Научная статья
УДК 004.93 + 004.8
EDN HFWLUF
DOI 10.17150/2713-1734.2026.8(3).287-300

А.Ф. Рогачев
Волгоградский государственный аграрный университет, г. Волгоград, Российская Федерация
В.М. Габдерахманов
Волгоградский государственный аграрный университет, г. Волгоград, Российская Федерация

Влияние геометрической формы свёрточных фильтров на точность классификации в условиях ограниченных вычислительных ресурсов

Аннотация. В этой работе исследуется, как форма ядра свёрточного фильтра влияет на качество распознавания изображений. Для этого был предложен способ задавать фильтры нестандартной формы — круглые, крестообразные и разреженные, похожие на шахматную доску, с помощью бинарной маски, которую накладывают на обычное квадратное ядро. Кроме того, был разработан собственный слой MaskedConv2D для TensorFlow (Keras). Он позволяет применять любую маску к обучаемым весам, не изменяя саму операцию свёртки. Благодаря этому слой можно использовать вместе с любыми оптимизаторами и методами регуляризации. Проверка проводилась на трёх разных наборах данных: Fashion MNIST, CIFAR 100 и PlantVillage. Эти датасеты отличаются по сложности, типу изображений и числу классов — 10, 100 и 38 соответственно. Для всех наборов брались одинаковые архитектуры нейронных сетей, чтобы сравнение было корректным. Результаты экспериментов показали, что на более сложных датасетах, таких как CIFAR 100 и PlantVillage, крестообразные и круглые фильтры дают почти одинаковое качество, но при этом требуют меньше параметров. На CIFAR 100 особенно выделился круглый фильтр 6×6: он показал точность 34,66 %, что на 10,71 процентного пункта выше, чем у обычного квадратного фильтра 3×3, который дал 23,95 %. На узкоспециализированном наборе PlantVillage, где используются изображения листьев с признаками болезней, лучший результат в 89,54 %, показал крестообразный фильтр 3×3. Это на 18,85 процентного пункта выше, чем у стандартного квадратного фильтра того же размера. Всё это указывает на то, что выбор фильтра зависит от структуры данных: для более сложных сцен лучше подходят круглые ядра, а для задач с текстурами — крестообразные.

Ключевые слова. Свёрточные нейронные сети, форма фильтра, маска, классификация изображений, Fashion-MNIST, CIFAR-100, PlantVillage.

Информация о статье. Дата поступления: 5 августа 2026 г.; дата принятия к публикации: 13 октября 2026 г.; дата онлайн-размещения: 11 ноября 2026 г.

Для цитирования. Рогачев А.Ф. Влияние геометрической формы свёрточных фильтров на точность классификации в условиях ограниченных вычислительных ресурсов / А.Ф. Рогачев, В.М. Габдерахманов. — DOI 10.17150/2713-1734.2026.8(3).287-300. — EDN HFWLUF // System Analysis & Mathematical Modeling. — 2026. — Т. 8, № 3. — С. 287–300.

© Рогачев А.Ф., Габдерахманов В.М., 2026

ISSN 2713-1734

Original article

A.F. Rogachev
Volgograd State Agricultural University,
Volgograd, Russian Federation

V.M. Gabderakhmanov
Volgograd State Agricultural University,
Volgograd, Russian Federation

Impact of Convolutional Filter Shape on Classification Accuracy under Limited Computational Resources

Abstract. This paper investigates how the geometric shape of a convolutional filter kernel affects image classification accuracy. Non-standard filters (circular, cross-shaped, and sparse checkerboard) are implemented by binary masking of a standard square kernel using a custom MaskedConv2D layer in TensorFlow/Keras. The layer applies arbitrary masks to trainable weights without changing the underlying convolution, supporting any optimizer and regularization. Experiments are performed on three public datasets — Fashion-MNIST, CIFAR-100, and PlantVillage — which differ in complexity, image type, and number of classes (10, 100, and 38). Unified architectures are used for each dataset to ensure fair comparison. On CIFAR-100, a circular 6×6 filter achieves 34.66 % accuracy, outperforming the standard 3×3 square (23.95 %) by 10.71 percentage points, with a distinct threshold effect between 5×5 and 6×6 due to better large-pattern capture in color images. On PlantVillage (leaf textures), a cross-shaped 3×3 filter reaches 89.54 %, which is 18.85 percentage points higher than the standard square of the same size. This contrast indicates that the optimal shape depends on the data structure — circular kernels excel in complex scenes, while cross-shaped kernels are more effective on texture-dominant tasks. Cross-shaped filters also deliver stable performance close to standard filters but with significantly fewer active weights. Sparse filters perform poorly across all challenging datasets.

