

城轨车辆用多股道智能巡检 机器人检测系统

巫红波¹, 邱伟明¹, 王静², 朱林森²

(1. 广州地铁集团有限公司, 广东 广州 510380;
2. 成都盛锴科技有限公司, 四川 成都 610091)

摘要: 城轨车辆用多股道智能巡检机器人检测系统通过采用智能机器人技术、同步定位与地图构建 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 技术、多自由度柔性机械臂控制技术、高清光学成像技术、人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 算法实现对地铁车辆车底和两侧的自动化检测, 以及对车辆走行部关键部件变形、松动、缺失和异物侵入等异常情况的自动预警, 同时结合车辆检修调度和智能多股道切换装置实现机器人在检修库内多股道间的自由切换, 提高了机器人在检修过程中的运用效率。地铁现场的实际运用表明, 智能巡检机器人的应用可优化地铁车辆检修工艺, 延长检修间隔周期, 有助于地铁车辆检修提质增效, 具有良好的社会经济价值。

关键词: 地铁车辆; 多股道; 智能巡检机器人; 提质增效; 地铁检修

中图分类号: U269.322

文献标识码: A

文章编号: 1000-128X(2022)01-0045-08

Detection system of multi-track intelligent inspection robot for urban rail vehicles

WU Hongbo¹, QIU Weiming¹, WANG Jing², ZHU Linsen²

(1. Guangzhou Metro Group Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510380, China;

2. Chengdu Shengkai Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610091, China)

Abstract: The multi-track intelligent inspection robot detection system of urban rail vehicles realized automatic detection of the bottom and both sides of subway vehicles by adopting intelligent robot technology, SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) technology, multi-degree-of-freedom flexible cooperative manipulator control technology, high-definition optical imaging technology and AI (Artificial Intelligence) algorithm, as well as automatic early warning of abnormal situations such as deformation, looseness, missing and foreign bodies of key components of vehicle running gear. At the same time, combined with vehicle maintenance scheduling and intelligent multi-track switching device, the robot could switch freely among multi-tracks in the maintenance warehouse, which improved the application efficiency of the robot in the maintenance process. The actual application of subway site shows that the application of intelligent inspection robot can optimize the maintenance technology of subway vehicles, prolong the maintenance interval, help improve the quality and efficiency of subway vehicle maintenance, and has very important social and economic value.

Keywords: urban rail vehicles; multi-track; intelligent inspection robot; improve quality and efficiency; subway maintenance

收稿日期: 2020-12-26; 修回日期: 2021-11-05

通信作者: 王静 (1988—), 男, 硕士, 工程师, 长期从事城轨车辆智能检测装备、智能机器人检测技术研究;

E-mail: wangjing7840@foxmail.com

0 引言

2019年，中共中央、国务院印发了《交通强国建设纲要》^[1]，纲要中指出“大力发展智慧交通。推动大数据、互联网、人工智能、区块链、超级计算等新技术与交通行业深度融合”。2020年初，中国城市轨道交通协会发布《中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要》，提出创建智能运维安全、智能列车运行等八大体系^[2]。两个纲要都明确提出利用大数据、人工智能等新技术促进城轨智能检修升级，实现我国城轨车辆运维的智能化。

当前，智能机器人相关技术已经在各行业逐步实现应用^[3]，特别是汽车行业，已经开始采用机器人代替生产线工人，实现了无人化车间。在国内高铁领域，北京、成都和广州等城市的动车检修单位已有列车智能巡检机器人较成熟的运用，但目前已投入使用的巡检机器人均只能在检修现场的单股道内进行作业，无法自主地进行股道切换，因此机器人有效使用时间和所检列车范围均有所限制，同时由于机器人必须在轨道上运动，因此需要在地沟内安装精度较高的轨道，存在工程施工成本高、既有线改造困难的问题。

在智能运维方面，目前国内各地铁公司均在积极打造智能运维系统。部分地铁公司采用先进的高清图像成像技术，结合人工智能算法和图像特征识别算法等技术实现了对地铁车辆关键零部件（如车辆轮对、受电弓等）的自动检测和地铁车辆检修的提质增效^[4-5]。

因此，在当前机器人技术、图像处理技术和人工智能技术等快速发展，智慧城轨建设大力推进的背景下，城轨车辆用多股道智能巡检机器人检测系统（以下简称“智能巡检机器人”）的研究对提高地铁车辆检修效率、提升检修质量、实现高效高可靠的智能运维具有重要意义。

1 地铁车辆检修现状分析

城市轨道交通列车具有结构复杂、零部件多等特点，而列车在运行过程中容易产生部件变形、松动、脱落等问题，并且日常检修容易漏检，因此可能产生影响行车安全的重大风险。

在车辆回库后，传统的检修模式主要是人工检查，这种方式不仅会消耗大量人力物力，而且存在较多的局限性，例如长时间夜班作业导致的人员疲惫、人工检查个人经验知识的限制、检修地沟的昏暗环境、人员身体的健康状况等，都会极大影响人工检查的效果；部分车辆转向架上部的检查由于需要通过架设梯子才能进行，因此在日常检修中难以进行每日检查。上述人工检查的局限性，容易产生行车隐患，严重时甚至影响列车行车安全。

