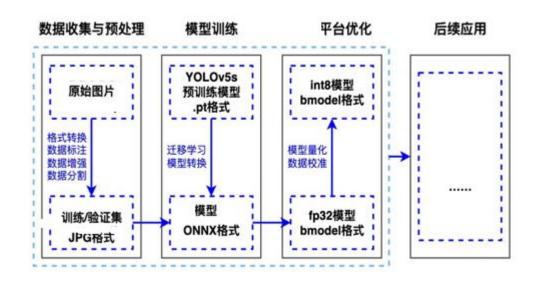


# 目标检测应用的基本过程

赵卫东 复旦大学

### 整体思路

▶ 目标检测的整体过程分为数据收集与预处理、模型训练、算能平台优化等 环节。



# 业务背景分析

▶需要明确本项目要解决的问题,这是数据选择和算法选择的依据。



## 数据集的准备

- 预训练的目标检测模型可能不能达到 具体应用的性能要求。
- ▶ 需要补充与问题相关的数据,可以通过拍摄、爬取等手段手机,并要人工标注。



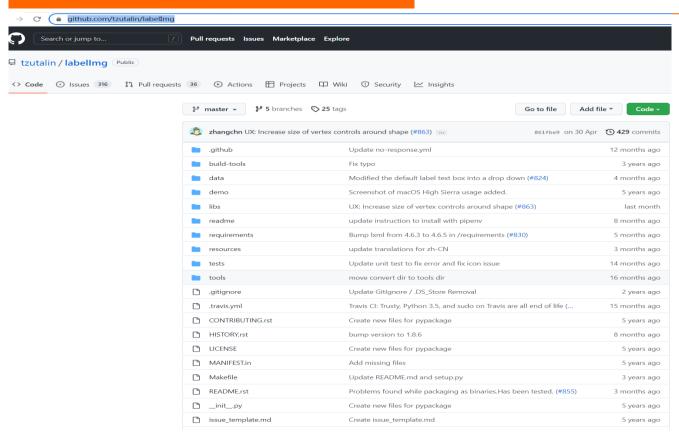
### 利用labellmg进行数据标注

- ➤ 在训练深度学习模型时,需要大量带有标注的样本。LabelImg是一款便捷的标注工具,需要借此工具标注图像中的目标位置和类别。
- ➤ 标注数据会以json文件的形式进行保存, 记录了每个检测框对应的物体类别、检测 框的中心点坐标和长、宽属性。



# 利用labelImg进行数据标注(1)





https://github.com/tzutalin/labelImg

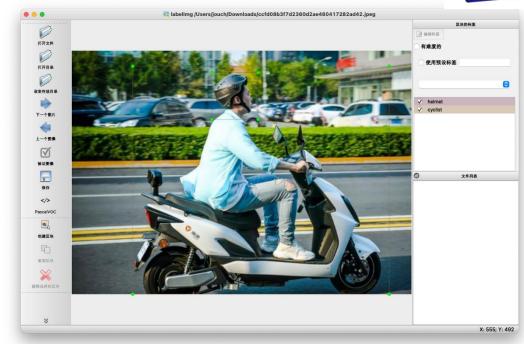
## 利用labelImg进行数据标注(2)

Python

- ▶ 在训练深度学习模型时,需要大量 带有标注的样本。LabelImg是一款便 捷的标注工具,需要借此工具标注 图像中的目标位置和类别。
- labelImg工具数据集的标注格式为 Pascal VOC,标注会生成XML标签文

