

基于图像处理技术的车载钢轨波磨 自动识别与预警系统*

崔霆锐^{1,2} 李宇杰² 刘畅² 霍苗苗²

(1. 北京交通大学电气工程学院, 100044, 北京; 2. 北京市地铁运营有限公司, 100079, 北京)

摘要 [目的] 目前地铁轨道日常巡检采用的人工检测和轨道检查车方式存在效率低、成本高等问题, 已无法满足日益发展的轨道交通安全运营需求。对此, 需要基于图像识别技术, 研究车载钢轨波磨自动识别与预警系统。[方法] 阐明了钢轨波磨自动识别的总方案, 从钢轨表面图像的去噪与光照不均校正问题及钢轨表面图像的定位与分割、钢轨波磨区间的定位、钢轨波磨周期估计等方面, 详细阐述了基于图像处理的钢轨波磨自动识别与评估方法。基于系统构成和逻辑架构从软硬件角度分别描述了病害自动识别与预警系统的构建, 并介绍了该系统在北京地铁的示范应用情况。[结果及结论] 该系统能实现对轨道波磨病害的实时检测、定位、评估及预警。示范应用测试结果表明: 该系统的钢轨波磨病害识别准确率达到 97% 以上; 与传统人工巡检和专用轨道检测车相比, 检测效率极具优势。

关键词 地铁车辆; 钢轨波磨; 图像处理; 自动识别

中图分类号 U213.4⁺2

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.01.013

Automatic Identification and Early-warning System for On-board Rail Corrugation Based on Image Processing Technology

CUI Tingrui^{1,2}, LI Yujie², LIU Chang², HUO Miaomiao²

(1. College of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, 100044, Beijing, China; 2. Beijing Mass Transit Railway Operation Co., Ltd., 100079, Beijing, China)

Abstract [Objective] Current daily metro track inspections, including manual detection and track inspection vehicle method, suffer from issues such as low efficiency and high costs, failing to meet the increasing demands for rail transit operation safety. Therefore, it is necessary to develop an automatic identification and early-warning system for on-board rail corrugation based on image processing technology. [Method] The overall solution for automatic rail corrugation identification is elucidated, covering the denoising and uneven illumination

correction of rail surface images, the positioning and segmentation of rail surface images, the localization of rail corrugation interval, and the estimation of rail corrugation cycles. The automatic rail corrugation identification and assessment method based on image processing is elaborated. The construction of the defect automatic identification and early-warning system is described from both software and hardware perspective based on system composition and logic architecture, and the demonstration application situation of the system in Beijing Subway is introduced. [Result & Conclusion] The system enables real-time detection, localization, assessment and early-warning of rail corrugation defects. Demonstrative application test results indicate that the system achieves an identification accuracy of over 97% for rail corrugation defects. In comparison to conventional manual inspection and dedicated track inspection vehicles, the system exhibits a significant advantage in detection efficiency.

Key words metro vehicle; rail corrugation; image processing; automatic recognition

自 20 世纪 90 年代开始, 国外已开展了对轨道自动巡检系统的研发工作。美国开发的 TVIS(轨道视频检测系统), 通过获取线路视频图像辅助人工进行轨道状态的检查, 判定扣件完好性^[1]。澳大利亚和德国先后开发的 RAILSCAN(轨道扫描)系统和 RAILCHECK(光电式轨道检测)系统, 使用数字图像处理技术进行特性分析, 实现了轨道结构可见异常的自动识别。法国及意大利等国家也研制开发了非接触式检测列车, 实现了对钢轨表面缺陷、轨道几何参数的自动检查^[2]。在我国, 铁道科学研究院研制了基于计算机视觉技术的钢轨表面擦伤检测系统^[3]。然而此类研究目前仍处于试验或小范围的试用阶段, 需进一步测试应用效果。

目前, 我国的自动检测系统都安装在专用的轨

* 国家重点研发计划项目(2020YFB1600700)

