Yolo & Flutter

Costruiamo un rilevatore di magia

Chi sono

Simone Bonfrate

XR Engineer @ Wideverse

AI & Data Science Student @ Politecnico di Bari

Community Lead @ GDG Bari

Runner, D&D Player, Manga Reader...

Ci arriva una lettera

Ci arriva una lettera
(Non da Hogwarts)

Definiamo il Task

Il pubblico ministero babbano ci ha chiesto di progettare un applicazione per rilevare la magia

Cosa abbiamo a disposizione?

Definiamo il Task

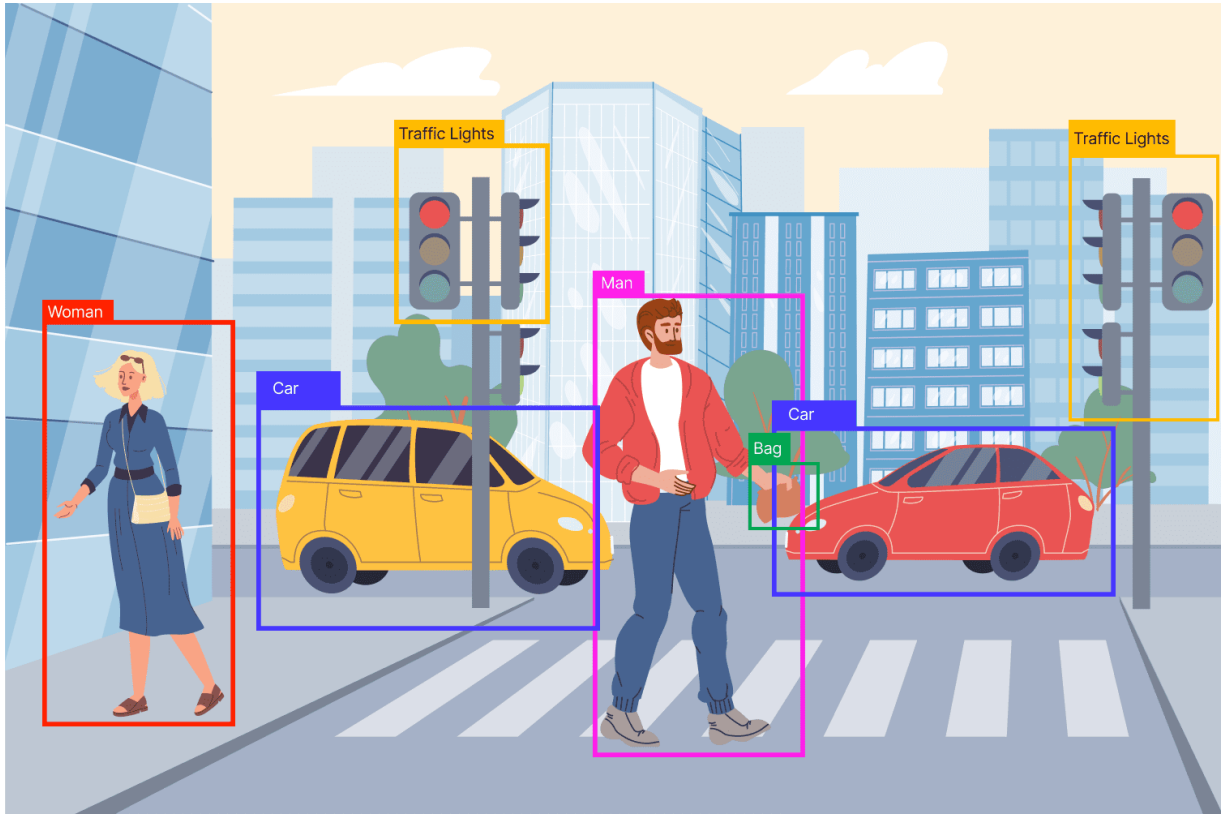
Per rilevare la bacchetta possiamo sfruttare la fotocamera.

La foto può essere usata per un task di object detection.

Object Detection

Object Detection: che cos’è?

E’ una tecnica di computer vision che, dato in input un’immagine, permette di distinguere la presenza o meno di oggetti di una deterinata classe.



