

# 基于机器视觉的轨道交通接触网旋转 双耳状态检测方法<sup>\*</sup>

杨红梅

(四川铁道职业学院铁道工电学院, 611732, 成都//讲师)

**摘 要** 目的:为实现轨道交通接触网支撑装置旋转双耳耳片断裂状态自动识别,需研究相应的检测方法进行识别,以在设备故障时及时更换维修,从而提高接触网系统腕臂结构稳定性。**方法:**首先利用 Hough 变换对接触网支撑装置的全局图像进行预分类,将待检测图像的基本图元分为杆状物、旋转双耳和绝缘子三大类;进而通过仿射不变矩初识别旋转双耳类;然后实现旋转双耳耳片的精确定位;最后对耳片局部图像通过参数矩阵极值分布规律识别断裂特征。**结果及结论:**提出了基于机器视觉的状态检测方法,该方法能较准确地识别支撑装置旋转双耳耳片的故障特征,同时检测时间短,识别率高。特别对于重点检测区段,也可基于本方法通过数据处理中心进行线下再评估,以满足系统可靠性要求。无论在线检测还是离线检测,该方法均可满足接触网零部件的检测监测需要。

**关键词** 轨道交通;接触网;旋转双耳;机器视觉;状态检测

中图分类号 U226.8

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.09.045

## State Detection Method of Rail Transit Catenary Rotary Double Ears Based on Machine Vision

YANG Hongmei

**Abstract** Objective: To automatically identify the fracture state of rotary double ear pieces for rail transit catenary support device, it is necessary to develop adequate detection methods for identification, and enable timely replacement and maintenance in case of equipment failures, thereby improving the stability of catenary system arm structure. Method: Firstly, the global image of catenary support device is pre-classified using Hough transform, dividing the basic elements of the image for detection into three categories: rod-shaped objects, rotary double ears and insulators. Then, the category of rotary double ears are primarily identified using affine invariant moments;

subsequently, the rotary double ears are accurately located; and finally, the fracture features of the ears in local images are identified through the distribution of extremal parameter matrices. Result & Conclusion: The state detection method based on machine vision is proposed, which can accurately identify the fault features of support device rotary double-ear pieces, with shorter detection time and higher identification rate. Specifically, for the key detection sections, offline re-evaluation can be conducted based on this method through a data processing center to meet the system reliability requirements. This method can fulfill the detection and monitoring needs of catenary components regardless of online or offline detection.

**Key words** rail transit; catenary; rotary double ears; machine vision; state detection

**Author's address** School of Railway Engineering and Electricity, Sichuan Railway College, 611732, Chengdu, China

## 0 引言

轨道交通接触网系统结构复杂,零件繁多,绝大部分处于裸露状态,不仅受外部条件影响,而且内部受力也各不相同,易发生故障,状态检测也十分困难。

旋转双耳作为接触网腕臂结构支撑装置中的重要承力部件,其状态直接影响支撑装置的结构强度。为提高腕臂结构稳定性,进而为列车运行的安全性和可靠性提供重要支撑,有必要对其状态进行检测,发现故障及时更换维修。

当前,基于机器视觉的弓网系统图像检测主要集中于接触网几何参数检测和受电弓滑板检测等。文献[1]利用模糊熵和 Hough 变换实现了受电弓滑板裂纹检测。文献[2]提出了基于三维点云连续性体特征的接触网几何参数检测。文献[3]提出了

<sup>\*</sup> 四川铁道职业学院重点项目(No. 202111001)

基于图像处理和双 BP(反向传播)神经网络的电气化铁路接触网立柱标识牌识别算法。文献[4]探索了基于图像处理的接触网零部件状态检测。在智能算法方面,文献[5]提出了基于 Faster R-CNN(快速区域卷积神经网络)的接触网吊弦故障检测。文献[6]提出了基于深度学习的接触网顶紧螺栓缺陷检测方法。文献[7]提出了 Hu 不变矩的绝缘子故障检测方法。文献[8]提出了基于卷积神经网络的接触网绝缘子缺陷检测方法。本文提出了基于机器视觉的轨道交通接触网支撑装置旋转双耳状态检测方法。

