

基于 YOLO v3 的贴装元器件检测技术 *

窦子豪¹ 刘新妹¹ 殷俊龄¹ 曹富强²

(1. 中北大学 电子测试技术国家重点实验室 太原 030051; 2. 中北大学 信息与通信工程学院 太原 030051)

摘 要: 印制电路板表面贴装元器件的识别分类技术在现代化电子生产过程中起重要作用,以 PCB 表面的贴装电阻、贴装电容、芯片等为目标,提出了一种基于 YOLO v3 的目标检测方法。首先利用工业相机搭配光学镜头构建贴装元器件数据集,其次重新设计了 YOLO v3 的特征金字塔结构 FPN,接着采用 K-means 方法对贴装元器件数据集进行聚类改进,得到 Mouted anchor 及对应参数。最后使用 Mounted anchor 和网络结构对改进后的 YOLO v3 重训练,并与原网络对比实验,检验了贴装元器件的识别分类效果。实验结果表明,改进后的 YOLO v3 贴装元器件识别分类技术平均精确率较原网络提高 9%,召回率小幅提高。

关键词: 图像处理;YOLO v3;特征金字塔;聚类算法;无损检测

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.604

Mounted component inspection technology based on YOLO v3

Dou Zihao¹ Liu Xinmei¹ Yin Junling¹ Cao Fuqiang²

(1. State Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Department of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The identification and classification technology of printed circuit board surface mount components plays an important role in the production process of modern electronics industry. A target detection method based on YOLO v3. First, an industrial camera is used with an optical lens to construct a data set of mounted components, and secondly, the feature pyramid structure FPN of YOLO v3 is redesigned, and then the K-means method is used to improve the clustering of the mounted component data set. Get the Mouted anchor and corresponding parameters. Finally, use Mounted anchor and network structure to retrain the improved YOLO v3, and compare experiments with the original network to verify the recognition and classification effect of the mounted components. The experimental results show that the improved YOLO v3 mounted component recognition and classification technology has an average accuracy rate of 9% higher than that of the original network, and a slight increase in the recall rate.

Keywords: image recognition; YOLO v3; feature pyramid; clustering algorithm; non-destructive testing

0 引 言

目标检测是计算机视觉的主要研究方向之一,其核心问题分为 3 种:图像中物体类别的区分;物体在图像中位置的确认;物体大小形状变化的考虑。目标识别与检测通过绘制边界框,来定位和识别图像中的物体。

为了完成目标检测中关于小物体、中物体、大物体的自动识别,卢良锋等^[1]提出一种多模态稀疏自编码算法,实现 RGB 特征和深度特征的有效融合,完成物体识别。朱信熙等^[2]提出一种基于 HOG 特征与级联分类器的交通标志检测方法。漆志亮等^[3]提出了一种基于改进的 Sift(M-Sift)特征的元器件目标检测算法,具有很大的应用价值和实际

意义。但是由于小目标检测的精密程度要求过高,依靠传统机器视觉的目标检测一直难以突破这个难关。

传统的目标检测依靠手工提取特征和先验知识。而近年来迅猛发展的深度学习技术,是一种能自动从数据中学习特征表示的强大方法。2012 年 AlexNet 在 ImageNet 上的成功彻底开启了计算机视觉领域的革命时代^[4]。自此,各种深度网络不断出现,VGG、ResNet、GooLeNet 等^[5]。2014 年首次出现了基于区域的卷积神经网络(R-CNN)用于目标检测。性能和速度的不足不断催动着人们提出更优秀的基于 CNN 的分类器,例如以 FastR-CNN^[6]为代表的 Two-Stage 分类器和以 YOLO^[7]及 SSD^[8]为代表的 One-

