

基于改进 YOLOv3 的罐车底部接口识别

薛雅丽, 向心, 杨皓文, 孙逸凡
(南京航空航天大学, 江苏 南京 210016)

摘要: 基于改进的 YOLOv3 模型研发一种油罐车底部罐装接口识别系统, 通过截取油库摄像头视频, 剔除无效图片后对图像进行翻转、偏移、高斯滤波等操作, 图像扩充后再对其进行标记, 从而建立底部罐装接口及鹤管编号数据库, 解决其在识别过程中对被遮挡物的错误识别问题, 提高其对油气回收口等小目标的识别能力, 且正确识别出鹤管与底部罐装接口的实际对接情况, 为发油系统提供鹤管对接正确性的判断依据。通过 UDP 协议建立识别系统与第三方系统的通信, 为实现油库作业无人化管理提供技术支持。

关键词: 油罐车; 罐装接口; 目标检测; YOLOv3

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2022)04-0166-03

Bottom Interface Recognition for Tank Truck Based on Improved YOLOv3

XUE Yali, XIANG Xin, YANG Haowen, SUN Yifan

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Based on the improved YOLOv3 model, a recognition system for bottom tanking interface of oil tanker is developed. By intercepting the camera video of the oil depot, the image is flipped, shifted, Gaussian filtered after invalid image removal, and marked after being expanded. Thus the bottom tanking interface and crane tube number database is established, which solves the problem of false recognition of occluded objects in the recognition process, improves its recognition ability for small targets such as oil and gas recovery ports, correctly identifies the actual docking situation of crane tube and bottom tanking interface, and provides the correct judgment basis for crane tube docking of the oil generation system. By establishing the communication between the identification system and the third-party system through UDP protocol, the technical support for the unmanned management of oil depot operations is realized.

Keywords: oil tank truck; canning interface; target detection; YOLOv3

0 引言

在油库公路付油作业中, 由于多仓油罐车具有多个罐装接口, 尤其现在大量使用的底部装车方式, 底部罐装接口都集中在一起。操作人员将下装鹤管接到底部罐装接口上时, 一旦疏忽, 极易接错接口。这不但会造成配送数量错误, 也极易发生混油、冒顶等重大事故。人工智能技术的运用有助于提高油库公路付油作业的智能化水平, 减少人工出错。应用深度学习技术的目标检测算法^[1], 通过大量学习底部罐装接口及鹤管编号^[2]特征, 能更好地应对光照、遮挡等复杂环境, 在不同油库作业时有更优越的性能表现和泛化能力。

为解决油库公路付油作业中操作的人工隐患, 本文在油库付油主系统中引入基于改进 YOLOv3^[3]的接口鹤管对接情况检测子系统。主系统通过 UDP 传输协议与目标检测子系统通信, 控制子系统运行并获取检测结果, 实时判断鹤管与底部罐装接口的对接情况。

1 YOLOv3 实时目标检测算法

YOLOv3 是基于回归预测的一种端到端快速目标检测算法, 其检测流程是基于卷积神经网络从图像中提取一定尺度的特征图, 然后将图像分成 131×3 个小方格, 其中待检测对象的中心总会落在某个小方格中, 因此每个小方格都需要预测中心点落在该方格的物体, 并基于多尺度的锚框预测目标边框。YOLOv3 基于非极大值抑制来避免多个方格同时响应同一物体, NMS 非极大值抑制筛选出置信度最高的目标框, 得到其他目标框与该目标框的交并比 (IoU)。交并比可以通过两个候选框相交的面积除以两个候选框合并后的面积求得。当候选框完全不重合, 其值为 0; 完全重合则为 1。当交并比达到某一限定值时, 便舍弃该目标框, 最终可以得到不重合且置信度最高的目标框。

YOLOv3 的网络模型舍弃了 Softmax 函数, 转而采用逻辑回归分类器。训练部分基于二元交叉熵损失进行目

基金项目: 国家自然科学基金项目 (6207020983)

