

文章编号: 2095-2163(2020)05-0047-05

中图分类号: TP399

文献标志码: A

基于YOLOv3-tiny检测和KCF追踪算法的受电弓故障检测

杨晨¹, 邵丽丽², 牛慧敏¹, 李婷¹, 王涛¹, 巩秀钢¹

(1 山东理工大学 计算机科学与技术学院, 山东 淄博 255049; 2 山东万腾电子科技有限公司, 济南 250101)

摘要: 为避免因受电弓脱落、羊角缺失而引发的列车运行安全的问题,提出了一种追踪受电弓的方法,通过监控视频对受电弓脱落、羊角缺失等进行追踪,当受电弓发生故障时及时预警。为解决KCF算法追踪过程中目标丢失无法找回的问题,引入了一种检测机制对KCF追踪算法进行矫正,通过对摄像头捕捉到的约20000张图片以及3个视频作为训练样本,利用训练样本对YOLOv3-tiny网络进行离线训练,生成预测模型;最后利用训练好的模型和改进后KCF算法对摄像头的监控图像进行线实时追踪,发现对于受电弓脱落、羊角缺失等现象的追踪检测的精确率为91.3%,高于YOLOv2-tiny算法和YOLO-tiny算法。

关键词: 受电弓故障; 目标追踪; KCF算法; YOLOv3-tiny检测算法; 预警

Detection of pantograph faults based on YOLOV3-tiny detection and kcf tracking algorithm

YANG Chen¹, SHAO Lili², NIU Huimin¹, LI Ting¹, WANG Tao¹, GONG Xiugang¹

(1 College of computer science and technology, Shandong University of Technology, Zibo Shandong 255049, China;
2 Shandong wandeng technology co. LTD, Algorithm group, Jinan 250101, China)

[Abstract] In order to avoid the train running safety problems caused by falling off pantograph and missing amniotic horn, a method of tracking pantograph is put forward. It can track falling off pantograph and missing amniotic horn through surveillance video, and give early warning when pantograph fails. In order to solve the problem that the target is lost and cannot be recovered in the tracking process of KCF algorithm, a detection mechanism is introduced to correct the TRACKING algorithm of KCF. About 20,000 pictures and 3 videos captured by the camera are used as training samples. The training samples are used for offline training of Yolov3-Tiny network to generate a prediction model. Finally, the trained model and the improved KCF algorithm were used to track the monitoring images of the camera online in real time, and it was found that the accuracy rate of tracking and detection of pantograph falling off and missing ram horns was 91.3%, higher than that of Yolov2-Tiny algorithm and YOLO-Tiny algorithm.

[Key words] Pantograph; Target tracking; KCF algorithm; YOLOv3-tiny detection algorithm; Safe state

0 引言

随着我国经济的快速发展,国民生产总值不断增长,铁路作为国家经济的动脉,其发展牵动着经济增长,所以各大城市大规模建设铁路网以此带动经济发展^[1]。当前,我国高铁以平均300km/h的速度稳定运行在纵横交错的铁路网上。列车以如此之快的速度稳定运行,动力获取是关键,而动力是由电力牵引机车从接触网取得电能得到的,把这种传送电能的电气设备称之为受电弓^[2]。列车行驶中受电弓和羊角的正常状态如图1、图2所示。

受电弓是城市轨道车辆从电网中获取电能的关键设备,其质量决定着列车的电能传输和运行安全^[3]。由国家运输局公布的数据显示,在列车运行中由供电系统造成的故障是当年铁路故障的三分之一甚至更高^[4],由此可见,对受电弓进行实时的故障检测是至关重要的。对受电弓进行快速而准确的故障检测,以此来减少铁路事故的发生^[5]。受电弓故障的类型如图3、图4所示,图3为受电弓因电弧打火而脱离高压线使火车失去动力,图4为受电弓羊角缺失。

障检测是至关重要的。对受电弓进行快速而准确的故障检测,以此来减少铁路事故的发生^[5]。受电弓故障的类型如图3、图4所示,图3为受电弓因电弧打火而脱离高压线使火车失去动力,图4为受电弓羊角缺失。



图1 受电弓正常运行图

Fig. 1 Normal operation diagram of pantograph

作者简介: 杨晨(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉、目标追踪;巩秀钢(1970-),男,博士,副教授,主要研究方向:物联网技术及应用。

