

基于深度学习法的地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统

张悦¹ 韩静¹ 关祈峰¹ 侯珏¹ 陆婷婷² 张亚芹²

(1. 北京京港地铁有限公司, 100068, 北京; 2. 上海市东方海事工程技术有限公司, 200011, 上海)

摘要 [目的] 地铁隧道内壁缺陷主要以裂纹和渗漏水为主, 目前以人工和半自动化设备为主的检测方式存在强度大、效率低、可靠度不高等问题。应研究基于智能的检测识别算法及检测系统, 以实现地铁隧道衬砌缺陷检测的信息化及智能化。[方法] 分析了地铁隧道缺陷巡检技术现状, 提出了一套适用于地铁隧道衬砌缺陷的识别算法, 主要包括图像处理算法、缺陷分类检测算法及缺陷分级检测算法等, 并选用了4个指标, 用以评估该识别算法的检测效果。进一步从软件和硬件2个方面, 建立了基于深度学习法的地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统。最后将该系统应用于北京地铁3条线路上, 分析其现场应用的可靠性。[结果及结论] 应用该智能检测系统后, 地铁隧道衬砌裂纹缺陷的检测率为91.95%, 误检率为0.89%; 渗漏水缺陷的检测率为93.83%, 误检率为0.65%。该系统可作为地铁隧道智能化检测的核心平台, 对地铁隧道各种缺陷进行有效检测。

关键词 地铁; 隧道衬砌缺陷; 智能检测; 裂纹识别; 渗漏水识别; 图像算法; 深度学习

中图分类号 U457

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.09.056

Intelligent Detection System for Metro Tunnel Lining Defects Based on Deep Learning Method

ZHANG Yue¹, HAN Jing¹, GUAN Qifeng¹, HOU Jue¹, LU Tingting², ZHANG Yaqin²

(1. Beijing MTR Co., Ltd., 100068, Beijing, China; 2. Shanghai Oriental Maritime Engineering Technology Co., Ltd., 200011, Shanghai, China)

Abstract [Objective] The main defects on metro tunnel inner wall are cracks and water seepage. Current detection methods based on manual and semi-automatic equipment have problems such as high intensity, low efficiency, and low reliability. The intelligence-based detection/identification algorithm and detection system should be studied to realize informative and intelligent detection for metro tunnel lining defects. [Method] The current status of metro tunnel defect inspection technology is analyzed, and a set of algorithms applicable to the identification of metro tunnel lining defects are put forward,

mainly including image processing algorithm, defect category detection algorithm, and defect grading detection algorithm, etc. Four indexes are chosen to evaluate the detection effect of the identification algorithm. Furthermore, an intelligent detection system for metro tunnel lining defects based on deep learning method is established from both software and hardware aspects. Finally, the system is implemented on Beijing Metro Line 3 to analyze the reliability of its on-site application. [Result & Conclusion] After the application of the intelligent detection system, the detection rate of metro tunnel lining crack defects reaches 91.95% with a false detection rate of 0.89%. The detection rate of seepage defect is 93.83% and the false detection rate 0.65%. This system can be used as the core intelligent detection platform of metro tunnel, effectively detecting various defects in metro tunnel.

Key words metro; tunnel lining defect; intelligent detection; crack identification; water seepage identification; image algorithm; deep learning

地铁隧道进入养护维修阶段后, 裂纹和渗漏水是地铁隧道内最为常见的两类缺陷。其中: 裂缝是地铁隧道衬砌缺陷初期的一种表现, 会降低地铁隧道结构的稳定性, 导致地铁隧道变形, 衬砌结构刚度和承载能力降低; 渗漏水会对地铁隧道内部结构造成破坏, 引起钢筋腐蚀, 降低地铁隧道的使用寿命, 影响地铁隧道正常运营及耐久性。