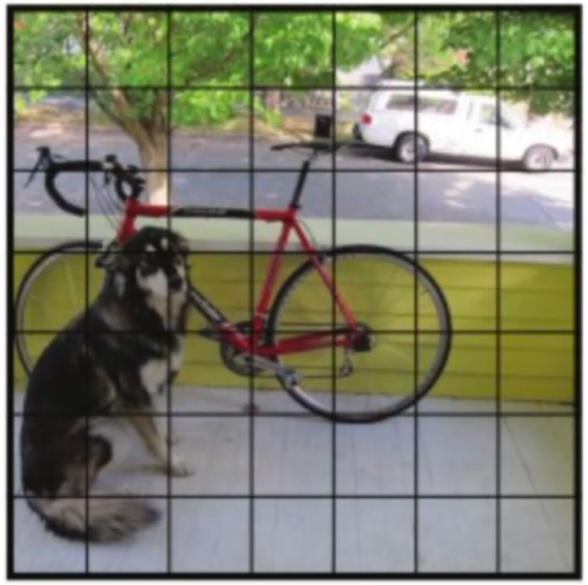
YOLO (You Only Look Once)

YOLO è un modello di Object detection capace di predire dall'intera immagine una sola volta la posizione e la classe degli oggetti.

Questo approccio consente a YOLO di ottenere risultati in tempo reale. Utile per applicazioni che richiedono una rapida elaborazione.

YOLO (You Only Look Once)

YOLO divide l'immagine in una griglia di celle e per ciascuna ricava sia le bounding box che la classe .