通讯作者: 巩秀钢 Email: gong_xg@sdut.edu.cn

收稿日期: 2020-03-07



图2 羊角正常示意图

Fig. 2 Schematic diagram of normal ram horn



图3 受电弓脱落

Fig. 3 The pantograph falls off



图4 羊角缺失

Fig. 4 Ram horns are missing

目前,受电弓检测技术主要有接触式和非接触式两种检测方式^[6]。人工检测受电弓故障是接触式传统的检测方式,见图5。该方法不但效率低,精度差,检测时还要占用线路,干扰正常行车,而且属于高空作业,存在着误判和安全问题。随着科技的不断发展,非接触式检测技术也越来越成熟,针对列车的检测也逐渐向自动化、智能化的在线检测方向发展,即通过相关设备以及图像对受电弓进行故障检测。近几年,受电弓故障检测技术也在不断提升,各种针对受电弓故障检测的方法中,基于图像边缘检测方法应用最为普遍。采用边缘检测来检测受电弓图像,并对图片进行霍夫变换分析的方法,分析判断受电弓是否存在故障^[7],但该方法的精确度不够高,对于复杂背景只通过图像来检测会造成疏漏;采用紫外光的方法对受电弓进行故障检测^[8],但该方法需要改造装置并额外配备专业的设备去进行检测,这样不仅耗费人力物力,还使成本的增加;采用图像预处理和图像边缘提取的方法对受电弓进行检

测^[9],利用传统算法对图片中受电弓上下边缘的距离进行比较,从而来判断受电弓的磨损程度,但传统图像算法精度低,会出现误判的情况;利用小波变换的基于边缘检测方法对受电弓进行检测,实验表明利用小波变换的边缘检测方法相对于传统图像的边缘检测算法更不容易受外界干扰,但是该方法针对复杂的图像,处理效果不如深度学习^[10]。



图5 人工检测受电弓

Fig. 5 Manual detection of pantograph

深度学习相关算法由于其较高的精确度以及较好的鲁棒性被广泛的应用在各个领域。基于深度学习的追踪算法在追踪算法的基础上加入一种检测机制,在精确的追踪到目标的同时保证了追踪的实时性。目标追踪保证了实时性,其网络结构较浅,追踪目标丢失不易找回是该类算法的一大缺点。为了既能精确追踪目标又能保证实时性,本文选择 KCF 追踪算法,并在 KCF 算法的基础上引入了 YOLOv3-tiny 检测算法,对获取的受电弓图像进行处理,对受电弓故障进行实时的检测和故障报警。

1 受追踪追踪检测受电弓法介绍

本文所提出的基于 YOLOv3-tiny 检测和 KCF 追踪算法的受电弓故障检测主要包括目标追踪和目标检测两个部分,目标追踪完成对受电弓和羊角的追踪检测,当追踪目标丢失时,目标检测会通过当前帧的检测,完成对目标的找回。

1.1 目标追踪

目标追踪是机器视觉的一个重要研究方向,有着广泛的应用,比如:无人驾驶,视频监控等。从粒子滤波算法^[11-12],均值漂移算法^[13-14],光流法^[15]等经典追踪方法,到相关滤波的算法,再到最近几年来出现的深度学习的相关算法,方法越来越多。由于经典方法无法处理和适应复杂的跟踪变化,其鲁棒性和准确度都不能满足现在的要求,所以深度学习和相关滤波追踪算法得到越来越多的应用。

相关滤波器算法,简称 KCF 算法,该算法是一种基于循环矩阵的核跟踪算法,解决了密集采样的问题,利用傅里叶变换快速实现检测的过程,从而降低

了运算量,提高了运算速度。在训练分类器的时候,一般以离目标较近的为正样本,离目标较远的为负样本,这样就能够学习到一个区域内所有的图像块特征。KCF算法针对线性不可分的情况,引入核技巧映射到高维之后线性可分,其中高斯核函数表达式^[16]为

$$k^{uv} = \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma^2} [\| u \|^2 + \| v \|^2 - 2F^{-1} \left(\sum_c \hat{u}_c^* \cdot \hat{v}_c \right)] \right\}. \quad (1)$$

式中: σ 为函数的宽度参数,即标准差; u 和 v 表示两个样本; \hat{u}_c 和 \hat{v}_c 是指样本在第 c 个通道的傅里叶变换形式; F^{-1} 为逆傅里叶变换; \hat{u}_c^* 是 \hat{v}_c^* 的复数共轭矩阵; “ \cdot ” 为点乘操作^[16]。