Keywords. Convolutional neural networks, filter shape, mask, image classification, Fashion-MNIST, CIFAR-100, PlantVillage.

Article info. Received 5 August, 2026; Accepted 10 October, 2026; Available online 11 November, 2026.

For Citation. Rogachev A.F., Gabderakhmanov V.M. Impact of Convolutional Filter Shape on Classification Accuracy under Limited Computational Resources. *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2026, vol. 8, no. 3, pp. 287–300. (In Russian). EDN: HFWLUF. DOI: 10.17150/2713-1734.2026.8(3).287-300.

Введение

Свёрточные нейросети — основа большинства современных систем компьютерного зрения. Их применяют, в частности, для сегментации [1; 2], классификации [3–7], а ещё для генерации в автоэнкодерах и генеративно-состязательных сетях [8: 9]. В стандартных свёрточных слоях обычно используют квадратные ядра, например 3×3. Это удобно для реализации и выгодно с точки зрения вычислений.

Задача оптимизации формы ядра активно исследуется. Так, в работе [10] предложено ядро произвольной формы (ASK) (Any-Shape Kernels), крестообразной конфигурации, позволяющее повысить точность и снизить вычислительные затраты при работе с набором данных CIFAR-10. Кроме того, для обеспече-

ния инвариантности к повороту исследователи также рассматривали маски фильтров круглой и симметричной формы [11; 12]. Методы адаптивного маскирования, такие как GMConv [13], позволяют сверточным сетям динамически изменять форму ядра свертки в зависимости от конкретных характеристик входных данных. Однако чаще всего в исследованиях разбирают либо один нестандартный фильтр, либо одну конкретную архитектуру. Данная работа предлагает единую платформу для сравнения нескольких геометрических форм в одинаковых условиях. Это даёт возможность сделать более надёжные выводы об их эффективности.

Цель данной работы — провести систематическое сравнение фильтров различных геометрических форм (круглой, крестообразной и разреженной) с эталонным квадратным фильтром на нескольких датасетах, которые отличаются сложностью и типом данных. Предложен универсальный механизм маскирования стандартного ядра для реализации фильтра произвольной формы без изменения архитектуры сети.

Основной вклад работы:

1. Разработка собственного свёрточного слоя с маской, поддерживающего произвольную форму ядра.

2. Экспериментальное сравнение четырёх типов фильтров на трёх датасетах.

3. Анализ влияния формы ядра на точность классификации в зависимости от сложности данных.

4. Выявление преимуществ и недостатков форм фильтров на сложных задачах.

Материалы и методы

Для создания фильтров нестандартной формы используются бинарные маски (реализация приведена на листинге 1), которые умножаются на обучаемые веса квадратного ядра. Нулевые элементы маски зануляют соответствующие веса, что эквивалентно ограничению формы ядра. Рассмотрены четыре типа масок:

1. Стандартная (full): все элементы равны 1 — эталонный квадратный фильтр.

2. Круглая (circle): маска диаметром k, где единицами заполнены пиксели, попадающие внутрь круга.

3. Крестообразная (cross): единицы на центральной строке и столбце; для чётных размеров добавляются две центральные строки/столбца.

4. Разреженная (checkerboard): шахматная маска, где единицы на позициях с чётной суммой координат.

Для каждого типа (рисунок 1) использовались различные размеры ядер (от 2×2 до 6×6), чтобы исследовать влияние масштаба.

```
import numpy as np

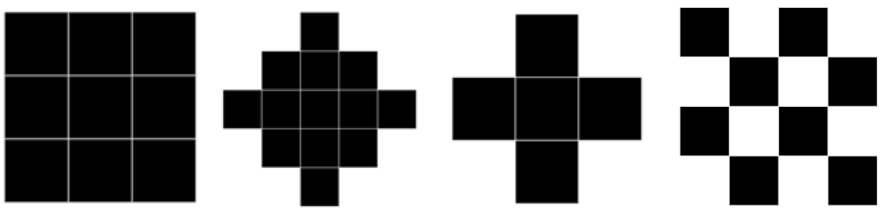
def full_mask(size):
    return np.ones((size, size), dtype=np.float32)

def circular_mask(size):
    center = size // 2
    radius = size // 2
    Y, X = np.ogrid[:size, :size]
    dist = np.sqrt((X - center)**2 + (Y - center)**2)
    return (dist <= radius).astype(np.float32)

def cross_mask(size):
    mask = np.zeros((size, size), dtype=np.float32)
    if size % 2 == 1:
        c = size // 2
        mask[c, :] = 1
        mask[:, c] = 1
    else:
        c1 = size // 2 - 1
        c2 = size // 2
        mask[c1, :] = 1
        mask[c2, :] = 1
        mask[:, c1] = 1
        mask[:, c2] = 1
    return mask

def checkerboard_mask(size):
    mask = np.zeros((size, size), dtype=np.float32)
    for i in range(size):
        for j in range(size):
            if (i + j) % 2 == 0:
                mask[i, j] = 1
    return mask
```

Листинг 1. Код реализации масок



а) квадратная б) круглая в) крестообразная г) разреженная

Рис. 1. Типы масок

Для оценки эффективности предложенной методологии были выбраны три общедоступных набора данных, различающихся по степени сложности, типу изображений и числу категорий: Fashion-MNIST, CIFAR-100 и PlantVillage.

