cnn/data> (дата обращения: 25.07.2022).

References

1. Mahajan P. Fully Connected vs Convolutional Neural Networks. URL: <https://medium.com/swlh/fully-connected-vs-convolutional-neural-networks-813ca7bc6ee5> (accessed: 25.07.2022).
2. Lin Z., Memisevic R., Konda K. How Far Can We Go without Convolution: Improving Fully-Connected Networks // arXiv. 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1511.02580> (accessed: 25.07.2022).
3. Vajpayee S. License Plate Recognition Using CNN. URL: <https://www.kaggle.com/code/sarthakvajpayee/license-plate-recognition-using-cnn/notebook> (accessed: 25.07.2022).
4. Giniyatullin V. M., Ermolaev E. V., Khlybov A. V. Characterizing a Procedure for Searching Convolution Kernels // Proceedings in Cybernetics. 2022. No. 2. P. 66–74. (In Russian).
5. Khlybov A. V., Ermolaev E. V., Zelenov A. S., Konyaeva E. E., Farrakhova K. A., Khuzhiakhmetov V. E., Yakovlev A. S. Preobrazovanie vesov matrits svertochnykh neironnykh setei // Teoriia i praktika protsessov khimicheskoi tekhnologii (Marushkinskie chteniia) : Proceedings of the VI International Scientific Conference. Ufa, 2021. P. 269–270. (In Russian).
6. CNN Fruit Classification. Data. URL: <https://www.kaggle.com/etatbak/cnn-fruit-classification/data> (accessed: 25.07.2022).
7. Pneumonia Detection Using CNN (92.6 % Accuracy). Data. URL: <https://www.kaggle.com/madz2000/pneumonia-detection-using-cnn-92-6-accuracy/data> (accessed: 25.07.2022).

9. Fashion MNIST – Keras CNN. Data. URL: <https://www.kaggle.com/vishnu0399/fashion-mnist-keras-cnn/data> (дата обращения: 25.07.2022).
10. CNN Fruit Classification. Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/etatbak/cnn-fruit-classification/notebook> (дата обращения: 25.07.2022).
11. Pneumonia Detection Using CNN (92.6 % Accuracy). Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/madz2000/pneumonia-detection-using-cnn-92-6-accuracy/notebook> (дата обращения: 25.07.2022).
12. Detecting Malaria | Keras | CNN. Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/miracle9to9/detecting-malaria-keras-cnn/notebook> (дата обращения: 25.07.2022).
13. Fashion MNIST – Keras CNN. Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/vishnu0399/fashion-mnist-keras-cnn/notebook> (дата обращения: 25.07.2022).
14. Understand How Color to Gray Scale Works Using OpenCV. URL: <https://www.learnpythonwithrune.org/understand-how-color-to-gray-scale-works-using-opencv/> (дата обращения: 25.07.2022).
15. Tf.keras.layers.Dropout. URL: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/ Dropout (дата обращения: 25.07.2022).
8. Detecting Malaria | Keras | CNN. Data. URL: <https://www.kaggle.com/miracle9to9/detecting-malaria-keras-cnn/data> (accessed: 25.07.2022).
9. Fashion MNIST – Keras CNN. Data. URL: <https://www.kaggle.com/vishnu0399/fashion-mnist-keras-cnn/data> (accessed: 25.07.2022).
10. CNN Fruit Classification. Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/etatbak/cnn-fruit-classification/notebook> (accessed: 25.07.2022).
11. Pneumonia Detection Using CNN (92.6 % Accuracy). Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/madz2000/pneumonia-detection-using-cnn-92-6-accuracy/notebook> (accessed: 25.07.2022).
12. Detecting Malaria | Keras | CNN. Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/miracle9to9/detecting-malaria-keras-cnn/notebook> (accessed: 25.07.2022).
13. Fashion MNIST – Keras CNN. Notebook. URL: <https://www.kaggle.com/vishnu0399/fashion-mnist-keras-cnn/notebook> (accessed: 25.07.2022).
14. Understand How Color to Gray Scale Works Using OpenCV. URL: <https://www.learnpythonwithrune.org/understand-how-color-to-gray-scale-works-using-opencv/> (accessed: 25.07.2022).
15. Tf.keras.layers.Dropout. URL: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/ Dropout (accessed: 25.07.2022).

Информация об авторах

В. М. Гиниятуллин – кандидат технических наук, доцент.
А. В. Хлыбов – аспирант.
М. А. Федоров – студент.
Т. А. Асадуллин – студент.
А. С. Крутин – студент.
И. А. Осипов – студент.
Д. М. Зарипов – кандидат физико-математических наук, доцент.

Information about the authors

V. M. Giniyatullin – Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor.
A. V. Khlybov – Postgraduate.
M. A. Fedorov – Student.
T. A. Asadullin – Student.
A. S. Krutin – Student.
I. A. Osipov – Student.
D. M. Zaripov – Candidate of Sciences (Physics and Mathematics), Associate Professor.