

DOI: 10.7652/xjtuxb201702013

采用分类学习的电气化机车受电弓拉弧检测方法

杨东军¹, 钱学明²

(1. 中车青岛四方车辆研究所有限公司电气事业本部, 266000, 山东青岛;

2. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对高铁等电气化机车受电弓拉弧实时监控中的高虚警对机车运行带来的干扰问题, 提出了一种分类学习的实时拉弧检测和报警方法。该方法首先通过梯度投影快速确定受电弓所在区域, 然后在受电弓区域寻找潜在拉弧区域, 接着提取区域内边缘梯度直方图, 并用分类学习方法判断其是否存在拉弧, 最后采用多帧平滑滤波方法确定长持续受电弓拉弧。实验结果表明, 采用多帧平滑滤波的方法相对于单帧拉弧检测方法能提升正确检测率约8%, 同时降低虚警约32%。

关键词: 高铁; 地铁; 运行状态监控; 受电弓; 电弧

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)02-0079-05

An Arc Detection Approach for Pantograph of Electric Locomotive Using Classification Learning

YANG Dongjun¹, QIAN Xueming²

(1. Electric Business Headquarter, CRRC Qingdao Sifang Rolling Stock Research Institute Co. Ltd., Qingdao, Shandong 26600, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An online arc detection approach using classification learning is proposed to solve the interference problem during locomotive running due to high false alarms in the real-time on-line monitoring of pantograph arc detection for electric locomotives. The approach firstly determines pantograph region through gradient projection. Then candidate arc regions are searched in the determined region, histograms of gradient image in these regions are extracted, and the classification learning approach is used to determine whether a frame is an arc or not. Finally, a multi-frame smoothing based approach is proposed to detect the pantograph arc clip. Experimental results show that the proposed multi-frame smoothing based approach improves the correct detection rate by about 8% and reduces the false alarm by about 32%.

Keywords: high speed railway; subway; state monitoring; pantograph; electric arc

在铁路运输进行高速智能化的时代, 高铁、地铁等电气化机车在我国交通系统中起到重要作用。目前, 高铁以平均 300 km/h 的速度稳定运行, 标准动车以 200~250 km/h、地铁以 60~80 km/h 的速度运行。高铁、地铁等轨道交通系统, 都要通过电网来获取动力, 在机车电力设备和运营电网之间衔接的

取电设备称为受电弓。

接触网和受电弓是电气化铁路的主要供电设备, 弓网的运行关系对正常运营起着非常重要的作用。因弓网间的接触压力、接触线的抬高值相差较大和列车运行中附着物悬挂等原因, 受电弓与接触线在脱离(离线)时会形成电弧, 这种电弧通常称为

收稿日期: 2016-08-13。 作者简介: 杨东军(1978—), 男, 工程师; 钱学明(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61173109, 61373113, 61332018); 中车研究基金资助项目(F15-11-1)。

网络出版时间: 2016-11-24

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20161124.1902.010.html>

拉弧。长时间高强度的受电弓拉弧将造成供电断续,电弧的高温溶蚀将导致碳滑板磨耗加快、瞬间尖峰电流辐射等不良后果。因此,实时视频监控受电弓并进行图像智能分析和记录,对受电弓拉弧区段进行检查和预警,对高铁地铁的安全运营有非常重要的意义。

现有受电弓拉弧检测采用摄像和人工分析的方法,该方法需要耗费大量的人力物力,存在主观性并且难以达到实时安全状态监测和预警。因此,近年来,对受电弓进行实时在线监测并进行拉弧报警成为本领域中一个热点的研究课题^[1-9]。例如:袁欢等人提出对拉弧目标图像进行特征提取,分析了电力线、受电弓、拉弧等目标的边缘分布特性,并依托此特性进行受电弓拉弧检测^[1];马莉等人分析了受电弓的边缘特性,直观给出了受电弓在不同的边缘检测算子下的边缘分布,并按照边缘特性用人工阈值方法进行拉弧判断^[2];曾攀等人提出通过图像预处理和边缘提取的方法进行受电弓区域检测,通过分析受电弓上下边缘的距离来自动研判受电弓的磨损情况^[3]。文献[3]还比较了多种边缘提取方法如Canny算子、Hough直线段检测以及基于神经网络的分类器的性能。然而,现有方法^[1,6]都是采用受电弓图像边缘特性并结合经验判断方法进行受电弓拉弧检测,由于高铁、地铁等电气化机车运行环境复杂,在实时检测中会产生大量的误检,导致虚警过大,干扰机车全运行,因此本文提出分类学习的方法以消除传统方法靠经验判断所导致的高虚警问题。