件。





# 利用labelImg进行数据标注(3)



```
<annotation>₽
    <folder>Downloads</folder>
    <filename>ccfd08b3f7d2360d2ae460417282ad42.jpeg</filename>
    <path>/Users/jouch/Downloads/ccfd08b3f7d2360d2ae460417282ad42.jpeg</path>
    <source>₽
        <database>Unknown</database>
    </source>₽
    <size>₽
        <width>640</width>
        <height>453</height>
        <depth>3</depth>~
    </size>₽
    <segmented>0</segmented>
    <object***
        <name>helmet</name>
        <pose>Unspecified</pose>
        <truncated>0</truncated>
        <difficult>0</difficult>₽
        <br/>bndbox>₽
            <xmin>260
            <ymin>36</ymin>
            <xmax>354</xmax>₽
            <ymax>127</ymax>~
        </bndbox>₽
```

```
</object>₽
    <object>₽
        <name>cyclist</name>
        <pose>Unspecified</pose>
        <truncated>0</truncated>
        <difficult>0</difficult>
        <br/>bndbox>₽
            <xmin>107</xmin>
            <ymin>24
            <xmax>609</xmax>
            <ymax>452</ymax>
        </bndbox>₽
    </object>
</annotation>
```

#### 数据集格式转换

➤ 由labelImg软件生成的json格式并不能直接用于YOLOv5的训练,还需要将其转为YOLO格式的txt文件。

```
classes = ["悉冒灵政囊", "头孢克肟胶囊", "布洛芬缓释故囊", "莲花清瘟故囊", "复方氨酚烷胺片", "头孢地尼胶囊", "京都念慈庵金桔柠檬糖", "未正面放置"]

def json2yolo(filenum, label, width, height):
    f = open("dataset_origin/augmentation/label/" + str(filenum).zfill(5) + ".txt", 'w')
    for annotation in label(0)['annotations']:
        x = annotation["coordinates"]["x"] / width
        y = annotation["coordinates"]["y"] / height
        w = annotation["coordinates"]["width"] / width
        h = annotation["coordinates"]["width"] / width
        h = annotation["coordinates"]["height"] / height
        class_num = classes.index(annotation["label"])
        str_box = str(class_num)+' '+format(x, '.6f')+' '+format(y, '.6f')+' '+format(w, '.6f')+' '+format(h, '.6f')+'\n'
        f.close()
```

```
obj = json.load(open("dataset_origin/JPG/401672196279_.pic.json", 'r', encoding='utf-8'))
   obi[0]['annotations']
[{'label': '感冒灵胶囊',
 'coordinates': {'x': 528.5.
  'y': 348.82352941176475,
  'width': 694.0,
  'height': 492.0}},
{'label': '头孢克肟胶囊',
 'coordinates': {'x': 1170.0,
  'y': 335.32352941176475,
  'width': 653.0,
  'height': 647.0}},
{ 'label': '布洛芬缓释胶囊',
 'coordinates': {'x': 499.0.
  'y': 910.8235294117649,
  'width': 747.0,
  'height': 674.0000000000001}},
{'label': '连花清瘟胶囊',
 'coordinates': {'x': 1224.0,
  'y': 920.8235294117649,
  'width': 797.0,
  'height': 700.0000000000001}}]
```

### YOLO数据格式



▶准备labels,把数据集格式转换成YOLO\_txt格式,即将每个xml标注提取bbox信息为txt格式,每个图像对应一个txt文件,文件每一行为一个目标的信息,包括类别 xmin xmax ymin ymax。

● ● ● ● ● 001.txt — 已编辑 0 0.4989583333333334 0.5328125 0.997916666666667 0.203125