道检查车上,维护成本高,并且需要特定的天窗点检测,无法满足地铁行业日常轨道巡检的需求^[4-6]。针对上述问题,本文提出以运营载客列车作为移动监测载体,基于图像处理技术开发的车载钢轨波磨自动识别与预警系统(以下简称“波磨自动识别系统”),以期实现轨道缺陷的日常精确监测预警。

1 波磨自动识别系统的研发思路

波磨自动识别系统的整体研发思路如图 1 所示。首先,采用线扫描激光成像技术获取轨道线路相关的图像,并利用图像处理技术提取钢轨波磨病害状态特征参数;然后,基于图像处理算法,构建钢轨波磨病害预测评估模型;最后,利用 RFID(射频识别)技术和多普勒技术实现病害位置精准定位。由此,研制开发的波磨自动识别系统,已在北京地铁部分线路完成设备装车 and 线路测试。

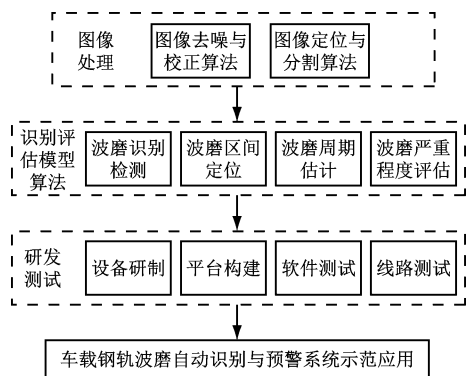


图 1 波磨自动识别系统的整体研发思路

Fig. 1 Overall development idea of rail corrugation automatic identification system

2 钢轨波磨的自动识别与评估

车载设备在列车高速运行时所采集到的原始钢轨图片,存在噪声和光照不均问题,需先经过去噪、校正、定位及分割等图像处理,才能完成波磨识别检测和评估。

2.1 钢轨表面图像的去噪与光照不均校正

步骤 1 采用双边滤波来滤除图像中的噪声,在不影响原图像纹理特征的情况下降低噪声对图像的干扰。滤波过程定义为:

$$I_{\text{out}}(x) = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) \cdot g_s(\|x_i - x\|) \quad (1)$$

$$W_p = \sum_{x_i \in \Omega} f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|x_i - x\|) \quad (2)$$

式中:

W_p ——滤波算子;

$I(x)$ ——图像横坐标方向的灰度值;

$I_{\text{out}}(x)$ ——处理后图像横坐标方向的灰度值;

x_i ——像素 i 的原始横坐标值;

x ——像素 i 的处理后横坐标值;

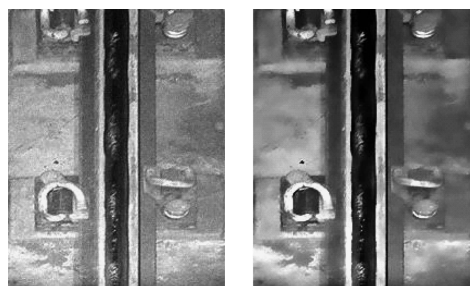
Ω ——需要处理的相邻窗口;

f_r 和 g_s ——基于距离和强度的滤波器。

步骤 2 利用动态引导滤波在去噪后的钢轨图像中提取光照分量。

步骤 3 根据光照分量提取结果的统计分布特性,基于二维参数自适应伽马函数构造钢轨图像光照不均的校正函数,降低光照过强区域图像的亮度值,提高光照过暗区域图像的亮度值,处理钢轨图像不均匀光照的问题,从而提升钢轨图像的质量。

去噪与光照不均校正处理前后的钢轨图像如图 2 所示。



a) 处理前

b) 处理后

图 2 去噪与光照不均校正处理前后的钢轨图像

Fig. 2 Rail images before and after denoising and uneven illumination correction processing