同时，地铁日常运维工作量大，需要采取先进的手段提升工作效率。以广州地铁为例，截至2021年10月，已建成开通17条地铁线路，累计运营车辆达550余列（合计3100余辆）。广州地铁车辆检修包括日常检修和定期维修，日常检修分为日检、双日检、四日检、周检、月检和均衡修等项目，定修维修有架修和大修2个部分^[6]。其中，日常检修中的日检、双日检和四日检作业内容最多，需求人员也多，作业方式主要以人工为主，日常检修工作量非常大。

因此，地铁车辆检修需引入先进的检测设备，在提高作业效率的同时保障检修质量，而目前尚无成熟的智能机器人检测产品可运用于地铁车辆日常检查，因此本文将进行多股道智能巡检机器人研究。

2 智能巡检机器人研究

2.1 系统组成

本文所述智能巡检机器人安装在地铁车辆段检修库内，其总体构架见图1，通过采用智能机器人技术、

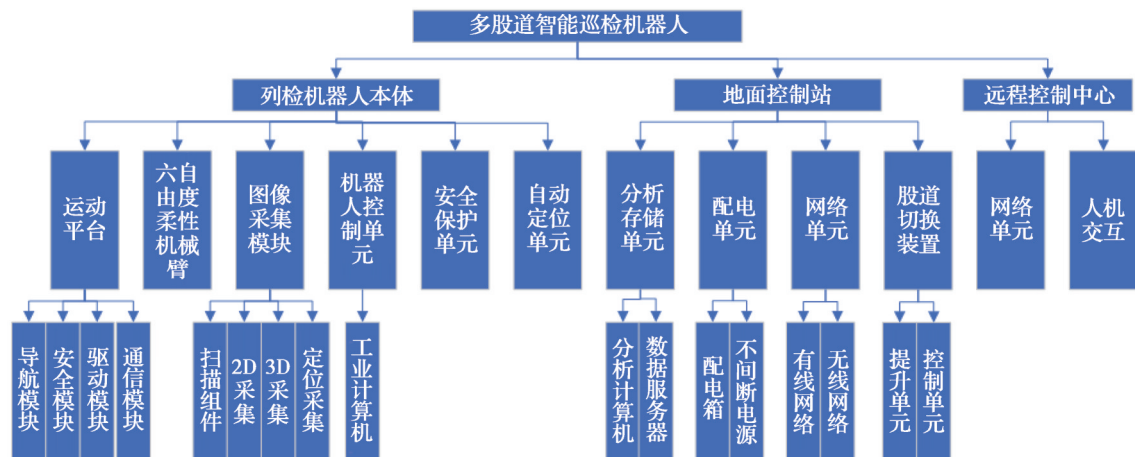


图1 多股道智能巡检机器人

Fig. 1 Multi-strand road intelligent inspection robot

SLAM自主导航技术、多自由度柔性机械臂控制技术、高清光学成像技术和AI深度学习算法,利用检修库地沟实现对地铁车辆车底和两侧的检测,同时自动实现对地铁车辆关键部件图像的获取、识别和测量。机器人主要包含列检机器人本体,地面控制站和远程控制中心3个重要部分,系统总体架构如图1所示,组成布局如图2所示。

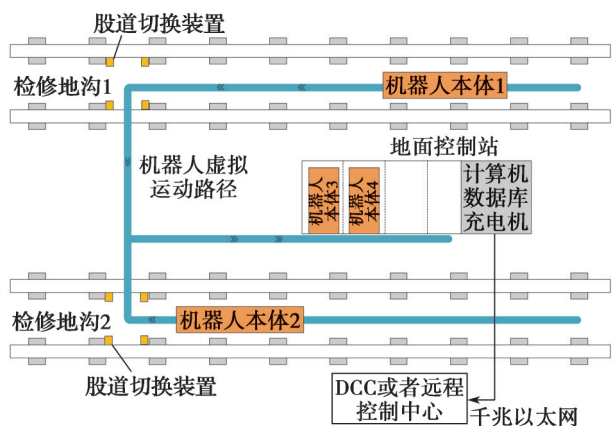


图2 多股道智能巡检机器人组成布局

Fig. 2 Composition and layout of multi-strand intelligent inspection robots

2.1.1 列检机器人本体

列检机器人本体主要由运动平台、六自由度柔性机械臂、图像采集模块、机器人控制单元、安全保护单元和自动定位单元组成,可实现机器人在车辆检修库内的定位、运动、图像采集和安全防护等功能。其外形如图3所示。



图3 列检机器人本体

Fig. 3 Main body of the inspection robot

2.1.2 地面控制站

地面控制站设置在检修库内,主要负责所辖范围内的机器人调度、检测数据集中管理、图像处理和分析、电源分配,以及无线传输网络构建等。地面控制站主要包含分析存储单元、配电单元、网络单元、股道切换装置4个部分,如图4所示。