# 数据增强的必要性



- ▶为什么要补充数据对预训 练的目标检测模型进行训 练?
- ▶机器学习的本质
- ▶提升模型的鲁棒性



#### 数据增强

➤ 数据增强方式包括常用的随机亮度、随机对比度、随机饱和度、随机色调、随机翻转、 随机旋转、Mosaic等方法。





```
ief random rotate90(img, label):
   rotate90 = random.uniform(0,1) >= 0.5
  rotate270 = random.uniform(0,1) >= 0.5
  width, height = img.size
  if rotate90:
      # 顺时针旋转90度
       img = img.transpose(Image.ROTATE 270)
       for annotation in label[0]['annotations']:
          org x = annotation["coordinates"]["x"]
          org y = annotation["coordinates"]["y"]
          org w = annotation["coordinates"]["width"]
          org h = annotation["coordinates"]["height"]
          annotation["coordinates"]["x"] = height - org y
          annotation["coordinates"]["y"] = org_x
          annotation["coordinates"]["width"] = org h
          annotation["coordinates"]["height"] = org_w
  elif rotate270:
      # 逆时针旋转90度
       img = img.transpose(Image.ROTATE_90)
       for annotation in label[0]['annotations']:
          org_x = annotation["coordinates"]["x"]
          org_y = annotation["coordinates"]["y"]
          org_w = annotation["coordinates"]["width"]
          org_h = annotation["coordinates"]["height"]
           annotation["coordinates"]["x"] = org_y
           annotation["coordinates"]["y"] = width - org_x
           annotation["coordinates"]["width"] = org_h
           annotation["coordinates"]["height"] = org_w
  return img, label
```

#### 数据集分割

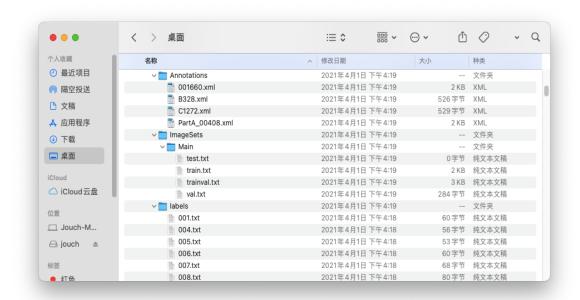
将原始的图片集按照一定的比例划分为训练集(或者校验集)和检测集,然后随机 打乱,得到训练集和检测集。

```
import random
import shutil
img_list = os.listdir("dataset_origin/augmentation/image")
img_list.sort(key = lambda x: int(x[:-4]))
random.shuffle(img_list)
for file in img_list[:2500]:
   filename = file.split('.')[0]
   img_src = "dataset_origin/augmentation/image/"+file
   img_tgt = "yolov5/data/mydataset/train/images/"+file
   shutil.copyfile(img_src, img_tgt)
   label src = "dataset origin/augmentation/label/"+filename+".txt"
   label_tgt = "yolov5/data/mydataset/train/labels/"+filename+".txt"
   shutil.copyfile(label_src, label_tgt)
for file in img_list[2500:]:
   filename = file.split('.')[0]
   img_src = "dataset_origin/augmentation/image/"+file
   img_tgt = "yolov5/data/mydataset/val/images/"+file
   shutil.copyfile(img_src, img_tgt)
   label_src = "dataset_origin/augmentation/label/"+filename+".txt"
   label_tgt = "yolov5/data/mydataset/val/labels/"+filename+".txt"
   shutil.copyfile(label_src, label_tgt)
# os.listdir("dataset_origin/augmentation/label")
```

# 数据划分



▶创建存储训练数据的文件夹,文件夹内的目录结构如下,将之前labelImg标注好的 xml文件和图片放到对应目录下。



#### 数据集配置

➤ 对数据集进行配置,在YOLO v5目录下的data文件夹下新建一个ab.yaml文件,用来存放训练集和验证集的划分文件(train.txt和val.txt),还有目标的类别数目和具体类别列表。

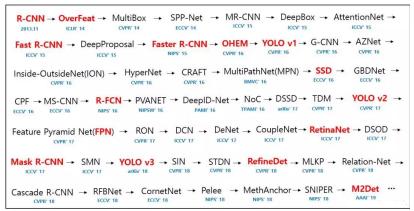
train:/home/nankai02/YOLO v5-4.0/paper data/train.txt val:/home/nankai02/YOLO v5-4.0/paper data/val.txt

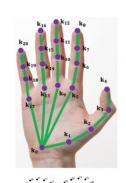
nc: 2

names: ['crack'.'helmet']