传统的地铁隧道表观检测方法依赖于人工视觉检查或安装于衬砌上的传感装置^[1], 这种以人工和半自动化设备为主的检测方式工作强度大、效率低, 对检测人员的专业依赖度较高, 检测结果难以全面、客观地评价地铁隧道衬砌的整体健康状况。因此, 采用先进的科技手段, 设计和研发满足地铁隧道巡检要求的设备及检测方法, 显得尤为重要。

1 地铁隧道缺陷巡检技术现状

近年来, 业内对地铁隧道检测设备的研究重点主要包括以下方面:

1) 采用智能传感器技术进行实时监控,通过测量地铁隧道内温湿度、压力等物理参数,快速发现地铁隧道的异常;

2) 利用磁探测仪器检测磁场变化,检测地铁隧道中钢筋腐蚀、断裂等缺陷;

3) 采用激光扫查等无损检测技术,检测和评估地铁隧道内部结构的破坏程度。

与传统人工检测方法相比,上述3种方式成本更低,且可以提高整体检测效率,但仍存在一些不足:工作流程耗时较大、对专业能力的要求较高、鲁棒性较差^[2]。

随着计算机科学和数字图像处理技术的不断发展,基于深度学习法的图像识别算法有着更高的检测精度,且具有较高的灵活性和准确性。在深度学习法框架下构建卷积神经网络,能够用现有的数据训练,得到合适的缺陷检测模型。因此,本文旨在研究一种基于深度学习法的地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统,对地铁隧道衬砌缺陷进行实时的识别与判断。本文研究的主要内容包括:建立和训练深度学习模型,利用智能识别算法进行识别与判断,搭建智能检测系统,并对该系统进行实际应用效果验证。

2 地铁隧道衬砌缺陷的智能识别算法

与一般混凝土结构裂缝不同,地铁隧道表面裂缝的干扰背景具有以下特点:对比度低、空间连通性差、光照不均匀、噪声种类繁多且分布无规律,易受表面纹理影响^[3]。传统的识别方法对原始图像质量及图像预处理效果有较高的依赖性,进而导致在裂缝分布差异较大的场景下数据的鲁棒性较差,因此,传统方法不能适应复杂的地铁隧道环境。为此,本文提出一套适用于地铁隧道表面裂缝和渗漏水等衬砌缺陷的识别算法,该方法在实际应用验证中取得了良好的效果。

2.1 图像预处理算法

图像预处理算法是将采集的图像进行处理,主要处理图像的明暗不均、饱和度不足、曝光度过低、边缘畸变、环形地铁隧道横向和纵向图像重叠、图像拼接效果不佳等问题。

2.1.1 图像边缘畸变算法

由于面阵照相机具有广角特性,在远距离拍摄时,图像的4个角可能会出现失真。为了校正图像失真,应在图像映射到圆柱形表面后使用几何校正

方法予以校正。由于图像序列是物理场景在不同坐标系中的二维投影,因此需要先将要链接的图像投影到标准坐标系中,然后再执行链接。

图像投影变换是几何学中将三维场景映射到二维图像的一种转换方式,涉及透视、旋转、平移等操作,用于实现图像的拉伸、缩放和倾斜。通过图像投影变换,面阵照相机捕获的图像可以呈现出三维场景的透视效果,实现深度感知和场景理解。

2.1.2 图像拼接算法

图像拼接算法是将已处理边缘校正的图像进行横向的拼接,方便用户直观地查看整个环向地铁隧道的真实情况。由于单个照相机的视角有限,无法捕获整个地铁隧道内壁图像,因此本研究采用6个照相机实现隧道环向270°的图像采集。此外,地铁隧道智能巡检设备在地铁隧道内以10~15 km/h的速度行驶时,设备本身振动或支架抖动均会对原始图像产生干扰,因此,在进行算法识别前,需要对6个照相机采集的图像进行拼接处理。

图像拼接主要包括图像特征点配准去重、图像融合、图像光照不均匀处理3个步骤:

1) 图像特征点配准去重是指提取参考图像和待拼接图像中的匹配信息,找到所提取特征信息之间的最佳匹配,以完成图像间的配准,并去除重复的图像。

2) 图像融合是指在完成图像匹配后对图像进行缝合,并对接缝边缘进行平滑处理,使接缝过渡自然。

3) 图像光照不均匀处理是为了解决6个照相机的图像拼接后光照不均衡问题,其主要思路是采取Retinex算法对图像的光照信息进行处理,即:先用高斯模糊估计光照分量,再将估计得到的光照分量转换至对数域,得到反射分量,最后进行图像还原。

采用图像边缘畸变算法、图像拼接算法处理前后的地铁隧道环向图像如图1所示。

2.2 缺陷分类识别算法

根据实际应用的需求,地铁隧道智能巡检设备可以实现裂纹和渗漏水两类主要衬砌缺陷的识别。现场作业要求裂纹宽度的识别精度大于2 mm,渗漏水区域面积的识别精度大于0.1 m²。选用深度学习法和传统算法相结合,对地铁隧道衬砌缺陷进行处理。

与传统识别方法中人工提取图像特征相比,深

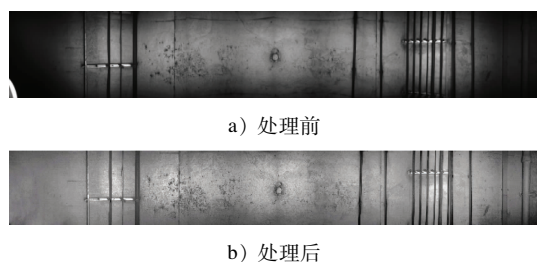


图1 采用图像边缘畸变算法、图像拼接算法处理前后的地铁隧道环向图像

Fig. 1 Metro tunnel circumferential images before and after processing by image edge distortion algorithm and image mosaic algorithm

度学习法是指使用特定的神经网络算法,从大量的图像数据信息中自动提取多级图像特征,并将这些图像特征持续收录到网络模型中,再使用训练后的网络模型对输入的图像数据进行缺陷特征提取^[3]。图像缺陷特征识别完成后,对图像进行二次拼接,以呈现完整的地铁隧道缺陷横向识别图像。

地铁隧道缺陷分类识别算法流程如图2所示。

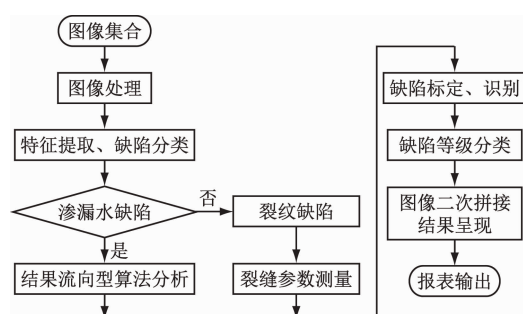


图2 地铁隧道缺陷分类识别算法流程

Fig. 2 Flowchart of metro tunnel defect category identification algorithm

1) 裂纹检测算法的基本流程主要包括图像的获取与处理、裂纹特征提取与识别、裂缝细节长宽计算3个方面。将预处理后的图像送入深度学习网络进行检测,最终可实现在超大图像上精确检测细小裂纹缺陷的功能。

2) 渗漏水检测算法主要采用图像除噪、灰度处理、分割拼接等处理手段对图像进行处理,随后使用卷积神经网络训练算法模型,最后采用算法模型进行渗漏水缺陷检测。对该算法的结果进行分析发现,由于地铁隧道内环境复杂,部分氧化发黑但无缺陷的斑块会被误识别,因此需要对该算法进行二次优化,即:采用该算法对第一次检测结果进行二次判读,若图像具有流向性特征,则判断为渗漏