### 1 旋转双耳故障检测流程

轨道交通接触网系统腕臂结构如图 1 所示。本文以轨道交通接触网悬挂装置全局图像为分析对象,提出了旋转双耳故障检测流程,如图 2 所示。首先对待检测图像基本图元进行预分类,接着分别实现旋转双耳的初识别及耳片精确定位,最终利用耳片局部图像的 Hough 变换直线检测结果判断双耳状态。

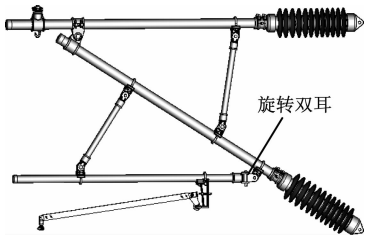


图 1 轨道交通接触网系统腕臂结构

Fig. 1 Arm structure of rail transit catenary system

### 2 待检测图像预分类

由于待检测全局图像包含了杆状物、旋转双耳、绝缘子等所有悬挂装置,图元信息复杂,有必要将待检测图像进行预分类。基本图元预分类效果

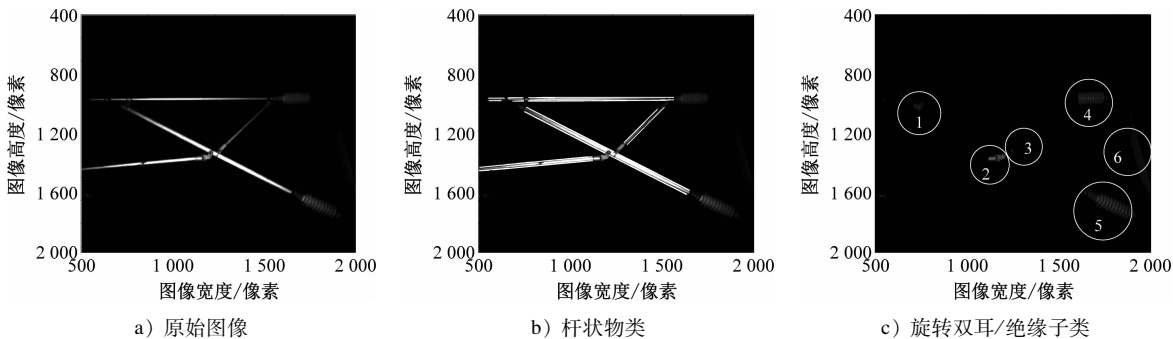


图 3 基本图元预分类效果图

Fig. 3 Outcome diagrams of basic element pre-classification

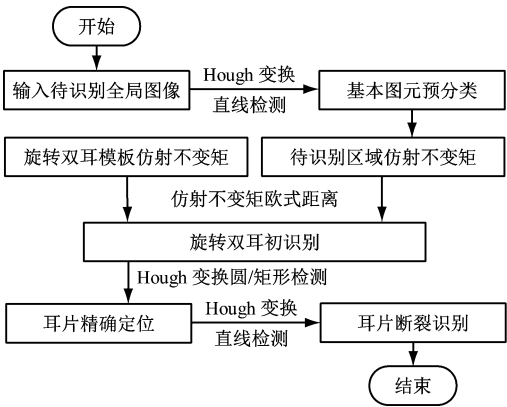


图 2 旋转双耳故障检测流程图

Fig. 2 Flow chart of rotary double ear fault detection

图如图 3 所示。后期识别与检测均在旋转双耳类进行,以充分减少其他图元信息的干扰。分类过程如下:

- 1) 对图像进行预处理(对比度调节、增强等),突出接触网腕臂结构杆状物边缘直线特征。
- 2) 对预处理后的图像进行 Hough 变换直线检测。因杆状物边缘存在不清晰状态,直线检测结果中会出现不连续小直线,利用各直线间的距离及斜率等信息对 Hough 变换直线矩阵进行聚类,得到杆状物的实际端点。
- 3) 确定对应关系(聚类后的直线与待检测图像中杆状物边缘),实现杆状物定位及归类。
- 4) 确定杆状物类后,图中剩下图元即为旋转双耳类和绝缘子类,完成待检测图像的图元预分类。