2.2 钢轨表面图像的定位与分割

从现场采集的钢轨图像通常还包含扣件、枕木和路基等不相关部件。这会为后续的处理带来干扰。为准确定位并分割出完整的钢轨表面区域,本研究使用水平梯度算子来强化钢轨图像的垂直边缘,以突出沿水平方向的灰度级变化,并锐化轨头表面的边界。该水平梯度算子为:

$$p = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix} \quad q = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

经过边缘强化后的钢轨图像如图 3 所示。在此基础上,计算每个处理后坐标为 (x, y) 处像素点 $i_{x,y}$ 的水平方向梯度,并按列依次求第 y 列图像的纵坐标方向梯度和值 $S_G(y)$:

$$S_G(y) = \sum_{x=1}^h \text{grad}(i_{x,y}), y = 1, 2, \dots, w \quad (4)$$

式中:

w ——钢轨图像的纵坐标最大值;
 h ——钢轨图像的横坐标最大值;
 $\text{grad}(i_{x,y})$ —— $i_{x,y}$ 的梯度值。

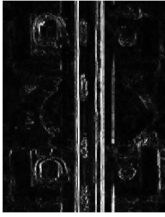


图3 边缘增强后的图像

Fig. 3 Image after edge enhancement

根据钢轨图像中每列的纵向位置,将 $S_G(y)$ 值乘以 1 个位置自适应权重,即得到在位置处的权重值 $A_w(y)$,使其服从正态分布如下:

$$A_w(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}}, y = 1, 2, \dots, w \quad (5)$$

式中:

μ ——正态分布的数学期望;
 σ ——正态分布的标准差。

钢轨的加权梯度投影轮廓如图 4 所示。对钢轨图像进行加权梯度投影分析,结合轨道表面的经验宽度值,确定钢轨表面区域在钢轨图像中的边界位置。

$$p_r = \arg \max_{i=y}^{i+w_r-1} \sum W_G(i), y = 1, 2, \dots, w - w_r \quad (6)$$

式中:

p_r ——钢轨表面区域在钢轨图像中的边界坐标;

w_r ——轨道表面的经验宽度值;

$W_G(i)$ ——在像素点 i 处的加权梯度和值。

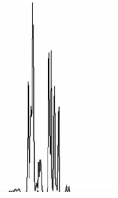


图4 轨道的加权梯度投影轮廓

Fig. 4 Weighted gradient projection profile of tracks

钢轨区域定位结果如图 5 所示。图 5 中 2 条虚线为钢轨左右边界。由此即完成钢轨区域的分割。

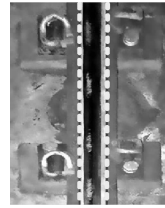
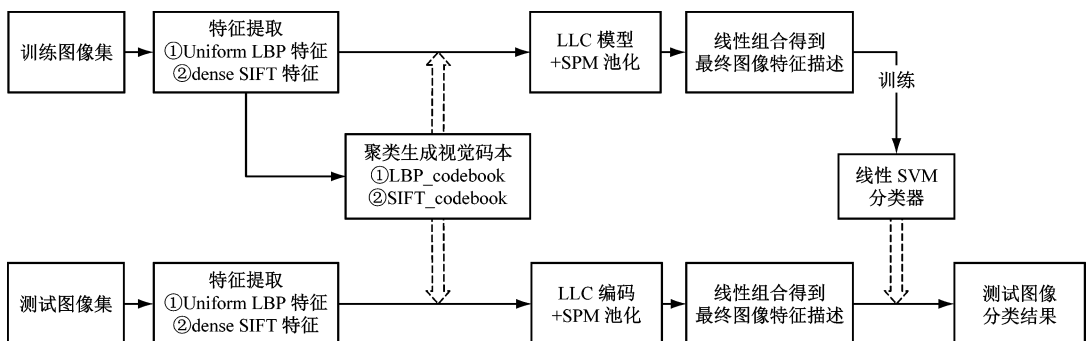


