

## КЛАССИФИКАЦИЯ ГРИБОВ ПО ИЗОБРАЖЕНИЯМ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕЙ

*Соловьева Софья Алексеевна*

*Студент (бакалавр)*

Удмуртский государственный университет, Ижевск, Россия

*E-mail: sonyasolovey28@gmail.com*

**Аннотация:** Распознать ядовитость грибов путем оптического анализа внешних признаков всегда являлось довольно сложной задачей для человека, особенно не подготовленного. Неопытным грибникам, которым приходится распознавать нужные грибы путем визуального осмотра внешних признаков гриба, необходима автоматизированная система для выявления и диагностики ядовитости объекта.

Данная работа представляет собой программный код, созданный для автоматического распознавания грибов по классу ядовитости, на основе анализа изображений и с использованием архитектуры нейронных сетей Yolo. Для обучения модели используется набор данных из 500 изображений грибов, содержащий ядовитые и съедобные экземпляры, собранный и промаркированный вручную в многопользовательской системе для аннотирования Roboflow.

В первой части работы осуществляется обзор традиционных методов распознавания грибов, а в противовес приводится описание существующих предприятий, работающих на технологиях компьютерного зрения. Затем, описывается разработка эффективной нейросетевой модели, приводится характеристика датасета для ее обучения, описывается процесс обучения модели и оценка показателей ее производительности, а также рассматриваются сопутствующие инструменты разработки системы, такие как инструмент маркировки – Roboflow и среда Google Colab. И наконец приводятся результаты проделанной работы: скриншоты основных разделов разработанной системы, выданный результат в виде изображений, а также анализ произведенной точности.

Конечный результат работы программы заключается в определении гриба на изображении по двум маркерам: ядовитый и не ядовитый. Такая информационная система может быть использована для автоматизации сбора грибов, позволит качественнее и успешнее проводить время в лесу.

**Ключевые слова:** классификация грибов, распознавание объектов, свёрточная нейронная сеть, датасет, машинное обучение, глубокое обучение, алгоритмы классификации, Roboflow, Google Colab.

Грибы представляют собой одну из самых разнообразных и сложных групп организмов на планете, играя важную роль в экосистемах, врачевании и кулинарии. Их классификация традиционно основывается на их внешних характеристиках, опознаваемых человеком путем оптического анализа: цвете, форме, запахе и других, не менее важных, факторах. Однако такой процесс идентификации может быть не только трудоемким и требуемым значительных знаний, но и довольно часто оказывается попросту недостоверным для грибников. С развитием информационных технологий и внедрением методов нейронных сетей появляется возможность автоматизации процессов идентификации и классификации грибов, что открывает новые горизонты для исследования микологического разнообразия.

Подобные технологии уже давно интегрировались в агробизнес и успешно ведут борьбу с некачественными плодами, болезнями различных сельскохозяйственных культур и растений, вредоносными насекомыми, помогают собирать урожай и своевременно предотвращают его гибель. К примеру, полностью автоматизированные фермы, где компьютерное

зрение выбирает лучшие и наиболее спелые плоды для сбора, «видит» вредителей и любые проблемы у растения на этапе их зарождения, развивает компания 80 Acres Farms[5], ведет компания FarmView совместно с Carnegie Mellon University[6], компания Dogtooth Technologies и другие.

В данной работе нейросетевая модель применяется для классификации грибов, производится описание работы, начиная от этапов сбора и подготовки данных, до обучения и тестирования модели. Задача заключается в определении ядовитости гриба по его изображению.

Датасет для данной модели нейросети представляет собой набор данных в виде 500 собранных изображений грибов из лесов Удмуртской республики, состоящий из ядовитых и не ядовитых экземпляров грибов. Датасет обрабатывается и маркируется в Roboflow[1]. Roboflow – это **комплексная платформа для упрощения процесса создания, обучения и развёртывания моделей компьютерного зрения**, которая предлагает набор инструментов для управления наборами данных и аннотирования изображений.