第一作者简介: 薛雅丽 (1974—), 女, 黑龙江集贤人, 副教授, 工学博士, 研究方向为飞行器鲁棒自适应控制、目标检测及识别、多目标协同控制和多智能体故障诊断与容错控制等。

标类别预测,因为 Softmax 损失函数要求每个框只有一个类别,这有点脱离实际。YOLOv3 在网络优化中基于多标签分类,采用多标记预测类别的方法增加其预测精度。其对每个边界框预测 4 个坐标,网络输出为 t_x, t_y, t_h, t_w 。令特征图中网格单元的左上角坐标是 (c_x, c_y) ,YOLOv3 中每个网格单元的宽和高均为 1。假设锚框的高和宽分别是 p_h, p_w ,再定义目标框中心落在 (b_x, b_y) 处,高和宽分别为 b_h, b_w ,则它们满足:

$$\begin{cases} b_x = \sigma(t_x) + c_x \\ b_y = \sigma(t_y) + c_y \\ b_h = p_h e^{t_h} \\ b_w = p_w e^{t_w} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $\sigma(t_x)$ 和 $\sigma(t_y)$ 代表边界框中心相对于所属小方格左上角的相对横纵坐标,如图 1 所示。

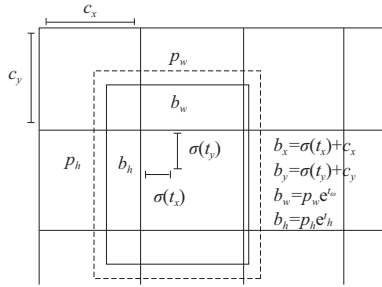


图 1 YOLOv3 边界框预测

针对小目标检测问题,也为了提高网络多尺度的能力,YOLOv3 对每个框都有 3 个不同尺度大小的预测,分别为 $8 \times 8, 16 \times 16, 32 \times 32$ 。此外,YOLOv3 基于 Darknet53 提取特征,一共包含 53 个卷积层,相比于 YOLOv2 采用 Darknet19 网络模型,Darknet53 浮点运算更少,分类速度和分类准确度更加出色,非常适合作为目标检测的特征提取器。

2 罐车底部接口识别改进

2.1 手动选取样本初始聚类框

YOLOv3 使用 K-means^[4]方法,随机选取样本中 9 个点,作为聚类中心,从而计算出 9 个锚框。由于随机选取的聚类中心不同,分类结果也会不同。另一种改进的方法 K-means++^[5]则是对第一个聚类中心进行随机选取,之后的聚类中心选取不再完全随机,而是通过计算每个样本与最近一个聚类中心的距离,利用一定的概率偏重进行限制性选取。

在油库公路付油作业中,因为油罐车的罐装接口常位于底部,摄像头也相应地摆放比较低,同时由于油罐车停车位置不准,并且操作人员会走动,这些都对摄像头拍摄视角产生了一定干扰。对这种角度较偏的图像数据,常规方法计算出的锚框不够准确,使得底部罐装接口及鹤管编号识别效果不佳。

因此,本文对建立的底部罐装接口及鹤管编号样本库进行分析,结合 K-means 和 K-means++ 的计算结果,手动

选定的锚框为 [8, 23 10, 27 11, 27 15, 30 21, 39 25, 44 29, 49 37, 63 59, 161]。通过实验验证,本文手动选取的初始聚类框优于 K-means 和 K-means++,具体效果如表 1 所示。

表 1 油库样本上不同算法的 Avg IoU 比较

Anchor box 生成方法	Anchor box 数量	Avg IoU/%
K-means	9	82.5
K-means++	9	83.4
手动设定	9	85.1

从表中数据可知,手动设定的锚框有更高的 Avg IoU,证明该设定相较于其他两种方法更为合理。

2.2 边界框回归损失改进

在目标检测中,经常使用边框回归处理预测框和目标框,更好地完成目标定位等任务。交并比是常用的边界框回归损失,其损失函数定义公式为

$$L_{IoU} = 1 - \frac{|B \cap B^{gt}|}{|B \cup B^{gt}|} \quad (2)$$

式中: B 为预测框; B^{gt} 是真实框。从数学角度分析可知,预测框与真实框没有交集时, IoU 损失始终为 1, 边框无法回归。因此,改进的 DIoU^[6] 综合考虑目标与锚框的距离、尺度和重叠率,更加符合目标框回归机制。DIoU 定义为

$$L_{DIoU} = 1 - I_{oU} + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} \quad (3)$$