2.1.3 远程控制中心

远程控制中心设置在检修库的段场调度中心控制室,主要由监控大屏、数据展示终端、交换机和路由器等组成,可实现机器人远程调度、自动任务下发、

机器人作业远程监控、数据统计分析和处理结果回填等,监控界面如图5所示。

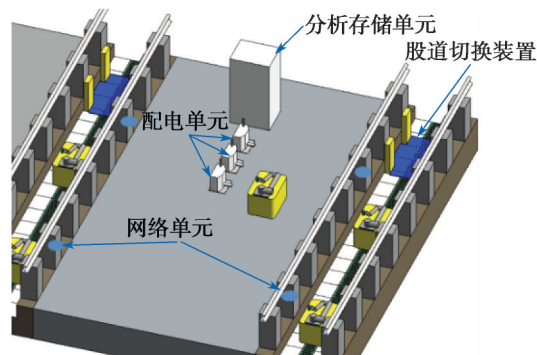


图4 地面控制站

Fig. 4 Ground control station



图5 远程控制中心

Fig. 5 Remote control center

2.2 机器人定位

智能巡检机器人采用了基于卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)算法的多传感器融合SLAM定位技术^[7]。SLAM技术可以简单描述为:移动机器人携带多种可感知环境位置信息的传感器(视觉传感器、测距传感器、激光雷达和编码器等),从未知环境的初始坐标位置和姿态出发,根据传感器获知的位置信息对机器人进行实时定位,再根据传感器获知的环境信息进行地图构建,最后利用地图信息更新机器人的位置坐标,实现机器人自主导航。

SLAM自主导航技术的核心理论主要是基于统计学的概率估计方法实现移动机器人的实时坐标位置和姿态更新。如图6所示,黑色自动导引小车(Automated Guided Vehicle, AGV)的位置坐标表示机器人某一时刻的实际位置坐标;灰色AGV的位置坐标表示机器人某一时刻的系统预估位置坐标;相邻时刻之间的实线表示AGV的实际运动路径;相邻时刻之间的虚线表示AGV的系统预估运动路径; $(x, y)_t$ 为 t 时刻AGV(即机器人)的绝对坐标(含角度值)信息; \mathbf{O}_t 为 t 时刻控制系统提供给AGV的行进控制向量; \mathbf{U}_t 为AGV与环境参考物体在 t 时刻的三维坐标关联信息。本文机器人自主导航过程为“预测→测量→修正→预测”的循环往复过程^[8]。

本文SLAM算法实现流程如图7所示,在机器人系统自身运动控制过程中,通过将某一时刻机器人的位置

信息与其环境参考物体的绝对位置信息结合,实现对机器人位置的预测评估,使机器人的坐标信息获得更新,从而更加接近机器人的实际位置姿态坐标信息。

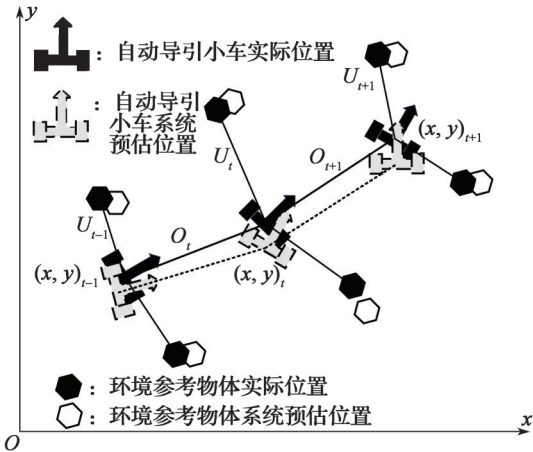


图6 SLAM算法模型

Fig. 6 SLAM algorithm model

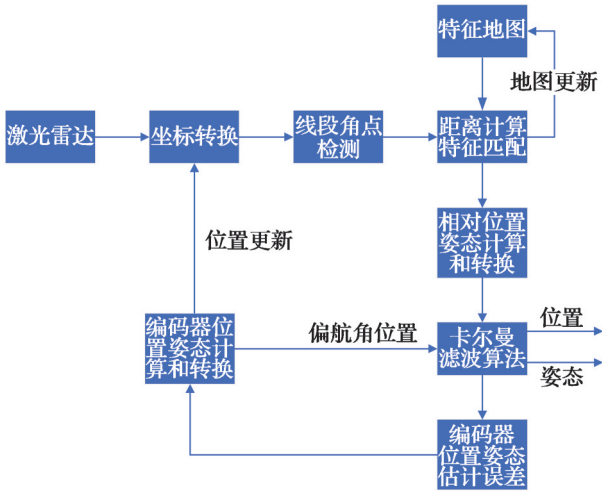


图7 SLAM实现方法示意图

Fig. 7 Schematic diagram of SLAM implementation method

2.3 机器人多股道切换

车辆在地铁库内检修时,一般每1列车占用1条股道。夜班检修作业期间,每条股道均会有停靠的车辆,作业人员需要完成多条股道的车辆巡检作业。由于地沟环境与车辆作业实际需求限制,传统机器人很难实现在不同股道之间切换,导致机器人的配置数量居高不下,使得机器人自动检修作业在地铁车辆检修中较难实现普及。为解决该问题设计了一种智能的机器人股道转运装置,该装置由机器人本体远程无线控制,通过升降机实现机器人在检修库地面与地沟地面之间的转运,从而实现机器人在股道之间的自动切换,使得单台机器人巡检作业范围覆盖了多条股道。股道转运装置具体实现方法如图8所示,具体如下:①在每条地沟内安装股道转运装置;②机器人远程无线控制升降机,从地沟地面或检修库地面进入股道转运装置;③股道转运装置将机器人运送至检修库地面或地沟地面;④机器人离开股道转运装置,进入当前地沟作业