# 目标检测算法选择

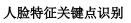
#### 姿态估计、目标检测、目标追踪、关键点检测

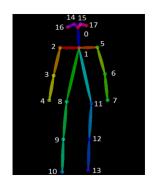














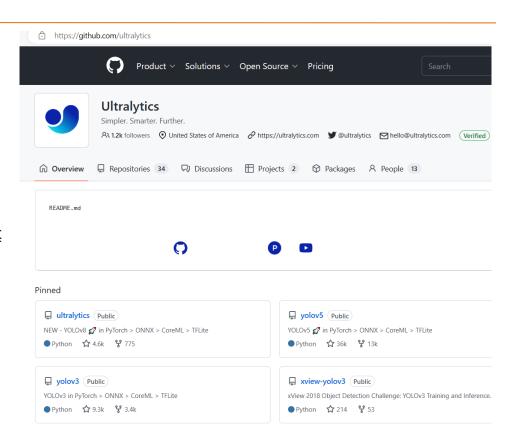




赵卫东 复旦大学

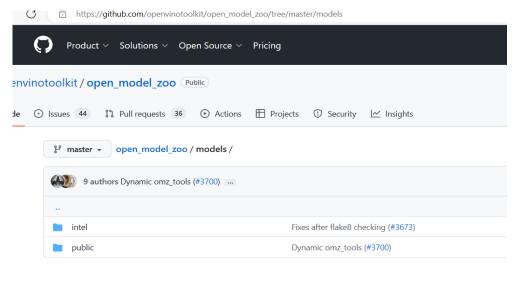
### 模型选择

- ➤通过比较,选择了目前较成熟的YOLOv5算法。YOLOv5模型保持了和YOLOv4相当的检测性能的同时,在模型的体积和灵活性上都进行了优化,
- ➤在YOLOv5的五种版本中,本案例选择了 YOLOv5s模型,在检测性能、体积和速度等 指标上都达到了较好的折中。



## 模型下载地址

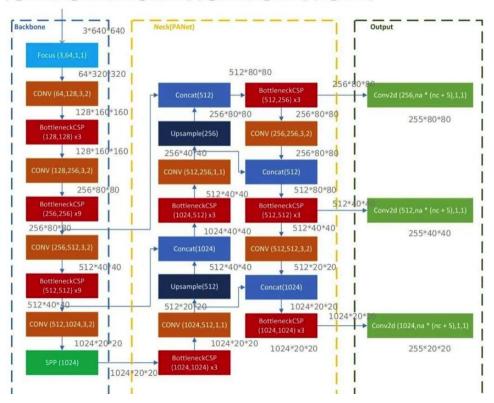
- ▶预训练模型下载地址:
- ► <a href="https://github.com/ultralytics/yolov5">https://github.com/ultralytics/yolov5</a>
- https://github.com/openvinotoolkit/open\_model\_zoo/tree/master/models



#### YOLO v5模型结构

- ➤ Backbone: 在不同图像特征粒度上卷积,并形成 图像特征的卷积神经网络。
- ▶ Neck: 一系列组合图像特征的网络层,并将图像特征传递到预测层(一般是FPN或者PANET)。
- ▶ Head: 对图像特征进行预测,生成边界框并预测 类别。

[In\_channel,out\_channel,kernel\_size,stride]; (In\_channel,out\_channel); (out\_channel)



#### YOLO v5模型结构

YOLO v5使用了多种数据预处理方法:

- (1) Mosaic数据增强: 采用随机缩放、随机裁剪、随机排布的方式进行拼接。
- (2) 自适应anchor: 在YOLOv3、YOLOv4中,训练不同的数据集时,计算初始锚框的值是通过单独的程序运行的。但YOLO v5中将此功能嵌入到代码中,每次训练时,自适应地计算不同训练集中的最佳锚框值。
- (3) 自适应图片:在常用的目标检测算法中,不同的图片长宽都不相同,因此常用的方式是将原始图片统一缩放到一个标准尺寸,再送入检测网络中。但YOLO v5代码中对此进行了改进,也是YOLO v5推理速度能够很快的一个不错的trick。
- (4) 正样本增加:增加高质量正样本anchor,显著加速收敛。