图5 钢轨区域定位结果

Fig. 5 Rail area localization results

2.3 钢轨波磨识别检测算法

本文所用钢轨波磨识别检测算法是基于改进空间金字塔匹配模型的。空间金字塔匹配模型的核心思想是对每幅图像进行网格块分割,通过对图像分割后的子区域所在的尺度层级的大小来赋予不同的权值,从而构造出加权的视觉词直方图。基于改进空间金字塔匹配模型的图像分类流程如图 6 所示。将包含钢轨波磨图像和钢轨正常图像的数据集随机地划分为训练图像集和测试图像集,并对数据集集中的所有钢轨表面图像分别提取 Uniform LBP (均匀局部二进制值模式) 和 Dense SIFT (稠密尺度不变特征变换) 特征向量。使用经典的 K-means 算法,分别对训练图像集图像的 Uniform LBP 和 Dense SIFT 特征集进行聚类得到两个视觉码本。



注:虚线箭头表示进行特征编码;LLC—局部约束编码;SVM—支持向量机;SPM—空间金字塔匹配模型。

图6 基于改进空间金字塔匹配模型的图像分类流程示意图

Fig. 6 Diagram of image classification process based on improved spatial pyramid matching model

基于生成的两个视觉码本,利用 LLC 模型对训练图像集中的所有图像进行特征编码,并经过 SPM 池化得到每幅钢轨表面图像的两种不同图像表示。之后,将每幅钢轨表面图像的两种不同图像表示即特征向量进行线性组合,作为其最终的特征描述。最后,结合训练图像集中每幅图像的特征描述和人工标签训练线性 SVM 分类器,得到最终的分类器,在测试集上实现钢轨波磨的识别检测。该算法的识别检测准确率达到了 99%。

2.4 钢轨波磨区间的定位

由于车辆运行环境复杂,且轮轨作用不断,因此现场采集的钢轨表面波磨图像不仅存在波磨区域,还存在边缘锈迹区域和正常表面区域。针对这一问题,为准确有效地定位出钢轨波磨区间,先使用水平灰度梯度统计分析法,依次求得第 k 列图像的水平方向梯度均值 $\langle \text{grad}(x_k, y) \rangle$,进而得到水平灰度梯度统计分析曲线如图 7 所示。图 7 中,曲线右半部分中所有极大值的最大值为 R_r ,曲线左半部分中所有极小值的最小值为 R_l 。其中:

$$\langle \text{grad}(x_k, y) \rangle = \frac{1}{h} \sum_{y=1}^h [I(x_{k+1}, y) - I(x_{k-1}, y)],$$

$$k = 2, 3, \dots, w-1 \quad (7)$$

式中:

$I(x_k, y)$ ——第 k 列图像的灰度值。

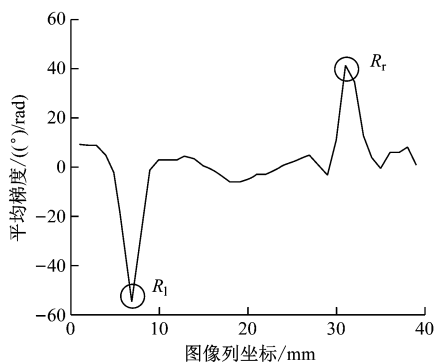


图 7 水平灰度梯度统计分析结果

Fig. 7 Statistical analysis results of horizontal gray gradient

图 7 中 R_r 及 R_l 为对应的列坐标分别为裁剪后剩余钢轨表面区域的终止坐标及起始坐标。由此可得到裁剪后剩余钢轨表面区域,如图 8 b) 所示。

$$R_l = \min[\text{peak}(\langle \text{grad}(x_k, y) \rangle)], 2 \leq k \leq w/2 \quad (8)$$

$$R_r = \min[\text{peak}(\langle \text{grad}(x_k, y) \rangle)], w/2 \leq k \leq w-1 \quad (9)$$

