

УДК 004.032.26

**РАЗРАБОТКА НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ
ФРУКТОВ МЕТОДАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ
DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK FOR FRUIT
RECOGNITION USING COMPUTER VISION METHODS**

Наумов Д.А.

Новокузнецкий государственный гуманитарно-технический
колледж-интернат Министерства труда и социальной защиты Российской
Федерации

Научный руководитель: Грисман С.С., преподаватель

Аннотация: В статье рассматривается процесс разработки и обучения свёрточной нейронной сети для задачи классификации изображений фруктов. Описаны применяемые технологии и библиотеки языка Python (TensorFlow, Keras, OpenCV), методы подготовки данных для расширения обучающей выборки. Представлена архитектура нейронной сети и результаты её тестирования на распознавание пяти классов фруктов: яблоко, банан, апельсин, клубника и киви.

Ключевые слова: компьютерное зрение, нейронная сеть, классификация изображений, машинное обучение, TensorFlow, распознавание фруктов

Abstract: The article discusses the process of developing and training a convolutional neural network for the task of classifying fruit images. The applied technologies and libraries of the Python language (TensorFlow, Keras, OpenCV), data augmentation methods for expanding the training sample are described. The architecture of the neural network and the results of its testing on recognizing five classes of fruits are presented: apple, banana, orange, strawberry and kiwi.

Keywords: computer vision, neural network, image classification, machine learning, TensorFlow, fruit recognition

Современный этап развития информационных технологий характеризуется стремительным внедрением методов искусственного интеллекта (ИИ) во все сферы человеческой деятельности. От здравоохранения и сельского хозяйства до промышленного производства и ритейла — адаптивные вычислительные системы становятся ключевым фактором эффективности. Все отрасли производства, внедряют в свои производственные мощности автоматизацию на основе алгоритмов и расчетов. Одна из концепций активно привлекает к себе интерес со стороны программистов, математиков является создание компьютерного зрения для анализа ситуации, сравнении и принятии решения в реальном времени[1]. На фоне экспоненциального роста объёмов цифровых данных

особое значение приобретают технологии компьютерного зрения, позволяющие не просто обрабатывать информацию, но и извлекать из неё знания, обучаться на опыте и принимать решения в условиях неопределённости.

Компьютерное зрение – это ИИ-область, позволяющая компьютерам и ИИ-системам извлекать значимую информацию из цифровых изображений, видео и других визуальных входных данных, интерпретировать и понимать визуальные данные из окружающего мира, предпринимать действия или давать рекомендации на основе этой информации[2].

Одним из наиболее мощных инструментов в арсенале ИИ являются искусственные нейронные сети (ИНС). Благодаря своей способности к самообучению и адаптации, они позволяют создавать интеллектуальные системы, функционирующие с минимальным участием человека. В контексте данной работы актуальность обусловлена практическим интересом к задачам классификации изображений, которые успешно решаются с помощью свёрточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN). В более широком смысле сверточные нейронные сети, играют ключевую роль в обработке изображений и компьютерном зрении в целом, выделяясь как одна из наиболее важных специализаций среди широкого спектра применений искусственных нейронных сетей[3]. Эти технологии уже сегодня применяются в системах умного сельского хозяйства для оценки зрелости плодов, в пищевой промышленности для автоматической сортировки продукции, а также в мобильных приложениях для распознавания продуктов питания.

Целью работы является комплексное изучение теоретических основ искусственных нейронных сетей и практическая реализация программного модуля на языке Python, позволяющего спроектировать, обучить и использовать свёрточную нейронную сеть для задачи классификации изображений фруктов (яблоко, банан, апельсин, клубника, киви).

В ходе выполнения работы для разработки, обучения, тестирования и визуализации результатов был задействован комплекс современных программных средств. Выбор инструментов продиктован необходимостью обеспечения баланса между научной строгостью, производительностью вычислений и удобством разработки.

