

# 面向轨道车辆车体表面质量的检修工艺技术

郑立 薛萍 陈俊 曾力荣 熊旭 石付广

(中车南京浦镇车辆有限公司, 210031, 南京)

**摘要** [目的] 针对人工对轨道车辆车体表面进行打磨作业后, 油漆缺陷部位需进行找补时, 因车辆运用环境不确定性及车体表面油漆失效程度不同, 导致表面检修作业过程难以管控, 且工艺不稳定等问题, 需研究面向轨道车辆车体表面质量的检修工艺技术。[方法] 建立轨道车辆车体打磨机器人工艺系统, 采用视觉传感器依据车体表面打磨路径获取表面油漆黄斑、划痕、脱落等缺陷并进行图像处理; 变换为油漆缺陷区域中心坐标, 运用“九点法”对机器人进行手眼标定并求出变换矩阵; 将图像采集的中心坐标转化为机器人工作空间坐标, 以路径最短原则运用改进自适应遗传算法对机器人坐标进行路径优化; 形成机器人车体表面缺陷打磨最优路径。[结果及结论] 该系统能够根据获取图像自动提取缺陷区域中心坐标, 并转化为机器人工件坐标系内的末端移动坐标, 通过改进自适应遗传算法优化机器人缺陷打磨路径, 改善人工作业效率的同时提升车体表面质量检修工艺稳定性。

**关键词** 轨道车辆; 图像处理; 遗传算法; 路径优化

**中图分类号** U260.32

**DOI:**10.16037/j.1007-869x.2024.05.041

## Research on Maintenance Process Technology for Rail Vehicle Carbody Surface Quality

ZHENG Li, XUE Ping, CHEN Jun, ZENG Lirong, XIONG Xu, SHI Fuguang

(CRRC Nanjing Puzhen Co., Ltd., 210031, Nanjing, China)

**Abstract** [Objective] After manually polishing the surface of railway vehicle carbodies and subsequently repairing paint defects, because of uncertainties in the vehicle operating environment and varying degrees of paint deterioration, the surface maintenance process becomes difficult to control, leading to instability in the process. Therefore, it is necessary to study the maintenance technology for the surface quality of railway vehicle carbodies. [Method] A rail vehicle carbody grinding robot process system is established, employing visual sensors to detect surface paint defects such as yellow spots, scratches, and peeling along the grinding path. The defects are processed through image analysis, and converted into central coordinates of the paint defect areas. The 'nine-point method' is applied for hand-eye calibration of the robot to calculate the transformation

matrix. The central coordinates obtained from image acquisition are transformed into the robot working space coordinates. Using an improved adaptive genetic algorithm based on the shortest path principle, the robot coordinates are optimized for path planning to form the most efficient route for defect grinding on vehicle carbody surface. [Result & Conclusion] The system automatically extracts defect area central coordinates from captured images and converts them into end-effector movement coordinates in robot workspace. Through the optimization of robot defect grinding paths using the above algorithm, the system improves the efficiency of manual operation while enhancing the stability of surface quality maintenance technology for vehicle carbodies.

**Key words** rail vehicle; image processing; genetic algorithm; path optimization

轨道车辆在高级别检修过程中, 需对车体表面油漆采用打磨抛光的方式进行检修。因车辆运行环境的不确定性及车体表面油漆失效程度不同, 导致表面检修作业过程难以管控, 且缺乏工艺稳定性等。目前, 检修主要采用人工操作打磨设备对车体表面进行全覆盖打磨, 去除表面污渍、黄斑、划痕等。待车体表面打磨完成后, 需对车体油漆表面凹坑、脱落、锈蚀、分层等缺陷进行油漆找补。上述方法的优点在于现场可操作性强, 能够针对油漆缺陷区域进行快速处理, 满足实际生产需求。但同时存在以下难点: 车体表面检修作业量较大, 作业耗时较长, 人力成本较高; 人工手持操作打磨设备过程中, 因打磨力度不同易对打磨区域表面造成损害, 增大后续车体表面检修作业量及作业难度; 作业环境复杂, 表面质量缺陷较多时缺乏管控, 工艺稳定性较为不足。