### 3 旋转双耳初识别

由于旋转双耳存在角度、尺寸上的多变性,故可利用具有旋转、尺度不变性的仿射不变矩对旋转双耳进行识别。

3.1 仿射不变矩

仿射不变矩由 Hu 不变矩构造的中心矩演变而来。将坐标原点平移到目标轮廓区域的中心,通过对目标区域仿射不变特征的提取,实现目标识别。仿射不变矩相关计算公式参见文献[7]。

3.2 仿射不变矩计算

将预分类结果中剩下的旋转双耳类和绝缘子类按连通区域逐个标记,根据文献[7]中的计算公式计算各连通区域(如图 3 c)所示)的仿射不变矩。选取不同旋转双耳模板(见图 4),计算不同模板的仿射不变矩,结果如表 1 所示。

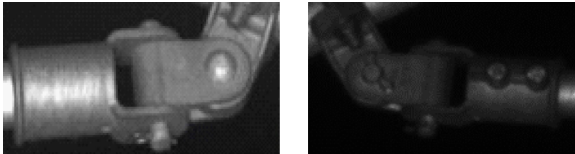


图 4 旋转双耳模板

Fig.4 Template of rotary double ears

表 1 旋转双耳模板仿射不变矩

双耳模板	$I_1$	$I_2$	$I_3$
高对比度旋转双耳	12.77	26.07	20.55
低对比度旋转双耳	11.86	25.93	20.01

注: $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$ ——分别为第 1 阶、第 2 阶和第 3 阶仿射不变矩。

从表 1 不同模板的仿射不变矩结果可看出,旋转双耳在不同角度、尺度、对比度时,能较好保持旋转双耳特征的不变性。

3.3 旋转双耳初识别

在得到待识别区域和模板的仿射不变矩后,计算两者仿射不变矩的距离,通过距离阈值初识别旋转双耳,该距离计算公式为:

$$L = \sqrt{(P_{I_1} - Q_{I_1})^2 + (P_{I_2} - Q_{I_2})^2 + (P_{I_3} - Q_{I_3})^2}$$
 (1)

式中:

$L$ ——模板和待匹配目标之间的仿射不变矩距离;

$P$ ——待检测目标的仿射不变矩;

$Q$ ——模板目标的仿射不变矩。

大量试验表明,准确识别旋转双耳的距离阈值应选取同一模板距离总和的 0.1 倍。

图 3 c) 中 6 块待识别连通区域与各旋转双耳模

板间的仿射不变矩距离如表 2 所示。表中  $L_i$  ( $i$  取值为 1~6) 表示各旋转双耳模板放射不变矩与连通区域  $i$  的距离。

表 2 连通区域与旋转双耳模板仿射不变矩距离

Tab.2 Distances between affine invariant moments of each connected region and each template

模板	$L_1$	$L_2$	$L_3$	$L_4$	$L_5$	$L_6$
高对比度旋转双耳	18.62	6.20	22.10	28.63	26.70	16.55
低对比度旋转双耳	12.27	6.29	22.42	29.30	27.34	17.19

由表 2 可知,利用图 4 所示的旋转双耳模板对图 3 c) 进行匹配,均可得出连通区域 2 与模板间的距离最小,且与同组距离存在明显差异。根据距离阈值可判断连通区域 2 为旋转双耳。该试验表明,基于仿射不变矩的旋转双耳识别方法对模板的选取不敏感,识别性能良好。

4 旋转双耳耳片精确定位

应用上述方法进行旋转双耳初识别,可得到如图 5 所示的旋转双耳局部图像。由图 5 可见,断裂特征大部分出现在耳片中间范围,两侧有螺钉、R 型栓等。若直接在初提取的旋转双耳图像中识别断裂特征,螺钉、R 型栓等固有特征会对检测产生很大干扰。为使断裂检测判据更具准确性和通用性,有必要在检测前,识别及排除旋转双耳的固有特征,并同时实现耳片的精确定位。

