

## 1. 背景介绍

随着我国制造业信息化建设的发展和产业布局的日趋完善，我国制造业不断扩大，也相应带来了一些问题。比如在布匹的实际工业生产过程中，由于各方面因素的影响，会产生污渍、破洞、毛粒等瑕疵，为保证产品质量，需要对布匹进行瑕疵检测。布匹疵点检验是纺织行业生产和质量管理的重要环节，目前人工检测易受主观因素影响，缺乏一致性；并且检测人员在强光下长时间工作对视力影响极大。由于布匹疵点种类繁多、形态变化多样、观察识别难度大，导致布匹疵点智能检测是困扰行业多年的技术瓶颈。本题聚焦布匹疵点智能检测，研究开发高效可靠的机器视觉算法，提升布匹疵点检验的准确度，降低对大量人工的依赖，提升布样疵点质检的效果和效率。既要检测布匹是否包含疵点，又要给出疵点具体的位置和类别。本项目将采用人工智能助力纺织品瑕疵检测。利用人工智能和计算机视觉技术，对瑕疵点进行智能检测非常有意义。我们借助大数据，探索智能制造在工业制造中的应用，希望能够更新检验流程，自动完成检验，减少对人工的依赖，避免漏检错检，提高产品质量。

## 2. 数据集介绍

数据集包含无疵点图片、有疵点图片和瑕疵的 json 格式标注数据，其中无疵点图片和有疵点图片合计 9576 张图片，其中有瑕疵标注信息的图片有 5913 张，无瑕疵图片有 3663 张。瑕疵的标注数据一共有 9523 条。数据格式大概如下图所示。

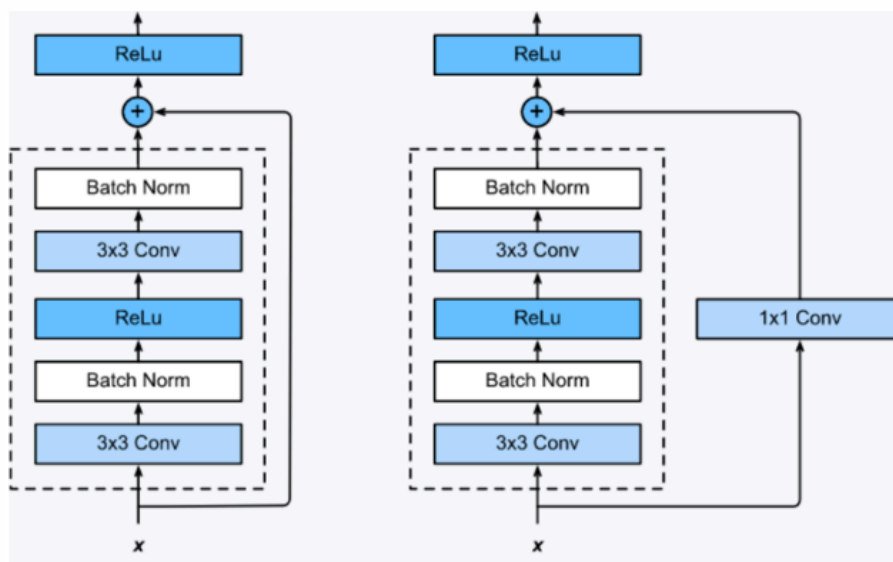
```
▼ root: [] 9523 items
  ▼ 0:
    name: "d6718a7129af0ecf0827157752.jpg"
    defect_name: "结头"
    ► bbox: [] 4 items
  ▼ 1:
    name: "6e7d123148439d3a0931229603.jpg"
    defect_name: "结头"
    ► bbox: [] 4 items
  ▼ 2:
    name: "6e7d123148439d3a0931229603.jpg"
    defect_name: "结头"
    ► bbox: [] 4 items
  ► 3:
  ► 4:
  ► 5:
  ► 6:
```