利用大津阈值分割算法和数学形态学算法对图像进行二值化,并去除二值化后存在的噪声点,

从而实现波磨区域与正常钢轨表面区域的分割。二值化后的图像如图 8 c) 所示。

对得到的二值图像进行数学形态学重建和开操作,去除图像二值化后存在的噪声点。即:

$$C_l = \arg \min(S_{Bi} | S_{Bi} > \delta), i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$$C_r = \arg \max(S_{Bi} | S_{Bi} > \delta), i = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

式中:

C_l ——钢轨波磨区间的起始点坐标;

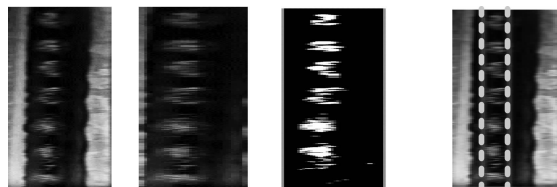
C_r ——钢轨波磨区间的终止点坐标;

S_{Bi} ——二值化图像中像素 i 的值;

δ ——和值的阈值;

m ——裁剪后剩余钢轨表面区域的宽度。

最后,基于式(10)和式(11),统计分析二值图像每列前景点的个数,并通过与设定的阈值比较得到钢轨波磨区间的起始和终止点坐标。在此基础上可确定,波磨区间边界定位结果如图 8 d) 所示。



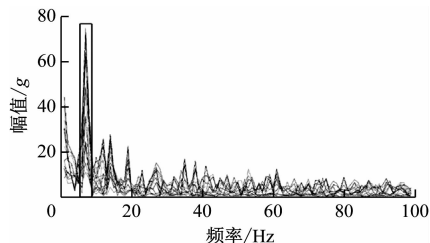
a) 原图像 b) 裁剪锈迹后 c) 二值化后 d) 波磨区间定位结果

图 8 钢轨波磨图像

Fig. 8 Rail corrugation images

2.5 钢轨波磨周期估计

在确定钢轨波磨区间边界定位后,根据波磨的定义及图像的周期纹理特性,结合频域分析和距离匹配函数,对钢轨波磨的周期进行估计。对每列钢轨波磨区间图像进行傅里叶变换,得到各列图像的幅值-频率曲线簇图,如图 9 所示。在定位每个幅值-频率曲线的峰值时,提取对应于前两个最大峰值的频率,并计算相应的周期作为每个图像列的候选周期。



注: g 为重力加速度。

图 9 钢轨波磨区间各列图像的频率-幅值曲线簇

Fig. 9 Frequency-amplitude curve cluster of each column image in rail corrugation interval

为提高结果的鲁棒性,定义简化的量纲一化距离匹配函数 $\text{SNDMF}(\cdot)$,则有:

$$\begin{cases} \text{SNDMF}(d_{k1}) = \frac{1}{H-d_{k1}} \sum_{j=1}^{H-d_{k1}} |I_{kj} - I_{k(j+d_{k1})}| \\ \text{SNDMF}(d_{k2}) = \frac{1}{H-d_{k2}} \sum_{j=1}^{H-d_{k2}} |I_{kj} - I_{k(j+d_{k2})}| \end{cases} \quad (12)$$

式中:

d_{k1} 和 d_{k2} ——第 k 列波磨区间图像的两个候选周期值;

I_{kj} ——第 k 列波磨区间图像在位置 j 处的灰度值;

H ——波磨区间图像的高度。

定义确定波磨区间中第 k 列图像的最终周期 P_i 为:

$$P_i = \min(\text{SNDMF}(d_{k1}), \text{SNDMF}(d_{k2})) \quad (13)$$

波磨区间图像的宽度为 D 时,周期向量 $\mathbf{P} = [P_1 \ P_2 \ \cdots \ P_D]$,进而可得波磨区间中所有列图像周期值的众数 P_c ,并将之作为波磨区间即钢轨波磨的周期,即:

$$P_c = \text{mod}(\mathbf{P}) \quad (14)$$

2.6 钢轨波磨严重程度评估预警

一般而言,钢轨波磨的严重程度与其深度有关,而波磨深度的变化在图像中体现为图像灰度上的差异。针对这一问题,需要对钢轨波磨图像的视

觉显著性进行分析。坐标为 (x, y) 处点的显著度 $S(x, y)$ 为:

$$S(x, y) = N(\|L_G(x, y) - L_m\|) \quad (15)$$

式中:

