Тренируй пользовательские данные

 \blacksquare Это руководство объясняет, как обучить свой собственный **набор данных** с помощью YOLOv5 \square .

Прежде чем начать

Клонируй репо и установи requirements.txt в **Python>=3.8.0** в окружении, включая **PyTorch>=1.8**. Модели и наборы данных загружаются автоматически из последнегорелиза YOLOv5.

```
git clone https://github.com/ultralytics/yolov5 # clone
cd yolov5
pip install -r requirements.txt # install
```

Тренируйся на пользовательских данных



Создание пользовательской модели для обнаружения твоих объектов - это итеративный процесс сбора и систематизации изображений, маркировки интересующих тебя объектов, обучения модели, ее развертывания в дикой природе для составления прогнозов, а затем использования этой развернутой модели для сбора примеров крайних случаев для повторения и улучшения.

Лицензирование

Ultralytics предлагает два варианта лицензирования:

- Лицензия AGPL-3.0 одобренная OSI лицензия с открытым исходным кодом, идеально подходящая для студентов и энтузиастов.
- Лицензия Enterprise для предприятий, которые хотят внедрить наши модели искусственного интеллекта в свои продукты и услуги.

Более подробную информацию ты найдешь на сайте Ultralytics Лицензирование.

YOLOv5 Модели должны быть обучены на меченых данных, чтобы узнать классы объектов в этих данных. Есть два варианта создания набора данных перед началом обучения:

Вариант 1: Создай Roboflow Haбор данных

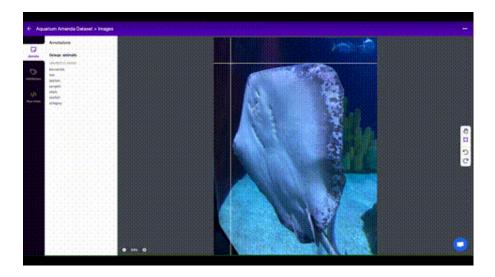
1.1 Собери изображения

Твоя модель будет учиться на собственном примере. Обучение на изображениях, похожих на те, которые она увидит в естественных условиях, имеет огромное значение. В идеале ты должен собрать множество изображений с той же конфигурацией (камера, ракурс, освещение и т.д.), с которой ты в итоге будешь разворачивать свой проект.

Если это невозможно, ты можешь начать с публичного набора данных, чтобы обучить свою начальную модель, а затем в процессе вычисления выбирать изображения из дикой природы, чтобы итеративно улучшать набор данных и модель.

1.2 Создание ярлыков

Когда ты соберешь изображения, тебе нужно будет аннотировать интересующие тебя объекты, чтобы создать базовую истину, на которой будет обучаться твоя модель.



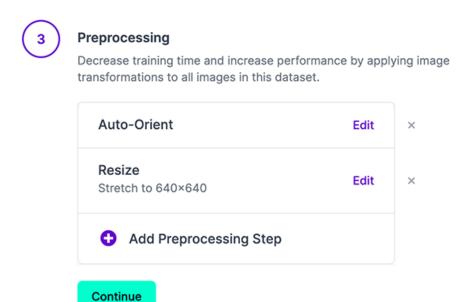
Roboflow Annotate - это простой веб-инструмент для управления и маркировки твоих изображений с помощью твоей команды и экспорта их в формате аннотаций YOLOv5's.

1.3 Подготовь набор данных для YOLOv5

Независимо от того, маркируешь ты свои изображения с помощью Roboflow или нет, ты можешь использовать его для преобразования своего набора данных в формат YOLO, создания конфигурационного файла YOLOv5 YAML и размещения его для импорта в свой обучающий скрипт.