Маркировка, или аннотирование данных – важный процесс классификации объектов путем присвоения им меток (аннотаций) в соответствии с описанием. Для эффективного обучения модели необходимо аннотировать большой объем изображений, чтобы модель компьютерного зрения могла успешно выявлять исходные объекты на других изображениях. В моей работе датасет из 500 изображений промаркирован по двум классам: съедобный и ядовитый.

На следующем шаге аннотированный набор данных сохраняется в формате YOLOv5, такой формат позволяет использовать изображения в качестве датасета для нейросети YOLOv5, которая имеет удобную функцию поиска объектов на изображении, что позволит различать грибы не только на фотографиях, но и в условиях видео.

Получившийся набор изображений можно считать промаркированным или размеченным. Разметка данных необходима в проектах машинного обучения, связанных с компьютерным зрением. Это область ИИ, где обучающий массив данных используют для построения модели, которая умеет сегментировать изображения, разбивать их на категории, идентифицировать ключевые точки на изображении и определять, где находятся объекты в пространстве.

На рис. 1 показан процесс аннотации данных на платформе для аннотирования данных Roboflow. Рисунок 2 показывает часть набора размеченных изображений из общего датасета: красным отмечены ядовитые экземпляры, зеленым – не ядовитые.

Рисунок 1 – Изображение в процессе аннотации в Roboflow

Рисунок 2 – Маркированный датасет в системе Roboflow

Теперь можно начать работу над самой моделью нейронной сети YOLOv5. Практика показала, что для такой серьезной задачи, как обучение своей нейронной сети, нужен мощный графический или центральный процессор. Но если его в доступе нет, то можно позаимствовать чужие сервера. В моем случае это были сервера платформы Google Colab[2]. Google Colab – это **бесплатная облачная платформа для создания и выполнения кода на Python**. С её помощью можно писать, запускать код, не устанавливая никакого программного обеспечения на компьютер, при этом использовать мощные ресурсы среды. Платформа предоставляет виртуальную машину с процессором, оперативной памятью и графическим процессором (GPU).

Датасет из Roboflow можно загрузить вручную, не скачивая его на свой компьютер (и это еще одно преимущество данного сервиса):

```
!pip install roboflow
from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="...")
```

```
project = rf.workspace("projects-fzulp").project("mushrooms-ausjj")
version = project.version(2)
dataset = version.download("yolov5")
```

Модель запускается по команде:

```
!python train.py -img 416 -batch 16 -epochs 100 -data {dataset.location}/data.yaml -
weights yolov5s.pt -cache
```

Где **img 416** – размер изображения, подаваемого на вход, **batch 16** – количество изображений, одновременно поступающих на вход, **epochs 100** – количество эпох. Файл **data.yaml** в данной строке – единственный обязательный параметр, но также стоит задать и количество эпох. Существует еще множество других настроек и конфигураций, при помощи которых можно повлиять на модель, но до тех пор, пока программа хорошо работает без их помощи ими можно пренебречь.

Метод `train` на этапе обучения выполняет следующие действия[3]:

- Извлекает случайную партию изображений из общего набора для обучения данных (количество изображений, входящих в эту партию мы указываем параметром `batch`)
- Пропускает эти изображения через модель и получает результирующие рамки на всех обнаруженных объектах, а также их классы.
- Передает результат в функцию потерь, которая используется для сравнения полученных результатов с правильным результатом из файлов аннотаций для этих изображений. Функция потерь вычисляет величину ошибки.
- Результат функции потерь передается оптимизатору для корректировки весов модели на основе величины ошибки в правильном направлении, чтобы уменьшить ошибку в следующем цикле.

После этапа обучения мы можем задействовать ранее созданную папку `test` и запустить этап проверки. На этапе проверки метод `train` выполняет следующее:

- Извлекает изображения из набора проверочных данных.
- Пропускает их через модель и получает обнаруженные ограничивающие рамки для этих изображений.
- Сравнивает полученный результат с истинными значениями для этих изображений из текстовых файлов аннотаций.
- Вычисляет точность модели на основе разницы между фактическими и ожидаемыми результатами.