水;反之,则判断为黑色斑点。进一步在检测出渗漏水的缺陷上进行流向(含横向、纵向2个方向)识别及面积计算显示,该显示可为确认缺陷等级提供依据。

2.3 缺陷分级检测算法

为方便巡检后的维护工作,需要对缺陷检测结果进行参数测量。地铁隧道智能巡检设备只针对裂纹长度和宽度、渗漏水面积进行测量。由于裂纹缺陷和渗漏水缺陷在分布上具有多样性及不规则性,本研究选用最小外接矩形算法来实现缺陷的几何特征参数测量,采用顶点链编码技术和离散格林理论相结合的算法来提取目标图像的最小边界矩形。该算法只需要根据顶点链水平或垂直方向上的点的坐标来计算目标的中心、主轴及面积。基于顶点链编码法、离散格林的主轴法和旋转法,可以快速确定目标的最小边界矩形。

地铁隧道裂纹缺陷和渗漏水缺陷的最终分级主要从渗漏水对应最小外接矩形的面积、裂纹的宽度、缺陷检测的置信度、缺陷总数4个方面综合考虑,并按不同的权重计算缺陷的总得分,其计算式为:

$$G_{sl} = 0.4G_{S,sl} + 0.4G_{P,sl} + 0.2G_{N,sl} \quad (1)$$

$$G_{lw} = 0.4G_{S,lw} + 0.4G_{P,lw} + 0.2G_{N,lw} \quad (2)$$

式中:

G_{sl} ——地铁隧道渗漏水缺陷的总得分;

$G_{S,sl}$ ——渗漏水缺陷面积等级对应的得分;

$G_{P,sl}$ ——渗漏水缺陷置信度等级对应的得分;

$G_{N,sl}$ ——渗漏水缺陷总数对应的得分;

G_{lw} ——地铁隧道裂纹缺陷的总得分;

$G_{S,lw}$ ——裂纹缺陷面积等级对应的得分;

$G_{P,lw}$ ——裂纹缺陷置信度等级对应的得分;

$G_{N,lw}$ ——裂纹缺陷总数对应的得分。

再根据 G_{sl} 、 G_{lw} 对应的范围确定缺陷等级,将总得分进行量纲一化,并对量纲一化后总得分 G 进行分级: $G \geq 0.9$ 为一级; $0.8 \leq G < 0.9$ 为二级; $0.7 \leq G < 0.8$ 为三级; $0.6 \leq G < 0.7$ 为四级; $G < 0.6$ 视为无缺陷。

由此可知,一级是最严重的缺陷,需要维护人员立即处理;四级为最轻微缺陷,可依据检测结果制定维修计划。地铁隧道缺陷分级算法识别流程如图3所示。

2.4 检测算法的效果评估指标

PASCAL VOC 2007 数据集使用的评估标准是

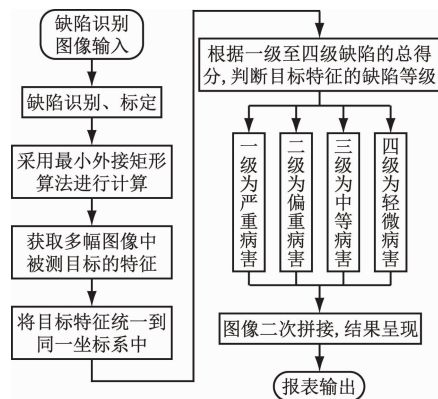


图3 地铁隧道缺陷分级识别算法流程

Fig. 3 Flowchart of metro tunnel defect classified identification algorithm

mAP(平均准确率)。mAP通过计算每个类别的AP(平均准确率),取所有类别AP的平均值来衡量模型检测性能,该标准可用于评估目标检测算法的性能。文献[4]提出了mAP的计算方法,本文采用其中的5个指标(地铁隧道渗漏水精度 P 、召回率 R_{re} 、地铁隧道渗漏水平均精度 \bar{P} 、F1分数 S_{F1} 、各类别平均精度的平均值 \bar{P}_m),用以对数据进行评估。