姚兰等人提出一种基于模糊熵及Hough变换的受电弓滑板裂纹检测方法^[4-5],在Hough变换检测到受电弓区域后采用基于极角约束变换的方法进行裂纹提取以剔除非裂区域,以提升受电弓裂纹判断的性能。除了常用的可见光图像分析之外,利用受电弓拉弧特性中所特有的紫外或者红外图像显著特性进行检测能够有效消除噪声干扰^[7]。张辉等人提出了一种基于多尺度小波变换的受电弓滑板检测方法,研究表明采用多尺度小波变换和Canny边缘检测相结合,能有效提升受电弓滑板检测的性能^[6]。

然而,目前在受电弓状态监测和预警方面,常用的边缘检测结合经验阈值的判断方法难以实现对电气化机车安全运行造成严重影响的长持续时间、高强度的受电弓拉弧进行实时监测和安全报警,因此现有方法在受电弓的运行状态监控应用中存在较大的安全隐患。针对现有方法对长持续时间、高强度的拉弧检测性能不佳的问题,本文提出一种基于分

类学习和多帧融合平滑滤波的受电弓拉弧检测方法。该方法能够有效消除噪声干扰,达到对受电弓区域的高效定位,还能有效消除运行环境中环境光的影响。本文将受电弓检测方法转换成一个分类问题,可以降低经验阈值判断方法在受电弓拉弧检测中的虚警率。

1 受电弓拉弧检测方法描述

本文中所提出的基于分类的受电弓拉弧检测方法的系统流程如图1所示,主要包括在线检测和离线训练两大环节。接下来,分别对在线和离线系统中所采用的相关方法进行详细介绍。

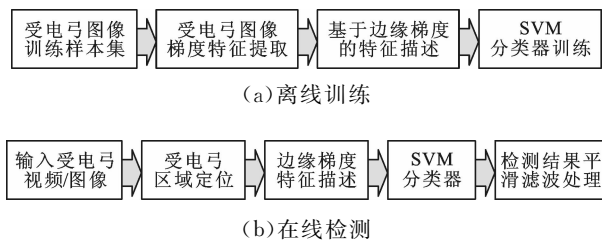


图1 受电弓拉弧检测系统流程框图

1.1 受电弓拉弧分类器离线训练系统

本文离线分类器训练系统流程如图1a所示,其中包括如下3个步骤。

步骤1 挑选包含拉弧的受电弓视频图像作为正样本,记录拉弧区域在图像中的坐标位置及其高宽信息。部分正样本示例如图2所示。随机选取非拉弧帧中的相应区域作为负样本,部分负样本示例如图3所示。

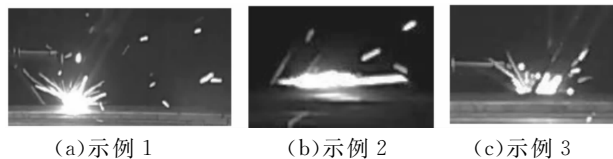


图2 受电弓拉弧正样本示例图

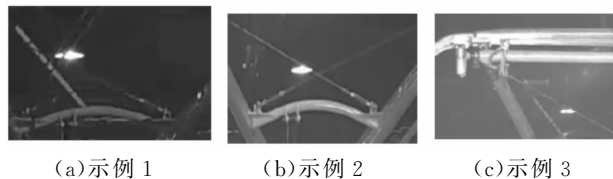


图3 受电弓拉弧负样本示例图

步骤2 对挑选出来的正负面训练样本图像,采用Canny算子提取边缘并获取图像的梯度图。在梯度图的基础上,提取每个像素点的梯度方向,并构建梯度方向直方图。文中设定梯度方向数为8。相应的正负样本图像区域的方向直方图特征作为训练特征