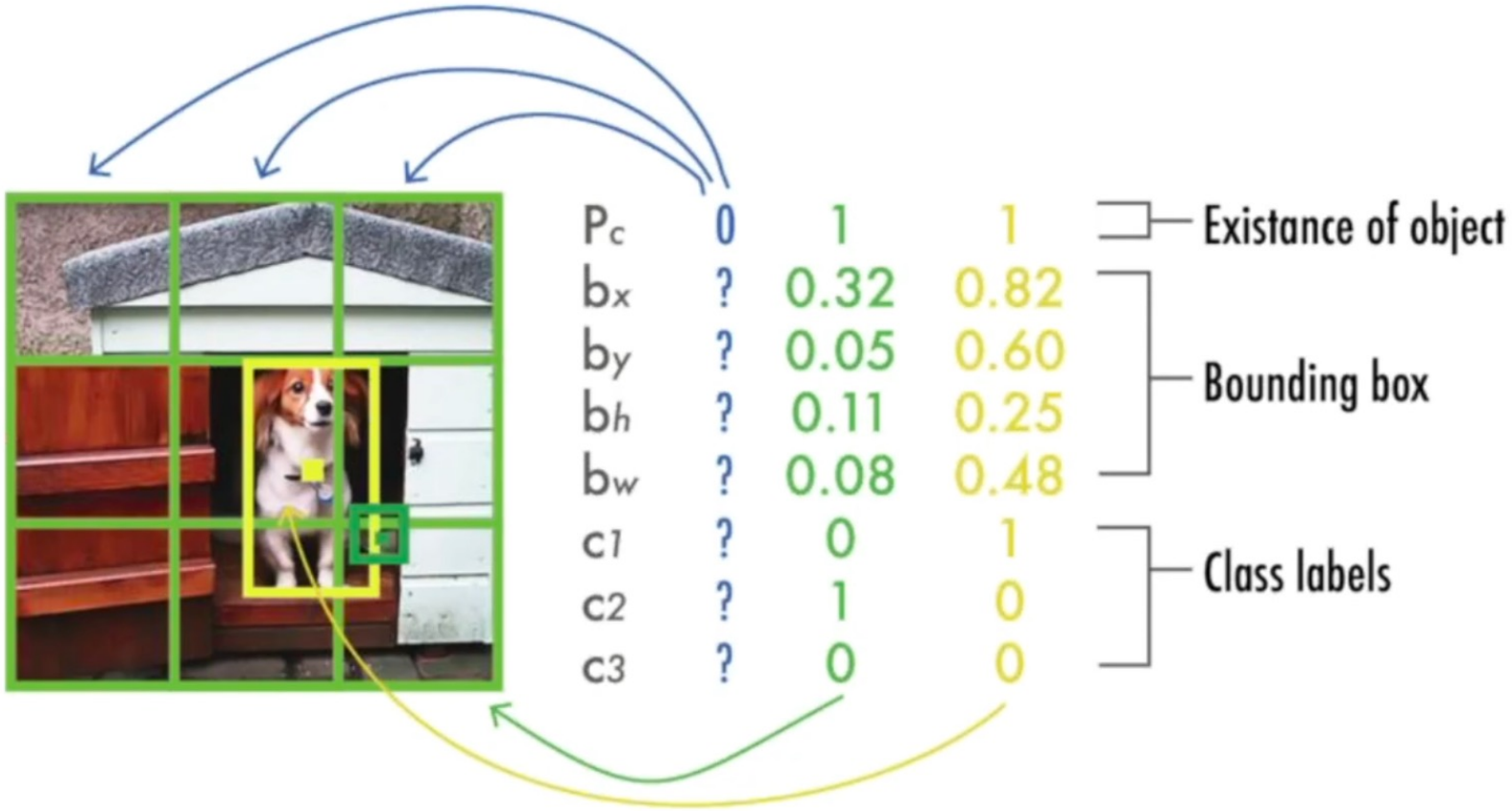
S x S grid of cells

Bounding boxes and confidence

Class probability map

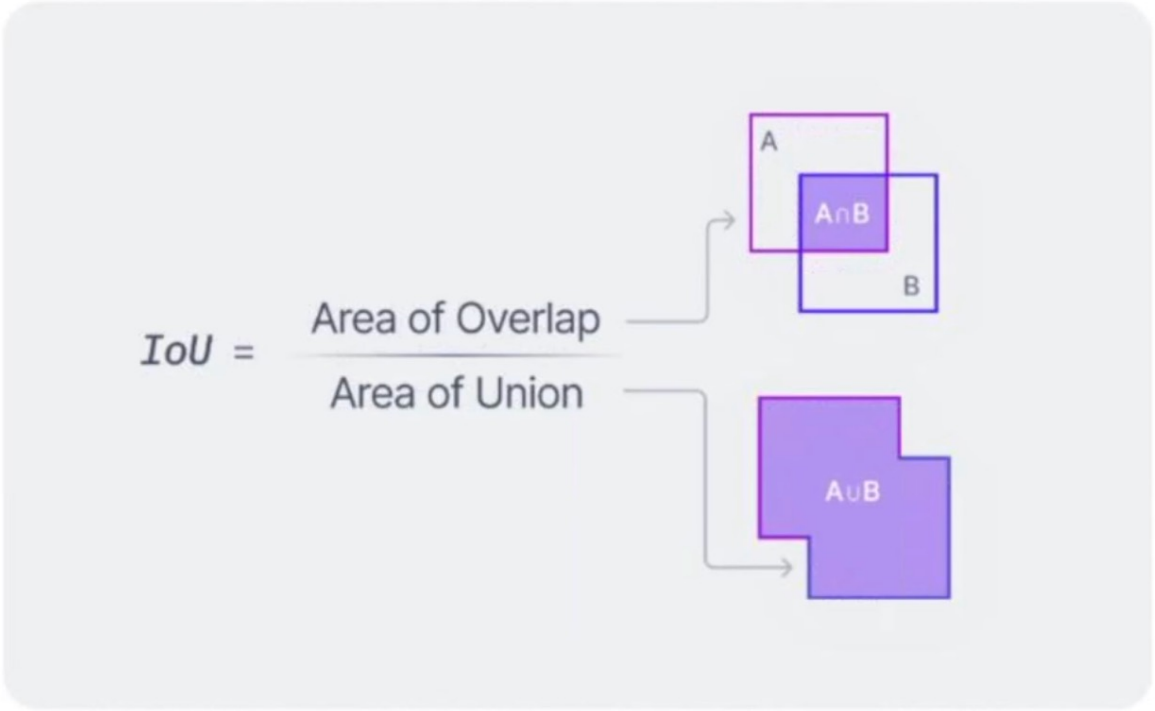
YOLO (You Only Look Once)

L’unione delle classi predette e delle bounding box genera un output vettoriale nel seguente formato

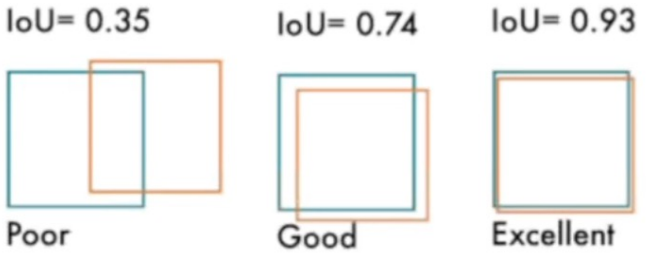


YOLO (You Only Look Once)