训练完成后,对随机测试集500张图像分别进行检测。基于文献[4]的计算方法,得到地铁隧道渗漏水各指标的计算结果如表1所示。

由表1可知: $P=94.1\%$, $R_{re}=99.0\%$,召回率高但识别精度低的原因主要是为了避免发生地铁

隧道缺陷漏检的情况,实际检测时降低了阈值,允许发生少许缺陷过检情况; \bar{P} 、 S_{F1} 均达到不错的水平。由此可见,本文提出的基于深度学习法的地铁隧道缺陷检测算法能够较好地完成缺陷检测任务,具有较高的检测准确率。

表1 地铁隧道渗漏水缺陷各指标的计算结果

Tab. 1 Calculation results of the indexes for metro tunnel seepage defects

指标	指标值/%
P	94.1
R_{re}	99.0
\bar{P}	93.5
S_{F1}	96.4
\bar{P}_m	98.5

2.5 检测算法的有效性验证

为评估本文提出的地铁隧道缺陷识别算法的应用效果,利用搭载了该算法的智能地铁隧道巡检系统,在北京某地铁线路上采集了1组地铁隧道数据并对数据进行处理分析,部分缺陷如图4所示。

图4中:用于数据采集的线路长度为600 m,发现四级及以上的裂纹缺陷共计17处,其中一级缺陷2处;发现四级及以上的渗漏水缺陷11处,其中一级缺陷3处。经人工核对,验证了裂纹缺陷识别算法、渗漏水缺陷识别算法的可靠性及有效性。

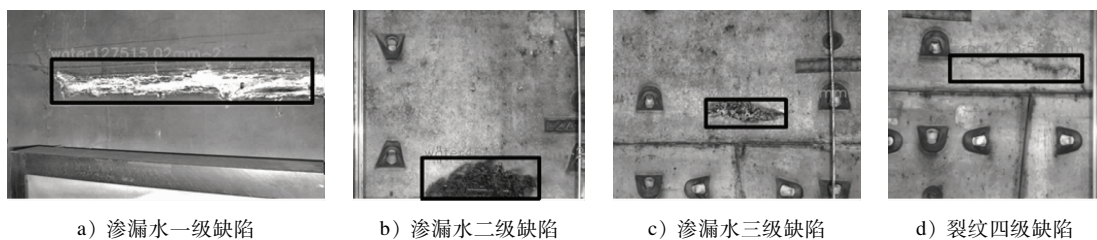


图4 案例线路上隧道一级至四级缺陷实物图

Fig. 4 Pictures of Level 1 to Level 4 defects in metro tunnel of the case line

3 地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统

3.1 软件系统设计

本文基于C++编程语言软件,运用深度学习法框架,开发了一款可以实时检测地铁隧道衬砌缺陷的计算机视觉软件系统。该软件系统融合了智能检测算法,具备标记与构建深度学习图片集、生成深度学习所需文件、选取与训练深度学习模型、缺陷分级分类识别、输出缺陷结果等功能。该软件系

统的界面截图如图5所示。

3.2 硬件系统设计

根据研究成果及现场作业的实际需求,本文设计了“基于机器视觉的地铁隧道智能巡检设备”,该设备由车体平台、地铁隧道巡检系统2个部分构成,如图6所示。其中,车体平台整体采用拆分式结构,为地铁隧道智能巡检设备提供动力支持和搭载平台,使其具有自主行驶能力,可实现巡检设备在中高速运行下的动态检测功能。巡检系统可对地铁