### YOLO v5模型训练(1)



▶调整配置文件的anchor和类别数

```
# parameters

nc: 2 # number of classes

depth_multiple: 0.33 # model depth multiple

width_multiple: 0.50 # layer channel multiple

# anchors

anchors:

[10,13, 16,30, 33,23] # P3/8

[30,61, 62,45, 59,119] # P4/16

[10] [116,90, 156,198, 373,326] # P5/32
```

#### YOLO v5模型训练(2)



▶源码中YOLO v5目录下的weights文件夹提供了下载四种预训练模型的脚本download\_weights.sh, 执行这个shell脚本就可以下载。对train.py文件进行修改。

```
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument('--weights', type=str, default='yolov5_weights/yolov5s.pt', help='initial weights path')
parser.add_argument('--cfg', type=str, default='models/yolov5s.yaml', help='model.yaml path')
parser.add_argument('--data', type=str, default='data/ab.yaml', help='data.yaml path')
parser.add_argument('--hyp', type=str, default='data/hyp.scratch.yaml', help='hyperparameters path')
parser.add_argument('- epochs', type=int, default=300)
parser.add argument('--batch-size', type=int, default=16, help='total batch size for all GPUs')
parser.add_argument('-img-size', nargs='+', type=int, default=[640, 640], help='[train, test] image sizes')
parser.add_argument('--rect', action='store_true', help='rectangular training')
parser.add_argument('--resume', nargs='?', const=True, default=False, help='resume most recent training')
parser.add_argument('--nosave', action='store_true', help='only save final checkpoint')
parser.add_argument('--notest', action='store_true', help='only test final epoch')
parser.add argument('--noautoanchor', action='store true', help='disable autoanchor check')
parser.add argument('--evolve', action='store true', help='evolve hyperparameters')
parser.add_argument('--bucket', type=str, default='', help='gsutil bucket')
parser.add_argument('--cache-images', action='store true', help='cache images for faster training')
parser.add_argument('--image-weights', action='store_true', help='use weighted image selection for training')
parser.add_argument('--name', default='', help='renames results.txt to results_name.txt if supplied')
parser.add_argument('--device', default='', help='cuda device, i.e. 0 or 0,1,2,3 or cpu')
parser.add argument('--multi-scale', action='store true', help='vary img-size +/- 50%')
parser.add argument('--single-cls', action='store true', help='train as single-class dataset')
parser.add_argument('--adam', action='store_true', help='use torch.optim.Adam() optimizer')
parser.add argument('--sync-bn', action='store true', help='use SyncBatchNorm, only available in DDP mode')
parser.add argument('--local rank', type=int, default=-1, help='DDP parameter, do not modify')
parser.add_argument('--logdir', type=str, default='runs/', help='logging directory')
parser.add argument('--workers', type=int, default=8, help='maximum number of dataloader workers')
```

#### 模型训练

- ➤ 本案例采用迁移学习的方式,对 YOLOv5s预训练模型在上述数据集 上进行了训练。迁移学习分为两个 阶段:
- 在第一个阶段,预训练YOLOv5s模型的backbone网络参数被冻结, 只对最后几层分类与检测网络的参数进行训练;
- 在第二个阶段,模型的所有参数 解冻,再重新在数据集上进行参 数的微调。

```
python train.py --data coco.yaml --cfg yolov5n.yaml --weights '' --batch-size 128
yolov5s 64
yolov5m 40
yolov5l 24
yolov5x 16
```

```
# Freeze
freeze = [f'model.{x}.' for x in (freeze if len(freeze) > 1 else range(freeze[0]))] # layers to freeze
for k, v in model.named_parameters():
    v.requires_grad = True # train all layers
    if any(x in k for x in freeze):
        LOGGER.info(f'freezing {k}')
        v.requires_grad = False
```