В качестве основной платформы использовалась IDE PyCharm от компании JetBrains. Она обеспечила интеллектуальное автозавершение кода, встроенный отладчик для пошагового анализа переменных в реальном времени, а также интеграцию с системой контроля версий Git. Это позволило вести историю изменений и обеспечивать воспроизводимость экспериментов.

Для работы с многомерными массивами (тензорами), представляющими изображения, применялась библиотека NumPy. Она

обеспечила эффективную нормализацию пиксельных значений и подготовку данных для подачи в нейросеть. Библиотека Pandas использовалась на этапе подготовки метаданных для анализа структуры директорий и оценки баланса классов в обучающей выборке.

Библиотека Matplotlib применялась для создания наглядных графиков результатов предсказания: исходное изображение отображалось вместе с подписью, содержащей распознанное название на русском языке и уровень уверенности модели в процентах. Библиотека OpenCV, хотя и не была использована в финальной версии для основной загрузки, рассматривалась как инструмент для потенциальной дополнительной предобработки (фильтры шумоподавления, преобразование цветовых пространств).

Основными инструментами стали TensorFlow и Keras. TensorFlow выступал в роли производительного вычислительного бэкенда, отвечающего за хранение весов, выполнение свёрточных операций и автоматическое дифференцирование. Keras, как высокоуровневый API, позволил быстро прототипировать архитектуру сети с помощью интуитивно понятных конструкций (Sequential), определяя последовательные слои без отвлечения на низкоуровневые детали.

Машинное обучение, лежащее в основе работы, представляет собой совокупность методов, направленных на разработку моделей, способных автоматически извлекать закономерности из данных. В отличие от традиционных алгоритмов, где логика задана жёстко, модели машинного обучения адаптируются к данным.

В работе реализована парадигма обучения с учителем (supervised learning). Каждый элемент обучающего набора данных представляет собой пару «вход — правильный выход»: изображение фрукта и соответствующая ему метка класса. Модель анализирует тысячи таких изображений, чтобы научиться отличать, например, красные ягоды клубники от других фруктов по форме, текстуре и цветовому распределению.

Процесс обучения можно метафорически описать как работу «чёрного ящика», внутри которого находятся миллионы настраиваемых параметров (весов и смещений). Качество модели напрямую зависит от точности настройки этих параметров. Для этого используется метод обратного распространения ошибки, позволяющий корректировать веса сети в направлении минимизации функции потерь.

Одной из ключевых проблем при обучении нейросетей на небольших наборах данных является риск переобучения. Для решения этой задачи был применён метод аугментации данных (data augmentation) с использованием класса ImageDataGenerator. Данный генератор автоматически создаёт модифицированные версии исходных изображений путём применения следующих преобразований:

- случайный поворот (`rotation_range=20`);
- сдвиг по горизонтали и вертикали;
- горизонтальное отражение (`horizontal_flip=True`);
- масштабирование (`zoom_range=0.2`);
- нормализация пиксельных значений (`rescale=1./255`).

Такой подход позволяет значительно увеличить разнообразие обучающей выборки без необходимости сбора новых изображений, повышая устойчивость модели к вариациям во входных данных.

Свёрточная нейронная сеть была построена с помощью класса `Sequential`. Архитектура включает чередующиеся слои свёртки (`Conv2D`) и подвыборки (`MaxPooling2D`). Свёрточные слои применяют фильтры для выявления локальных признаков (краёв, текстур), активируемых функцией `ReLU`. Слои `MaxPooling2D` уменьшают пространственное разрешение, сохраняя наиболее значимые признаки.

После четырёх блоков свёртки и пулинга данные преобразуются в одномерный вектор слоем `Flatten`. Далее следует полносвязный слой `Dense` с 512 нейронами и функцией активации `ReLU`. Выходной слой содержит количество нейронов, равное числу классов (автоматически определяется как `train_generator.num_classes`), с функцией активации `softmax`, обеспечивающей вероятностное распределение.