На рисунке 3 показаны результаты работы программы на двух экземплярах грибов: ядовитого мухомора и съедобного красноголовика соответственно. Определяемая точность, которую мы можем наблюдать над цветными рамками (0.89 и 0.85), вполне приемлема, это значит, что для данных изображений датасет из 500 экземпляров и количество эпох дают хороший результат.

Рисунок 3 - Результат сегментации загруженного в обученную модель изображения

На рисунке 4 показан файл `results`, который создается автоматически при обучении модели `yolo`. С помощью него можно проанализировать работу всей модели. Фаза обучения включает в себя расчет величины ошибки в функции потерь, поэтому наиболее ценными метриками здесь являются `box_loss` и `cls_loss`:

- `box_loss` показывает количество ошибок в обнаруженных ограничивающих рамках.
- `cls_loss` показывает количество ошибок в обнаруженных классах объектов.

Наиболее ценным показателем качества является `mAP_0.5:0.95`. Данная метрика показывает на сколько безошибочно нейронная сеть смогла обнаружить объекты на изображениях из валидационной выборки. Если модель обучается и совершенствуется, точность должна расти от эпохи к эпохе.

#### Рисунок 4 - Файл results

Данная модель обучается определять съедобные грибы от ядовитых, совершает поиск грибов на изображениях с целью классификации найденных объектов. Автоматизация такого процесса позволит увеличить успешность собирательства грибов, уменьшит несчастные случаи отравлений и позволит просто приятно проводить время в лесу, познавая окружающий мир.

#### Источники и литература

- 1) Литература 1. Explore the Roboflow Universe URL: – Режим доступа: <https://universe.roboflow.com/> (Дата обращения: 03.03.25) 2. Добро пожаловать в Colab! URL: – Режим доступа: <https://colab.research.google.com/> (Дата обращения: 30.05.25) 3. Обнаружение объектов на изображении с помощью моделей YOLOv5 и YOLOv8 URL: – Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/otus/articles/827468/> (Дата обращения: 03.03.25) 4. Постолиит А.В. Основы искусственного интеллекта в примерах на Python. Самоучитель – СПб.: БХВ-Петербург, 2022. – 448с.: ил. – (Самоучитель) 5. 80 Acres Farms URL: – Режим доступа: <https://www.80acresfarms.com/> (Дата обращения: 30.05.25) 6. Ben Parr. FarmView: Regression Analysis of 2016 Sorghum Composition URL: – Режим доступа: <https://www.ml.cmu.edu/research/dap-papers/F17/dap-parr-ben.pdf> (Дата обращения: 30.05.25)