收稿日期:2021-05-14

* 基金项目:山西省回国留学人员科研项目(2017-090)、山西省重点研发项目(201903D121058)资助

Stage^[9]分类器。为了解决小群体检测, Joseph Redmon 和 Ali Farhadi 在 YOLO v1 的基础上, 进行了大量改进, 提出了 YOLO v2 和 YOLO9000^[10]。2018 年, Redmon 又在 YOLO v2 的基础上做了一些改进, 提出了 YOLO v3^[11]。

贴装元器件^[12]小型化在降低成本的同时也使得对贴装元器件识别分类的难度提升了很多。为了有效缓解贴装元器件分类识别的压力, 针对这类贴装元器件小型目标^[13]进行识别与检测, 具有极大的应用价值。

本文提出一种改进的 YOLO v3 模型, 通过将模型结构重新设计^[14]以及使用聚类算法^[15]得到新的锚框参数, 之后以改进后的 YOLO v3 模型对自制贴装元器件数据集进行重训练, 实验结果表明, 改进后的 YOLO v3 模型检测贴装元器件的平均精确率可达 90%。

1 改进的 YOLO v3 目标检测算法

1.1 YOLO v3 算法原理

YOLO v3 采用多尺度特征融合将图片划分为 $N \times N$

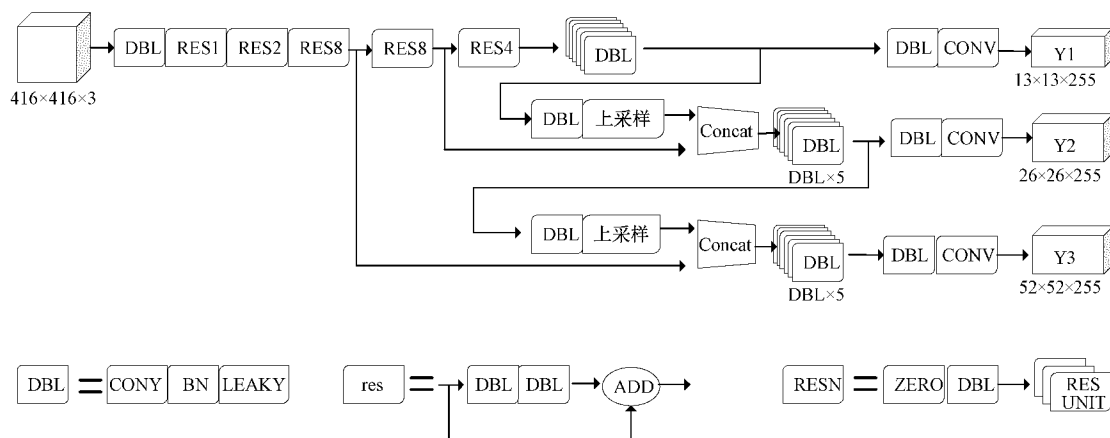


图1 YOLO v3 结构

1.2 改进特征金字塔结构 FPN

在检测过程中, YOLO v3 的输入图片为 416×416 个像素点, YOLO v3 的 3 个输出 (batchsize, 52, 52, 75)、(batchsize, 26, 26, 75)、(batchsize, 13, 13, 75) 分别用来检测小物体、中等物体和大物体, 对大物体检测的效果较为准确, 但是在小物体检测方面, 由于过多的卷积导致浅层的小物体特征信息丢失, 使得检测小物体时存在漏检或位置信息不明显等缺陷。

因此本文对特征金字塔结构 FPN 进行改进。在模型结构中取消 13×13 这一尺度的浅层特征图, 引入 104×104 这一尺度的特征图, 将浅层特征上采样后与深层语义融合。将 26×26 这一层一部分用于输出特征图, 另一部分用于卷积和上采样, 上采样后得到 $(52, 52, 128)$ 的特征层, 与 Darknet53 网络中的特征层 $(52, 52, 256)$ 拼接, 同样一部分用于输出, 另一部分用于上采样后得到 $(104, 104, 192)$ 的特征层, 与 Darknet53 网络中的特征层 $(104, 104, 128)$ 拼