将其中一条数据进行可视化后如下图所示，框出来的便是瑕疵点。

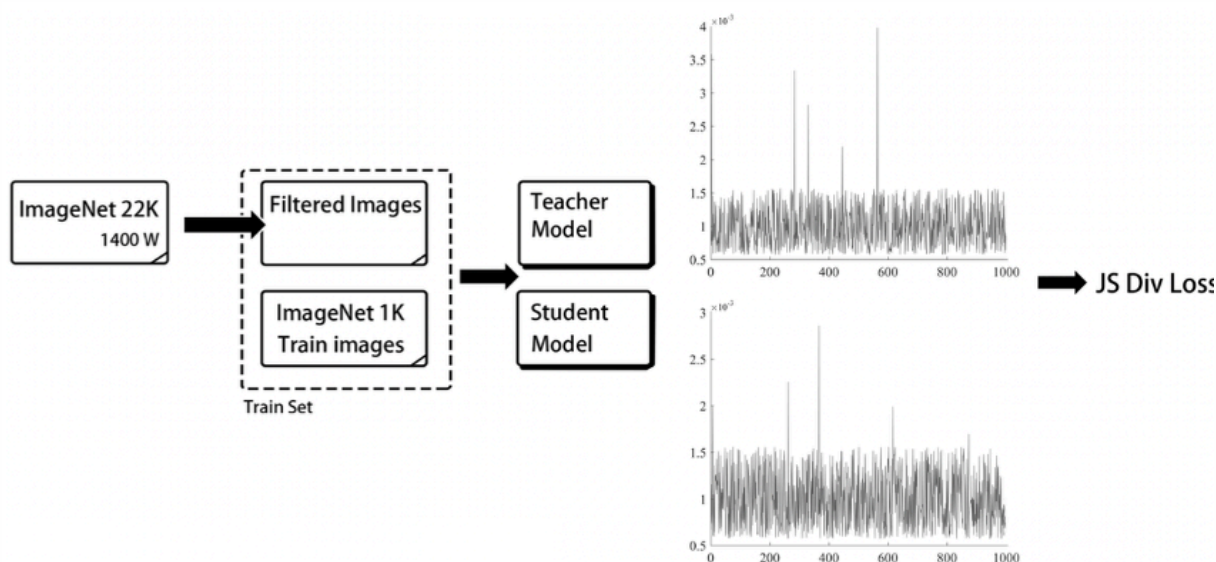


### 3. 模型选择

- 我选择ResNet(深度残差网络 Residual Network)架构作为我们训练模型的架构，这个应该也不需要我过多介绍，下方的图就是其网络结构图。

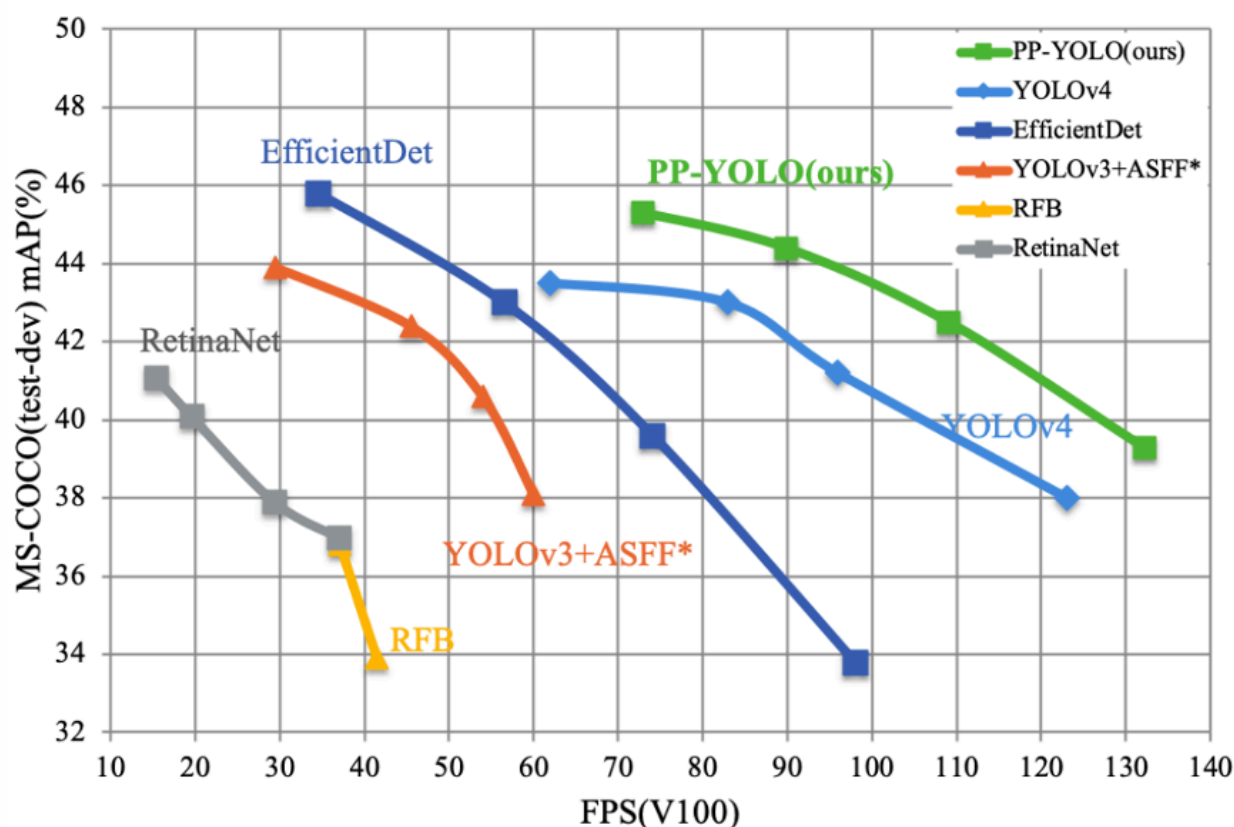


- 其次是网络优化。在工业应用，实际部署阶段就需要考虑模型的大小、计算复杂度、识别速度等诸多因素，因此我们需要更小更精炼的模型用于部署。我们使用模型蒸馏优化过后的 ResNet50 网络。所谓模型蒸馏就是将训练好的复杂模型推广能力“知识”迁移到一个结构更为简单的网络中，或者通过简单的网络去学习复杂模型中“知识”。因此在此项目中我们使用 SSLD 蒸馏方案，SSLD 的流程图如图所示



首先从 ImageNet22k 中挖掘出了近 400 万张图片，同时与 ImageNet-1k 训练集整合在一起，得到了一个新的包含 500 万张图片的数据集。然后，我们将学生模型与教师模型组合成一个新的网络，该网络分别输出学生模型和教师模型的预测分布，与此同时，固定教师模型整个网络的梯度，而学生模型可以做正常的反向传播。最后，我们将两个模型的 logits 经过 softmax 激活函数转换为 soft label，并将二者的 soft label 做 JS 散度作为损失函数，用于蒸馏模型训练。

- 接下来是目标检测方法的选择。目标检测方法种类繁多，比较常用的有两阶段检测器(如 Faster RCNN 系列等);单阶段检测器(如 YOLO、SSD 等);anchor-free 检测器(如 FCOS 等，常见模型结构和骨干网络的代表模型在 COCO 数据集上精度 mAP 和单卡 Tesla V100 上预测速度 (FPS) 对比如图。PP-YOLO 是 PaddleDetection 优化和改进的 YOLOv3 的模型，其精度 (COCO 数据集 mAP) 和推理速度均优于 YOLOv4 模型，其在 COCOtest-dev2017 数据集上精度达到 45.9%，在单卡 V100 上 FP32 推理速度为 72.9 FPS, V100 上开启 TensorRT 下 FP16 推理速度为 155.6 FPS。如图所示。