L_m ——CIELab 模式色彩空间图像特征向量的均值;

L_G ——原始图像的高斯模糊;

$N(\cdot)$ ——量纲一化。

钢轨波磨区间具有显著的颜色特征。因此,首先利用量纲一化频率调谐模型,提取钢轨波磨图像的视觉显著性特征,并在此基础上生成全分辨率显著图,如图 10 b) 所示。

为简化每个钢轨波磨子区域的定位过程和减少计算量,首先利用自适应阈值分割算法,对得到的钢轨波磨显著图进行二值化,如图 10 c) 所示。

$$T_a = \frac{2}{wh} \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} S(x, y) \quad (16)$$

式中:

T_a ——计算得到自适应阈值。

接着,利用数学形态学闭操作和标记矩阵方法,确定每个钢轨波磨子区域的位置坐标;然后,在此基础上,根据定义计算每个钢轨波磨子区域的磨耗显著度 S_w ,如图 10 d) 所示。其中:

$$S_w = \bar{S}(x, y) \quad (17)$$

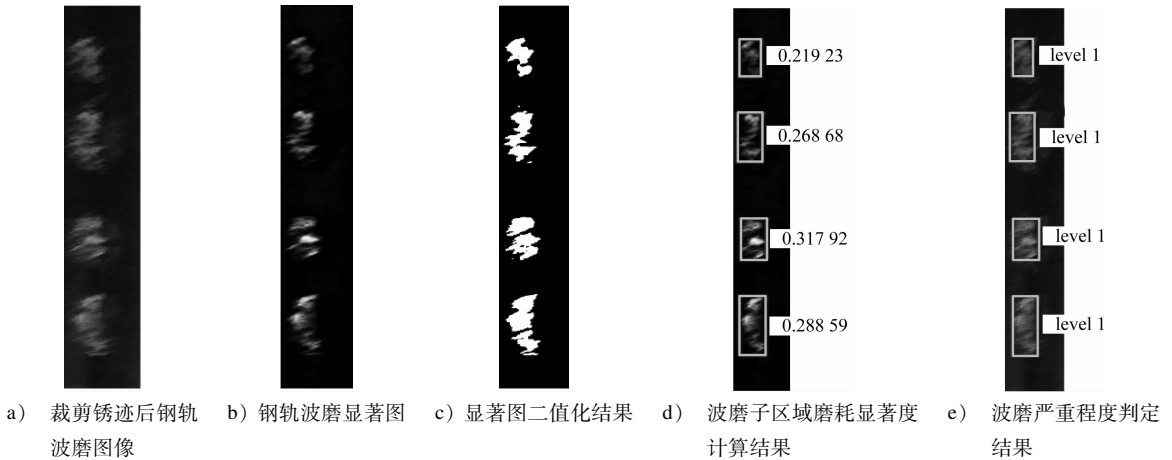


图 10 钢轨波磨周期估计可视化结果

Fig. 10 Visualization results of rail corrugation cycle estimation

针对具体的钢轨波磨磨耗情况,首先,将波磨的严重程度划分为三个预警等级,分别为 level 1(轻微磨耗)、level 2(中等磨耗)和 level 3(严重磨耗),并设计每个等级对应的隶属度函数阈值(μ_1, μ_2, μ_3);然后,将计算得到的 S_w 输入到等级隶属度函

数;最后,根据最大隶属原则确定每个钢轨波磨子区域的磨耗严重程度。即:

$$\begin{cases} \text{level 1,} & \mu_1 \leq \max S_w < \mu_2 \\ \text{level 2,} & \mu_2 \leq \max S_w < \mu_3 \\ \text{level 3,} & \max S_w \geq \mu_3 \end{cases} \quad (18)$$