个网格, 每个网格预测 M 个框。其中包含 5 个预测框参数 $x, y, w, h, confidence$, (x, y, w, h) 表示 Boundingbox 的中心坐标和宽高值相对于所在网格的相对值, $confidence$ 为置信度。置信度为标记的框内存在物体, 以及将整个物体特征都包括到的自信程度, 以交并比 (IOU) 作为参考值, $IOU > 0.7$ 为正可取, $IOU < 0.3$ 为负不可取, 处于 $0.3 \sim 0.7$ 之间的舍弃。以上的 5 个参数参与损失函数的计算中。

如图 1 所示, 在模型结构上, 选取了深度更深的 darknet-53, darknet-53 主要由 1×1 和 3×3 的卷积层组成, 之后加入批量归一化及 Leaky ReLU 来避免过拟合, 卷积层、批量归一化层和 Leaky ReLU 共同组成 darknet-53 中的基本单元 DBL。接着引入了残差模块和特征金字塔结构 (feature pyramid networks, FPN), 残差模块使得输出成为目标值和输入的差值, 解决了梯度爆炸和消失问题, 加入 FPN 使得输出中得到 3 个不同尺度的特征图。接着通过维度聚类得到 9 个尺度的 anchor, 分配给 3 个特征图。

接, 最后将这一层作为第 3 个输出, 实现了浅层特征和深层特征高度融合, 增强了定位精度。

改进后的网络结构如图 2 所示。

1.3 K-means 聚类

YOLO v3 使用 K-means 距离聚类算法对先验框 anchor 从训练集的真实框中进行聚类, 通过随机生成 K 个聚类中心, 判断数据集中的每个点与聚类中心的距离, 距离近的划分到聚类中心所属的集合, 接着重新计算聚类中心, 若与原中心相差不大, 则停止, 否则继续迭代, 这样做避免模型在训练中盲目地找。

不同的数据集中目标的大小和尺度都有所不同, 选择合适的 anchor 对数据集进行训练会使得训练效果更好。原 YOLO v3 基于 COCO 数据集的 anchor 如表 1 所示。

预设先验框对检测贴装元器件的任务不适合, 因此, 本文使用 K-means 方法对自制贴装元器件数据集进行聚类分析, 得到 9 种 Mounted anchor 尺寸如表 2 所示。由于