#### Иллюстрации

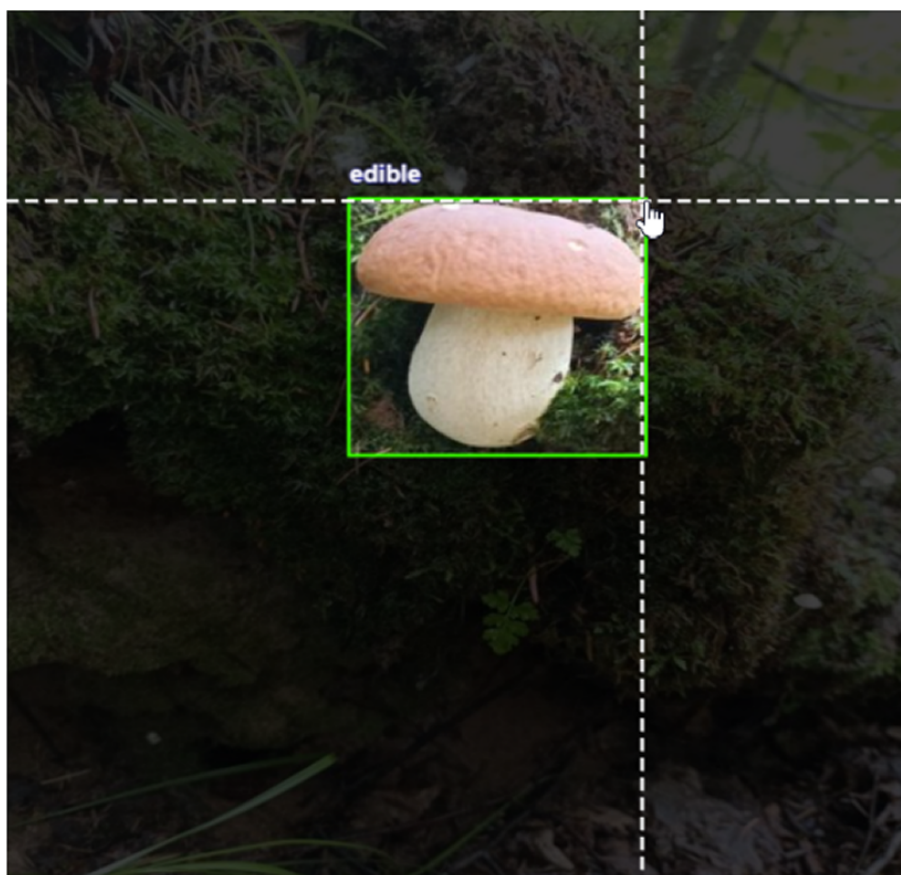


Рис. : Рисунок 1 – Изображение в процессе аннотации в Roboflow



Рис. : Рисунок 2 – Маркированный датасет в системе Roboflow

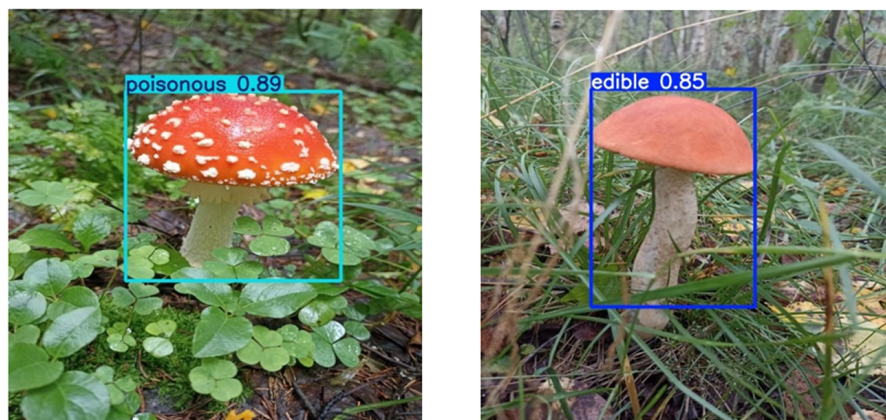


Рис. : Рисунок 3 - Результат сегментации загруженного в обученную модель изображения

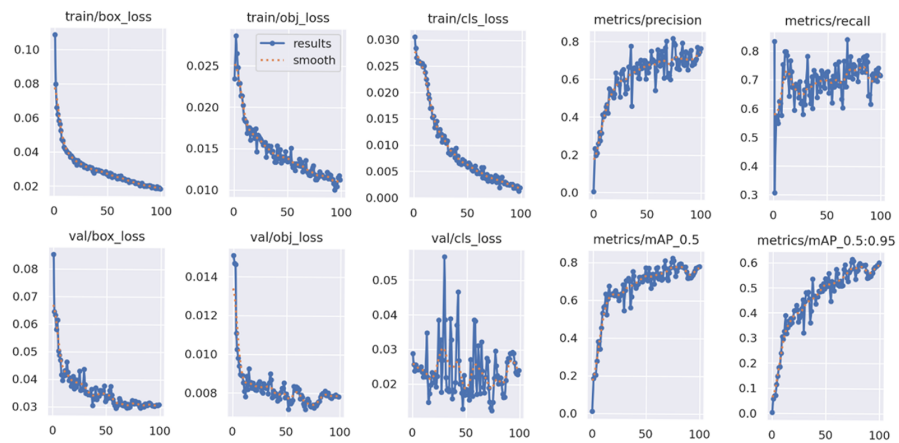


Рис. : Рисунок 4 - Файл results