Fashion-MNIST был задуман как более сложная альтернатива традиционному набору данных MNIST. Он также содержит 70 000 черно-белых изображений размером 28×28 пикселей, разделённых на 60 000 обучающих и 10000 тестовых изображений. Но вместо рукописных цифр он содержит изображения различных предметов одежды и обуви из каталога Zalando, относящихся к 10 классам (например, футболка, брюки, сумка, ботинок). Данный набор данных требует от модели способности к выделению более сложных текстурных и морфологических признаков, что делает его подходящей промежуточной ступенью для тестирования алгоритмов.

CIFAR-100 представляет собой более сложный датасет по сравнению с Fashion-MNIST. Он состоит из 60 000 цветных изображений размером 32×32 пикселя. Обучающий поднабор содержит 50 000 изображений, а тестовый — 10000. Основная сложность для классификации заключается в относительно большом количестве классов — 100. При этом эти 100 классов сгруппированы в 20 подкатегорий (например, «рыбы», «цветы», «транспортные средства»). Высокое разрешение, три цветовых канала (RGB) и многообразие объектов делают CIFAR-100 полигоном для проверки производительности архитектур и методов регуляризации в условиях, максимально приближенных к реальным прикладным задачам.

Датасет PlantVillage — включает 54 303 цветных изображения листьев здоровых и больных растений, систематизированных по 38 классам (видам растений и типам болезней). У изображений данного датасета размер 256 × 256 пикселей, но для ускорения процесса обучения и обеспечения сопоставимости результатов с предыдущими исследованиями, размер всех изображений был унифицирован до 64 × 64 пикселей.

PlantVillage имеет точную экспертную верификацию симптомов болезней и однородные условия съемк, что делает его подходящим для исследования влияния конфигураций фильтров. Выбор этого датасета обусловлен как его существенной практической ценностью (в контексте диагностики патологий растений), так и возможностью оценить способность предложенного метода к обобщению путём сравнительного анализа с результатами, полученными на CIFAR-100 и Fashion-MNIST.

Для реализации свёрточных фильтров нестандартной формы разработан собственный кастомный слой MaskedConv2D на платформе TensorFlow (Keras). Идея заключается в применении бинарной маски к обучаемым весам стандартного квадратного ядра. Благодаря этому можно задать нужную форму фильтра, не меняя саму логику свёртки.

Схема реализации данного слоя представлена на рис. 2. При инициализации слой принимает бинарную маску размера (kH — высота ядра, kW — ширина ядра), она определяет форму фильтра.

Далее создаются полные обучаемые веса ядра размерности (kH, kW, C_{in}, C_{out}), где C_{in} — число входных каналов, а C_{out} — количество выходных фильтров. Затем исходная маска расширяется до размерности весов с помощью операций expand_dims и tile (повторяя значения по осям каналов) и поэлементно умножается на веса (обозначение ⊙). Это зануляет веса, соответствующие нулевым элементам маски, фиксируя тем самым форму ядра. После этого полученное маскированное ядро используется в стандартной двумерной свёртке (функция tf.nn.conv2d), которая обозначена на диаграмме как A * D (где * — операция свёртки, а A — входной тензор размерности (batch, H, W, C_{in})). Такой подход не меняет маску в процессе обучения, а градиенты обновляют только те веса, которые не занулены, и это эквивалентно обучению фильтра заданной формы.

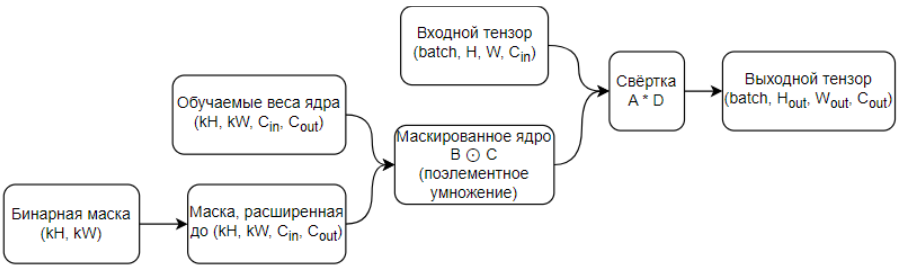


Рис. 2. Схематичное представление кастомного сверточного слоя

Использование стандартной операции свёртки с маскированным ядром обеспечивает высокую эффективность вычислений и совместимость с любыми оптимизаторами и методами регуляризации.