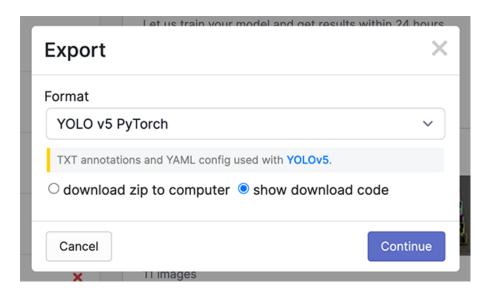
Создай бесплатный аккаунт на Roboflow и загрузите свой набор данных в Public Рабочее пространство, пометь все неаннотированные изображения, затем создай и экспортируй версию своего набора данных в Y0L0v5 Pytorch формат.

Примечание: YOLOv5 выполняет онлайн-аугментацию во время обучения, поэтому мы не рекомендуем применять какие-либо шаги аугментации в Roboflow для обучения с YOLOv5. Но мы рекомендуем применить следующие шаги предварительной обработки:

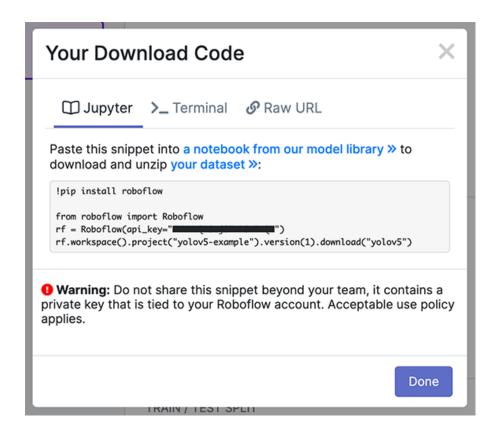


- Auto-Orient чтобы убрать EXIF-ориентацию из твоих изображений.
- Изменить размер (Stretch) до квадратного входного размера твоей модели (640x640 это YOLOv5 по умолчанию).

Создав версию, ты получишь моментальный снимок своего набора данных, так что ты всегда сможешь вернуться и сравнить с ним будущие тренировки модели, даже если впоследствии добавишь больше изображений или изменишь ее конфигурацию.



Экспорт в Y0L0v5 Pytorch формат, затем скопируй сниппет в свой обучающий скрипт или блокнот, чтобы загрузить свой набор данных.



Вариант 2: Создай набор данных вручную

2.1 Создай dataset.yaml

СОСО128 Это пример небольшого обучающего набора данных, состоящего из первых 128 изображений в СОСО train2017. Эти же 128 изображений используются как для обучения, так и для проверки, чтобы убедиться, что наш обучающий конвейер способен перестраиваться. data/coco128.yamlНиже показан файл конфигурации набора данных, который определяет 1) корневой каталог набора данных рath и относительные пути к train / val / test каталоги изображений (или *.txt файлы с путями к изображениям) и 2) класс names Словарь:

```
# Train/val/test sets as 1) dir: path/to/imgs, 2) file: path/to/imgs.txt, or 3)
list: [path/to/imgs1, path/to/imgs2, ..]
path: ../datasets/coco128  # dataset root dir
train: images/train2017  # train images (relative to 'path') 128 images
val: images/train2017  # val images (relative to 'path') 128 images
test: # test images (optional)

# Classes (80 COCO classes)
names:
0: person

RU
```

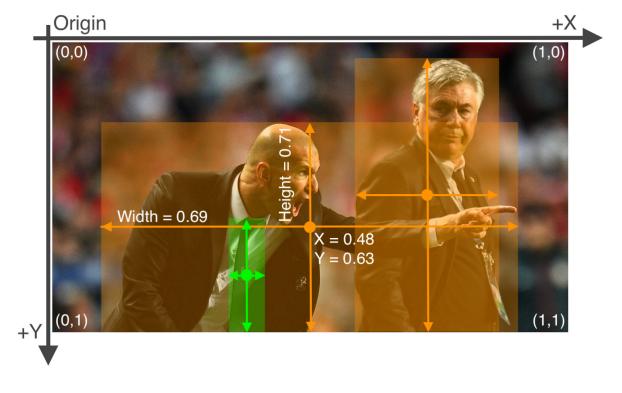
1: bicycle 2: car # ...