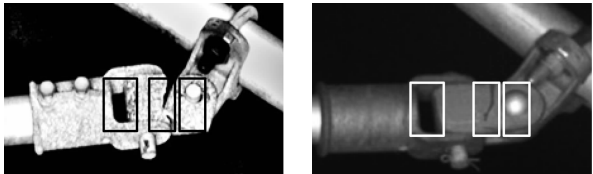


图 5 旋转双耳断裂局部图像

Fig.5 Image of local fractures of rotary double ears

如图 5 中矩形框所示,旋转双耳固有特征可大致描述为圆形和矩形。利用 Hough 变换进行圆形和矩形检测,可得圆形和矩形的中心及半径等信息,由此即可识别并定位其固有特征,以消除其对耳片检测的影响,同时可得到耳片检测中断裂特征可能出现的范围。

4.1 Hough 变换圆形和矩形检测

为快速判断一条闭合轮廓线是否为圆形,通过 Hough 变换先对检测出来的闭合轮廓线分别沿水平

和垂直两个方向进行扫描,然后对扫描结果进行 Hough 变换得到圆形的两条直径,再由两条直径的交点得到圆心。最后利用轮廓线的像素坐标估计圆半径  $r$ :

$$r = \max((x_{\max} - x_{\min})/2, (y_{\max} - y_{\min})/2) \quad (2)$$

式中:

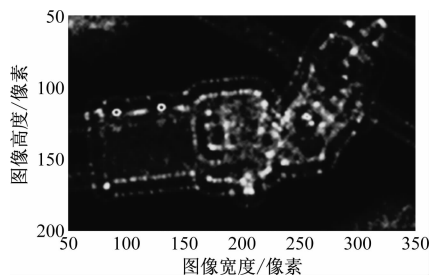
$x_{\max}$ ——轮廓线  $x$  轴坐标最大值;

$x_{\min}$ ——轮廓线  $x$  轴坐标最小值;

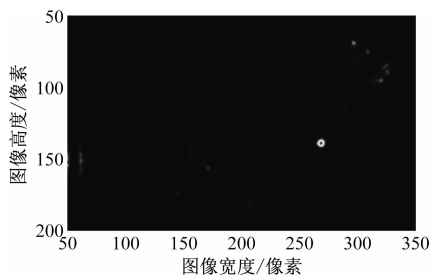
$y_{\max}$ ——轮廓线  $y$  轴坐标最大值;

$y_{\min}$ ——轮廓线  $y$  轴坐标最小值。

对于 Hough 变换矩形检测,首先通过 Hough 变换对矩形轮廓曲线进行投票,得到  $M_1(m_1, \theta_1)$ 、



a) 断开双耳螺钉识别效果图

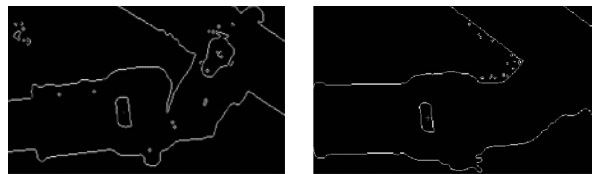


b) 裂纹双耳螺钉识别效果图

图6 Hough 变换螺钉识别效果图

Fig. 6 Effect diagram of screw identification based on Hough transform

对旋转双耳图像进行边缘检测后,通过 Hough 变换矩形检测识别矩形固有特征,可求得其中心、长度和宽度信息。图 5 所示的旋转双耳断裂局部图像的矩形检测效果如图 7 所示,图中“十”字为其中心。



a) 断开效果图

b) 裂纹识别效果

图7 Hough 变换矩形识别效果图

Fig. 7 Effect diagram of rectangle identification based on Hough transform

#### 4.3 耳片局部图像定位

根据上节所得的圆形和矩形的中心、半径、长度和宽度等信息,可定位断裂特征出现概率较大的耳片范围。为排除固有特征的干扰,且尽量保留较多耳片局部图像信息,设置以下定位原则:

1) 始于矩形边缘,向螺钉侧平移 5 个像素;止于矩形侧的螺钉内边缘,将其作为横坐标。

$M_2(m_2, \theta_2)$ 、 $M_3(m_3, \theta_3)$ 、 $M_4(m_4, \theta_4)$  4 个峰值,其中,  $M_k$  为峰值,  $m_k$  为矩形顶点  $k$  的坐标值,  $\theta_k$  为峰值点  $k$  的角度。4 个峰值则分别对应 12、23、34 和 41 这 4 条边。然后可判断每对峰值是否为一组对边,再判断两组对边是否垂直,最终判断其是否为矩形。