以进行分类判别。

步骤3 利用文献中所提供的 libSVM 分类器^[10-11], 将正负样本对应的方向直方图特征送入分类器中。在分类器训练中, 选用常用的 RBF 核函数, 其中核参数采用文献[11]中默认的值, 收敛迭代误差为 10^{-6} , 或者迭代次数为 5 000。

1.2 受电弓拉弧在线检测系统

本文中在线电弧检测系统如图 1b 所示, 其中包括如下 5 个步骤。

步骤1 检测受电弓视频中受电弓所在的区域。令 W 、 H 分别表示图像的宽度和高度。鉴于受电弓运行是水平放置的先验信息, 在受电弓区域检测中采用 Canny 算子提取图像在垂直方向的梯度图, 记为 $G(h, w)$, 其中宽度 $w=1, \dots, W$; 高度 $h=1, \dots, H$ 。

在梯度图的基础上, 通过将梯度图向垂直方向做投影, 获得相应的投影曲线 $f(h)$, 其表达式如下

$$f(h) = \sum_{w=1}^W G(h, w) \quad (1)$$

从投影曲线中的最上方的最大跃变位置, 可以判断受电弓的上边沿。设受电弓上边沿距离图像顶部的距离为 d 。鉴于受电弓在运行过程中位置变化相对较小, 因此在直线段检测中, 本文采用水平梯度强度约束加权的方法, 这样可以有效消除受电弓区域定位中所带来的噪声干扰。图 4 给出了不含拉弧的受电弓位置定位方法效果。图 5 给出了含有拉弧的受电弓位置定位方法效果。

步骤2 受电弓拉弧时有个明显特性: 电弧中心的亮度非常高、电弧的形状不规则, 并随时间的变化而变化。电弧发生的位置中心是导线和受电弓接触的点。因此根据该领域相关知识, 首先在受电弓电弧位置检测中, 将受电弓上方的亮度极值点设置为潜在电弧种子点; 然后以电弧种子点中心为基础划定一个高度为 $h=3d/4$ 、宽度为 $w=W/2$ 的矩形窗口区域。