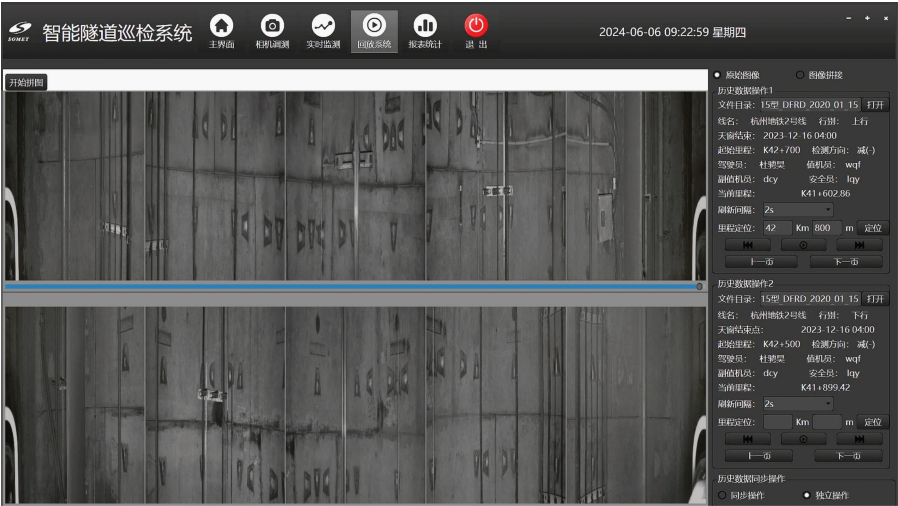


图 5 智能地铁隧道巡检软件系统界面截图

Fig. 5 Interface screenshots of the intelligent metro tunnel inspection software system



图 6 基于机器视觉的地铁隧道智能巡检设备
Fig. 6 Intelligent metro tunnel inspection equipment based on machine vision

隧道内衬进行 270° 的高清摄像, 该系统的拍摄中心点位于地铁隧道(半径为 2.8 m)圆心处, 具有在各类型断面(圆形、矩形、马蹄形等)不同视距下清晰拍摄地铁隧道内壁缺陷的能力。

4 现场应用效果分析

采用本文研发的地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统, 1 年内对北京地铁 3 条线路进行了 3 次周期检测, 检测的线路里程累计 294 km。表 2 是部分线路的检测结果。由表 2 进一步计算可得: 四级及以上地铁隧道渗漏水缺陷的平均检出率为 94.50%, 平均误检率为 0.65%; 四级及以上裂纹缺陷的平均检出率为 92.73%, 平均误检率为 0.89%。本次检测时设定的阈值较小, 因此, 四级缺陷多为不重要的过检缺陷, 这在很大程度上减少了漏检情况, 检测精度可基本满足现场检测的需求。现场检测结果表明, 地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统在实际应用场景中具有可靠性, 能够为地铁隧道检测和维护工作提供有力的技术支持。

表 2 部分线路采用地铁隧道衬砌缺陷智能系统的检测结果

Tab. 2 Detection results of metro tunnel lining defects by the intelligent system on partial lines

线路	检测里程/km	采集总数	渗漏水检测					裂纹检测				
			总检测数	正确检出数	误检数	检出率/%	误检率/%	总检测数	正确检出数	误检数	检出率/%	误检率/%
线路 1	5.571	6 880	876	826	50	94.29	0.73	487	457	30	93.84	0.43
线路 1	6.694	7 894	825	783	42	94.91	0.53	1 473	1 370	103	93.01	1.30
线路 1	6.652	7 855	788	744	44	94.42	0.56	855	790	65	92.40	0.83
线路 2	1.585	1 867	386	365	21	94.56	1.12	171	156	15	91.23	0.80
线路 2	5.692	6 884	624	587	37	94.07	0.54	1 020	922	98	90.39	1.42
线路 3	4.684	5 863	602	556	46	92.36	0.78	756	683	73	90.34	1.25
线路 3	7.536	8 767	830	804	26	96.87	0.30	818	801	17	97.92	0.19

注: 检出率 = (正确检出数/总检测数) × 100%; 误检率 = (误检数/采集总数) × 100%。

5 结语

基于深度学习法的地铁隧道衬砌缺陷智能检测系统具有高频率、可替代人工、检测监测一体化等优点。其作业速度为 10 ~ 15 km/h, 检出率大于 90%, 误检率小于 1%, 现场应用效果良好, 可以作为地铁隧道智能化检测的核心平台, 对地铁隧道各种缺陷进行有效检测。