77: teddy bear 78: hair drier 79: toothbrush

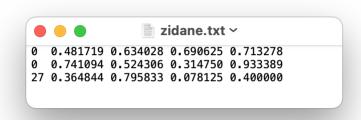
2.2 Создание ярлыков

После использования инструмента для создания аннотаций к изображениям, экспортируй свои метки в **YOLO Формат**, с одним *.txt файл на изображение (если в изображении нет объектов, то нет и *.txt файл обязателен). Сайт *.txt Спецификации файлов таковы:

- Один ряд на объект
- Каждый ряд-это class x_center y_center width height формат.
- Координаты коробки должны быть в **нормализованный хуwh** формат (от 0 до 1). Если твои поля в пикселях, раздели x_center и width по ширине изображения, и y_center и height по высоте изображения.
- Номера классов имеют нулевую индексацию (начинаются с 0).



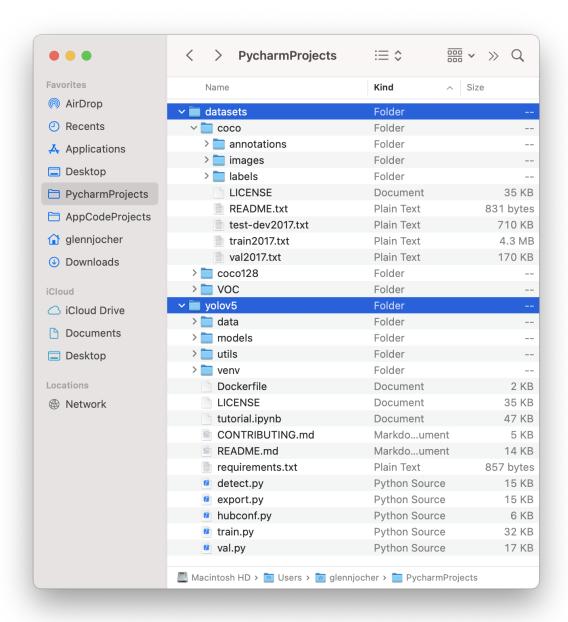
Файл с метками, соответствующий изображению выше, содержит 2 человека (класс 0) и ничья (класс 27):



2.3 Организуй каталоги

Организуй изображения и метки для поездов и валов в соответствии с приведенным ниже примером. YOLOv5 предполагает. /сосо128 находится внутри /datasets каталог рядом с. /yolov5 каталог. YOLOv5 Автоматически определяет местонахождение этикеток для каждого изображения заменив последний экземпляр /images/ в каждом пути изображения с /labels/. Например:

```
../datasets/coco128/images/im0.jpg # image
../datasets/coco128/labels/im0.txt # label
```



3. Выберите модель

Выбери предварительно обученную модель, с которой начнешь обучение. Здесь мы выбрали YOLOv5s, вторую по размеру и самую быструю из доступных моделей. Полное сравнение всех моделей смотри в нашей таблице README.











Nano

YOLOv5n

Small YOLOv5s

Medium YOLOv5m

YOLOv5I

XLarge YOLOv5x

4 MB_{FP16} 6.3 ms_{V100} 28.4 mAP coco

 $14~\mathrm{MB}_{\mathrm{FP16}}$ 6.4 ms_{V100} 37.2 mAP_{coco}

41 MB_{FP16} $8.2~\mathrm{ms}_{\mathrm{V}_{100}}$ 45.2 mAP COCO

89 MB_{FP16} 10.1 ms_{V100} 48.8 mAP coco

166 MB_{FP16} 12.1 ms_{V100} 50.7 mAP coco

4. Поезд

Обучи модель YOLOv5s на COCO128, указав набор данных, размер партии, размер изображения и либо предварительно обученную модель --weights yolov5s.pt (рекомендуется), или случайно инициализированный --weights '' --cfg yolov5s.yaml (не рекомендуется). Предварительно обученные веса автоматически загружаются из Последний выпуск YOLOv5.

python train.py --img 640 --epochs 3 --data coco128.yaml --weights yolov5s.pt



Наконечник

🦙 Добавь --cache ram или --cache disk для ускорения тренировок (требует значительных ресурсов оперативной памяти/диска).