目前, 基于机器视觉的生产技术在激光焊缝检测<sup>[1]</sup>、汽车冲压件生产<sup>[2]</sup>、超大尺寸检测<sup>[3]</sup>等方面运用较多。遗传算法最早由 Holland 等人提出, 是通过模仿生物界遗传进化规律进行随机全局搜索的一种优化方法<sup>[4]</sup>。它以达尔文生物进化理论与

孟德尔遗传学说为理论基础,且在运算中具备信息存储与调用的能力,且在每一组近似解中寻找潜在最优解,并进行再造,使之达到全局最优解。遗传算法等智能算法用于路径规划具有较好的效果<sup>[5]</sup>,而在打磨机器人领域,尤其基于焊缝视觉检测及机器人打磨路径规划的相关研究也较为丰富<sup>[6-9]</sup>。

综上所述,考虑采用机器视觉引导手持打磨机械手建立打磨机器人工作站,来代替人工对车体表面进行打磨;通过视觉传感器采集车体表面油漆缺陷区域,利用改进自适应遗传算法对提取的坐标路径进行优化,形成车体表面缺陷检修机械人打磨路径。该方案能够缩短车体打磨作业时间,降低人力成本,提升工艺稳定性,降低质量管控难度,提升产线自动化水平,满足现场生产要求。

## 1 方案设计基础

### 1.1 图像处理与坐标变换

采用图像传感器采集机器人打磨过程中的缺陷图片,并对图片进行图像处理,获取缺陷轮廓及坐标点,并将图像坐标转换为世界坐标后,映射到机器人工件坐标系。图像处理与坐标变换过程中,主要通过旋转平移、透视映射等方法完成。

### 1.2 自适应遗传算法

#### 1.2.1 适应度函数

适应度函数是评价个体优良的关键指标,也是进行遗传变异操作的重要依据,对遗传和变异过程具有强约束,适应度函数的选择要依据目标函数而定,且对目标函数值有一定的区分度。由于最优路径为多个不连续坐标点的欧氏距离,如式(1)所示:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中:

$d(x, y)$ ——任意两坐标点间的欧氏距离;

$x_i, y_i$ ——任意坐标点。

所以,对应的适应度函数为:

$$\text{Fit } V(i) = \frac{d_i}{\sum_{i=1}^n d_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中:

Fit  $V$ ——个体适应度函数;

$d_i$ ——个体欧氏距离。

一方面,当个体适应度比例函数值越小时,说

明个体越适应,此时需要减小交叉比例系数和变异比例系数;反之,若个体适应度比例函数值较大时,说明个体越不适应,此时需要增大交叉比例系数和变异比例系数;另一方面,当群体中个体适应度陷入局部最优时,需增大交叉比例系数和变异比例系数,以扩大种群规模,保证种群个体多样性;当初期个体适应度相对分散时,需调小交叉比例系数和变异比例系数。

#### 1.2.2 改进交叉、变异系数

对于优良个体基因,需减小交叉比例系数和变异比例系数,对于劣质个体基因,需要增大交叉比例系数和变异比例系数加速淘汰。设交叉比例系数为  $P_{cl}$ , 变异比例系数为  $P_{ml}$ , 则有自适应计算公式:

$$P_{ml} = \begin{cases} k_3 \left( \frac{F_{\max} - F}{F_{\max} - F_{\min}} \right) - k_4 \left( \frac{F_{\text{avg}} - F}{F_{\max} - F} \right), & F \leq F_{\text{avg}} \\ P_m, & F > F_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

$$P_{cl} = \begin{cases} k_1 \left( \frac{F_{\max} - F}{F_{\max} - F_{\min}} \right) - k_2 \left( \frac{F_{\text{avg}} - F}{F_{\max} - F} \right), & F \leq F_{\text{avg}} \\ P_c, & F > F_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

$$k_1 = 0.9P_c, k_2 = P_c, k_3 = 0.9P_m, k_4 = P_m \quad (5)$$

式中:

$P_c$ ——初始交叉概率,在 0.7 ~ 0.9 之间随机生成;

$P_m$ ——初始变异概率,在 0.01 ~ 0.05 之间随机生成;

$F_{\max}$ ——该种群中个体适应度函数最大值;

$F_{\min}$ ——该种群中个体适应度函数最小值;

$F_{\text{avg}}$ ——该种群中个体适应度函数平均值;

$F$ ——该个体的适应度函数值。

### 1.3 表面质量检修方案设计

在现有车体表面油漆检修过程中,需采用人工整体打磨清洁车体外表面油漆,并对黄斑、凹陷、划痕等缺陷区域进行重点打磨,油漆找补区域需单独作业完成,作业工时较长。而采用机器人打磨作业方式代替人工可大幅度减少作业时长,其流程图如图 1 所示。

首先,采用机器人对车体侧面进行全覆盖打磨,在打磨过程中采用视觉传感器记录黄斑、凹陷、划痕等缺陷区域,并进行图像处理提取坐标点,再

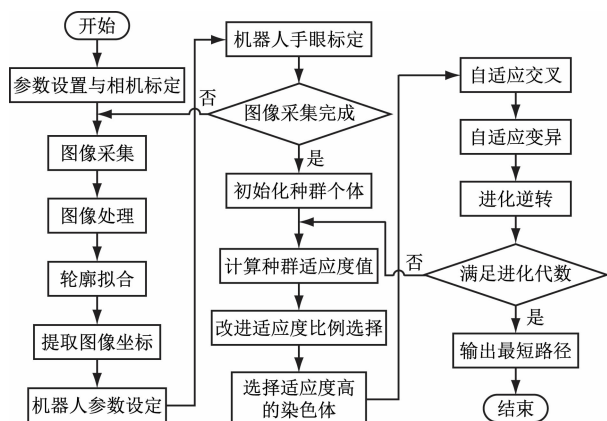


图1 表面质量检修工艺技术流程

Fig. 1 Surface quality maintenance process technical flow

将提取的坐标点采用改进自适应遗传算法进行路径优化,生成缺陷区域修补最优路径,方案步骤如下:

- 1) 相机安装与相机参数标定;
- 2) 图像采集与图像处理;
- 3) 提取特征轮廓与图像坐标点,将像素坐标转换为世界坐标;
- 4) 机器人参数设定,建立工具坐标系、工件坐标系;
- 5) 机器人手眼标定;
- 6) 将图像采集的坐标点作为输入,运用改进自适应遗传算法生成最优路径;
- 7) 将生成的最短路径坐标发送给机器人执行。

## 2 方案离线仿真

### 2.1 图像采集与处理

在机器人打磨或进行表面质量检查过程中,对缺陷区域进行图像提取,由图像处理模块将获得的图像转化为灰度图,准备进行特征提取与形态学处理,如图2所示(已去除背景)。



图2 缺陷图像采集

Fig. 2 Defect image acquisition

对图像进行灰度值转化后,采用均值滤波进行图像去噪,并采用形态学处理方法将感兴趣区域提取特征后,运用边缘检测算法拟合并提取目标轮廓,并根据目标特征进行排序,并提取目标中心点,如图3所示(已去除背景)。

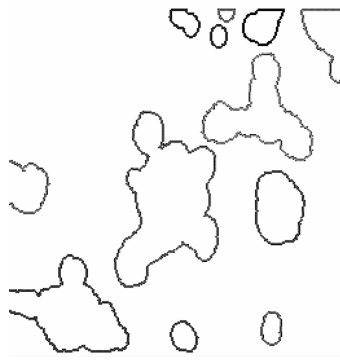


图3 图像处理与坐标提取

Fig. 3 Image processing and coordinate extraction

将提取的像素坐标点与相机参数进行坐标变换,得出世界坐标系与图像坐标系的关联矩阵。依次重复采集车体表面质量缺陷图像,并进行图像处理,将图像处理所得的目标中心点依次进行存储。