KCF算法将目标区域进行循环位移采集正负样本,目的是为了训练一个判别函数 $f(t) = w^T t$, 即岭回归判别函数,这样就最小化了样本 x_i 和回归目标 y_i 的平方误差权值 w_i 。最小代价函数表示为

$$\min_w \sum_i [f(x_i) - y_i]^2 + \lambda \| w \|^2. \quad (2)$$

其中, λ 是正则化参数,目的是防止过度拟合。

引入高斯核函数 $k(u, v) = \langle \varphi(u), \varphi(v) \rangle$, 将解 w 映射到高维空间后表示样本的线性组合为 $w = \sum_i a_i \varphi(u_i)$, a 是对偶空间, w 是原始空间,变量优化在 a , 所以(2)式中需要将优化的变量由 w 转变为 a , 表示为

$$a = F^{-1} \left\{ \frac{F(e)}{F[k(u, v)] + \lambda} \right\}. \quad (3)$$

正负样本对分类器进行训练,通过训练分类器会得到一个响应结果,即为

$$f(z) = w^T z = \sum_i a_i k(u_i, z_i). \quad (4)$$

其中, z 为输入的图像,响应矩阵的最大值即为该图像的目标位置。

1.2 目标检测

近年来,在计算机视觉领域中,目标检测算法有着广泛的应用,比如:人脸识别、面部检测等。YOLO系列算法是目前目标检测领域中的经典算法,算法的思想为:特性图中的每个元素也是对应原始图片的一个小方块,利用每个元素预测中心点在该小方格内的目标。

YOLOv3是目前YOLO系列应用最广泛的算法,其性能和鲁棒性较YOLOv1和YOLOv2都有较好的提升,很多工程项目都会用到YOLOv3。YOLOv3的算法原理也很简单,引入了Darknet-53残差模

型和FPN架构,YOLOv3有三个输出,维度分别是: $(52 * 52 * 75)$ 、 $(26 * 26 * 75)$ 和 $(13 * 13 * 75)$ 。其中,最后一个维度75代表 $3 * (20+5)$,20表示VOC数据集的类别数,5表示每个目标预测框的 tx, ty, tw, th, to , 3表示某一特征图的先验框的数目,因为YOLOv3只有针对每一个特征层存在3个先验框,这也使得YOLOv3可以实现多尺度检测。

YOLOv3-tiny是YOLO系列中轻量级的目标检测算法,相对于YOLO系列,轻量级的速度有了很大的提升。对于速度要求比较高的,YOLOv3-tiny是首要选择,具体的结构如图6所示。

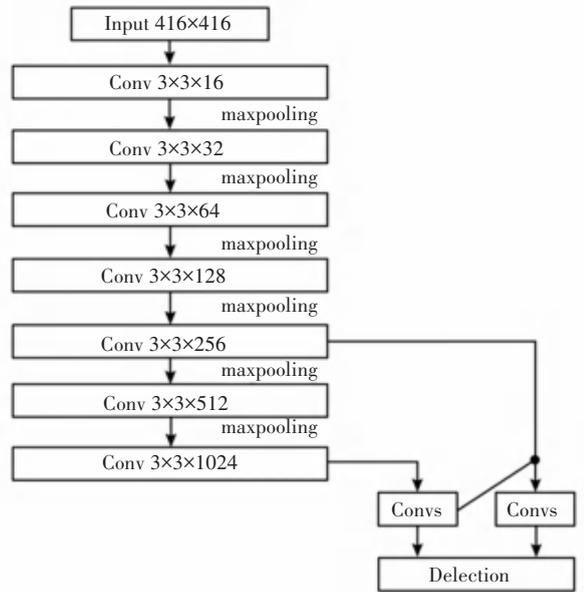


图6 YOLOv3-tiny的网络结构

Fig. 6 YOLOv3-tiny network structure

YOLOv3-tiny作为YOLO系列目标检测算法的轻量级算法,在YOLOv3算法的基础上去掉一些特征层,保留了2个独立预测分支。主干网络具有7个 $3 * 3$ 的卷积层^[18],6个池化层,前5个池化层步长为2,最后一个池化层步长为1。模型输入图片尺寸为 $416 * 416$,经过前5个池化层后,得到特征图的大小为 $13 * 13$ 。

卷积神经网络包括浅层网络和深层网络^[19]。目标追踪对于实时性的要求较高,为了达到实时性的需求,浅层网络更加适合本文算法的要求,所以本文选择YOLOv3-tiny检测算法对KCF算法进行矫正。

2 受电弓故障追踪检测

本文所研究的基于YOLOv3-tiny和KCF算法的火车受电弓故障检测,利用安装在火车顶部的工业摄像机采集的视频图像作为输入,用边框标注主要追踪检测的受电弓易出现故障的部分,利用KCF算

法对受电弓进行实时追踪,采用帧差法对追踪目标丢失现象进行检测。对于追踪过程中出现的目标丢失现象,利用 YOLOv3-tiny 进行检测找回,并判断是否因出现故障而导致追踪失败,受电弓故障检测流程如图 7 所示。

