

# 基于 YOLO3 的活塞连杆智能防错系统开发

张俊, 庾鹏, 刘鑫  
(上汽通用五菱汽车股份有限公司, 重庆 401135)

**摘要:** 活塞连杆及连杆盖需按要求配对装配, 如出现混装, 会导致发动机异常磨损、异响、抱死等问题, 严重影响客户体验。目前活塞连杆及连杆盖装配过程质量靠操作工目视检查, 无有效防错, 属于过程监控盲区。为解决该问题, 基于 YOLO3 开发智能视觉系统监控整个连杆装配过程, 使用 Python 编程, 并以 NVIDIA Jetson nano 为终端平台, 通过不断优化计算模型, 最终实现了低成本的活塞连杆装配全过程监控。该视觉系统完全兼容工厂各种变化的环境, 无需单独补光, 在不增加操作节拍、无需人员额外操作的基础上做实现高效防止活塞连杆混装问题, 且准确率达到 99.5% 以上。

**关键词:** 活塞连杆装配; YOLO3; 卷积神经网络; Tensorflow; 高适应性全过程监控

中图分类号: TK417

文献标识码: A

文章编号: 1000-6494(2020)05-0051-03

## The Engine Piston Rod Assembly AI Error Proofing System Based on YOLO3

ZHANG Jun, TUO Peng, LIU Xin  
(SAIC-GM Wuling Ltd., Chongqing 401135)

**Abstract:** The connection rod assembly is particularly important to the engine's quality. The rod and the caps shall be assembled in pairs. If not, it could cause engine abnormal worn noise or engine broken which got customer walk home. To solve the issue, this paper develops an AI vision error proofing system based on the YOLO3 via Python and integrated in the NVIDIA Jetson nano platform. The AI vision system can adapt changed environment and get over 99.5% right identification without additional light or operation time.

**Key words:** piston rod assemble; YOLO3; CNN; TensorFlow; robust monitor

### 0 前言

在发动机生产中, 活塞连杆的装配尤为重要, 为防止活塞连杆及连杆盖混装, 目前的控制主要有两类: 操作工在装配过程中目视检查; 使用设备工装完成安装。采用操作工目视检查方案, 无额外设备投入, 占地面积小, 但是这种方案受人员精神状态直接影响, 效率低下, 无法做到 100% 防错, 人员疲劳时易装错混装。采用设备工装安装方案, 能有效控制装配过程, 但需单独投入购买设备工装, 费用高, 设备占用空间大, 柔性低。以上两种方案, 都无法做到过程的精确记录及追溯。为此, 提出使用 Python<sup>[1, 2]</sup> 基于 YOLO3<sup>[3, 4]</sup> 的一种视觉识别<sup>[5, 6]</sup> 方案, 对活塞连杆及连杆盖装配过程进行全过程实时监控, 同时记录相关过程图像及状态以

保证质量追溯。新方案视觉识别模型、逻辑控制为自主开发, 成本低, 新增硬件体积小, 可布置在现有电柜内, 不额外占用空间。

### 1 基于 YOLO3 的视觉方案准备

此方案主要分两个步骤: 训练视觉识别模型; 逻辑控制程序编写及优化。总体思路及关键点如图 1 所示。

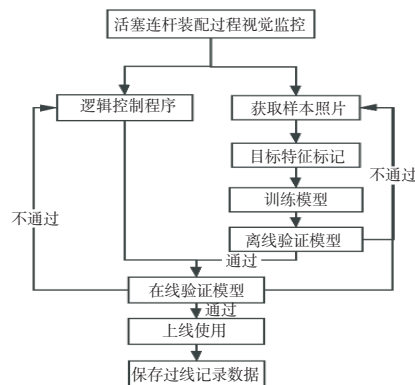


图 1 总体思路

**作者简介:** 张俊 (1988-), 男, 四川成都人, 工程师, 本科, 主要从事智能制造相关工作。

**收稿日期:** 2020-06-04

## 1.1 训练视觉识别模型

### 1.1.1 样本采集

通过拍摄目标特征的样本,以输入系统里进行训练。图片选取拍摄了工作场景中各类潜在状况,如图 2 所示托盘上装配零件的情形,托盘上少活塞或连杆盖情形;取料过程中挡住视域,连续两个托盘进入相机视野,反光,托盘被放反进入滚道等生产情形。为确保现场识别的高效,采集生产现场各类生产状况照片累计超过 5 000 张。



图 2 素材采集

### 1.1.2 特征标记

特征标记是一项重要而繁杂的工作,为了获取高质量的训练集,使模型获取优异性能以及避免过拟合等情况。通过标记工具对特征的准确标记及分类非常关键。如图所示,按照 YOLO3 规则要求,如图 3 所示,最多每张素材图片上标记特征达到 8 项,尽管照片特征标记花费了大量的时间和精力,但务必确保特征标记正确否则会影响图像后续图像的训练效果。