但是, 裂纹缺陷和渗漏水缺陷的检测通常需要综合利用多种数据源, 如图像、振动等。如何有效地将这些多源数据进行融合, 提高检测的准确性和可靠性, 以达到地铁隧道巡检信息化、设备巡视智能化、地铁隧道运维科学化的目标, 是后续需要深化研究的问题。

参考文献

- [1] 刘渭宁, 李文锋, 李科, 等. 基于机器视觉的地铁隧道衬砌表面缺陷检测技术研究进展[J]. 公路交通技术, 2021, 37(3): 138.
- LIU Weining, LI Wenfeng, LI Ke, et al. Research progress of machinery visual-based tunnel lining apparent disease detection technology[J]. Technology of Highway and Transport, 2021, 37

- (3): 138.
- [2] 卢芳芳, 陈帅豪. 基于深度学习法的地铁隧道衬砌缺陷检测算法研究[J]. 信息技术与信息化, 2020(12): 231.
- LU Fangfang, CHEN Shuaihao. Research on tunnel lining disease detection algorithm based on deep learning[J]. Information Technology and Informatization, 2020(12): 231.
- [3] 张振海, 尹晓珍, 王阳萍, 等. 基于特征分析的图像式地铁隧道裂缝检测方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(11): 2791.
- ZHANG Zhenhai, YIN Xiaozhen, WANG Yangping, et al. Research on image-based crack detection method for subway tunnel based on feature analysis[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(11): 2791.
- [4] EVERINGHAM M, GOOL L. The pascal visual object classes (VOC) challenge[J/OL]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303 [2023-03-30]. https://www.pure.ed.ac.uk/ws/files/7879113/ijcv_voc09.pdf.

· 收稿日期:2023-04-28 修回日期:2023-07-19 出版日期:2024-09-10
Received:2023-04-28 Revised:2023-07-19 Published:2024-09-10
· 第一作者:张悦, 工程师, ysybzy@126.com
通信作者:韩静, 助理工程师, hanjing_1129@163.com
· ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(上接第 310 页)

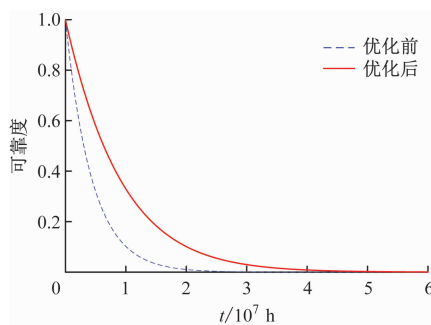


图8 优化前后悬浮控制器可靠度对比

Fig. 8 Reliability comparison of the levitation controller before and after optimization

5 结语

悬浮控制器是中低速磁浮列车稳定悬浮和安全运行的保证。本文对单个悬浮电磁铁的悬浮控制器进行可靠性分析和故障树分析, 明确了悬浮控制器优化设计方案, 这对于中低速磁浮车辆悬浮控制器可靠性的提升有一定的指导意义。本文分析的中低速磁浮车辆悬浮控制器可靠性结果可能存

在一定的偏差, 后续研究将结合现场故障数据, 进一步优化悬浮控制算法, 简化悬浮控制器主电路结构, 持续提升悬浮控制器的可靠性。

参考文献

- [1] 侯磊, 张文跃, 高峰, 等. 中低速磁浮列车悬浮控制系统可靠性分析及优化[J]. 城市轨道交通研究, 2021, 24(7): 36.
- HOU Lei, ZHANG Wenyue, GAO Feng, et al. Reliability analysis and optimization of levitation control system of medium and low speed maglev trains[J]. Urban Mass Transit, 2021, 24(7): 36.
- [2] 李良巧. 可靠性工程师手册[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2012.
- LI Liangqiao. Handbook of certified reliability engineer[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2012.

· 收稿日期:2022-06-06 修回日期:2022-08-10 出版日期:2024-09-10
Received:2022-06-06 Revised:2022-08-10 Published:2024-09-10
· 通信作者:陈启发, 高级工程师, 41363102@qq.com
· ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license