**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

федеральное государственное автономное образовательное

учреждение высшего образования

**НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ**

**ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**

Инженерная школа интеллектуальных энергетических систем

Отделение интеллектуальные системы и технологии

Направление информатика и вычислительная техника

Отчет

по лабораторной работе №2

по дисциплине

**«**Современные технологии**»**

**Сбор и подготовка датасета**

Выполнил:

Студент группы 6В41ПИШ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Габец Д. Д.

Проверил:  
 Ассистент \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Михеев Е. С.

Томск 2025

# Цель работы

Овладеть методами искусственного расширения и преобразования набора изображений для улучшения обучения нейронных сетей, включая применение различных техник аугментации и анализ их влияния на качество модели. Результатом должен стать расширенный и разнообразный датасет, готовый для обучения устойчивых моделей компьютерного зрения, способных работать в реальных условиях.

# Задание:

1. Подготовьте данные

• Возьмите датасет, собранный в ЛР1.

• Работайте только с тренировочной выборкой (например, папка

train).

2. Изучите библиотеку для аугментации

• Выберите одну из библиотек: torchvision.transforms, albumentations

или keras.preprocessing.image.

3. Примените несколько видов аугментации

• пример для albumentations

import albumentations as A

transform = A.Compose([

A.HorizontalFlip(p=0.5),

A.RandomBrightnessContrast(p=0.5),

A.Rotate(limit=30, p=0.5) ])

4. Сохраните аугментированные изображения

• создайте новую папку;

• сохраните там результаты аугментации.

5. Визуализируйте результат

• для одного изображения покажите, как оно изменяется после

разных аугментаций;

• сравните оригинал и аугментированные версии.

6. Составьте отчет по проделанной работе, где отразите:

• какие виды аугментации использовали;

• сколько новых изображений получили;

• какие преобразования оказались наиболее полезными для ваших

данных и почему.

• Примеры изображений до и после аугментации

**Список классов:**

Выполнена аугментация данных с помощью библиотеки torchvision.transforms. Были применены следующие виды преобразований: случайное горизонтальное отражение с вероятностью 50%, случайное вращение изображений в пределах ±30 градусов, а также случайные изменения яркости, контраста, насыщенности и оттенка. Все аугментации были настроены так, чтобы сохранять смысловое содержимое изображений и увеличить разнообразие тренировочного датасета.

**Количество изображений**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Класс** | **Исходное количество** | **Аугментировано** |
| apple | 10 | 30 |
| banana | 10 | 30 |
| grapes | 10 | 30 |
| orange | 10 | 30 |
| strawberry | 10 | 30 |
| **Всего** | **50** | **150** |

# Примеры изображений до и после аугментации



Изображение 1 – тестовое изображение клубники до аугментации



Изображение 2 – тестовое изображение клубники после аугментации



Изображение 3 – тренировочное изображение апельсина аугментаци



Изображение 4 – тренировочное изображение апельсина после аугментации

# Выводы по качеству и готовности датасета

В ходе выполнения лабораторной работы была успешно реализована аугментация данных с использованием библиотеки torchvision.transforms. Были применены методы случайного горизонтального отражения, вращения на углы до ±30 градусов, а также изменение яркости, контраста, насыщенности и оттенка изображений. Эти преобразования позволили значительно увеличить количество обучающих данных, при этом сохранив семантическую целостность изображений.

Для каждого из пяти классов исходных изображений (apple, banana, grapes, orange, strawberry) было создано по три новых варианта, что обеспечило увеличение объема датасета с 50 до 150 изображений. Такая генерация разнообразных аугментированных данных помогает уменьшить переобучение модели, повысить её устойчивость к вариациям реальных изображений и улучшить обобщающую способность.

Подготовка и расширение набора данных аугментацией является важным этапом в построении эффективных моделей компьютерного зрения, способствуя качественному обучению и повышению итоговой точности классификации фруктов. Таким образом, проделанная работа создала базу для успешного обучения и тестирования нейросетевых моделей на расширенном и более разнообразном датасете.