或到另外一条地沟。

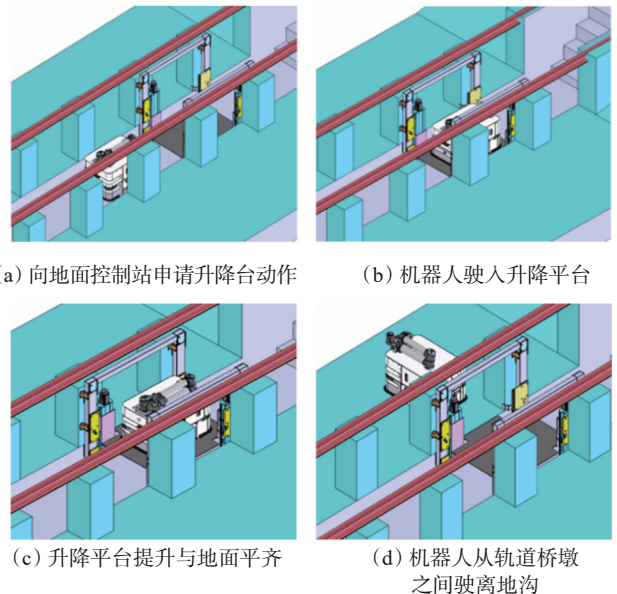


图8 机器人股道切换流程

Fig. 8 Robot stock lane switching process

2.4 机器人图像识别

地铁车辆本身结构复杂,环境干扰源多,而且要求检修作业时间短。为使机器人检测达到人工检测的效果,本文针对不同检测对象开发了多种检测算法,选取其中4种典型的检测算法予以说明。其中,3D&2D联合算法主要用于易受灰尘、污渍和光照等因素干扰的车底钣金类部件检测;深度学习算法可针对地铁车底活动类部件进行检测;2D差异检测算法可实现对大部分车底部件的检测;螺栓松动检测算法可用于车底螺栓松动检测。

2.4.1 3D&2D图像联合预警

系统采用双目三维成像的方式辅助二维图像识别进行综合判断。双目三维成像通过“双目视觉+PMP (Phase Measuring Profilometry) 三维成像技术”实现对待测物体三维结构的扫描。该技术利用3D图像独有的深度信息,辅助排除在2D环境下无法辨识的污渍、雨水和阳光等干扰信息,提高图像识别系统报警的准确性。

该技术的光路布局示意图如图9所示。图中, P_1 和

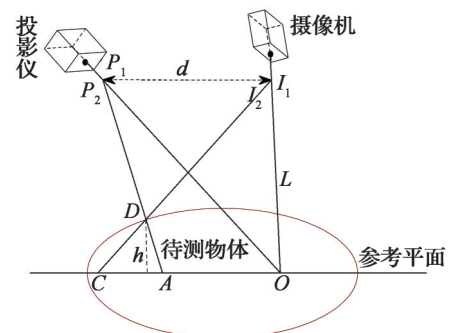


图9 光路布局示意图

Fig. 9 Schematic diagram of optical path layout

P_2 是光栅投影系统的入瞳和出瞳, I_1 和 I_2 是成像系统的入瞳和出瞳, 摄像机的光轴中心线和投影仪的光轴中心线相交于点 O ; P_1 和 I_1 的连线平行于参考平面。由于待测物体曲面的存在, 投影仪原投射到参考平面 A 的光线只能照在 D 点, 摄像机看到的 D 点的相位实际上与参考光栅像 C 点的相位一致, 即由于曲面高度对相位的调制, A 点移相到了 C 点, 也就是正线光栅被曲面调制成了变形的光栅像。由图9可知, L 为 I_1 点到 O 点的距离; d 为 P_2 点到 I_2 点之间的距离; h 为待测高度。由三角形 $\triangle P_2DI_2$ 和 $\triangle ADC$ 的相似性可以计算得出, 待测高度 h 与实际高度的关系为

$$h(x,y) = \frac{L\Delta\phi(x,y)}{\Delta\phi(x,y) + 2\pi f_0 d} \quad (1)$$

式中: $h(x,y)$ 表示待测高度; $\Delta\phi(x,y)$ 表示相位差; f_0 表示相机焦距。

通过该关系式可求出目标物体的高度, 具体计算方法如图10所示。



图10 目标物体高度值恢复的计算方法

Fig. 10 Calculation method of the target object height value recovery

3D重构算法采用张正友标定法建立相机模型, 流程示意图如图11所示。在求解3D图像的深度信息之前, 先进行特征匹配, 再计算2个匹配像素点与各个相机的光心之间连线所确定的2条空间直线方程, 得到的2条直线的交点即为该点的三维坐标信息。

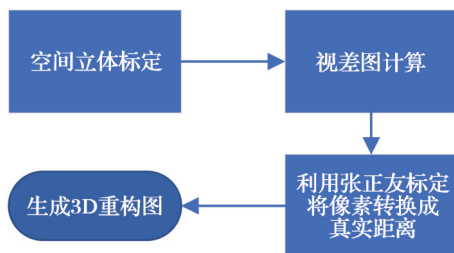


图11 3D重构算法示意图

Fig. 11 Schematic diagram of 3D reconstruction algorithm

基于3D相机模型、标定技术和配准技术的3D重构算法流程如下^[9]: ①使用不变特征转换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法求2幅图像中匹配特征点的像素坐标; ②每幅图像均有2个坐标点, 分别选取

