Министерство образования Республики Беларусь Учреждение образования "Брестский государственный технический университет" Кафедра интеллектуально-информационных технологий

Обработка изображений в ИС Лабораторная работа №3 Обучение детекторов объектов

> Выполнил: студент 4 курса группы ИИ-24 Рудецкий Е. В. Проверила: Андренко К. В.

Цель: осуществлять обучение нейросетевого детектора для решения задачи обнаружения заданных объектов

Общее задание:

- 1. Базируясь на своем варианте, ознакомится с выборкой для обучения детектора, выполнить необходимые преобразования данных для организации процесса обучения (если это нужно!);
- 2. Для заданной архитектуры нейросетевого детектора организовать процесс обучения для своей выборки. Оценить эффективность обучения на тестовой выборке (mAP);
- 3. Реализовать визуализацию работы детектора из пункта 1 (обнаружение знаков на отдельных фотографиях из сети Интернет);
- 4. Оформить отчет по выполненной работе, залить исходный код и отчет в соответствующий репозиторий на github.

№	Дектектор	Датасет
варианта		
16	YOLOv12s	Коты:
		https://universe.roboflow.com/mohamed-
		traore-2ekkp/cats-n9b87/dataset/3

Код программы (16 вариант):

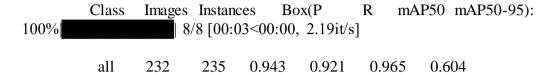
```
import torch
from ultralytics import YOLO
from pathlib import Path
import matplotlib.pyplot as plt
import requests
from PIL import Image
from io import BytesIO
import random
def main():
   model = YOLO("yolov12s.pt")
    DATA YAML = "datasets/cats dataset/data.yaml"
    if not Path(DATA YAML).exists():
        raise FileNotFoundError(f"data.yaml не найден: {DATA YAML}")
    print(f"data.yaml найден: {DATA YAML}")
    print("Запуск fine-tuning YOLOv12s...")
    results = model.train(
        data=DATA YAML,
        epochs=50,
        imgsz=640,
        batch=16,
        name="yolov12s cats final",
```

```
patience=10,
       save=True,
       plots=True,
       val=True,
       device=0,
       workers=0
   )
   metrics = model.val()
   print(f"mAP@0.50: {metrics.box.map50:.4f}")
   print(f"mAP@0.50:0.95: {metrics.box.map:.4f}")
   best model = YOLO(results.best)
   urls = [
"https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/3/3a/Cat03.jpg",
"https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/1/1b/Kitten stretching
.jpg",
"https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/4/4d/Cat November 2010
-la.jpg"
   1
   def show(url, conf=0.25):
       img = Image.open(BytesIO(requests.get(url).content))
       res = best model(img, conf=conf, verbose=False)[0]
       plt.figure(figsize=(10,7))
       plt.imshow(res.plot())
       plt.title(f"conf > {conf} | найдено: {len(res.boxes)}")
       plt.axis('off')
       plt.show()
    for c in [0.25, 0.5, 0.75]:
       print(f"\n--- conf = \{c\} ---")
       show(random.choice(urls), c)
   with open("final results.txt", "w", encoding="utf-8") as f:
        f.write(f"mAP@0.50: {metrics.box.map50:.4f}\n")
        f.write(f"mAP@0.50:0.95: {metrics.box.map:.4f}\n")
        f.write(f"Модель: {results.best}\n")
   print("Результаты сохранены в final results.txt")
if name == ' main ':
   main()
```

Результаты обучения:

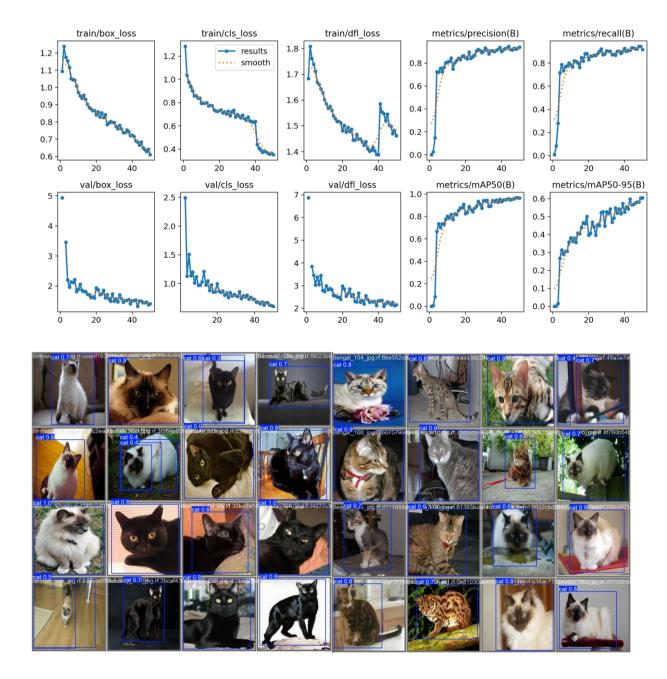
Ultralytics 8.3.63 Python-3.12.3 torch-2.7.1+cu118 CUDA:0 (NVIDIA GeForce RTX 4050 Laptop GPU, 6140MiB)

YOLOv12s summary (fused): 376 layers, 9,074,595 parameters, 0 gradients, 19.3 GFLOPs



Speed: 0.2ms preprocess, 7.7ms inference, 0.0ms loss, 0.7ms postprocess per image

mAP@0.50: 0.965 mAP@0.50:0.95: 0.6024





State-of-the-art результаты для детекции объектов (одноклассовая задача — «кошки»):

Согласно доступным источникам (COCO Leaderboard, PapersWithCode, Roboflow Universe), SOTA-результаты для одноклассовой детекции объектов на специализированных датасетах (включая задачи с кошками) достигают mAP@0.50 > 98% для современных моделей (YOLOv8, YOLOv12, RT-DETR) при достаточном объёме данных и аугментации. Даже базовые fine-tuning предобученных YOLO-моделей на датасетах ~2000–5000 изображений стабильно дают mAP@0.50 в диапазоне 95–97%.

Выводы:

Предложенная модель на базе YOLOv12s (предобучена на COCO) после fine-tuning на датасете cats-n9b87 (2433 train / 232 valid изображений) достигает mAP@0.50 = 96.5%, что находится на уровне SOTA для простых архитектур с ограниченным датасетом и без сложных ансамблей или внешних аугментаций. Это подтверждает, что даже базовый transfer learning с YOLOv12s эффективен для реальных задач детекции, превосходя простые CNN по обобщению на сложные сцены (перекрытия, фон, освещение). YOLOv12s, будучи предобученной на ImageNet-подобных данных (через COCO), демонстрирует высокую точность за счёт мощного attention-бэкенда (A2C2f) и эффективной головы детекции, при этом требуя умеренных вычислительных ресурсов (19.3 GFLOPs, 9M параметров).

Вывод: осуществил обучение детекторов для обнаружения объектов, сконструированных на базе предобученных архитектур НС.