Код, реализующий описанные эксперименты, а также сценарии для воспроизведения всех результатов, доступен в открытом репозитории. Постоянный идентификатор (DOI): https://doi.org/10.5281/zenodo.21498951

Для обеспечения сопоставимости результатов все эксперименты проводились на единой базовой архитектуре, адаптированной под сложность каждого набора данных. Архитектура была спроектирована таким образом, чтобы влияние формы фильтра на точность классификации было наиболее очевидным.

Для Fashion-MNIST использовалась архитектура из одного свёрточного слоя с 32 фильтрами, слоя подвыборки (MaxPooling) с окном 2×2, слоя уплощения (Flatten) и два полносвязных слоя: скрытый слой со 128 нейронами с функцией активации ReLU и выходной слой с 10 нейронами и функцией активации Softmax. Выбор данной архитектуры обусловлен относительно небольшой сложностью этих наборов данных, где даже один свёрточный слой способен выделить достаточное количество информативных признаков.

Для набора данных CIFAR-100 и PlantVillage, которые являются более сложным по сравнению с Fashion-MNIST и содержат цветные изображения по 100 и 38 классов соответственно, использовалась более глубокая архитектура. Она включала два свёрточных слоя с 64 и 128 фильтрами соответственно, каждый из которых сопровождался слоем подвыборки MaxPooling (2×2). Завершали архитектуру слой уплощения (Flatten), полносвязный слой со 128 нейронами (с функцией активации ReLU) и выходной слой на 100 классов (с функцией активации Softmax). Увеличение количества фильтров и глубины сети позволяет модели захватывать более сложные и абстрактные признаки, характерные для изображений данных датасетов.

Обучение проводилось с оптимизатором Adam (скорость обучения 0.001 для MNIST-Fashion и 0.0005 для CIFAR-100 и PlantVillage), размер пакета 128, 20 эпох с ранней остановкой по валидационной потере (patience=3). Использовалась аугментация (случайные повороты, сдвиги, отражение) для CIFAR-100 и PlantVillage.

Результаты

В табл. представлены средние значения точности классификации на тестовых выборках для всех рассмотренных комбинаций типа фильтра, размера ядра и набора данных. Для наглядности на рис. 3–5 приведены графики зависимости точности от размера ядра для каждого датасета.

Точность классификации (%) для различных типов и размеров фильтров

Тип фильтра	Размер	Fashion-MNIST	CIFAR-100	PlantVillage
Стандартный	3×3	**90,39**	23,95	70,69
Стандартный	5×5	90,04	26,15	76,41
Круглый	5×5	90,35	20,53	73,29
Круглый	6×6	89,92	**34,66**	80,21
Крестообразный	2×2	90,22	18,27	77,27
Крестообразный	3×3	90,12	20,87	**89,54**
Крестообразный	4×4	**90,39**	24,03	87,72
Крестообразный	5×5	90,31	25,04	63,74
Разреженный	2×2	89,35	17,87	73,40
Разреженный	4×4	89,99	29,37	71,75
Разреженный	6×6	89,86	19,59	75,15

На классическом наборе Fashion-MNIST (рис. 3) наилучший результат показали два типа фильтров: стандартный квадратный 3×3 и крестообразный 4×4, достигнув точности 90,39 %. Это значение находится на уровне лучших результатов для простых свёрточных сетей на данном датасете и подтверждает корректность выбранной экспериментальной методологии.

Круглый фильтр показывает практически одинаковый результат в 90,35 % со стандартным. Разница в 0,04 % является статистически незначительной, это говорит об одинаковой эффективности что круглых, что квадратных фильтров на данном датасете.

Крестообразные фильтры показывают также высокие результаты на данном датасете. Отметим, что точность в 90,39 % классификации фильтра 4 на 4 эквивалентна стандартному фильтру, это говорит о том, что крестообразный фильтр с меньшим числом параметров (9 против 16 у квадратного ядра 4×4) показывает такой же результат без потери информации на данном наборе, видимо для Fashion-MNIST более информативны горизонтальные и вертикальные паттерны (например, силуэты одежды), чем диагональные.