3 波磨自动识别系统的构建

3.1 车载设备

波磨自动识别系统的车载设备由车底工控机、射频标签模块、测速雷达模块、轨道表面及扣件检测模块等构成。该系统在北京地铁上线运行开展示范应用,北京地铁的波磨自动识别系统车载设备实景图如图 11 所示。

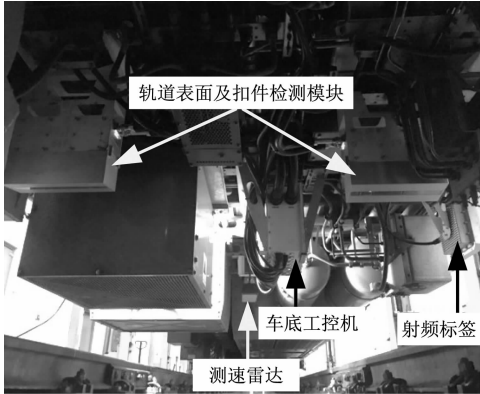


图 11 北京地铁的波磨自动识别系统车载设备实景图
Fig. 11 Site photo of on-board devices for rail corrugation automatic identification system in Beijing Subway

在列车运行过程中,启动雷达传感器;雷达传感器接收到确定信号后,通知成像模块打开相机,进行图像采集;对图像进行压缩保存,并上传到远程终端;通过定位模块精确查找定位点,并以此来确定列车的位置和运行速度。

3.2 逻辑架构

波磨自动识别系统的逻辑架构如图 12 所示,波磨自动识别系统逻辑架构分为功能模块,接口引擎及平台服务三层。其业务应用功能主要包括缺陷类型库管理、缺陷分析、缺陷管理、查询统计、预警管理、系统设置等。

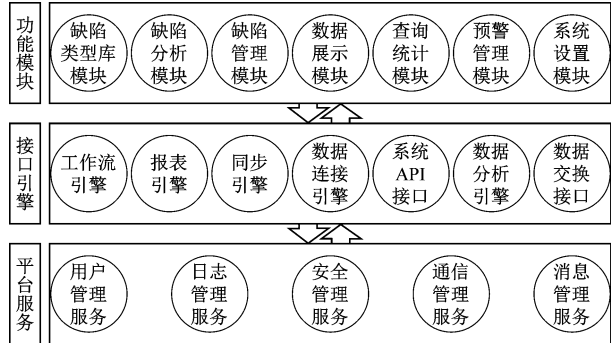


图 12 波磨自动识别系统逻辑架构图

Fig. 12 Logic architecture diagram of rail corrugation automatic identification system

4 测试结果分析

在北京地铁示范应用波磨自动识别系统期间,钢轨波磨的周期可视化结果如图 10 e) 所示,可以看出估计的结果与人工目测结果相符合。利用构建的波磨自动识别与预警系统平台对示范应用期间采集样例进行检测测试,从测试集图库(1 000 张图)中通过 Python 脚本随机抽取 20 张图片,一共设计 10 组测试。测试结果如表 1 所示。

表 1 轨道检测测试结果
Tab. 1 Track detection test results

测试组号	钢轨波磨识别准确率/%
1	98.02
2	97.91
3	100.00
4	100.00
5	98.07
6	100.00
7	100.00
8	97.77
9	98.21
10	97.91

注:钢轨波磨识别准确率=(每一组图片中检测正确的部件数/总部件数)×100%。

波磨自动识别系统检测不占用天窗时间,提高了检测效率。结合表 1 的测试结果可知,波磨自动识别系统无论检测效率还是检测准确率,都体现出传统人工巡检无法比拟的优势。

根据波磨自动识别系统输出的报警信息,工务部门对北京地铁某线路 4 个病害区段钢轨进行精准打磨。图 13 为打磨前后轮轨振动趋势对比。由图 13 可见,打磨后轮轨振幅明显降低,波磨病害特征消失,说明波磨自动识别系统能准确识别钢轨波磨病害,为检修维护提供高效指导。