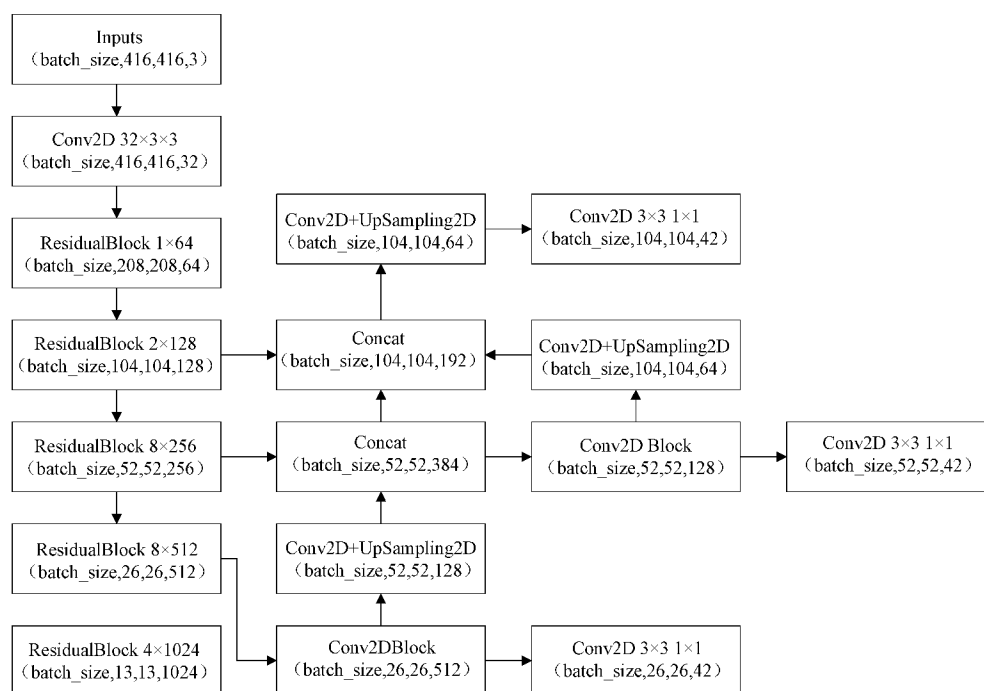


表 1 基于 COCO 数据集的 anchor

特征图	13×13	26×26	52×52
	116×90	30×61	10×13
先验框	156×198	62×45	16×30
	373×326	59×119	33×23

表 2 基于贴片元器件数据集的 Mounted anchor

特征图	26×26	52×52	104×104
先验框	250×246	149×135	56×57
	307×290	173×177	73×80
	428×419	203×226	104×104

网络结构变化,故特征图发生了改变。

1.4 损失函数

损失函数的设计对模型优化有很大的作用。YOLO v3 中的 Loss 分为 3 个部分,回归损失 lbox 主要用于坐标的预测,对应式(1),置信度损失 lcls 用于预测 box 中是否含有 object 的置信度 confidence,对应式(2),分类损失 lobj 属于类别预测,对应式(3)。

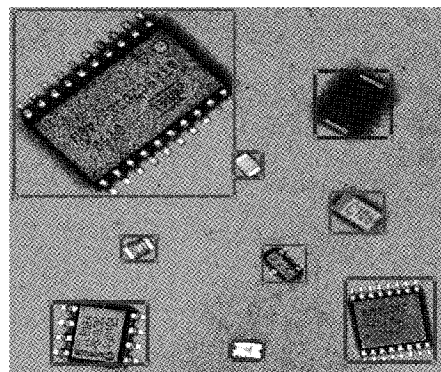
$$\begin{aligned}
lbox &= \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{N \times N} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} (2 - w_i \times h_i) [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \\
\lambda_{coord} \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} (2 - w_i \times h_i) [(w_i - \hat{w}_i)^2 + (h_i - \hat{h}_i)^2] \quad (1) \\
lcls &= \lambda_{obj} \sum_{i=0}^{N \times N} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [\hat{C}_i \log(C_i) + (1 - \hat{C}_i) \log(1 - \\
C_i)] - \lambda_{nobj} \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{nobj} [\hat{C}_i \log(C_i) + (1 - \hat{C}_i) \log(1 - C_i)] \quad (2)
\end{aligned}$$

$$lobj = \sum_{i=0}^{N \times N} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{mobj} \sum_{c \in classes} [\widehat{p_i}(c) \log(p_i(c)) + (1 - \widehat{p_i}(c)) \log(1 - p_i(c))] \quad (3)$$

2 数据集与数据增强

2.1 数据集

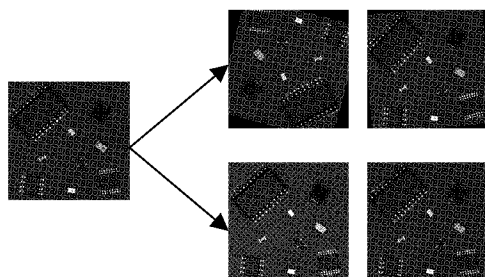
YOLO v3 中使用的数据集格式为 PascalVOC 格式, 数据集图像由用于高精度视觉检测的 MV-E2900 工业相机配合双远心光学镜头获取, 分辨率为 $6\,576 \times 4\,384$, 过高分辨率可能会导致模型参数量过大, 故对原数据集首先进行裁剪, 统一为 800×600 , 降低模型因学习非必要特征造成的损耗。对获取到的数据集图像使用 LabelImg 工具进行标注, 标注文件格式为 xml。标注情况如图 3 所示。