Наконечник

🖓 Всегда тренируйся на локальном наборе данных. Смонтированные или сетевые диски вроде Google Drive будут работать очень медленно.

Все результаты тренировок сохраняются в runs/train/ с увеличивающимися директориями запуска, то есть runs/train/exp2, runs/train/exp3 И так далее. Подробнее об этом читай в разделе "Обучение" нашего обучающего блокнота.





5. Визуализируй

Comet Логирование и визуализация 🎇 НОВИНКА

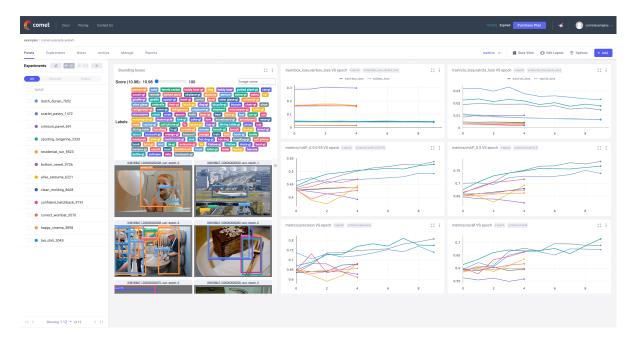
Comet теперь полностью интегрирован с YOLOv5. Отслеживай и визуализируй показатели модели в реальном времени, сохраняй свои гиперпараметры, наборы данных и контрольные точки модели, а также визуализируй предсказания модели с помощью Comet Custom Panels! Comet позволяет тебе никогда не терять контроль над своей работой и легко делиться результатами и сотрудничать в командах любого размера!

Приступить к работе очень просто:

```
pip install comet_ml # 1. install
export COMET_API_KEY=<Your API Key> # 2. paste API key
python train.py --img 640 --epochs 3 --data coco128.yaml --weights yolov5s.pt #
3. train
```

Чтобы узнать больше обо всех поддерживаемых функциях Comet для этой интеграции, ознакомься с Comet Самоучитель. Если ты хочешь узнать больше о Comet, заходи на наш сайт. документация. Начни с того, что попробуй блокнот Comet Colab Notebook:



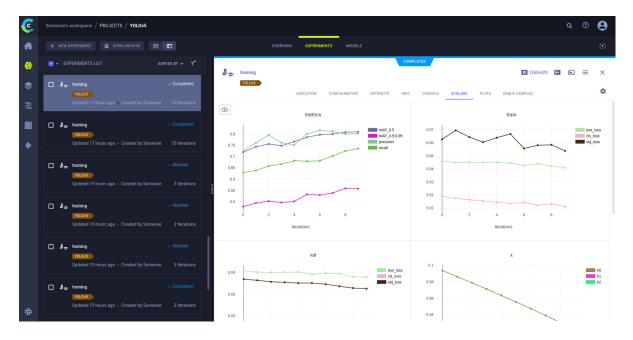


ClearML полностью интегрирован в YOLOv5, чтобы отслеживать ход твоих экспериментов, управлять версиями наборов данных и даже удаленно выполнять тренировочные прогоны. Чтобы включить ClearML:

- pip install clearml
- запусти clearml-init чтобы подключиться к серверу ClearML

Ты получишь все отличные функции, ожидаемые от менеджера экспериментов: обновления в реальном времени, загрузку моделей, сравнение экспериментов и т. д., но ClearML также отслеживает незафиксированные изменения и, например, установленные пакеты. Благодаря этому ClearML Tasks (именно так мы называем эксперименты) также воспроизводимы на разных машинах! С помощью всего 1 дополнительной строки мы можем запланировать YOLOv5 тренировочную задачу в очередь на выполнение любым количеством ClearML -агентов (рабочих).