Per stimare le performance si usa l'Intersection over Union



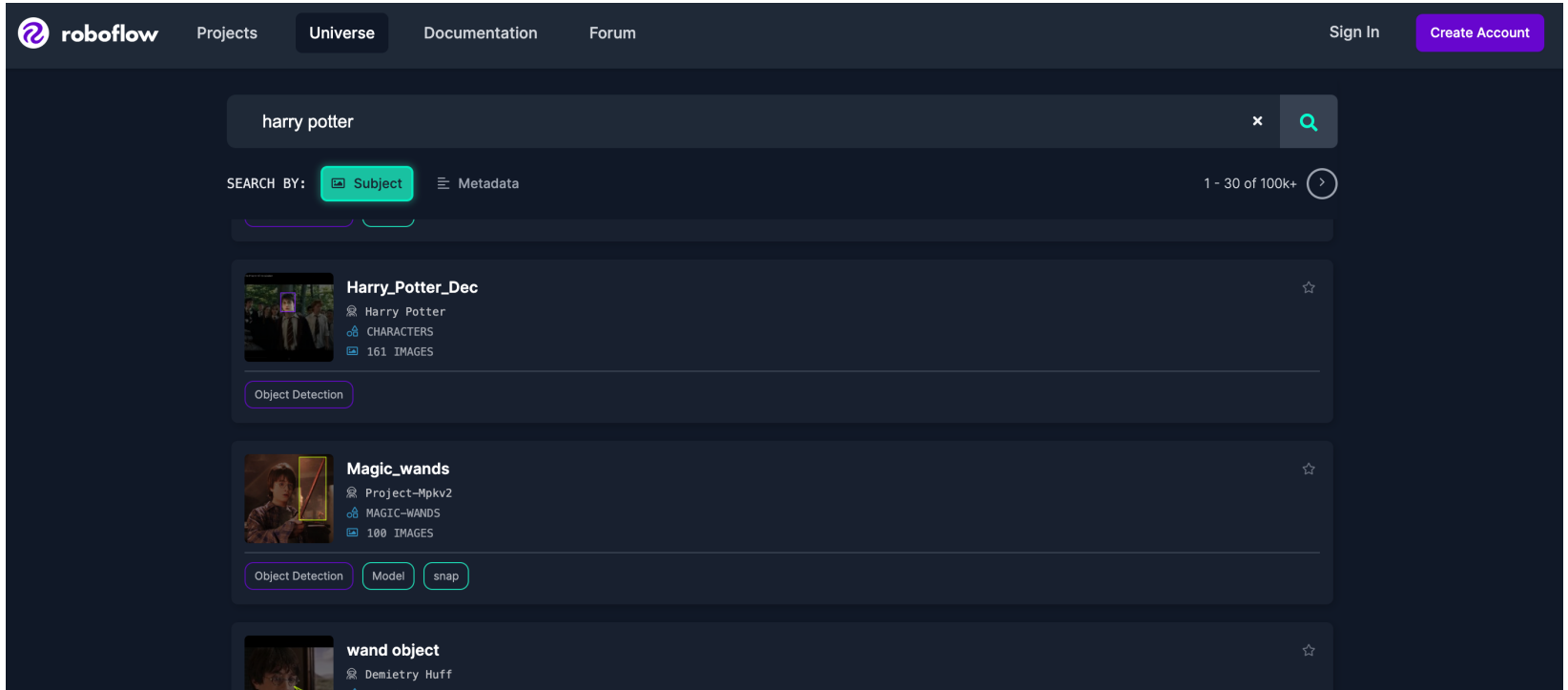
$$Intersection\ over\ Union\left(IoU\right) = \frac{|\mathrm{A} \cap \mathrm{B}|}{|\mathrm{A}| \cup |\mathrm{B}|}$$



Scegliamo il dataset

Il dataset è la parte più importante per la realizzazione di un'applicazione di computer vision perché permette di migliorare il modello affinché possa generalizzare e rilevare le classi di oggetti definite a prescindere dell'ambiente in cui è posizionato o l'oggetto osservato.

