2020年10月 Internal Combustion Engines

基于 YOLO3 的活塞连杆智能防错系统开发

张 俊, 庹 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^[1,2]基于YOLO3^[3,4]的一种视觉 识别[5.6]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

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

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。

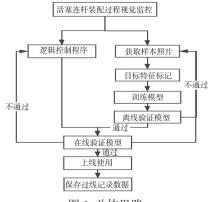


图 1 总体思路

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5000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, Ouadro P2200 5G显 卡,32G内存的工作站进行模型训练,通过 Anaconda 配置 Tensorflow^[7]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。

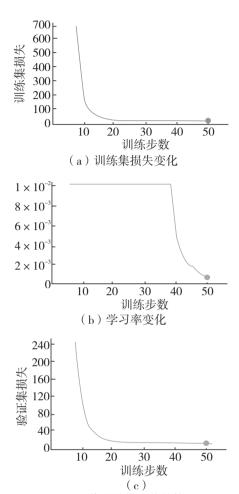
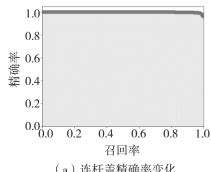


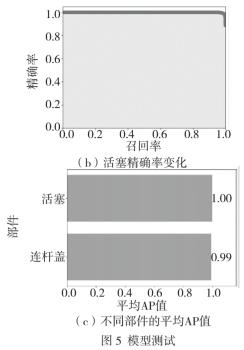
图 4 图像训练模型收敛情况

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



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[®]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 1000 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^[9]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。

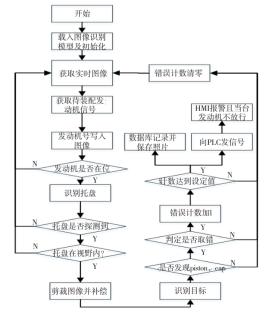


图 8 程序逻辑控制

2 智能视觉防错开启验证

(下转第58页)

BP 神经网络运算速度受隐含层层数、阈值影响较大,而 SVM 则可以在较快时间内得到可接受的分类结果,具有较好的泛性、准确率以及响应时间。但在大样本中,SVM 向量空间受样本容量干扰较大,其分类结果具有不确定性,因此需要进行样本容量的筛洗。

本文只是对故障类型进行分类,无法判断异常数据原因即故障源位置,也不能给出具体的排除故障的手段,因此可以结合模糊理论^[14]、D-S证据理论^[15]、灰色关联度等方法进行优化。

[参考文献]

- [1] 王元明. 异常数据的检测方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2009, 23(2): 86-89.
- [2] 詹玉龙, 翟海龙, 曾广芳. 基于支持向量机的船舶柴油 机故障诊断的研究[J]. 中国航海, 2007, (2): 89–92.
- [3] 王海燕. 大型低速船用柴油机建模与系统仿真[D]. 辽宁: 大连海事大学, 2006.
- [4] 高雪莲, 王国玉, 刘淑艳, 等. 旋转自洁式空气滤清器内部气固两相流场的计算与分析[J].北京理工大学学报, 2003, 23(6): 704-708.
- [5] 刘联 , 郝志勇, 刘 迟. 空气滤清器流动阻力与噪声特