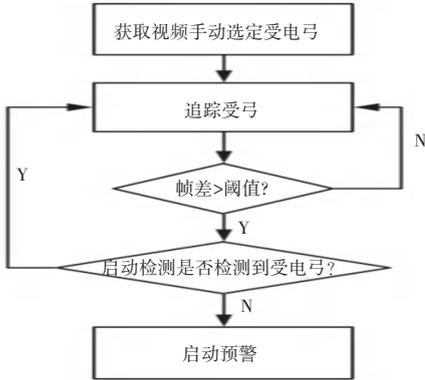


图 7 受电弓故障检测流程图

Fig. 7 Flowchart of pantograph fault detection

2.1 羊角缺失追踪检测

采用 KCF 和 YOLOv3-tiny 结合的算法模型进行羊角缺失检测。首先利用 KCF 算法对视频图像进行追踪,并利用帧差法对每两帧图像进行比较,检测是否追踪目标丢失,若目标丢失,则用 YOLOv3-tiny 检测算法对当前帧的视频图像进行检测,检测到目标后则继续追踪,检测失败则表示目标发生形变,即出现了故障现象,立即启动预警装置并报警。对视频图像采取每隔若干帧(如 50 帧)检测一次,若未检测到目标则立即启动预警装置。

2.2 受电弓脱落追踪检测

在受电弓脱落故障检测时,首先利用 KCF 追踪算法实时追踪火车受电弓,记录受电弓标注框初始四个关键点坐标,在跟踪受电弓的过程中,更新受电弓标注框的坐标,设定一个阈值(本文设置为 15,可以调整),当跟踪的帧数大于设定的阈值,计算当前受电弓四个关键点的坐标与其初始坐标所产生的位移,判断总位移是否超过设定的阈值,若超过则启动 YOLOv3-tiny 检测算法对当前帧进行目标检测,目标是否因发生形变或者发生故障而导致追踪失败,检测失败则启动预警装置。

3 结果分析

为了检测本文提出的受电弓追踪检测故障方法的性能,选取了不同环境下的列车运行时受电弓状态的 500 张图片作为测试集。

3.1 评价指标

平均精度均值(mAP)是预测目标位置以及类别的

相关算法的性能评价标准。针对受电弓追踪检测故障方法的性能评价,本文采用平均精度均值(mAP),来检测算法的性能。mAP 对于评估目标定位模型、目标检测模型非常适用,反映了算法的查准率(Precision)、召回率(Recall)的平均性能。查准率是识别正确的结果在所识别的结果中所占的比率,即对正样本的概率;召回率是识别正确的结果占数据集中所有要识别出的总数的比率,即能将负样本错分为正样本的概率。其查准率和召回率的计算公式(5)如下:

$$\text{precision} = \frac{t_p}{t_p + f_p}, \quad (5)$$

$$\text{recall} = \frac{t_p}{t_p + f_n}.$$

其中: t_p 表示正确预测包含该类别的数量,即将正样本识别为正样本的数量; f_p 表示错误预测的不包含该类别目标数量,即将负样本识别为正样本的数量; $t_p + f_p$ 表示识别出该类别目标图像数量; f_n 表示错误预测该类别目标的数量,即将正样本识别为负样本的数量; $t_p + f_n$ 表示含有该类别目标的图像数量。利用 IOU 来分辨检测结果是否正确,通常阈值选为 0.5。对所有类别的平均精度值计算其均值,即平均精度均值 mAP,计算公式(6),用平均精度值来表示模型的性能。

$$mAP = \frac{\sum Precision}{t_p + f_n + f_p + t_n} = \frac{\sum Precision}{N}. \quad (6)$$

其中, $Precision$ 表示查准率, N 为全部图像数量,即测试集的数量。

3.2 算法性能分析

表 1 中给出了本文算法、YOLO-tiny 检测算法和 YOLOv2-tiny 检测算法在同一数据集中的检测性能对比。

表 1 数据集上的测试结果

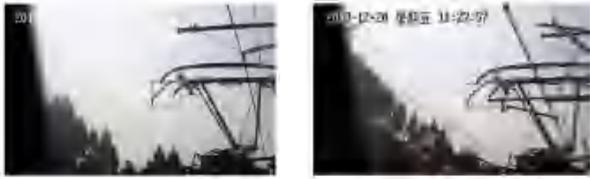
Tab. 1 Test results on the dataset

算法	mAP/%	召回率/%
YOLO-tiny	0.87	0.86
YOLOv2-tiny	0.79	0.83
本文算法	0.91	0.93

通过表 1 可以看到,在同一数据集上,本文算法得到的 mAP 是 0.91,召回率是 0.93,优于 YOLO-tiny 和 YOLOv2-tiny,具有较高的检测精度和召回率。