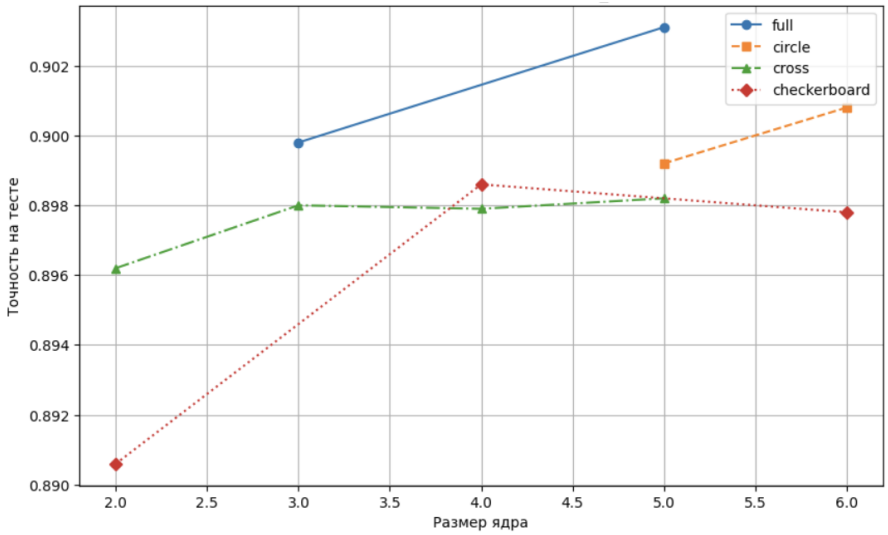


Рис. 3. Сравнение фильтров на датасете Fashion-MNIST

Разреженные фильтры на Fashion-MNIST показывают точность похуже — от 89,35 % до 89,99 %, уступают другим типам где-то на 0,3–1 %. Скорее всего, «шахматное» ядро теряет часть данных, а для данного набора это критично. Что касается зависимости от размера ядра — для стандартного и крестообразного она есть, но не слишком сильная. Лучше всего работают 3×3 и 4×4 соответственно. Если взять 5×5 для обычного фильтра, точность падает на 0,35 % — видимо, это связано с захватом избыточной информации.

Результаты, полученные CIFAR-100 (рис. 4), демонстрируют ощутимую разницу в точности классификации в зависимости от геометрической формы фильтра.

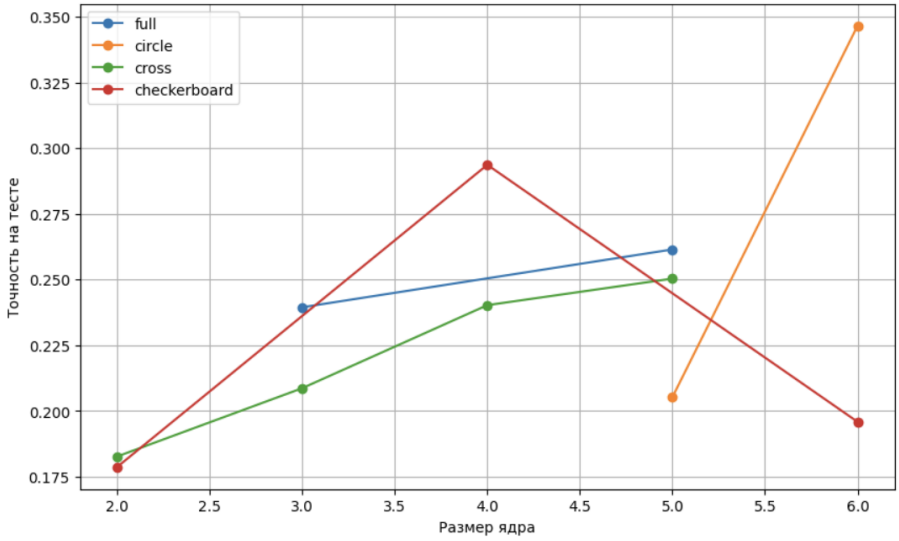


Рис. 4. Сравнение фильтров на датасете CIFAR-100

Круглый фильтр размера 6×6 показывает хорошую точность — 34,66 %, это на 10,71 % выше, чем у стандартного квадратного фильтра 3×3 и на 8,51 % выше, чем у квадратного фильтра 5×5. Для сравнения: сверточные сети со схожей архитектурой на наборе данных CIFAR-100 обычно достигают точности в диапазоне от 29 % до 32 %. В связи с этим, замена стандартных квадратных ядер на круглые позволяет превзойти этот уровень точности без усложнения архитектуры.

При увеличении круглого фильтра с 5×5 до 6×6 точность возрастает с 20,53 % до 34,66 %, это говорит о наличии порогового эффекта: для цветных изображений CIFAR-100 с высоким разнообразием классов круглое ядро должно быть в диаметре достаточно большим, чтобы захватывать паттерны. Возможно, размер 6×6 позволяет охватить области с естественными границам объектов (например, округлые формы животных, плодов, транспортных средств) и это делает круглую маску эффективной в данном случае.