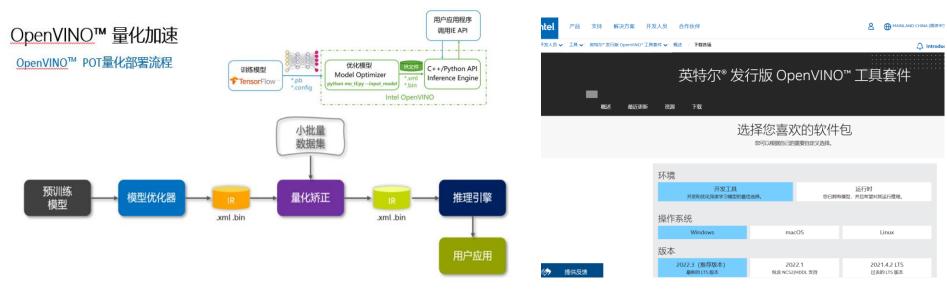
#### YOLOv5模型应用

▶通过YOLO v5下的detect.py加载模型,进行图片的测试。

```
python detect.py --weights yolov5s.pt
                                                     # PyTorch
                          yolov5s.torchscript
                                                     # TorchScript
                          yolov5s.onnx
                                                     # ONNX Runtime or OpenCV DNN with --dnn
                          yolov5s_openvino_model
                                                     # OpenVINO
                          yolov5s.engine
                                                     # TensorRT
                          yolov5s.mlmodel
                                                     # CoreML (macOS only)
                          yolov5s saved model
                                                     # TensorFlow SavedModel
                          yolov5s.pb
                                                     # TensorFlow GraphDef
                          yolov5s.tflite
                                                    # TensorFlow Lite
                          yolov5s_edgetpu.tflite
                                                     # TensorFlow Edge TPU
                          yolov5s paddle model
                                                     # PaddlePaddle
```

#### 模型转换

➤ 在将模型部署到算能平台进行优化之前,本案例需要将模型先转换为ONNX格式。经过ONNX转换出来的算子可以在算能平台的TPU硬件上完成加速。



OpenVINO下载地址https://www.intel.cn/content/www/cn/zh/developer/tools/openvino-toolkit/overview.html

### 模型移植

#### > pt->onnx

利用YOLO v5的models文件夹下的export.py进行模型的转换,将pt模型转化成onnx,onnx是开放神经网络交换(open neural network exchange)格式,是一个用于表示深度学习模型的标准,可以使模型在不同框架之间进行转化,将模型转化成万能格式。

安装onnx Pip install onnx

python export.py --weights yolov5s.pt

# fp32模型转换(1)

- ▶ 模型在算能平台完成部署需要将模型转换为fp32格式的.bmodel文件,即模型的各个参数还是以32位浮点数的形式存储在文件中。
- ▶ 通过bmneto工具指定ONNX模型路径以及对应运行模型推理的芯片型号,即可输出fp32 格式的.bmodel模型文件。



## fp32模型转换(2)

▶通过bm\_model.bin --info {bmodel路径}命令,就可以查看转换出来的模型属性。

#### int8模型量化(1)

- ▶在得到fp32模型之后,算能平台能够基于这个模型进一步将其量化成int8模型,也就是模型中的参数都用8位定点数来存储。
- ➤这部分量化使用的是训练后量化的技术,需要一定数量的图片来完成校准。本案例从数据集中分出了50张图片作为校准图片,使用python3 -m ufw.cali.cali\_model --model {ONNX文件路径} --cali\_image\_path {校准集路径} 命令,将fp32模型转换成了int8模型。



#### int8模型量化(2)

- ▶通过bm\_model.bin --info {bmodel路径}命令,就可以查看转换出来的int8模型属性。 int8模型的device mem size大约是fp32模型的一半。
- ▶在一张图片上运行对int8模型的推理,可以看到int8模型的推理时间大约为0.02秒, 折算成帧率约为50fps,在fp32模型的基础上又有了接近一倍的提升,并且已经超出 对模型实时性的基本要求