2幅图像中各1个坐标点求取其形成的空间直线方程, 得到2条空间直线 L_1 和 L_2 的方程分别为:

$$\frac{x-x_1}{a_1} = \frac{y-y_1}{b_1} = \frac{z-z_1}{c_1} \quad (2)$$

$$\frac{x-x_2}{a_2} = \frac{y-y_2}{b_2} = \frac{z-z_2}{c_2} \quad (3)$$

式中: (x_1, y_1, z_1) 为直线 L_1 上的1点; (a_1, b_1, c_1) 为直线 L_1 的方向向量; (x_2, y_2, z_2) 是直线 L_2 上的一点; (a_2, b_2, c_2) 为直线 L_2 的方向向量。

经过上述公式计算之后, 获取的制动盘的2D图像和精度较高、轮廓清晰的3D图像如图12所示。对3D图像成像效果分析可知, 上述算法的可行性和复原精度较高。

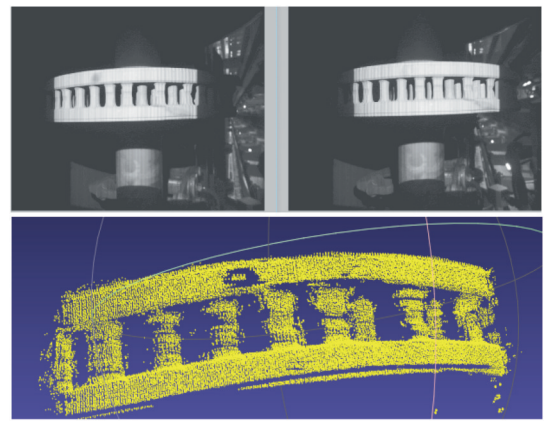


图12 制动盘3D数据复原测试数据

Fig. 12 3D data restoration test data of brake disc

2.4.2 深度学习算法

2.4.2.1 目标检测算法

既有的深度学习目标检测算法, 受光照变化、水渍和灰尘覆盖等因素的影响, 部件识别准确率不高, 并且算法中存在的大量冗余参数会导致运行速度慢, CPU和GPU资源占用较多^[10-11]。因此, 提出了通过3D图像辅助2D图像识别的列车部件识别网络, 其网络结构如图13所示。该算法模型能够在很大程度上降低不同自然因素对图像识别效果的影响, 目标物体定位的准确性可达99%以上, 算法运行速度达到ms级, 无需占用太多计算资源。

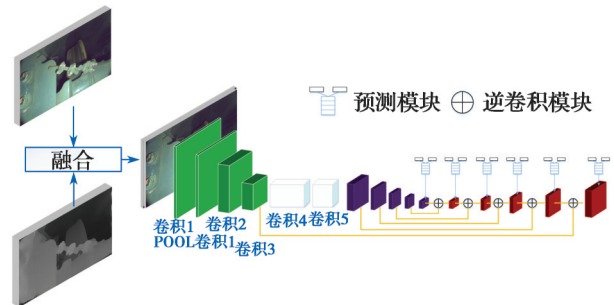


图13 列车部件识别网络结构图

Fig. 13 Train component recognition network structure diagram

2.4.2.2 语义分割算法

受环境光照变化和污渍覆盖等自然因素影响，既有的语义分割算法模型对分割目标的边缘细节特征提取不够充分，从而导致测量误差较大。因此，对传统的Unet网络进行改进，融合了多级卷积上下文特征信息。改进后的语义分割网络如图14所示。