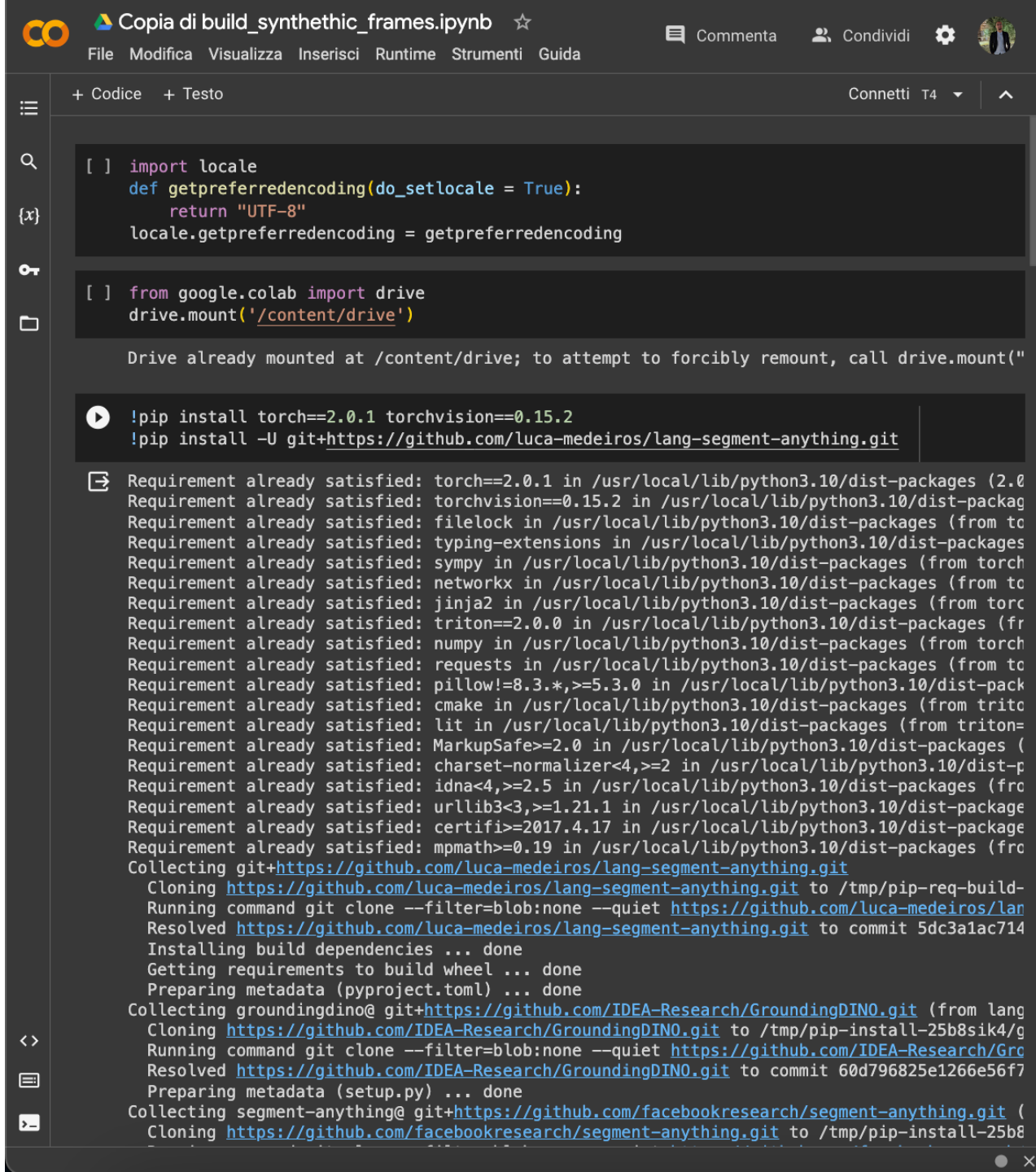
Per scaricare il dataset possiamo sfruttare Roboflow e cercare il progetto più adatto a noi



Prepariamo l'enviroment (Python)

Per effettuare il training di YOLO è necessaria molta potenza grafica.