#### 4.2 基于 Hough 变换的耳片固有特征识别

在对旋转双耳图像进行对比度调节等预处理后,可进行圆形检测,以识别螺钉固有特征。通过将半径参数设置为螺钉的半径范围,可得到旋转双耳螺钉的圆心坐标和半径。图 5 所示的旋转双耳断裂局部图像的螺钉识别结果如图 6 所示。

2) 矩形上下边缘分别向外平移 5 个像素,将其作为纵坐标。

3) 最终局部图像  $x$  轴顶点坐标  $x_1-x_4$  计算公式(式中各变量单位为像素)为:

$$x_1 = (o_1 + b/2 + 5, o_1 + a/2 + 5) \quad (3)$$

$$x_2 = (o_1 + b/2 + 5, o_1 - a/2 - 5) \quad (4)$$

$$x_3 = (o_2 - r_1, o_1 + a/2 + 5) \quad (5)$$

$$x_4 = (o_2 - r_1, o_1 - a/2 - 5) \quad (6)$$

式中:

$o_1$ ——矩形中心  $x$  轴坐标值;

$o_2$ ——螺钉中心  $x$  轴坐标值;

$a$ ——矩形的宽度;

$b$ ——矩形的长度;

$r_1$ ——螺钉半径。

#### 5 旋转双耳耳片断裂检测

在耳片精确定位的基础上进行断裂检测。正常耳片局部图像的灰度分布较均匀。如果耳片出现断裂,断裂处的灰度将发生较大变化,呈现出具有一定方向的线性边缘特征。通过大量试验分析得出,当 Hough 参数空间中大于 10 的特征点数

( $N_{\max > 10}$ ) 占非零特征点数 ( $N_{\max \neq 0}$ ) 的百分比  $S$  为 0.5% 及以上时,耳片存在较明显的断裂特征。具体判据如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} S = \frac{N_{\max > 10}}{N_{\max \neq 0}} \times 100\% \geq 0.5\%, \quad \text{耳片断裂} \\ \text{其他,} \quad \quad \quad \text{耳片正常} \end{array} \right. \quad (7)$$

试验表明,该判据在最大限度排除边界、孤立噪声等非断裂特征的情况下,可较准确识别耳片断

裂。用上述方法对正常耳片、断裂耳片和裂纹耳片进行检测,效果如图 8 所示。

图 8 a) 和图 8 b) 中, $S=0$ ,不存在满足判据式 (7) 的明显直线特征,故判断该耳片正常。图 8 c) 和图 8 d) 中, $S=13.67\%$ ,存在满足判据式 (7) 的明显线性特征,故判断该耳片断裂。图 8 e) 和图 8 f) 中, $S=0.98\%$ ,存在满足判据式 (7) 的线性特征,故判断此耳片存在裂纹。