- 因此我选择使用PP-YOLO进行实验，进行训练并测试。YOLOV3架构如图所示



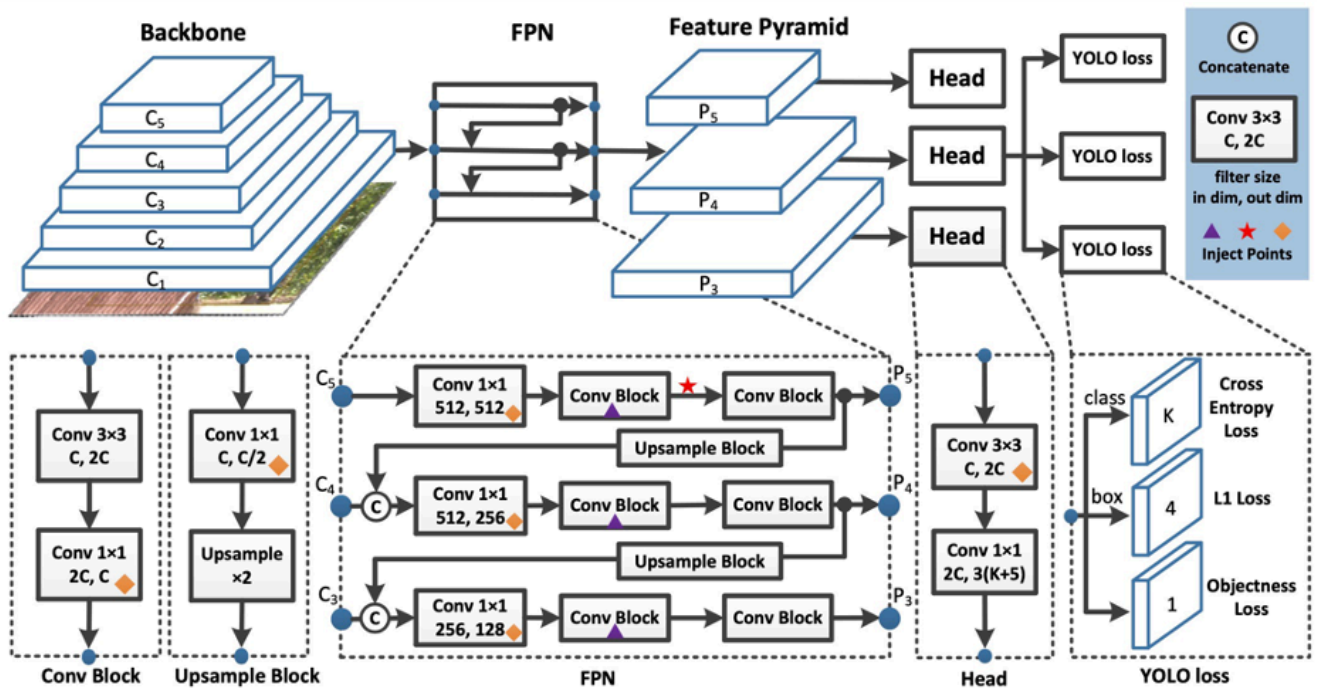


Figure 2. The network architecture of YOLOv3 and inject points for PP-YOLO. Activation layers are omitted for brevity. Details are described in Section 3.1 and Section 3.2.

PP-YOLO主要是训练batch size达到196，增加IOU loss 分支，用Resnet50-vd-dcn ConvNet骨干替换YOLOv3 Darknet53骨干。用起来比较简单，性能也很好。

## 4. 实验结果

- 经过对测试数据集的测试，得到的结果为：
  - Acc: 86.85 / 100.0
  - mAP: 35.5 / 100.0
- 可以得知，我们的模型和训练过程相对有效，验证了我们的模型是正确且有效的，我也对测试结果进行可视化，大致也是对的。



## 5. 总结与展望

---

- 本次项目得到了相对好的结果，因为我使用了 GPU 进行了 240epochs 的训练，使得训练较为充分，结果较为合理。
- 应用场景：此项目适用于缺陷检测，包括检测产品表面划痕、凹坑、凸点、异物等其他缺陷。
- 在未来推广时，模型可以根据不良品综合多维度的边界特征进行训练，做到很多传统算法不能做到的检测项目，不断提高检测精度。从而能实现字符识别、颜色识别、尺寸测量等功能。
- 使用该模型算法，针对布匹的瑕疵检测，我们可以根据所检测出的瑕疵的位置，大小，种类等数据，智能规划布料的剪裁方法，图案方式等，实现布料的最大化利用。
- 此模型具有较为实用的现实意义，能给实际生产过程带来一定收益