- 性的仿真和优化[J]. 汽车工程, 2011, 33(12): 1092-1097.
- [6] 王海燕, 赫伟建, 张旭升, 等. 涡轮增压器热力学模型与柴油机动态仿真[J]. 内燃机工程, 2017, 38(2): 128-134.
- [7] 李淑英. 船舶动力装置仿真技术[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社. 2013: 94-105.
- [8] 帅英梅, 高世伦. 涡轮增压柴油机的平均值模型及仿真[J]. 柴油机设计与制造, 2004, (2): 19-23.
- [9] 冯国胜, 杨绍普. 柴油机及其电控系统仿真[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(9): 2276-2279.
- [10] 曾 存, 胡以怀, 胡光忠, 李方玉, 李 凯. 基于空间几何 法和距离法的柴油机异常热工参数检测方法[J]. 上海 海事大学学报, 2019, 40(04): 94-99.
- [11] 王斌会. 基于稳健马氏距离的多元异常值检测[J]. 统计与决策, 2005, 0(6): 4-6.
- [12] 胡以怀. 船舶机损事故分析及安全评估[M]. 北京: 人民 交通出版社. 2013: 106-112.
- [13] 李品芳, 蔡振雄. 环境条件对船舶主机运行的影响与管理对策[J]. 集美大学学报(自然科学版), 2005, 10(1): 49-52.
- [14] 张加建. 模糊二叉树支持向量机算法研究[J]. 科技视界, 2016, (23): 402-403.
- [15] 徐 锦,金宏斌,熊家军.基于D-S证据理论的多类支持向量机融合方法[J]. 空军雷达学院学报, 2010, 24(1): 16-18, 21.

经过不断调试优化,并编写 UI¹⁰¹,如图 9 所示,在日常防错验证中系统可有效发现拿错零件的情形(从左至右,第 2 组活塞错拿 3 组盖子时系统报警),避免了人为犯错导致质量逃逸问题并存储验证记录。现场运行拍摄帧数达到 2 帧/s 就足以满足工况使用(实际可达到 5 帧/s),嵌入式系统运行资源也仅用到 50%,满足了生产现场需要。系统通过参数化的设置如IP地址,数据库等,方便视觉系统在同类场合下的推广。





图 9 智能视觉系统验证及工作界面

3 总结

提出了基于 YOLO3 的发动机活塞连杆防混装方法。该方法使用 YOLO3 与分别训练了托盘、活塞连杆及连杆盖模型,先使用托盘模型定位待识别物体坐标,再根据得到的坐标通过 OpenCV 裁剪出目标区域,有效消除了无关背景对主要识别率的影响,同时对托盘无固定位置要求,在整个相机视野范围内均可得到可靠的识别率。再通过补充不同环境下、不同姿态的样本强化模型,并辅以适当的判定逻辑,最终实现了活塞连杆防混装全过程实时监控,并保存了完整的质量追溯信息。该应用开发成

本低,识别范围大,准确率高,操作工无新增操作,能适应工厂变化的环境,同时具备极佳的人机交互体验,优于人工目视检查和设备工装安装这两种方法。在智能工厂建设中,此类方法具备非常广阔的应用前景。

[参考文献]

- [1] Magnus Lie Hetland. Python 基础教程[M]. 袁国忠 译. 第 3 版. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [2] Sebastian Raschka著 陈斌 译. Python机器学习[M].第2版. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [3] Joseph Redmon, Ali Farhadi. YOLO9000: Better, faster, stronger [EB/OL]. [2016–12–25/2020–05–01] https://arxiv.org/abs/1804. 02767.
- [4] Joseph Redmon, Ali Farhadi.YOLOv3:An incremental improvement[EB/OL].[2018-08-08/2020-05-01] https://arxiv.org/abs/1804.02767.
- [5] 谢林江, 季桂树, 彭 清, 等. 改进的卷积神经网络在行人检测中的应用[J].计算机科学与探索, 2018, 5: 708-718.
- [6] 张富凯,杨 峰,李 策. 基于改进 YOLOV3 的快速车辆 检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 2: 12–20.
- [7] 蒋子阳. TensorFlow 深度学习算法原理与编程实战[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2019.
- [8] 毛星云, 冷雪飞, 等.OpenCV3 编程人门[M].北京: 电子工业出版社, 2015.
- [9] Baron Schwartz, Peter Zaitsev, Vadim Tkachenko. 高性能 MYSQL[M]. 北京: 电子工业出版, 2013.
- [10] 王 硕, 孙洋洋. PyQt5快速开发与实战 [M]北京: 电子工 业出版, 2017.