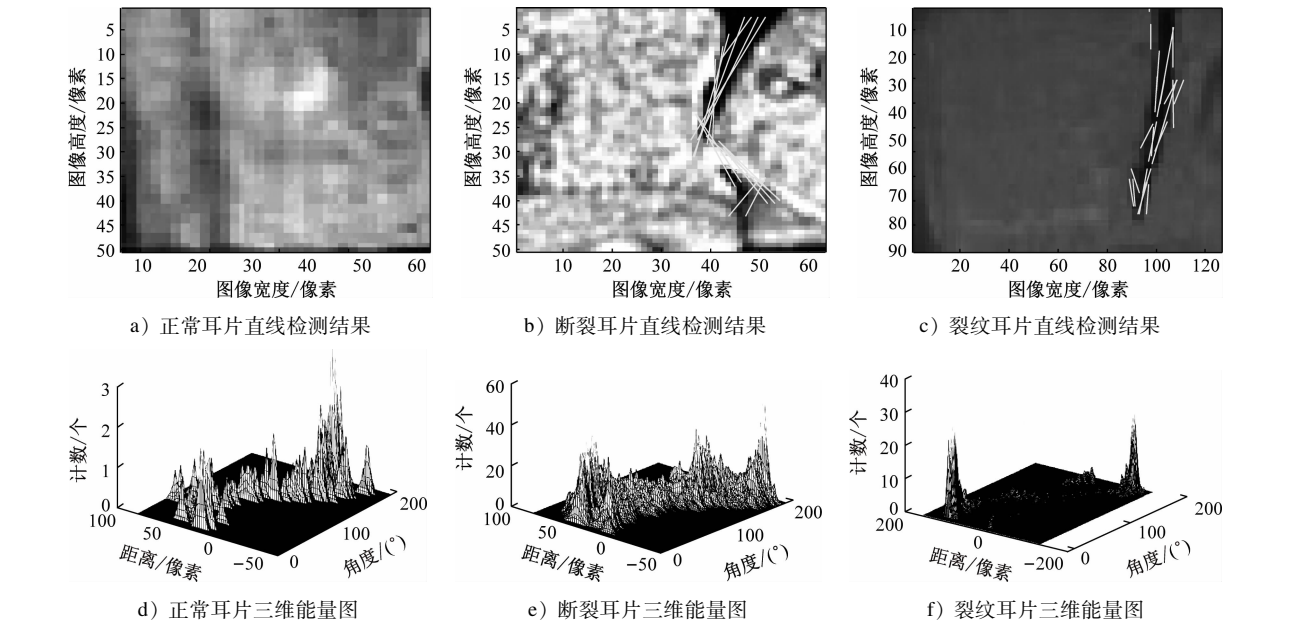


图 8 正常耳片、断裂耳片和裂纹耳片检测结果

Fig. 8 Detection results of normal ears, fractured ears and cracked ears

根据中国国家铁路集团有限公司发布的《接触网悬挂状态检测监测装置(4C)运用管理指导意见》及相关技术条件,检测车以规定速度运行,因而其图像采集速度可根据需要予以调整,以满足检测速度要求。检测算法耗时统计如表 3 所示。

表 3 旋转双耳检测试验计算耗时

Tab. 3 Detection experiment calculation time of rotary double ears				
类别	总耗时/s	初识别耗时/s	精确定位耗时/s	特征识别耗时/s
断开	10.61	8.61	1.21	0.78
裂纹	8.44	6.81	1.00	0.63

列检车采用本文检测方法获取接触网图像的检测结果如表 4 所示。误检的主要原因为旋转双耳被遮挡的面积过大,导致其仿射不变特征与模板特征距离大过阈值而漏检,调整拍摄角度可改善此问题。

表 4 旋转双耳检测统计结果

Tab. 4 Statistical results of rotary double ear detections			
项目	总数/张	正确识别数/张	误检数/张
获取接触网图像	500	497	3
含旋转双耳图像	478	476	2
双耳故障图像	32	32	0

6 结语

针对轨道交通接触网支撑装置旋转双耳断裂自动识别问题,结合图元预分类和仿射不变矩初识别旋转双耳,实现了对耳片检测干扰的控制。利用 Hough 变换识别耳片固有特征并对耳片局部图像进行精确定位,进一步提高了检测结果的可靠性。最终以耳片图像的 Hough 变换参数分布特征作为检测判据,实现了断裂和裂纹状态的准确判断。试验表明,该方法降低了全局图像中旋转双耳断裂特征

的检测难度,同时提高了检测效率与准确性,为轨道交通接触网关键部件的故障诊断提供了有效支撑。

## 参考文献

- [1] 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.  
YAO Lan, XIAO Jian. Pantograph slide cracks detection method based on fuzzy entropy and Hough transform[J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(5):58.
- [2] 周靖松,韩志伟,杨长江. 基于三维点云的接触网几何参数检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4):239.  
ZHOU Jingsong, HAN Zhiwei, YANG Changjiang. Catenary geometric parameters detection method based on 3D point cloud[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4):239.
- [3] 徐蔚,彭乐乐,钟倩文,等. 基于图像处理和双 BP 神经网络的电气化铁路接触网立柱标识牌识别算法研究[J]. 铁道标准设计, 2020, 64(3):81.  
XU Wei, PENG Lele, ZHONG Qianwen, et al. Research on the identification algorithm of electric railway catenary pillar signage based on image processing and double BP neural network[J]. Railway Standard Design, 2020, 64(3):81.
- [4] 杨红梅,刘志刚,韩焯,等. 基于快速鲁棒性特征匹配的电气化铁路绝缘子不良状态检测[J]. 电网技术, 2013, 37(8):2297.