式中: b 为锚框中心点; b^{gt} 是目标框中心点; ρ 代表两点的欧氏距离; c 是囊括目标框与预测框的最小闭包区域对角线长。DIoU 不会在训练时发散,且收敛更快,但忽略了边界框的长宽比。因此,本文改进了 YOLOv3 的损失函数,在 DIoU 基础上添加一个惩罚项 $\alpha\nu$, 定义为:

$$\alpha = \frac{\nu}{(1 - I_{oU}) + \nu} \quad (4)$$

$$\nu = \left(\frac{1}{1 + e^{-\frac{\omega_1}{h_1}}} - \frac{1}{1 + e^{-\frac{\omega}{h}}} \right)^2 \quad (5)$$

式中: α 代表权重函数; ν 度量长宽比的一致性; ω, h 分别是锚框的长与宽; ω_1, h_1 分别是目标框的长与宽。利用这种方法,预测框长宽比会尽量保持与目标框相同,能够提高定位精度。

2.3 检测模块改进

在 YOLOv3 的检测结构中, Darknet53、卷积设置模块和串联 (Concatenate) 模块帮助提取 3 个不同尺寸的图像特征,提取后利用 YOLO 层检测出最终结果。虽然 YOLOv3 是多尺度检测,但考虑到油库公路付油作业中,摄像头角度不正、操作人员移动鹤管以及油气回收口较小等问题, YOLOv3 在检测时会有漏识、误识、重复识别等问题。为进一步提高底部罐装接口及鹤管编号的识别率,还需对网络进行改进,使其能更充分地学习到足够的特征。

因此,本文结合双密度^[7]层思想,改进 YOLOv3 的检测模块,增加其尺度检测上的感受野,提高网络学习能力,改进模块如图 2 所示。

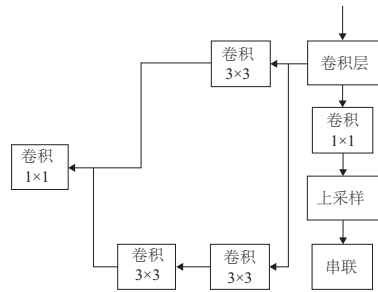


图 2 改进的 YOLOv3 检测模块

对原网络中的两个检测模块分别改进替换,改进中双密度层的思想体现在一个 3×3 卷积和两个 3×3 卷积的并联,能够分别获取大小不同的两种感受野。其中单卷积细节丰富,对油气回收口、摄像角度较偏的小目标等检测效果好;双卷积感受野更大,能很好地检测装油口、鹤管编号等摄像角度理想的大目标。这种改进使网络检测更充分,可提高对底部罐装接口及鹤管编号的识别准确率。

3 罐车底部接口识别实验与分析

3.1 接口鹤管对接情况检测子系统部署

本文设计的改进 YOLOv3 目标检测子系统会在油罐车驶入指定区域后,由油库付油主系统发送指令给子系统,控制子系统的 3 种状态,同时主系统可通过网络获取子系统的识别结果图像,用作人工审阅及后续分析。

子系统模型采用双 GPU 训练、单 GPU 识别的方式进行部署,与主系统确定数据区格式及内容,通过 UDP 传输协议,以应答方式进行数据交换,同时开放共享文件夹;子系统读取网络摄像头视频流并按主系统指令进行识别、校对等操作。

具体检测类别与标记如表 2 所示,编号为 0 的鹤管只能连接油气回收口,编号为 1、2 的鹤管只能连接下装油口。子系统检测后返回相应的物体标签至付油主系统,供其判断对接的准确性。