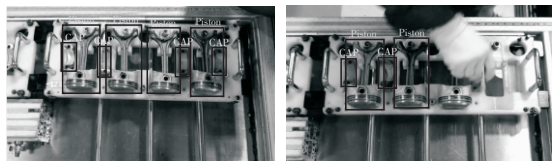


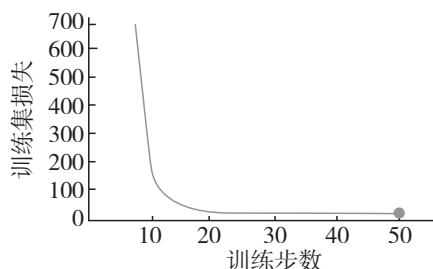
图 3 特征标记

## 1.2 参数设置及图像训练

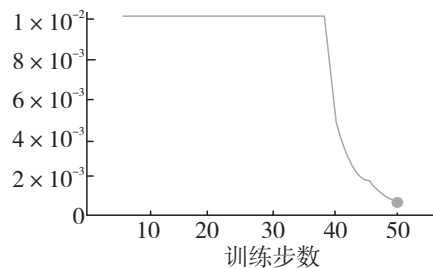
选用配置了 win10 系统, Quadro P2200 5G 显卡, 32G 内存的工作站进行模型训练,通过 Anaconda 配置 Tensorflow<sup>[7]</sup>环境,并增加了并行运算的 CUDA 环境以提升训练效率,设置合理的参数进行训练。以活塞连杆模型为例,该模型训练识别两类特征即连杆盖子和活塞,对应修改 YOLO 神经网络层中的相关设置类 80 改为 2,过滤层改为 21。考虑服务器显卡性能中等,通过修改图片素材输入到网络的数量及循环次数来防止显存溢出并实现训练的稳定运行。

训练完成后通过确认损失函数情况可初步确认训练模型效果。图像训练模型收敛曲线,通过 Tensorboard 调取 log 文件来确认训练集损失曲线及验证集损失曲线是否过拟合,如图 4 从学习率曲线看训练到 30 轮以后,梯度下降变慢,学习率不

断变小。验证损失曲线已下降到 10 左右并保持平稳,图像训练未出现过拟合现象。



(a) 训练集损失变化



(b) 学习率变化

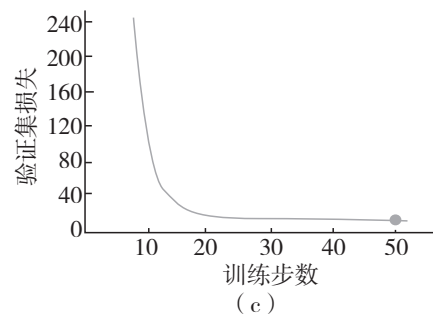
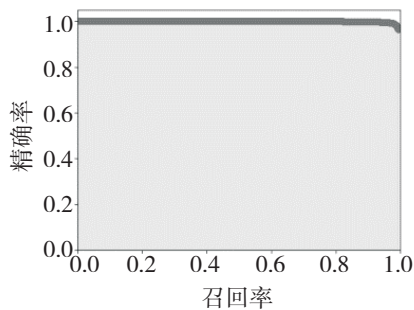


图 4 图像训练模型收敛情况

## 1.3 初步测试

图象识别训练集完成,仅是图象识别重点过程的第一步,通过将训练集的照片再次通过批量验证,用于确认训练模型的准确度评估。在获得模型均值平均精度的同时,也可有效甄别训练照片中哪些典型场合,卷积神经网络算法识别出错的场景,可在后续逻辑判定程序中通过算法进行纠正。如图 5 所示,尽管训练集图像经训练模型无法识别部分特征,但总体平均精度大于 99%,初步达到训练目标。



(a) 连杆盖精确率变化

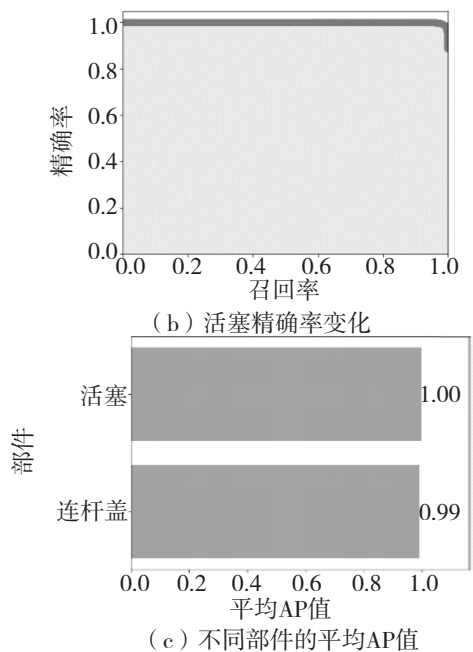


图 5 模型测试

平均精度高达 99% 以上说明训练完成的模型较为成功。但从测试失败的照片如图 6 可明确看到, 零件无法识别受到视野中的滚道特征、临近托盘上的手柄、零件反光、被操作人员遮挡等各类因素的影响。