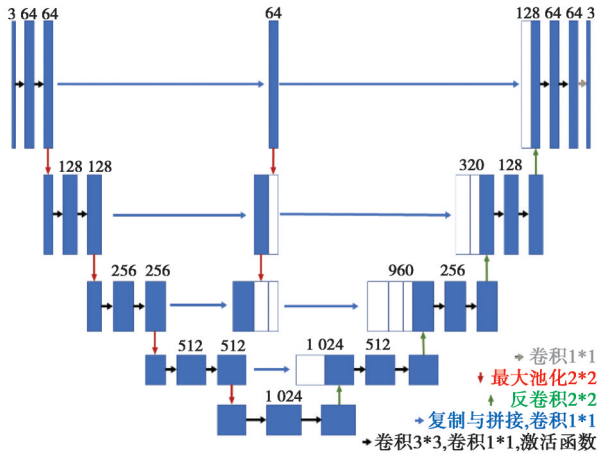


图14 改进Unet网络结构示意图

Fig. 14 Schematic diagram of improved Unet network structure

采用改进Unet网络算法的分割结果如图15所示。

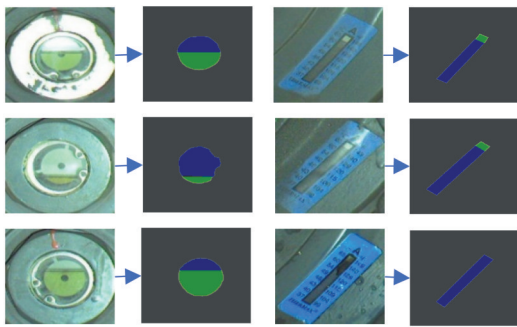


图15 改进后网络分割结果

Fig. 15 Improved network segmentation results

改进后的网络能够更好地从图像中提取出待分割目标，保留了目标的边缘细节特征，同时克服了环境光照变化和污渍覆盖等自然因素的影响，适用能力大幅提升。

2.4.3 2D差异检测算法

2D差异检测算法相对成熟，采用图16所示方法进行实施，通过量化的相似度最大可能保障差异输出的准确性。

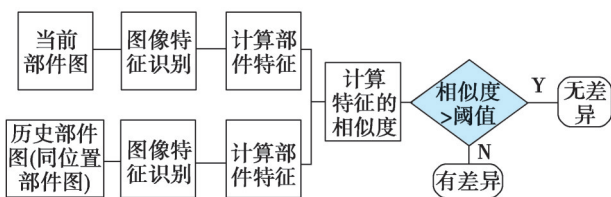


图16 2D差异检测算法示意图

Fig. 16 Schematic diagram of 2D difference detection algorithm

首先对图像进行离散余弦变换 (DCT) [12]，然后计算DCT图像均值，再二值化得到Hash图，最后计算

出相似度。假设图像为 $f(i,j)$ ，其DCT变换 $F(u,v)$ 为：

$$F(u,v) = c(u)c(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i,j) \cos \left[\frac{(i+0.5)\pi}{N} u \right] \cos \left[\frac{(j+0.5)\pi}{N} v \right] \quad (4)$$

$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u=0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中： u 和 v 分别为余弦相似度变换后图像像素的行坐标值和列坐标值； i 和 j 分别为图像像素的行坐标值和列坐标值； $F(u,v)$ 为余弦相似度函数； $c(u)$ 和 $c(v)$ 为余弦相似度系数； $f(i,j)$ 为坐标 (i,j) 处的像素值；图像的宽和高均为 N ，该值在图像确定后为一个确定的整数。

计算得到海明距离 $D^{[13]}$ 为

$$D = \sum_{u=1}^8 \sum_{v=1}^8 |F(u,v) - F'(u,v)| \quad (6)$$

2D差异检测算法的试验数据如图17所示。为了使系统最终结果相似度超过75%，设置海明距离为16。由图17可知该算法符合现场需求。

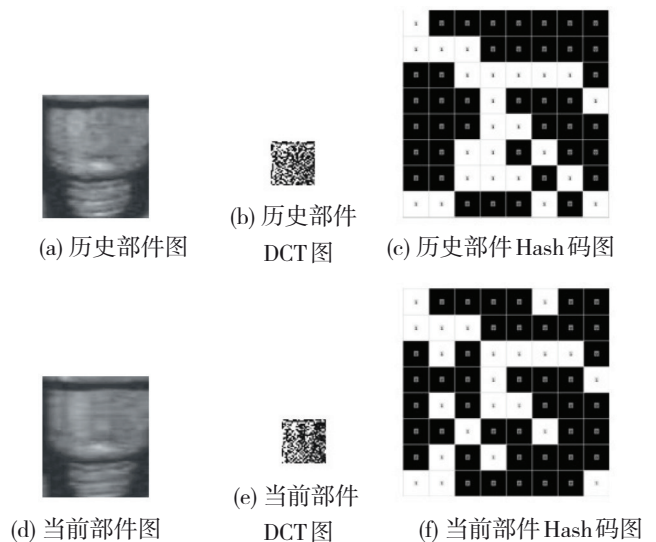


图17 2D差异检测算法试验数据

Fig. 17 Experimental data of 2D difference detection algorithm

2.4.4 螺栓松动检测算法

当进行螺栓松动检测时，通过提取螺栓上的线条位置信息进行比对来判断是否存在松动现象。若线条处于预设位置，则对应标识螺栓未松动，若线条不在预设位置则表示螺栓发生了偏转，检测如图18所示。

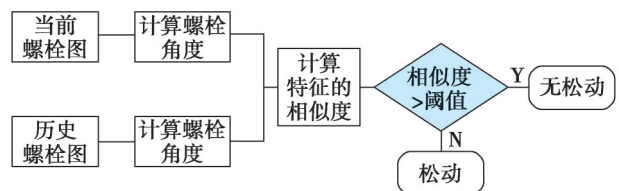


图18 螺栓松动检测示意图

Fig. 18 Schematic diagram of bolt loosening detection

算法采用直线拟合方式计算螺栓角度, 直线方程可以表示为 $y = a + bx$, 通过简单推导可得:

$$a = y - bx, \quad b = \frac{\overline{xy} - \bar{x}\bar{y}}{\overline{x^2} - \bar{x}^2} \quad (7)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x_i, \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n y_i, \quad \overline{x^2} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x_i^2, \quad \overline{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (x_i y_i) \quad (8)$$

式中: x, y 分别为图像中的横坐标和纵坐标; b 为直线的斜率; a 为纵轴的截距。

螺栓松动检测算法的测试结果成功率接近 99%, 部分检测测试结果如图 19 所示。

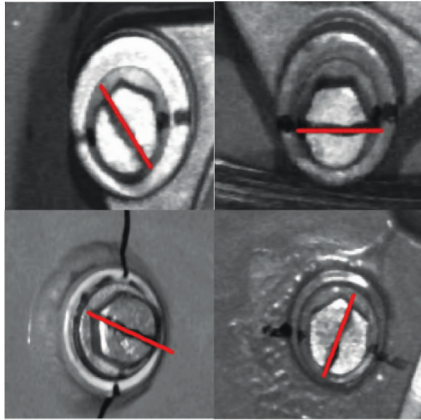


图 19 螺栓松动检测测试结果

Fig. 19 Bolt looseness detection test results

3 智能巡检机器人应用

3.1 检修运用

在广州地铁某列车检修库, 设置了 1 个机器人地面控制站, 1 套无线网络系统, 为每 8 个列位配置了 1 台检修机器人, 同时配置了与机器人数量相等的充电桩。基于此配置, 对既有车辆修程进行优化, 通过机器人对每日回库车辆进行车底检查作业, 减少人工巡检量; 仅每 4 天或 8 天进行 1 次人工列车全方位检查。通过该方式, 优化了检修体制, 实现检修质量和效率的提升。