表 2 油库作业检测目标类别与标签

目标类别	样本标记
下装油口	A
油气回收口	B
鹤管编号 0	0
鹤管编号 1	1
鹤管编号 2	2

3.2 改进 YOLOv3 算法实验分析

在自主建立的底部罐装接口及鹤管编号样本库上,对原 YOLOv3 和本文改进算法分别进行实验,从准确率及实时性上进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 油库样本上不同算法的结果比较

算法	$m_{AP}/\%$	检测速度/ms
YOLOv3	79.44	23.32
本文算法	85.13	25.01

由表中数据可知,由于 GPU 非常支持卷积加速,两种算法在实时性上并没有太大区别,但本文算法精度提升明显。阴雨天下,YOLOv3 的识别效果受雨水、光照影响,因鹤管编号被打湿,则无法识别出鹤管编号 1。本文改进算法则弥补了这一缺陷,正确识别出被雨水打湿的鹤管编号 1,如图 3 所示。该算法对环境的抗干扰能力较强,能较好地应对雨天、光线昏暗、遮挡等不利情况。

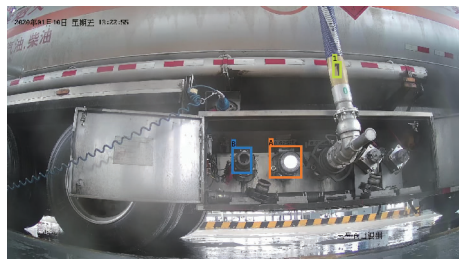


图 3 改进算法阴雨天气识别效果

图 4 是本文改进算法在夜间灯光、操作人员遮挡等情况下的识别效果。改进算法通过引入更好的边框回归,对底部罐装接口及鹤管编号的定位都比较准确,同时借鉴了双密度层思想,改进的检测模块能较好地解决摄像头角度不正、人员遮挡等带来的大小目标识别问题。



图 4 改进算法在昏暗、遮挡等条件下的识别效果

4 结语

本文针对油库公路付油作业的人工安全隐患,提出了一种基于改进 YOLOv3 的接口鹤管对接情况检测算法。通过深入分析油罐车底部罐装接口及鹤管编号样本库的 (下转第 199 页)

表2 振动测试结果

参数	主轴状态	测试时间/ min	设计值	实测数据		
				第1次	第2次	第3次
振动值	正常 主轴	30	$C \leq 6$	$C=3.9$	$C=3.5$	$C=3.7$
			$K \leq 4$	$K=2.3$	$K=2.1$	$K=2.2$
		60	$C \leq 6$	$C=4.3$	$C=4.7$	$C=4.5$
			$K \leq 4$	$K=3.2$	$K=2.9$	$K=3.3$
		90	$C \leq 6$	$C=4.1$	$C=4.3$	$C=3.8$
			$K \leq 4$	$K=2.9$	$K=2.8$	$K=2.6$
	故障 主轴	30	$C \leq 6$	$C=6.6$	$C=7.2$	$C=6.9$
			$K \leq 4$	$K=4.3$	$K=4.6$	$K=4.2$
		60	$C \leq 6$	$C=7.3$	$C=7.7$	$C=6.9$
			$K \leq 4$	$K=4.5$	$K=4.9$	$K=5.1$
		90	$C \leq 6$	$C=7.8$	$C=7.9$	$C=7.7$
			$K \leq 4$	$K=5.2$	$K=4.8$	$K=4.6$

正常主轴和故障主轴的温度与振动的设计值都是一样的,温度值的设计上限是 65℃,振动值的波峰因子临界值为 6,峭度值临界值为 4。从正常的无故障主轴测试装置的试验结果来看,高速主轴连续运转之后,高速主轴的温度和振动基本保持在合理的精度范围之内,随着试验时间的增加,轴承处的温度和振动有明显的升高,总体上与速度和时间成正比例关系;对于存在故障的主轴,从测试结果来看温度和振动参数明显高于正常值,而且随着试验时间的延长温度和振动越来越厉害,尤其是温度值 2 所测的数据相对温度值 1 高出很多,基本可以判定在温度值 2 测点的轴承存在故障。试验结果验证了高速电梯主轴组件综合性能检测方法和失效判据是正确的。