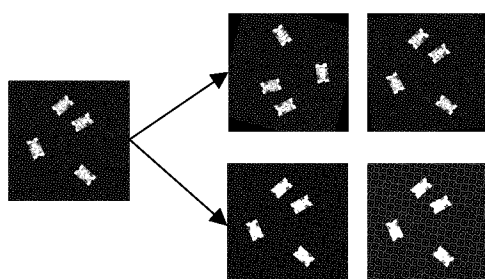
2.2 数据增强

由于数量较少可能会造成数据不足以支撑模型的训

练效果,故通过对数据集进行变换亮度、饱和度、对比度及翻转、变换角度等方式扩增数据集图像。扩增后的数据集与原数据集对比如图4(a)、(b)所示。



(a) 多种贴装元器件图像数据增强



(b) 多个发光二极管图像数据增强

图4 单类和多种贴装元器件数据增强

由于检测目标过于小型化,采集图像尺寸较大,故对原图像进行预处理后再进行数据增强。原数据集一共1 500张图片,经过数据增强,训练集增加到3 010张图片,测试集增加到944张图片,基本按照3:1的比例进行数据集的划分。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

本文实验运行平台的配置如下:运行平台系统为64位Win 10,16 G内存,cuda10.1,cudnn7.5.6,Python3.7,TensorFlow2.3,keras2.1.5,GPU为英伟达2080Ti。

使用K-means算法聚类得到先验框后,采用改进后的YOLO v3模型对贴片数据集进行重训练,设置batchsize为4,初始学习率为0.001,权重衰减正则项为0.005,最优优化动量参数为0.7。150个epoch后,损失值降到15左右。然后在此基础上微调参数继续训练,又50个epoch后,如图5所示,Loss值最终降到9左右。

3.2 实验结果展示与分析

从测试集中选取两张图片展示,为了加强对比效果,测试改进模型的泛化性,选取一张单类多个贴装元器件图和多种类多个贴装元器件图分别检测,检测结果如图6(a)、(b)和图7(a)、(b)所示。其中(a)为输入图像,(b)为检测结果。

将改进后的网络结构和重新聚类后得到的先验框分别加入原网络模型中,然后进行检测。更多的anchor个数

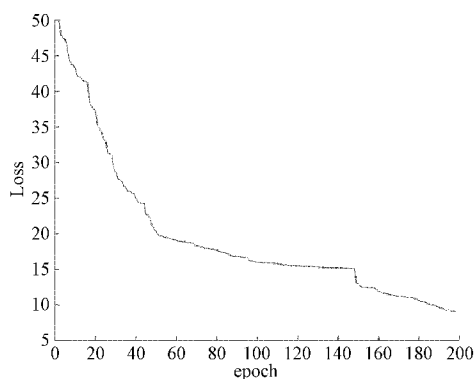
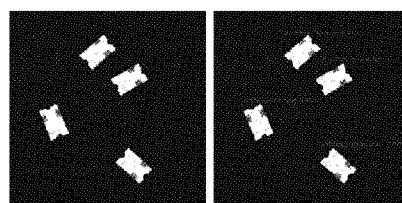
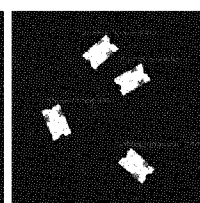