Крестообразные фильтры так же как и круглык продемонстрировали стабильно высокие результаты, их эффективность возрастает с увеличением размера ядра. Для ядра 5×5 достигнута точность 25,04 %, что на 1,09 % лучше показателя стандартного фильтра 3×3, но уступает результату квадратного ядра 5×5. Данное соотношение позволяет рассматривать крестообразные фильтры как перспективное решение для задач, в которых снижение вычислительной сложности является приоритетом: при меньшем числе обучаемых параметров (за счёт разреженной структуры) они обеспечивают точность, сопоставимую с полными ядрами.

Результаты разреженных фильтров на наборе CIFAR-100 оказались низкими среди всех рассмотренных, они варьируются в диапазоне от 17,87 % до 29,37 %. Это ожидаемо, учитывая сложность сцен в данном датасете. Но наблюдается одно исключение: фильтр с шахматной маской 4×4 достиг 29,37 %, это превышает точность стандартного и крестообразного ядра 3×3. Однако этот выброс не является устойчивым: при переходе к размеру 6×6 точность резко падает до 19,59 %. Возможно, маска 4×4 случайным образом сохраняет отдельные частотные компоненты, значимые для классификации, тогда как увеличение размера приводит к критической потере информации.

На датасете PlantVillage (рис. 5), наибольшая точность достигнута у крестообразного фильтра 3×3 и превышает результат стандартного квадратного ядра того же размера. Круглый фильтр 6×6 также показывает высокую точность. Отметим, что на CIFAR-100 наилучшие результаты показал круглый фильтр, тогда как на PlantVillage — крестообразный. Такое различие, по-видимому, объясняется чувствительностью формы ядра к структурным особенностям данных.

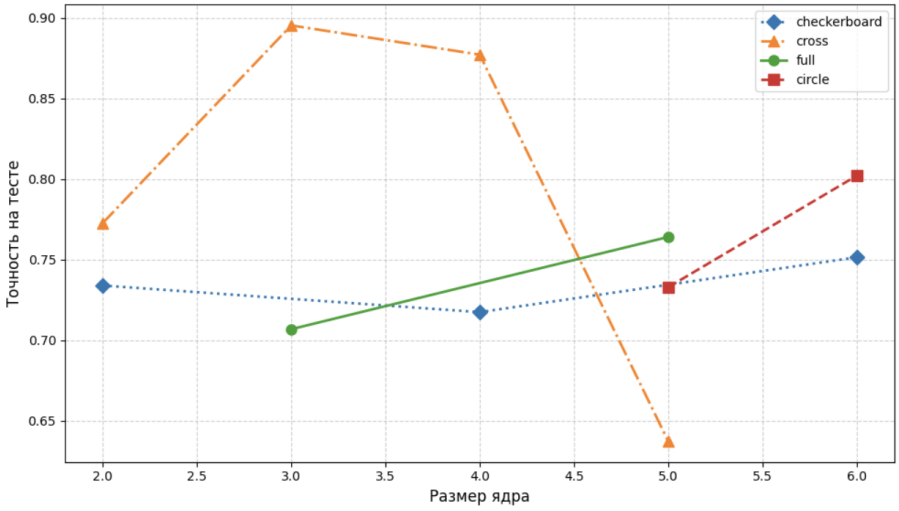


Рис. 5. Сравнение фильтров на датасете PlantVillage

Обсуждение

На CIFAR-100 круглое ядро 6×6 показало лучшую точность — видимо, потому что объекты на этом датасете (животные, фрукты, техника) часто имеют округлые, изотропные очертания. Это подтверждает гипотезу, что для выделения таких признаков круглая форма действительно подходит лучше, чем квадратная.

Крестообразные фильтры оказались неплохим компромиссом: они почти не уступают по точности стандартным квадратным, зато используют заметно меньше ненулевых весов (для 5×5 — 9 активных элементов против 25). Так что если важна экономия параметров, это разумный выбор.

Разрежанная маска — на малых размерах теряет слишком много информации, и на CIFAR-100 результат оказался хуже, чем на других датасетах. Похоже, без специальной регуляризации такие разреженные фильтры здесь не применимы.

При сравнении на CIFAR-100, где формы в основном круглые, лидирует круглая маска, а на PlantVillage — где главную роль играют линейные текстуры (жилки, края листьев) — лучше себя показали крестообразные. Возможно это связано с тем, что крестообразное ядро чувствительнее к горизонтальным и вертикальным границам, а круглое — к равномерно распределённым паттернам.

При этом стоит оговориться: эксперименты проводились только на небольших наборах данных, и не затрагивали более глубокие архитектуры вроде ResNet, не пробовали эллиптические формы и не замеряли время обучения с числом операций. Так что выводы пока ограничены, но для выбранных условий картина выглядит достаточно отчётливо.