Модель компилируется с использованием оптимизатора `Adam`, функции потерь `categorical_crossentropy` и метрики `accuracy`. Обучение осуществляется методом `fit` в течение заданного числа эпох (в эксперименте — 10). После завершения обучения модель сохраняется в файл `fruit_classifier_model.h5` в формате `HDF5`. Это позволяет в будущем загружать готовую модель без повторного обучения, что критически важно при ограниченных вычислительных ресурсах.

Для повышения удобства использования был реализован интерактивный консольный интерфейс. При запуске пользователю предлагается меню с двумя опциями:

«Обучить модель» — запускает полный цикл создания архитектуры, компиляции и обучения. По завершении модель автоматически сохраняется.

«Сделать предсказание» — загружает ранее сохранённую модель и предлагает указать путь к изображению.

Программа выполняет предобработку изображения (масштабирование до 224×224 , нормализация), выполняет предсказание и выводит результат. Для интерпретации используется словарь сопоставления английских меток и русских названий. В интерфейсе реализована базовая обработка ошибок: проверка существования директории с данными, наличие сохранённой модели и корректность ввода пользователя.

На выходных данных отображается исходное изображение с заголовком, содержащим распознанный класс и уровень уверенности модели. Пример представлен на рисунке 1. Эксперименты подтвердили, что даже относительно простая архитектура CNN способна обеспечивать высокую точность классификации при корректной подготовке данных. Примеры успешного распознавания клубники, яблока, апельсина, банана и киви демонстрируют работоспособность системы.



Рисунок 1 – Пример работы программы

В ходе работы были изучены теоретические основы искусственного интеллекта и реализован программный продукт для распознавания фруктов. Применение методов аугментации данных позволило компенсировать ограниченность обучающей выборки. Непрерывно возрастающие вычислительные возможности современной техники уже давно позволили перенести программное обеспечение по обработке и анализу графических изображений и видео из вычислительных центров на персональные компьютеры и даже на мобильные устройства[4]. В соответствии с этой тенденцией, разработанный консольный интерфейс обеспечивает модульность системы, разделяя этапы обучения и прогнозирования, что позволяет эффективно использовать вычислительные ресурсы персональных компьютеров.

Список литературы

1. Кофанов, П. И. Компьютерное зрение, определение изменений посредством компьютерного зрения (на примере создания лазерного тира) / П. И. Кофанов, Д. А. Тупикин, Е. А. Звягина // Мехатроника, автоматика и робототехника. – 2019. – № 3. – С. 158-160. – DOI 10.26160/2541-8637-2019-3-158-160. – EDN YZFITB.
2. Компьютерное зрение как способ повышения эффективности бизнес-процессов в организациях / А. Б. Ланчаков, С. А. Филин, К. К. Нурашева [и др.] // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 13, № 2(155). – С. 178-190. – DOI 10.36871/ek.ur.p.r.2025.02.13.018. – EDN XBUNMG.
3. Маркеш, Э. Введение в свёрточные нейронные сети в задачах компьютерного зрения: обзор / Э. Маркеш, Л. В. Круглова // Инновационные научные исследования в современном мире: теория, методология, практика : Сборник научных статей по материалам XV Международной научно-практической конференции, Уфа, 11 октября 2024 года. – Уфа: Общество с ограниченной ответственностью "Научно-издательский центр "Вестник науки", 2024. – С. 270-302. – EDN EWQRJW.
4. Торгулькин, В. В. Определение лица методами компьютерного зрения / В. В. Торгулькин, Е. Н. Карнадуд, А. А. Шутков // Пищевые инновации и биотехнологии : материалы IV Международной научной конференции, Кемерово, 27 апреля 2016 года. – Кемерово: Кемеровский технологический институт пищевой промышленности (университет), 2016. – С. 249-250. – EDN VXSEOJ.