图5 改进模型训练 Loss 值

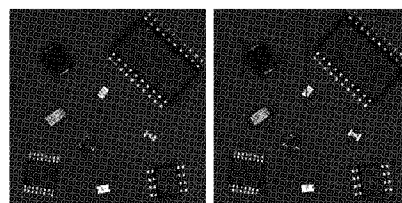


(a) 输入图像

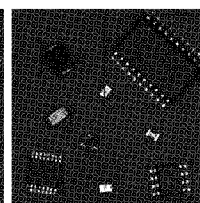


(b) 检测结果

图6 单类多个贴装元器件检测结果



(a) 输入图像



(b) 检测结果

图7 多类多个贴装元器件检测结果

有利于召回率的上升,但是在本次实验中,出现了anchor个数增加,召回率下降的趋势,故仍然选择使用原网络模型中设定好的先验框个数。以平均精确率(mean average precision,mAP)和召回率(Recall)作为改进模型训练的效果预测优劣势。精确率表示预测正确的目标个数占总正类预测个数的比例,召回率表示预测出的准确目标数占实际目标数的比例。各模型训练后对比效果如表3所示。

表3 不同模型检测效果对比

模型	mAP	Recall
YOLO v3+预设框	0.81	0.79
YOLO v3+重聚框	0.82	0.80
改进YOLO v3+预设框	0.87	0.82
改进YOLO v3+重聚框	0.90	0.83

4 结论

本文提出了一种基于YOLO v3的贴装元器件目标检测方法,构建了贴装元器件数据集,通过对模型中的特征

金字塔结构的重新设计,加强了对小目标的预测效果,接着用 K-means 算法对贴装元器件数据集进行重聚类,得到 Mounted anchor。在新的结构和先验框下对数据集进行训练。实验证明,基于改进的 YOLO v3 对贴装元器件识别分类的精确度达 90%。

参考文献

- [1] 卢良锋,谢志军,叶宏武. 基于 RGB 特征与深度特征融合的物体识别算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(5): 186-193.
- [2] 朱信熙,张允赛. 基于 HOG 特征的实景交通标志检测[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(5): 1217-1221.
- [3] 漆志亮,贾楠,张烨,等. 基于 M-Sift 特征的元器件目标检测及其在点胶机中的应用[J]. 现代电子技术, 2018, 41(23): 153-156.
- [4] 曹之君,张良. 基于 Faster-RCNN 的快速目标检测算法[J]. 航天控制, 2020(4): 49-55.
- [5] ZHANG H, QIN L, LI J, et al. Real-time detection method for small traffic signs based on Yolov3[J]. IEEE Access, 2020: 64145-64156.
- [6] SUN C, AI Y, WANG S, et al. Mask-guided SSD for small-object detection[J]. Applied Intelligence, 2020(20): 1-12.
- [7] 韩航迪,徐亦睿,孙博,等. 基于改进 Tiny-YOLOv3 网络的航天电子焊点缺陷主动红外检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 42-49.
- [8] REN X, LIU X. Mask wearing detection based on

YOLOv3[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1678(1): 012089.

- [9] 化嫣然,张卓,龙赛,等. 基于改进 YOLO 算法的遥感图像目标检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 87-92.
- [10] 刘素行,吴媛,张军军. 基于 YOLO v3 的交通场景目标检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2): 116-120.
- [11] 朱阳光,刘瑞敏,黄琼桃. 基于深度神经网络的弱监督信息细粒度图像识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 115-122.
- [12] 余松乐,肖曙红. 基于机器视觉的 SOP 贴片元件的定位检测方法研究[J]. 机床与液压, 2020(7): 29-33.
- [13] 贾振卿,刘雪峰. 基于 YOLO 和图像增强的海洋动物目标检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(14): 84-88.
- [14] 郝骏,郑紫微,孙滋昂,等. 基于 Yolo 与残差网络算法改进的运动目标检测[J]. 光电子·激光, 2020, 31(1): 81-88.
- [15] 李苏晨,王硕禾,唐卓,等. 一种融合 IFOA 和 K-Means 聚类的低照度图像分割方法[J]. 现代电子技术, 2021, 44(1): 53-56.

作者简介

窦子豪,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、自动识别与检测。

E-mail: mayzihao@163.com

刘新妹,硕士生导师,副教授,主要研究方向为无损检测、图像处理。

E-mail: xmliu650621@163.com