5 结语

高速电梯主轴作为电梯曳引机的核心部件,主轴组件的轻微失效可能导致曳引机异响或者振动,严重失效可能

导致曳引轮移位从而引起曳引轮槽加速磨损、曳引绳滑出曳引轮槽等,对电梯使用形成严重的安全隐患。特别是超高速电梯,一旦发生主轴断裂或者轴承损坏,将直接导致电梯安全事故,后果不堪设想。目前市场上常规的主轴均由铸铁制成,由于在铸造过程中经过大量检测,因此在安装至高速电梯曳引机后往往都不再检测,但主轴在铸造完成并加装后,在长期的高速使用过程中可能会对主轴产生损伤,造成主轴强度下降和安全隐患,因此对其进行综合性能分析及主轴组件的寿命预测有着重要的现实意义。通过检测后,可以根据使用状况及时更换曳引机主轴组件,从而更大程度地消除由于主轴组件失效所导致的安全隐患。

参考文献:

- [1] 吴慧. 高速曳引电梯的动态特性研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2013.
- [2] 蔡嘉礼. 电梯机械系统动态特性研究[J]. 建筑工程技术与设计,2017(14):2581.
- [3] 周广宇. 基于 Labview 的提升机轴承振动监测与故障诊断系统研究[D]. 青岛:山东科技大学,2012.
- [4] 钟华. 潜水电泵可靠性强化试验与统计分析的研究[D]. 杭州:浙江大学,2006.
- [5] 方晶敏,陈文华,马子魁,等. 小型潜水电泵失效检测技术与方法的研究[J]. 水泵技术,2007(5):27-31.
- [6] 陈文华,方晶敏,马子魁,等. 潜水电泵失效检测技术与方法[J]. 工程设计学报,2007,14(6):443-448.
- [7] XU Y, XUE X Y, SUN Z, et al. Online spraying quality assessment system of plant protection unmanned aerial vehicle based on Android client [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 166: 104938.
- [8] 蔡先锋. 选煤厂设备健康状况监测系统的应用研究[J]. 选煤技术,2015(6):66-70.
- [9] 高尚晗. 机床主轴动态特性及铣削稳定性研究[D]. 上海:上海交通大学,2009.
- [10] 武雪峰. 煤层冲压一体化卸压增透物理模拟试验研究[D]. 重庆:重庆大学,2017.

收稿日期:2021-04-09

(上接第 168 页)

特点,手动选取了合适的聚类中心,并改进了边界框回归损失计算方法。同时针对 YOLOv3 中单一尺度的检测模块,基于双密度层思想设计了新的检测模块,合理运用单、双卷积的并联,提供给 YOLOv3 两种不同感受野,改善网络对小目标的检测识别效果。本文改进算法在油库实际场地进行了现场测试,测试结果显示:识别系统一直保持稳定运行;准确率及实时性均满足油库作业要求,具有较高的实用价值。

参考文献:

- [1] 金肖,叶锦华,杨素珍. 多特征融合视频火灾识别研究[J]. 机械制造与自动化,2019,48(4):163-167.
- [2] 张小迪,崔海华,程筱胜,等. 一种基于同心圆的环形编码标志设计与检测[J]. 机械制造与自动化,2020,49(2):133-136,157.
- [3] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018-01-20) [2021-03-12]. <https://www.xueshufan/publication/2796347433>.

xueshufan/publication/2796347433.

- [4] KANUNGO T, MOUNT D M, NETANYAHU N S, et al. An efficient k - means clustering algorithm: analysis and implementation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881-892.
- [5] KARLOFF H, SURI S, VASSILVITSKII S. A model of computation for MapReduce [C]//Proceedings of the Twenty - First Annual ACM - SIAM Symposium on Discrete Algorithms. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2010.
- [6] ZHENG ZH, WANG P, LIU W, et al. Distance - IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [7] WANG R J, LI X, LING C X. Pelee: A real - time object detection system on mobile devices [EB/OL]. (2018-04-18) [2021-03-12] <https://arxiv.org/abs/1804.06882>.

收稿日期:2021-03-24