Tramite Google Colab è possibile accedere ad ambienti Python pronti per lo sviluppo dell'IA gratuitamente



Installiamo le dipendenze

```
!pip install torch==2.0.1 torchvision==0.15.2

!git clone https://github.com/ultralytics/yolov5 # clone repo

%cd yolov5
```

Scarichiamo il dataset

```
!pip install -q roboflow

%cd /content/yolov5

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="<API_KEY>")
project = rf.workspace("<WORKSPACE>").project("<PROJECT>")
dataset = project.version(1).download("yolov5")
```

Configuriamo il dataset per YOLO

```
# define number of classes based on YAML
import yaml

with open(dataset.location + "/data.yaml", 'r') as stream:
    num_classes = str(yaml.safe_load(stream)['nc’])

#this is the model configuration we will use for our tutorial
%cat /content/yolov5/models/yolov5s.yaml

from IPython.core.magic import register_line_cell_magic

@register_line_cell_magic
def writetemplate(line, cell):
   with open(line, 'w') as f:
      f.write(cell.format(**globals()))
```

Configuriamo il dataset per YOLO

```
%%writetemplate /content/yolov5/models/custom_yolov5s.yaml

# parameters
nc: {num_classes} # number of classes
depth_multiple: 0.33 # model depth multiple
width_multiple: 0.50 # layer channel multiple

# anchors
anchors:
  ...

# YOLOv5 backbone
backbone:
  ...

# YOLOv5 head
head:
  ...
```

Alleniamo il modello

```
# train yolov5s on custom data for 100 epochs
# time its performance
%%time
%cd /content/yolov5/
!python train.py    --img 416
                    --batch 16
                    --epochs 20
                    --data {dataset.location}/data.yaml
                    --cfg ./models/custom_yolov5s.yaml
                    --weights 'yolov5s.pt’
                    --name yolov5s_results
                    --cache
```

Testiamo il modello

```
# when we ran this, we saw .007 second inference time. That is 140
FPS on a TESLA P100!
# use the best weights!
%cd /content/yolov5/
!python detect.py
                --weights runs/train/yolov5s_results/weights/best.pt
                --img 416
                --conf 0.4
                --source {dataset.location}/test/images
```

Esportiamo il modello per Flutter

```
%cd /content/yolov5/
!python export.py
              --weights runs/train/yolov5s_results/weights/best.pt
              --include torchscript
              --img 416
              --optimize
              --conf-thres 0.7
```

Realizziamo il componente per Flutter

```
class ObjectDetectionView{
    File? _imageFile;
    late ModelObjectDetection _objectModel;
    String? _imagePrediction;
    List? _prediction;
    File? _image;
    ImagePicker _picker = ImagePicker();
    bool objectDetection = false;
    List<ResultObjectDetection?> objDetect = [];

    Future loadModel() async {
        String pathObjectDetectionModel = "assets/models/yolov5s.torchscript";

        try {
            _objectModel = await FlutterPytorch.loadObjectDetectionModel(
                pathObjectDetectionModel, 1, 416, 416,
                labelPath: "assets/labels/labels.txt");
        } catch (e) {
            if (e is PlatformException) {
                print("only supported for android, Error is $e");
            } else {
                print("Error is $e");
            }
        }
```

Realizziamo il componente per Flutter

```
@override
void setState(){
    super.setState();
    loadModel();
}

Widget build(BuildContext context){
    return Column(
        children: <Widget>[
        Container(
            height: 150,
            width: 300,
            child: objDetect.isNotEmpty
                ? _image == null
                    ? Text('No image selected.')
                    : _objectModel!.renderBoxesOnImage(_image!, objDetect)
                : _image == null
                    ? Text('No image selected.')
                    : Image.file(_image!),
        ),

            Center(
                    Button(
                        onTap: () => runObjectDetection(),
```

Realizziamo il componente per Flutter

```
        return Column(
            children: <Widget>[
            Container(
                height: 150,
                width: 300,
                child: objDetect.isNotEmpty
                    ? _image == null
                        ? Text('No image selected.')
                        : _objectModel!.renderBoxesOnImage(_image!, objDetect)
                    : _image == null
                        ? Text('No image selected.')
                        : Image.file(_image!),
            ),

                Center(
                        Button(
                            onTap: () => runObjectDetection(),
                            child: Text('Select Image')
                        )
                ),
            ],
        );
    }
```

Realizziamo il componente per Flutter

```
Future runObjectDetection() async {
    //pick an image

    final XFile? image = await _picker.pickImage(
    source: ImageSource.gallery, maxWidth: 200, maxHeight: 200);

    objDetect = await _objectModel.getImagePrediction(
    await File(image!.path).readAsBytes(),
    minimumScore: 0.1,
    IOUThershold: 0.3);

    objDetect.forEach((element) {
        print({
            "score": element?.score,
            "className": element?.className,
            "class": element?.classIndex,
            "rect": {
                "left": element?.rect.left,
                "top": element?.rect.top,
                "width": element?.rect.width,
                "height": element?.rect.height,
                "right": element?.rect.right,
                "bottom": element?.rect.bottom,
            },
```