3.3 结果展示

本文所提出的算法对羊角的检测画面如图 8 所示。在各种电线交错的复杂背景下,本算法可以对羊角进行准确识别。



(a) 羊角检测 (b) 复杂背景下的羊角检测
(a) Horn detection (b) Horn detection in complex background

图8 羊角检测结果展示

Fig. 8 Display of horn detection results

本算法对受电弓的检测画面如图9所示。不论是在电线交错的复杂背景下,还是在光线较暗的隧道里,还是在光照强度较大的情况下,本算法都能够对受电弓进行准确识别。



(a) 复杂背景下的受电弓检测 (b) 正常背景的受电弓检测
(a) Pantograph detection under complex background (b) antograph detection in normal background



(c) 在隧道里的受电弓检测 (d) 光照较强时的受电弓检测
(c) Pantograph detection in a tunnel (d) Pantograph detection under strong light

图9 受电弓检测结果展示

Fig. 9 Display results of pantograph detection

当发生受电弓断裂和脱落以及羊角缺失的故障时,算法能够检测到故障并及时预警,如图10所示,以此来保障行车的安全。



(a) 受电弓故障预警 (b) 受电弓故障预警
(a) Early warning of pantograph failure (b) Early warning of pantograph failure



(c) 羊角缺失预警
(c) Warning of missing horns

图10 异常情况预警

Fig.10 Early warning of abnormal conditions

4 结束语

本文利用YOLOv3-tiny检测算法和KCF追踪算法来检测列车行驶中受电弓的状态,对监控视频进行实时的追踪检测。当发现受电弓出现故障时系统会自动预警,以便工作人员做出相应的解决措施。该算法在数据集上进行实验验证后发现,受电弓追踪检测的精确达到了91%,召回率达到了93%,保障了受电弓追踪检测实时性。

参考文献

- [1] 窦旺. 地铁车辆受电弓系统工作原理思考[J]. 科技资讯,2018,16(13):27+29.
- [2] 杨东军,钱学明. 采用分类学习的电气化机车受电弓拉弧检测方法[J]. 西安交通大学学报,2017,51(2):79-83.
- [3] 冯勇,宋天源,钱学明. 基于深度学习的高铁受电装置安全状态快速检测方法[J]. 西安交通大学学报,2019,53(10):109-114.
- [4] 杨家伟. 地铁受电弓强度及疲劳可靠性研究[D]. 西南交通大学,2017.
- [5] 马莉,王泽勇,高晓蓉,等. 图像处理技术在受电弓滑板检测中的应用[J]. 机车电传动,2009(5):47-48+52.
- [6] 韩志伟,刘志刚,张桂南,等. 非接触式弓网图像检测技术研究综述[J]. 铁道学报,2013,35(6):40-47.
- [7] 姚兰,肖建. 基于模糊熵和Hough变换的受电弓滑板裂纹检测方法[J]. 铁道学报,2014,36(5):58-63.
- [8] 蒲文旭,陈唐龙,刘宝轩,等. 基于紫外光的弓网电弧检测系统研究[J]. 仪表技术与传感器,2014(7):64-67.
- [9] 曾攀,王俊玮,邓久强,等. 基于计算机视觉的受电弓滑板磨损图像的识别[J]. 无线互联科技,2016(7):104-106.
- [10] 张辉,罗林,王黎,等. 基于改进多尺度小波的受电弓滑板边缘检测[J]. 信息技术,2015(3):190-192+196.
- [11] WU Y, LIM J, YANG M. Online object tracking: a benchmark [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.
- [12] HONG H, WANG L, SHI Z. Simplified particle PHD filter for multiple-target tracking: algorithm and architecture [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2011, 120: 481 - 498.
- [13] WANG F, YE J. A novel fragments-based tracking algorithm using mean shift [C]//IEEE International Conference on Control Automation Robotics and Vision, 2008: 694-698.
- [14] VOJIR T, NOSKOVA J, MATAS J. Robust Scale-Adaptive Mean-Shift for Tracking[J]. 2013.
- [15] DENMAN S, CHANDRAN V, SRIDHARAN S. An adaptive optical flow technique for person tracking systems [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(10): 1232-1239.
- [16] 刘欢,李春庚,安居白,等. 基于核相关滤波的多目标追踪[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(12):162-169.
- [17] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436.
- [18] 杨磊,王少云,刘力冉,等. 一种智能视频监控系统中的行人检测方法[J]. 计算机与现代化,2019(11):69-74.