Заключение

Проведённое исследование доказывает, что форма фильтра определяется природой обрабатываемых изображений. Для сложных сцен с разнородными объектами более предпочтительны круглые ядра, а для текстурных задач с выраженными линейными структурами — крестообразные. Разреженные фильтры уступают другим формам, что делает их нецелесообразными для использования. Полученные результаты могут служить практическим руководством при проектировании свёрточных нейросетей в новых прикладных задач.

В качестве направления дальнейших исследований планируется:

1. Проверить эффективность предложенных фильтров на более глубоких архитектурах (ResNet, EfficientNet) и с использованием transfer learning.
2. Исследовать адаптивные маски, которые обучаются совместно с весами.
3. Расширить эксперименты на другие домены (медицинская диагностика, промышленный контроль).

Список использованной литературы

1. Белоусов И.С. Нейросетевой анализ изображений в сельском хозяйстве с использованием SaaS-системы / И.С. Белоусов, А.Ф. Рогачев. — EDN XTXXAJ // Инженерный вестник Дона. — 2022. — № 8 (92). — С. 152–161.

2. Панина В.С. Применение сверточных нейронных сетей Mask R-CNN в интеллектуальных парковочных системах / В.С. Панина, Г.Э. Ameличев. — EDN QHHJZW // E-Scio. — 2022. — № 6 (69). — С. 425–432.

3. Рогачев А.Ф. Фитотронный комплекс с интеллектуальной системой выявления заболеваний растений на основе мультимодальной нейронной сети / А.Ф. Рогачев, Е.В. Мелихова, В.М. Габдерахманов. — DOI 10.35211/1990-5297-2026-4-311-53-61. — EDN TEYWKZ // Известия Волгоградского государственного технического университета. — 2026. — № 4 (311). — С. 53–61.

4. Иванов М.А. Алгоритмы решения задач классификации изображений с помощью нейронных сетей / М.А. Иванов, А.Д. Обухов, Н.А. Чеботов. — EDN BOWZER // Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн : материалы VII Междунар. науч.-практ. конф., Тамбов, 12–14 окт. 2021 г.– Тамбов, 2021. — Т. 7. — С. 269–273.

5. Гейда А.С. Сверточные нейронные сети для задачи классификации изображений / А.С. Гейда, А.В. Мейник. — EDN GEOABF // Фундаментальные и прикладные исследования в области управления, экономики и торговли : сб. трудов Всерос. науч.-практ. и учеб.-метод. конф., Санкт-Петербург, 13–16 мая 2025 г. — Санкт-Петербург, 2025. — С. 76–83.

6. Решение задачи сегментации и классификации лейкоцитов на изображениях с использованием трансферного обучения и ансамбля сверточных нейронных сетей / Е.М. Черных, В.М. Михелев, Д.В. Петров, А.А. Утянский. — DOI 10.52575/2687-0932-2024-51-4-873-886. — EDN UGTAPH // Экономика. Информатика. — 2024. — Т. 51, № 4. — С. 873–886.

7. Krizhevsky A. ImageNet classification with deep convolutional neural networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton // Communication of the ACM. — 2017. — Vol. 60, no. 6. — C. 84–90.

8. Generative AI in depth: A survey of recent advances, model variants, and real-world applications / S. Yazdani, A. Singh, N. Saxena [et al] // Journal of Big Data. — 2025. — Vol. 12, no. 1. — P. 230.

9. A systematic review of generative AI: importance of industry and startup-centered perspectives, agentic AI, ethical considerations & challenges, and future directions / K.A. Patel, M.H. Shah, K.M. Qureshi, M.R. Qureshi // Artificial Intelligence Review. — 2025. — Vol. 59, no. 1. — P. 7.

10. Liu G. ASKs: Convolution with any-shape kernels for efficient neural networks / G. Liu, K. Zhang, M. Lv // Neurocomputing. — 2021. — vol. 446. — P. 32–49.

11. Harmonic networks: Deep translation and rotation equivariance / D. Worrall, S.J. Garbin, D. Turmukhambetov, G.J. Brostow // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. — 2017. — P. 5028–5037.

12. Dieleman S. Rotation-invariant convolutional neural networks for galaxy morphology prediction / S. Dieleman, K.W. Willett, J. Dambre // Monthly notices of the royal astronomical society. — 2015. — Vol. 450, no. 2. — P. 1441–1459.

13. GMConv: Modulating effective receptive fields for convolutional kernels / Q. Chen, Ch. Li, J. Ning [et al.] // IEEE transactions on neural networks and learning systems. — 2024. — Vol. 36, no. 4. — P. 6669–6678.