Realizziamo il componente per Flutter

```
        IOUThershold: 0.3);

        objDetect.forEach((element) {
            print({
                "score": element?.score,
                "className": element?.className,
                "class": element?.classIndex,
                "rect": {
                    "left": element?.rect.left,
                    "top": element?.rect.top,
                    "width": element?.rect.width,
                    "height": element?.rect.height,
                    "right": element?.rect.right,
                    "bottom": element?.rect.bottom,
                },
            });
        });

        setState(() {
            _image = File(image!.path);
        });
    }
}
```

Demo

Come posso migliorare il dataset?

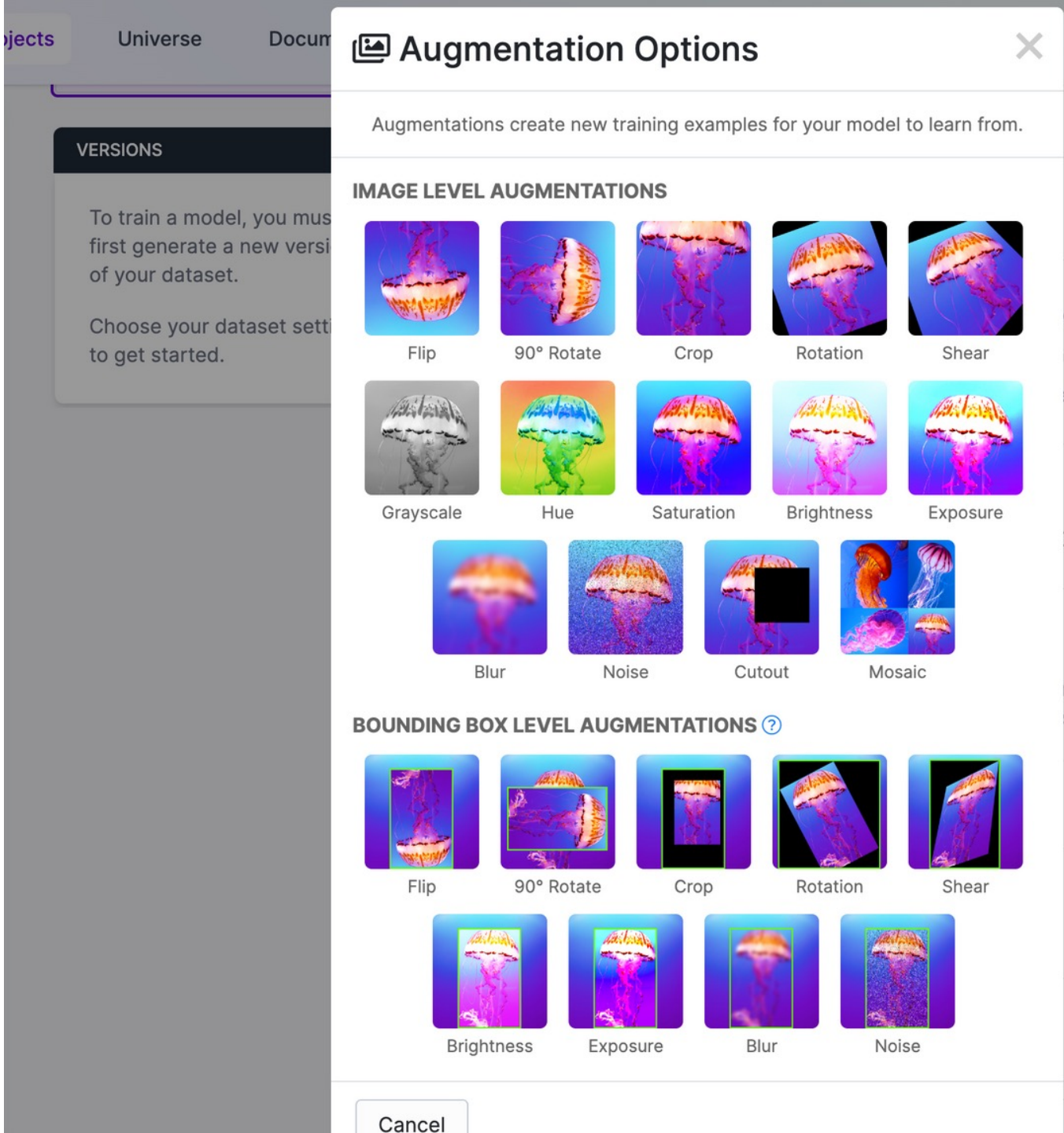
Per migliorare le prestazioni del modello (accuratezza), è necessario migliorare il dataset, inserendo più immagini con caratteristiche diverse.