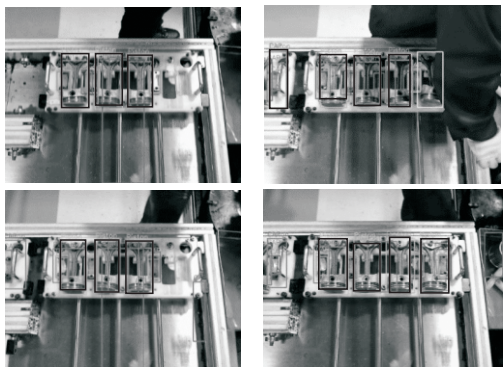


图 6 模型测试失败的典型场景

为解决上述测试过程中的典型问题, 采用 OpenCV 对图像进行裁剪处理<sup>[8]</sup>的方式, 去掉不必要的背景噪音, 让最终输入到活塞连杆识别模型的图片只包含托盘范围内有用的信息, 以此提高识别率(图像裁剪在逻辑控制程序内进行), 如图 7 所示。

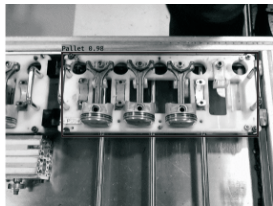


图 7 识别出托盘坐标

1.4 控制程序开发验证

直接导入模型在线验证, 对机型 A 和机型 B 分别做 1 000 台发动机验证后发现: 机型 A 合格率

只有 79.6%, 而机型 B 只有 74.3%。查看图片记录, 发现主要问题点及优化措施为: 图像截取范围固定, 托盘位置在不同位置或摆放呈不同角度造成误判: 通过自动寻址剪裁图片, 适当缩小裁剪范围, 确认进入训练网络的图片只是单个托盘上的零件; 机型B合格率偏低: 补充机型B样本训练模型; 工作过程中因人员参数导致零件被遮挡: 拍照逻辑的设置, 确认不会被误判; 零件存放姿态导致坐标发生大幅变化: 补充各机型零件不同姿态样本训练模型; 零件反光: 通过调整图像的对比度、亮度, 提高探测能力。

通过以上措施优化后, 机型 A 和机型 B 合格率明显上升, 机型 A 上升至 99.8%, 机型 B 上升至 99.7% (每次验证使用 1 000 台样本), 完全满足实际生产要求, 如表 1 所示。

表 1 优化前后合格率对比

项目	机型A合格率/%	机型B合格率/%
实施前	79.6	74.3
措施1	90.8	84.7
措施2	91.4	91.0
措施3	94.9	93.8
措施4	97.7	97.9
措施5	99.8	99.7

此外, 为方便查询将机型防错验证及检测结果存入数据库<sup>[9]</sup>备用, 生产过程中装错后报警的发动机信息写进图像并存放在本地备查。最终该防错系统开发逻辑如图 8 所示。

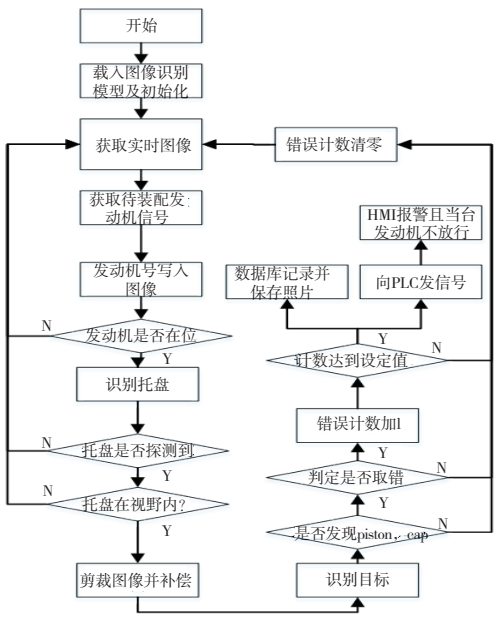


图 8 程序逻辑控制

2 智能视觉防错开启验证

(下转第 58 页)