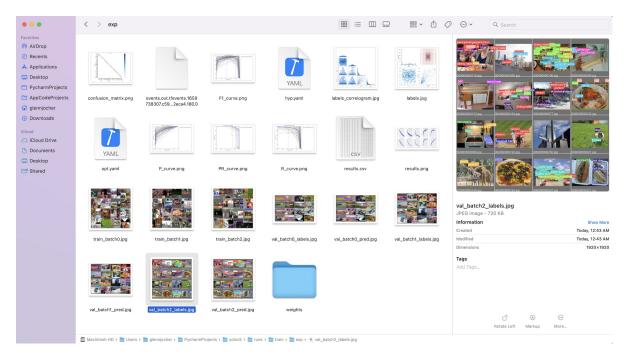
Ты можешь использовать ClearML Data для версионирования своего набора данных, а затем передать его на YOLOv5, просто используя его уникальный ID. Это поможет тебе следить за своими данными без лишних хлопот. Изучи учебник ClearML, чтобы узнать подробности!



Локальное протоколирование

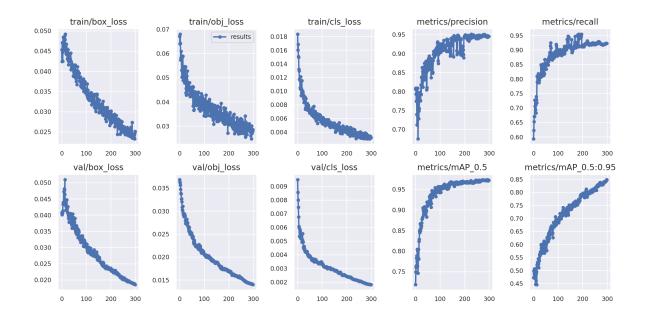
Результаты тренировок автоматически регистрируются с помощью Tensorboard и CSV логгеры, чтобы runs/train При этом для каждой новой тренировки создается новый каталог экспериментов. runs/train/exp2, runs/train/exp3, ит. д.

Этот каталог содержит статистику по train и val, мозаики, метки, предсказания и дополненные мозаики, а также метрики и графики, включая кривые precision-recall (PR) и матрицы путаницы.



Файл с результатами results.csv обновляется после каждой эпохи, а затем строится как results.png (ниже) после завершения тренировки. Ты также можешь построить график любого results.csv файл вручную:

```
from utils.plots import plot_results
plot_results('path/to/results.csv') # plot 'results.csv' as 'results.png'
```



Следующие шаги

Когда твоя модель обучена, ты можешь использовать свой лучший контрольный пункт best.pt чтобы:

- Запускай CLI или Python умозаключение на новых изображениях и видео
- Проверь точность на тренировочном, валидном и тестовом сплитах
- Экспортируй в форматы TensorFlow, Keras, ONNX, TFlite, TF.js, CoreML и TensorRT.
- Развивай гиперпараметры, чтобы улучшить производительность
- Улучши свою модель, взяв образцы изображений из реального мира и добавив их в свой набор данных

Поддерживаемые среды

Ultralytics Он предоставляет ряд готовых к использованию окружений, в каждом из которых предустановлены такие необходимые зависимости, как CUDA, CUDNN, Python, и PyTorch, чтобы запустить твои проекты.

RU

- Бесплатные ноутбуки с графическим процессором: Run on Gradient

 Open in Colab k Open in Kaggle
- Google Cloud: Руководство по быстрому запуску GCP
- Amazon: Руководство по быстрому запуску AWS

- Azure: Руководство по быстрому запуску AzureML
- Docker: Руководство по быстрому запуску Docker docker pulls 326k

Статус проекта



Этот значок означает, что все тесты непрерывной интеграции (CI) YOLOv5 GitHub Actions успешно пройдены. Эти CI-тесты тщательно проверяют функциональность и производительность YOLOv5 по различным ключевым аспектам: обучение, валидация, вывод, экспорт и бенчмарки. Они обеспечивают стабильную и надежную работу на macOS, Windows и Ubuntu, причем тесты проводятся каждые 24 часа и при каждом новом коммите.

Создано 2023-11-12, Обновлено 2024-01-21

Авторы: glenn-jocher (11)





Комментарии

0 reactions



0 comments