采用窗口划分方法的优点是能够消除点光源的影响, 并且包含尽可能大的区域, 这样可从一定程度上消除了受电弓区域非精确检测带来的影响。

步骤3 提取受电弓电弧潜在窗口区域的边缘梯度直方图特征。

步骤4 将步骤3中所提取的边缘梯度特征输入已训练的 SVM 分类器中, 按照概率大小确定当前帧是否存在拉弧。

步骤5 在基于单帧的受电弓拉弧分类中, 不可避免地出现错误判断的情况。为了达到对长持续时间

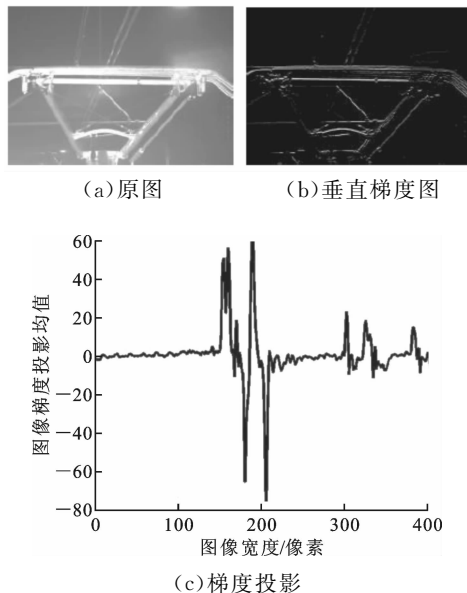


图4 不含拉弧的受电弓位置定位方法效果图

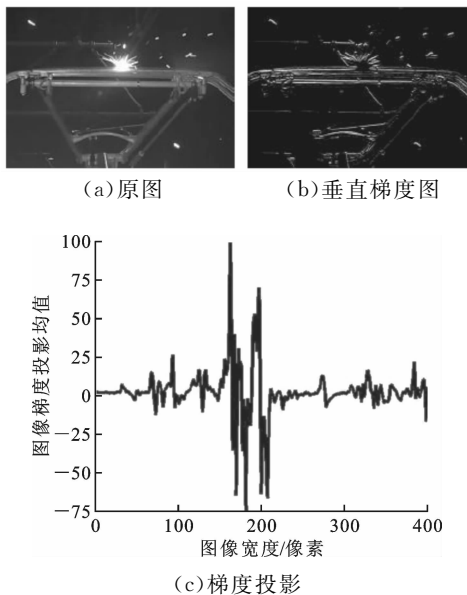


图5 含有拉弧的受电弓位置定位方法效果图

和、高强度拉弧的检测, 本文提出了一种基于多帧平滑滤波的视频序列电弧确认方法。该方法采用一个基于滑动窗口滤波的方式对结果进行后处理。以当前帧为中心的窗口进行统计, 如果滑动窗口中检测出存在拉弧的帧数大于 $N/2$, 则认为当前帧为拉弧帧。当相邻的 2 个拉弧片段的间隔小于 5 帧时, 将两个片段进行合并, 成为一个拉弧存在片段。

2 实验结果与分析

2.1 测试数据集

为了测试本文所提出的受电弓拉弧检测方法的有效性, 用采集的 60 个视频数据作为测试集进行性

能测试。该测试视频中包含长持续拉弧数为 54 个,平均电弧持续时间约 0.38 s。从所有的视频中随机抽取包含拉弧图像1 000幅及从非拉弧帧选取2 000幅进行基于帧的电弧检测性能测试。

2.2 性能度量指标

为了客观度量受电弓拉弧检测的性能采用查全率 R 、查准率 P 及两者结合的指标 F 来度量本文检测方法的性能^[10]

$$R = \frac{T_c}{T_c + T_m} \times 100\%$$

(2)

$$P = \frac{T_c}{T_c + T_f} \times 100\%$$

(3)

$$F = 2 \frac{RP}{R + P} \times 100\%$$

(4)

式中: T_c 、 T_m 、 T_f 分别表示正确检测、漏检测和错误检测的拉弧图像数。

2.3 基于帧的电弧检测性能

表 1 中给出了本文方法和文献[1]所提出的受电弓拉弧检测方法在 1 000 帧电弧帧及 2 000 帧非拉弧帧上的测试性能对比。从表 1 中可以看出,本文方法检测出 886 幅拉弧图像,其中漏检数为 114,误检数为 88。相应的 R 、 P 及 F 分别为 88.6%、90.97%及 89.77%。对于非拉弧区域的 R 、 P 及 F 分别为 95.6%、94.37%及 94.98%。总体而言,本文方法的平均查全率 R 和查准率 P 为别 92.67%和 92.38%,而文献[1]方法对拉弧图像的检测查全率为 61.7%,查准率为 56.34%,综合性能为 58.9%。根据表 1 数据对比可知,本文采用分类学习的拉弧检测方法能够将单帧图像中的拉弧检测性能提升约 27%,并能有效降低误检测率约 34%。本文方法对拉弧检测的综合性能指标的提升约 30%。从 2 种方法的对比中可以看出,虽然本文方法和文献[1]方法都是基于边缘特征,但采用分类学习的判断方法能够有效提升电弧检测的性能。

表 1 基于帧的受电弓拉弧检测性能

方法	类型	T_c	T_m	T_f	$R/\%$	$P/\%$	$F/\%$
文献 [1] 本文	拉弧	617	283	478	61.7	56.34	58.9
	其他	1 522	478	283	76.1	86.48	80.96
	拉弧	886	114	88	88.6	90.97	89.77
	其他	1 912	88	114	95.6	94.37	94.98