3.2 现场测试

在广州地铁某段内, 通过模拟缺陷的方式对智能巡检机器人的关键检测指标进行了测试。

模拟的典型缺陷包含螺栓松动、部件状态异常、部件丢失、测温纸异常和悬挂异物等, 如图 20 所示。模拟方法: ①在检测区域或部件上使用油漆笔做防松标记, 模拟螺栓松动; ②放置工具或塑料袋模拟异物; ③用胶带遮挡螺栓模拟螺栓脱落或缺失; ④涂黑测温纸模拟温度超标; ⑤调整阀门位置模拟状态异常。

经过 1 年的测试, 累计完成模拟检测车辆 574 列, 共检测模拟故障 8 130 个。系统整体缺陷检出率从最开始的 61.35% 提高到 98.39%, 总体检出率超过了当前行业平均检出率 (90%), 系统误报率从 6.57% 下降到 0.02%, 测试情况如图 21 所示。

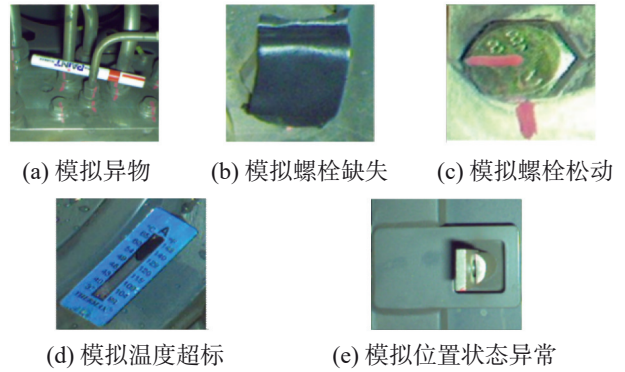


图 20 缺陷模拟测试方法现场图

Fig. 20 Real image of defect simulation test method

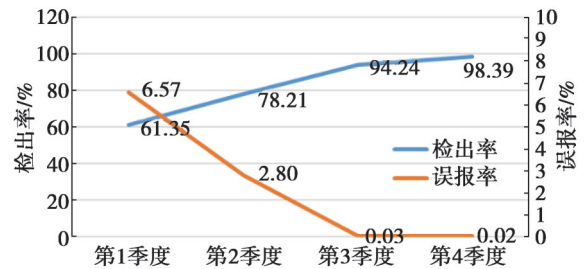
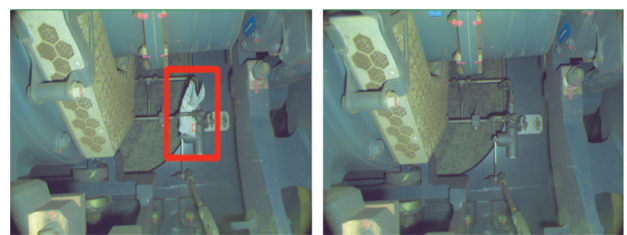


图 21 系统技术指标现场测试情况

Fig. 21 On-site testing of system technical indicators

广州地铁集团有限公司组织了车辆检修工与智能巡检机器人检修的对比测试。随机选择 1 列城轨列车, 在车上人工模拟了故障 25 处, 选择 5 名不同熟练程度的检修工分别独自进行巡检作业, 同时安排机器人对该列车进行巡检作业, 测试结果为: 人工巡检故障平均检出率为 72%, 机器人检测的故障检出率为 96%。

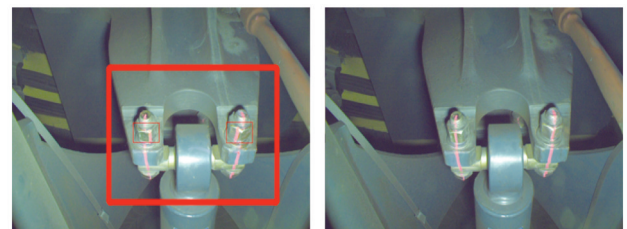
整个现场测试过程中部分机器人检测结果如图 22 ~ 图 24 所示。



(a) 故障图片 (b) 正常图片

图 22 现场典型故障案例(车底异物)

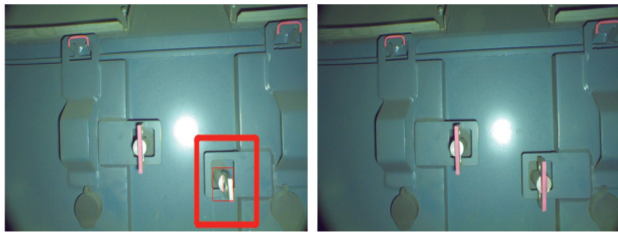
Fig. 22 Typical fault cases on site (foreign matter under vehicle)