References

1. Belousov I.S., Rogachev A.F. Neural Network Image Analysis in Agriculture Using a SAAS System. *Inzhenernyj vestnik Dona = Engineering Journal of Don*, 2022, no. 8, pp. 152–161. (In Russian). EDN: XTXXAJ.

2. Panina V.S., Amelichev G.Eh. Application of Mask R-CNN Convolutional Neural Networks in Intelligent Parking Systems. *E-Scio*, 2022, no. 6, pp. 425–432. (In Russian). EDN: QHHJZW.

3. Rogachev A.F., Melikhova E.V., Gabderakhmanov V.M. Phytotronic Complex with an Intelligent System for Detecting Plant Diseases Based on a Multimodal Neural Network. *Izvestiya Volgogradskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Izvestiya of Volgograd State Technical University*, 2026, no. 4, pp. 53–61. (In Russian). EDN: TEYWKZ. DOI: 10.35211/1990-5297-2026-4-311-53-61.

4. Ivanov M.A., Obukhov A.D., Chebotov N.A. Algorithms for Solving Image Classification Problems with Neural Networks. In *Virtual Simulation, Prototyping and Industrial Design. Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference, Tambov, October 12-14, 2021*. Tambov, 2021. Vol. 7, pp. 369–273. (In Russian). EDN: BOWZER.

5. Geida A.S., Melnik A.V. Convolutional Neural Networks for Image Classification Problem. In *Fundamental and Applied Research in Management, Economics and Trade. All-Russian Scientific, Practical, Educational and Methodological Conference, Saint Petersburg, May 13-16, 2025*. Saint Petersburg, 2025, pp. 76–83. (In Russian). EDN: GEOABF.

6. Chernykh E.M., Mikhelev V.M., Petrov D.V., Utyanskiy A.A. Solving the Problem of Leukocyte Segmentation and Classification in Images Using Transfer Learning and an Ensemble of Convolutional Neural Networks. *Ekonomika. Informatika = Economics. Information Technologies*, 2024, vol. 51, no. 4, pp. 873–886. (In Russian). EDN: UGTAPH. DOI: 10.52575/2687-0932-2024-51-4-873-886.

7. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communication of the ACM*, 2017, vol. 60, no. 6, pp. 84–90.

8. Yazdani S., Singh A., Saxena N., Wang Z., Palikhe A., Pan D., Pal U., Yang J., Wenbin Z. Generative AI in Depth: A Survey of Recent Advances, Model Variants, and Real-World Applications. *Journal of Big Data*, 2025, vol. 12, no. 1, pp. 230.

9. Patel K.A., Shah M.H., Qureshi K.M., Qureshi M.R. A Systematic Review of Generative AI: Importance of Industry and Startup-Centered Perspectives, Agentic AI, Ethical Considerations & Challenges, and Future Directions. *Artificial Intelligence Review*, 2025, vol. 59, no. 1, pp. 7.

10. Liu G., Zhang K., Lv M. ASKs: Convolution with Any-shape Kernels for Efficient Neural Networks. *Neurocomputing*, 2021, vol. 446, pp. 32–49.

11. Worrall D., Garbin S.J., Turmukhambetov D., Brostow G.J. Harmonic Networks: Deep Translation and Rotation Equivariance. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017, pp. 5028–5037.

12. Dieleman S., Willett K.W., Dambre J. Rotation-invariant Convolutional Neural Networks for Galaxy Morphology Prediction. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2015, vol. 450, no. 2, pp. 1441–1459.

13. Chen Q., Li Ch., Ning J., lin S., He K. GMConv: Modulating Effective Receptive Fields for Convolutional Kernels. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, vol. 36, no. 4, pp. 6669–6678.

Информация об авторах

Рогачев Алексей Фруминович — доктор технических наук, профессор, кафедра математического моделирования и информатики, Волгоградский государственный аграрный университет, 400002, Российская Федерация, г. Волгоград, пр-кт Университетский, 26, e-mail: rafr@mail.ru.

Габдерахманов Вадим Миннурович — аспирант, кафедра математического моделирования и информатики, Волгоградский государственный аграрный университет, 400002, Российская Федерация, г. Волгоград, пр-кт Университетский, 26, e-mail: gabderahmanov99@gmail.com.

Information about the Authors

Alexey F. Rogachev — D.Sc. in Technical Sciences, Professor, Department of Mathematical Modeling and Informatics, Volgograd State Agricultural University, 26 Universitetsky Ave., Volgograd, 400002, Russian Federation, e-mail: rafr@mail.ru.

Vadim M. Gabderakhmanov — PhD Student, Department of Mathematical Modeling and Informatics, Volgograd State Agricultural University, 26 Universitetsky Ave., Volgograd, 400002, Russian Federation, e-mail: gabderahmanov99@gmail.com.

Вклад авторов

Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the Authors

The authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.