(上接第 234 页)

## 参考文献

- [1] 张兴宝. 城轨车辆受电弓供电高压母线拓扑结构分析及设计探讨[J]. 电力机车与城轨车辆, 2014, 37(1):61.  
ZHANG Xingbao. Analysis and design of high-voltage bus for pantograph power supply for urban rail vehicles[J]. Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles, 2014, 37(1):61.
- [2] 张望,刘硕研,柴金川. 动车组运行状态智能检测装备[J]. 铁路计算机应用, 2018, 27(7):70.  
ZHANG Wang, LIU Shuoyan, CHAI Jinchuan. Intelligent detection equipment for EMU operating state[J]. Railway Computer Application, 2018, 27(7):70.

(上接第 237 页)

## 参考文献

- [1] 闫海城,陈志东. 城市轨道交通车辆两种受电弓跟随性试验研究[J]. 城市轨道交通研究, 2017, 20(2):32.  
YAN Haicheng, CHEN Zhidong. Experimental study of pantograph following performance in two driving modes for urban rail

YANG Hongmei, LIU Zhigang, HAN Ye, et al. Defective condition detection of insulators in electrified railway based on feature matching of speeded-up robust features[J]. Power System Technology, 2013, 37(8):2297.

- [5] 余晓宁,顾桂梅,王阳萍,等. 基于 Faster R-CNN 的接触网吊弦故障检测方法[J]. 兰州交通大学学报, 2021, 40(2):58.  
YU Xiaoning, GU Guimei, WANG Yangping, et al. Catenary dropper fault detection method based on faster R-CNN[J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2021, 40(2):58.
- [6] 罗隆福,叶威,王健. 基于深度学习的高铁接触网顶紧螺栓的缺陷检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18(3):605.  
LUO Longfu, YE Wei, WANG Jian. Defect detection of the puller bolt in high-speed railway catenary based on deep learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(3):605.
- [7] 张子健,马吉恩,李旭峰,等. 基于深度学习与 Hu 不变矩的绝缘子故障检测[J]. 铁道学报, 2021, 43(2):71.  
ZHANG Zijian, MA Jien, LI Xufeng, et al. Insulator fault detection based on deep learning and hu invariant moments[J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(2):71.
- [8] 王彬,王宝丽. 基于卷积神经网络的接触网绝缘子缺陷检测方法[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(12):90.  
WANG Bin, WANG Baoli. Detection method of catenary insulator defects based on convolutional neural network[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(12):90.

(收稿日期:2022-11-04)

- [3] 张兴凯. 地铁牵引供电系统框架保护方案的优化设计[J]. 现代城市轨道交通, 2015(6):1.  
ZHANG Xingkai. Optimization design of frame protection scheme for metro traction power supply system[J]. Modern Urban Transit, 2015(6):1.
- [4] 何晔,于江山,王军,等. 应用于城轨车辆辅助电源的交错控制 Boost 变换器电路研究[J]. 现代城市轨道交通, 2021(7):26.  
HE Ye, YU Jiangshan, WANG Jun, et al. Research on interleaved control Boost converter applied to auxiliary power supply of urban rail transit vehicles[J]. Modern Urban Transit, 2021(7):26.

(收稿日期:2021-07-04)

transit vehicle[J]. Urban Mass Transit, 2017, 20(2):32.

- [2] 戚广枫,寇宗乾,李红梅. 高铁接触网智能建造技术研究[J]. 中国铁路, 2021(2):1.  
QI Guangfeng, KOU Zongqian, LI Hongmei. Research on intelligent construction technologies of HSR overhead contact line system[J]. China Railway, 2021(2):1.

(收稿日期:2021-04-09)