Esistono diversi approcci:

- Augmentation
- Creazione di un dataset sintetico
- Scraping delle immagini e labelling automatico

Augmentation

L’augmentation crea più versioni della stessa immagine con alcune modifiche



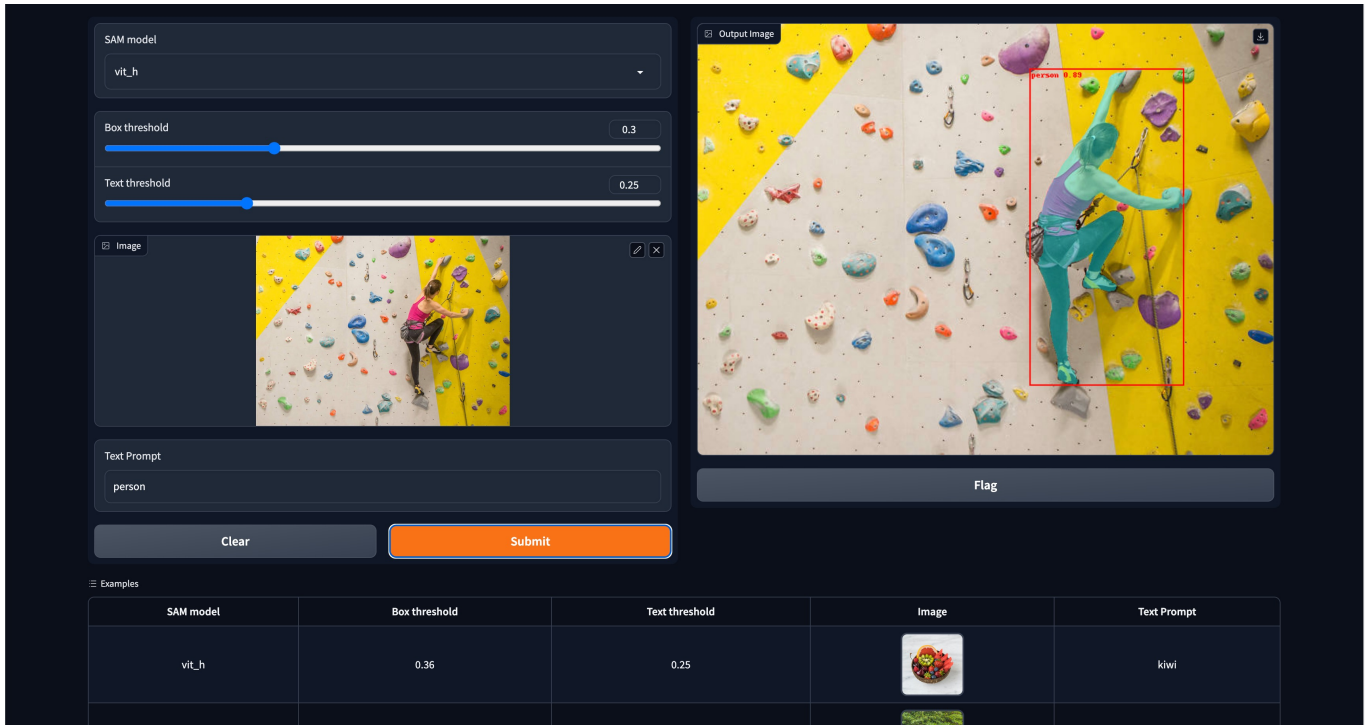
Dataset sintetico

I dataset sintetici sono composti da dati creati ad hoc in un contesto virtuale controllato il più fedele possibile ai dati reali.

Autolabeling

Una tecnica che permette di etichettare gli oggetti in un immagine utilizzando modelli di deep learning.

Un esempio è LangSAM, un progetto composto da SAM e GroundingDINO e genera le bounding box partendo da un prompt



Domande?


FlutterHEROES
23 February 2024
See you in person or online!
brought to you by /synesthesia events

Grazie per l'attenzione

bonfry

Simone Bonfrate

Lascia un feedback

Riferimenti

Roboflow Youtube channel

Ultralytics LCC