(a) 故障图片 (b) 正常图片

图 23 现场典型故障案例(螺栓松动)

Fig. 23 Typical failure cases on site (loose bolts)



(a) 故障图片 (b) 正常图片
图 24 现场典型故障案例(二次防脱移位)

Fig. 24 Typical fault case on site
(secondary anti-off displacement)

由测试结果可知,多股道智能巡检机器人的检测水平超过了人工巡检的总体检测水平,同时也超过了巡检机器人的行业平均检测水平。

4 结语

本文基于SLAM导航技术、高清光学成像技术和人工智能深度学习算法,研发了一种城轨车辆用多股道智能巡检机器人,并在广州地铁验证了技术的可行性。由现场试验数据可知,机器人检修与人工检修相比,具有更高的准确性和稳定性,从而可为提高地铁车辆检修质量、保障运营安全、降低人工成本和提高作业效率起到推动作用。

参考文献:

- [1] 新华社. 中共中央 国务院印发《交通强国建设纲要》[EB/OL]. (2019-09-19) [2021-05-18]. http://www.gov.cn/gongbao/content/2019/content_5437132.htm.
Xinhua News Agency. The CPC central committee and the state council issued the outline of building a transportation power[EB/OL]. (2019-09-19) [2021-05-18]. http://www.gov.cn/gongbao/content/2019/content_5437132.htm.
- [2] 中国城市轨道交通协会. 中国城市轨道交通智慧城轨发展纲要[M/OL]. [2021-05-21]. <https://www.doc88.com/p-19759580925139.html>.
China Association of Metros. Outline of smart urban rail development of rail transit in China[M/OL]. [2021-05-21]. <https://www.doc88.com/p-19759580925139.html>.
- [3] 于子良, 黄志辉, 杨珏, 等. 轨道隧道巡检现状及智能检测机器人发展趋势[J]. 机车电传动, 2020(6): 137-142.
YU Ziliang, HUANG Zhihui, YANG Jue, et al. Current situation of detection for rail and railway tunnel and development trend of intelligent detection robot[J]. Electric Drive for Locomotive, 2020(6): 137-142.
- [4] 王生华, 殷培强. 上海地铁智能运维系统建设情况[J]. 城市轨道交通, 2019(5): 17-19.
WANG Shenghua, YIN Peiqiang. Construction of intelligent operation and maintenance system of Shanghai metro[J]. China Metros, 2019(5): 17-19.
- [5] 侯文军, 吴彩秀. 地铁车辆智慧运维平台研究[J]. 电力机

车与城轨车辆, 2019, 42(6): 1-3.

HOU Wenjun, WU Caixiu. Research on metro vehicle intelligent operation and maintenance platform[J]. Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles, 2019, 42(6): 1-3.

- [6] 北京市规划委员会. 地铁设计规范: GB 50157—2013[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013.
Beijing Municipal Planning Commission. Code for design of metro: GB 50157—2013[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2013.
- [7] 严小意, 郭杭. 激光SLAM移动机器人室内定位研究[J]. 测绘通报, 2019(12): 8-11.
YAN Xiaoyi, GUO Hang. Research on indoor positioning of LiDAR SLAM mobile robot[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(12): 8-11.
- [8] 朱磊磊, 陈军. 轮式移动机器人研究综述[J]. 机床与液压, 2009, 37(8): 242-247.
ZHU Leilei, CHEN Jun. A review of wheeled mobile robots [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2009, 37(8): 242-247.
- [9] 马建设, 魏云峰, 苏萍. 基于轮廓提取与深度筛选的双目三维重构技术[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(4): 665-672.
MA Jianshe, WEI Yunfeng, SU Ping. A binocular stereo-view 3D reconstruction algorithm based on contour extraction and depth screening[J]. Computer Engineering and Science, 2018, 40(4): 665-672.
- [10] 罗江平, 喻熙倬, 曹经纬, 等. 基于深度学习与支持向量机的钢轨伤损智能识别系统[J]. 机车电传动, 2021(2): 100-107.
LUO Jiangping, YU Xizhuo, CAO Jingwei, et al. Intelligent rail flaw detection system based on deep learning and support vector machine[J]. Electric Drive for Locomotives, 2021(2): 100-107.
- [11] 贺德强, 江洲, 陈基永, 等. 基于深度卷积神经网络的铁路接触网鸟窝检测方法研究[J]. 机车电传动, 2019(4): 126-130.
HE Deqiang, JIANG Zhou, CHEN Jiyong, et al. Research on detection of bird nests in overhead catenary based on deep convolutional neural network[J]. Electric Drive for Locomotives, 2019(4): 126-130.
- [12] 李珊珊, 周怡彤, 张红丽, 等. 基于离散余弦变换的图像加密效果评估方法[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(5): 99-102.
LI Shanshan, ZHOU Yitong, ZHANG Hongli, et al. A novel image encryption performance evaluation based on discrete cosine transform[J]. Computer Technology and Development, 2020, 30(5): 99-102.
- [13] 谭阳, 谭岳武, 唐钊轶. 基于海明差异评价的多目标进化算法[J]. 计算机工程, 2014(2): 212-218.
TAN Yang, TAN Yuewu, TANG Zhaoyi. Multi-objective evolutionary algorithm based on Hamming differences evaluation[J]. Computer Engineering, 2014(2): 212-218.