2.4 基于检测结果平滑滤波的电弧检测性能

在本文测试的受电弓监控视频中总共存在 54 个连续拉弧片段。针对单帧的拉弧判断结果,采用窗口半径为 N 的平滑滤波处理后的性能如表 2 所

示,其中分别给出了 N 为 1、3、5、7、9、13 和 15 像素这几种情况下的性能。

从表 2 中的对比分析发现:当窗口半径 N 较小时,漏检测数和误检测数都相对较高;当 $N > 9$ 时,本文方法能达到较好的检测性能;但选择 $N > 13$ 时,性能保持稳定。最终的查全率 R 、查准率 P 及 F 值分别是 96.3%,89.66%及 92.86%。分析发现,当平滑窗口半径 N 选择较大时,本文方法能够很好地抑制错误检测率。因此,通过对检测结果进行平滑滤波处理能够有效消除基于单帧检测的方法所产生的大量错误预警。

表 2 平滑滤波窗口半径与受电弓检测性能关系

$N/\text{像素}$	T_c	T_m	T_f	$R/\%$	$P/\%$	$F/\%$
1	48	6	36	88.89	57.14	69.56
3	48	6	23	88.89	67.61	46.8
5	50	4	18	92.59	73.53	81.96
7	52	2	13	96.3	80.0	87.4
9	52	2	8	96.3	86.67	91.23
13	52	2	6	96.3	89.66	92.86
15	52	2	6	96.3	89.66	92.86

3 结论与展望

本文提出了一种基于分类学习的受电弓拉弧检测方法,通过边缘梯度投影的受电弓区域检测,根据受电弓与导线接触位置、电弧高亮分布特性等领域相关的先验信息,确定电弧潜在区域。本文方法通过提取区域中的边缘梯度方向直方图,并将其作为 SVM 分类器的输入;通过对检测结果进行平滑滤波处理,有效地消除了单帧检测不确定性,提升了检测性能。实验结果验证了本文提出方法的有效性。在本课题的后续研究中,我们拟采用深度学习的方法自动进行受电弓拉弧检测。现阶段,检测的结果作为一种预警功能,其目的是帮助运行人员进行判断。在不远的将来,随着检测性能的提升,我们拟将受电弓安全监控的结果作为列车运行的控制因素之一。

参考文献:

[1] 袁欢,林建辉,李艳萍. 基于图像处理的受电弓拉弧目标提取[J]. 信息通信,2016,159(3): 36-37.
YUAN Huan, LIN Jianhui, LI Yanping. Image processing based pantograph arc object extraction[J]. Information & Communications, 2016, 159(3): 36-37.

[2] 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): 48-52.