5 结语

基于图像处理技术,研究了图像分割与特征提取方法、缺陷识别与分类等,建立了病害特征知识库,实现了钢轨波磨的自动识别和定位。设计开发的波磨自动识别系统旨在替代传统人工巡道的视觉检查,通过更高效和更科学的分析方法,为地铁提供智能化检测手段和方式,从而大幅提升日常检

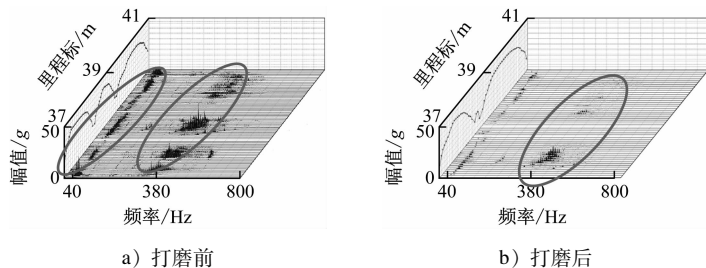


图 13 钢轨打磨前后轮轨振动趋势对比

Fig. 13 Comparison of wheel-rail vibration trends before and after rail grinding

修的效率,为城市轨道交通的安全可靠运行提供更完善的保障。

参考文献

- [1] SHOLL H, AMMAR R, GREENSHIELDS I, et al. Application of computing analysis to real-time railroad track inspection [C] // 2006 World Automation Congress. Budapest: IEEE, 2007: 1.
- [2] YELLA S, DOUGHERTY M, GUPTA N K. Condition monitoring of wooden railway sleepers[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2009, 17(1): 38.
- [3] 李宏锋. 地铁轨道波浪形磨耗检测系统研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
LI Hongfeng. The research of rail wavy abrasion detection system [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [4] 周亮. 上海地铁工务专业设施智能运维系统[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(8): 23.
ZHOU Liang. Intelligent operation and maintenance system of

Shanghai Metro civil engineering facilities[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(8): 23.

- [5] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a line segment detector [J]. Image Processing On Line, 2012, 2: 35.
- [6] 赵朋亮, 王大志, 张天赋, 等. 基于 WSNs 的钢轨受力状态监测系统[J]. 机电工程技术, 2019, 48(8): 51.
ZHAO Pengliang, WANG Dazhi, ZHANG Tianfu, et al. Rail stress monitoring system based on WSNs[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2019, 48(8): 51.

· 收稿日期:2021-09-07 修回日期:2021-12-06 出版日期:2024-01-10
Received:2021-09-07 Revised:2021-12-06 Published:2024-01-10
· 通信作者:崔霆锐,高级工程师, cuitingrui007@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 65 页)

- [9] 张昊. 地铁区间隧道射流技术的烟控作用测试分析[J]. 建筑科学, 2014, 30(3): 85.
ZHANG Hao. Test and analysis on smoke control effect of jet flow technology in metro tunnel[J]. Building Science, 2014, 30(3): 85.
- [10] 沈景炎. 城市轨道交通车站配线的研究[J]. 城市轨道交通研究, 2006, 9(9): 1.
SHEN Jingyan. On UMT station sidings[J]. Urban Mass Transit, 2006, 9(9): 1.
- [11] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑防烟排烟系统技术标准: GB 51251—2017[S]. 北京: 中国计划出版社, 2017.

Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Technical standard for smoke management systems in buildings: GB 51251—2017 [S]. Beijing: China Planning Press, 2017.

· 收稿日期:2022-11-28 修回日期:2023-03-30 出版日期:2024-01-10
Received:2022-11-28 Revised:2023-03-30 Published:2024-01-10
· 通信作者:李永兵,高级工程师, 154834780@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

欢迎订阅《城市轨道交通研究》

服务热线 021—56830728 转 821