- MA Li, WANG Zeyong, GAO Xiaorong, et al. Application of image processing in detecting the pantograph sliding [J]. Electric Drive for Locomotives, 2009(5): 48-52.
- [3] 曾攀, 王俊玮, 邓久强, 等. 基于计算机视觉的受电弓滑板磨耗图像的识别 [J]. 无线互联科技, 2016, 7(4), 104-106.
- ZENG Pan, WANG Junwei, DENG Jiuqiang, et al. Image recognition of slide abrasion for locomotive pantograph [J]. Wireless Internet Technology, 2016, 7(4), 104-106.
- [4] 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, 35(5): 58-63.
- YAO Lan, XIAO Jian. Pantograph slide cracks detection method based on fuzzy entropy and Hough transform [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 35(5): 58-63.
- [5] 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.
- HAN Zhiwei, LIU Zhigang, ZHANG Guinan, et al. Overview of non-contact image detection technology for pantograph-catenary monitoring [J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(6): 40-47.
- [6] 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): 190-193.
- ZHANG Hui, LUO Lin, WANG Li, et al. Improved multi-scale wavelet in pantograph slide edge detection [J]. Information Technology, 2015(3): 190-193.
- [7] 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.
- PU Wenxu, CHEN Tanglong, LIU Baoxuan, et al. Study of pantograph and catenary arc detection system based on ultraviolet light [J]. Instrument Technique and Sensor, 2014(7): 64-67.
- [8] 陈维荣, 冯倩, 张健, 等. 受电弓滑板状态监测的图像目标提取 [J]. 西南交通大学学报, 2010, 45(1): 59-63.
- CHEN Weirong, FENG Qian, ZHANG Jian, et al. Image object detection in monitoring of pantograph slippers [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2010, 45(1): 59-63.
- [9] 冯倩, 陈维荣, 王云龙, 等. 受电弓滑板状磨耗测量算法的研究 [J]. 铁道学报, 2010, 32(1): 109-113.
- FENG Qian, CHEN Weirong, WANG Yunlong, et al. Research on the algorithm to measure the pantographic slipper abrasion [J]. Journal of the China Railway Society, 2010, 32(1): 109-113.
- [10] GU Yun, QIAN Xueming, LI Qing, et al. Image annotation by latent community detection and multi-kernel learning [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3450-3463.
- [11] CHANG Chih-Chung, LIN Chih-Jen. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.

[本刊相关文献链接]

徐田华, 杨连报, 胡红利, 等. 高速铁路信号系统异构数据融合和智能维护决策. 2015, 49(1): 72-78. [doi: 10.7652/xjtuxb201501012]

张泰, 张为, 刘艳艳. 周界视频监控中人员翻越行为检测算法. 2016, 50(6): 47-53. [doi: 10.7652/xjtuxb201606008]

常振超, 陈鸿昶, 黄瑞阳, 等. 采用影响力节点集扩展的局部社团检测. 2016, 50(4): 41-47. [doi: 10.7652/xjtuxb201604007]

王富平, 水鹏朗. 采用多尺度方向微分比率的角度点检测算法. 2016, 50(4): 68-75. [doi: 10.7652/xjtuxb201604011]

贾永红, 谢志伟, 张谦, 等. 采用独立阈值的遥感影像变化检测方法. 2015, 49(12): 12-18. [doi: 10.7652/xjtuxb201512003]

刘胜利, 邹睿, 彭飞, 等. 采用控制流监控的 Cisco IOS 指针攻击检测方法. 2015, 49(12): 65-70. [doi: 10.7652/xjtuxb201512011]

陶伟春, 贾书海, 段玉岗, 等. 碳纤维复合材料丝束带剪断状态快速检测方法. 2015, 49(12): 112-116. [doi: 10.7652/xjtuxb201512018]

连峰, 王婷婷, 韩崇昭. 多个不可分辨目标群的联合检测与估计误差界. 2015, 49(11): 89-95. [doi: 10.7652/xjtuxb201511015]

兰景宏, 刘胜利, 吴双, 等. 用于木马流量检测的集成分类模型. 2015, 49(8): 84-89. [doi: 10.7652/xjtuxb201508014]

刘进, 李赞, 高锐. 低信噪比下采用广义随机共振的能量检测算法. 2015, 49(6): 27-32. [doi: 10.7652/xjtuxb201506005]

李刘强, 桂小林, 安健, 等. 采用模糊层次聚类的社会网络重叠社区检测算法. 2015, 49(2): 6-13. [doi: 10.7652/xjtuxb201502002]

刘伎昭, 王泉. 车载自组网中联盟博弈的虚假数据检测策略. 2015, 49(2): 69-73. [doi: 10.7652/xjtuxb201502012]

杨晔, 潘希德, 庄健. 一种针对超声检测图像的自适应阈值设置方法. 2015, 49(1): 127-132. [doi: 10.7652/xjtuxb201501021]

杨建伟, 桂小林, 安健, 等. 一种信任关系网络中的社团结构检测算法. 2014, 48(12): 80-86. [doi: 10.7652/xjtuxb201412013]

(编辑 刘杨)