### 2.2 机器人手眼标定

相机与机器人安装方式为“eye-in-hands”,采用“九点法”对机器人进行手眼标定。先将车体侧墙表面近似等分为44个区域,并对每个区域进行编码,指定每个区域左上角为标定固定点;标定完成后,将各区域图像坐标系统移至车体表面所在的世界坐标系,完成机器人路径生成。

### 2.3 缺陷检修路径生成

以车辆纵向中心线由二位端指向一位端为X轴,车辆垂直方向为Z轴,并以车辆一位侧平面四位角为原点建立坐标系,将图像处理获取的目标中心点通过坐标变换后,转化为世界坐标。所采集的车体表面缺陷分布中心点(部分)如表1所示。

表1 车体表面缺陷分布中心点坐标

Tab.1 Central point coordinates of carbody surface defect distribution

X/mm	Z/mm	X/mm	Z/mm
84	2 635	18 994	2 588
602	2 444	19 124	2 275
819	2 642	19 180	2 013
845	1 978	21 788	1 560
⋮	⋮	⋮	⋮

将上述提取到的缺陷坐标点进行拟合,计算机器人依次扫描所生成的随机路径约为 600 000 mm,相当于车辆纵向长度 30 倍距离。车体表面缺陷分布及机器人初始路径如图 4 所示。

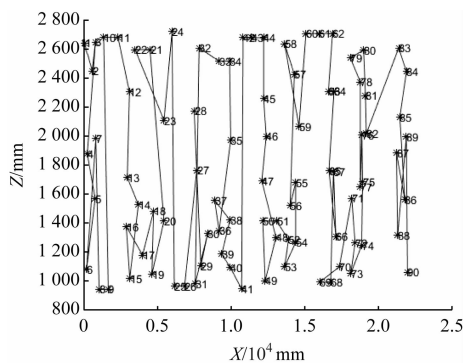


图4 车体表面缺陷分布及机器人初始路径

Fig. 4 Distribution of carbody surface defects and robot initial path

若不考虑机器人打磨所用时间,按照机器人在表面质量缺陷位置中心点间移动速度为 500 mm/s 进行计算,机器人对缺陷区域打磨单次作业时长至少需要 1 334 s,约 0.37 h。若机器人对缺陷区域打磨时长统一为 10 s,机器人表面全打磨时移动速度为 100 mm/s,设  $n$  为车体表面缺陷数,则单侧墙体表面油漆缺陷打磨作业时长为  $(5\ 334\text{ s} + (10\text{ s}) \times n)$ 。

#### 2.4 改进自适应遗传算法路径优化

采用遗传算法进行路径优化,将种群个体基因进行二进制编码,计算适应度函数值并进行交叉、变异及逆转操作,生成新的子代后重复进行上述操作过程,直到满足收敛条件后进行解码。在遗传算法中,为避免发生早熟收敛现象,通过改进适应度比例选择初代适应度比例高的个体并保留,运用式(3)、式(4)自适应交叉、变异算子避免陷入局部最优。当种群适应度陷入局部最优时,增大  $P_{c1}$  和  $P_{m1}$  的值,使其快速跳出局部最优;对于优良个体基因,则减小  $P_{c1}$  和  $P_{m1}$  的值保留优质个体。其算法路径对比如图 5 所示。

由图 5 可知:传统遗传算法大约进化至 550 代后出现最优距离,最短路径长度约为 62 400 mm;改进自适应遗传算法在大约进化至 400 代左右便达到最优距离。对比可知改进自适应遗传算法比传统遗传算法在该项目路径优化过程中收敛速度更快。改进自适应遗传算法优化路径如图 6 所示。

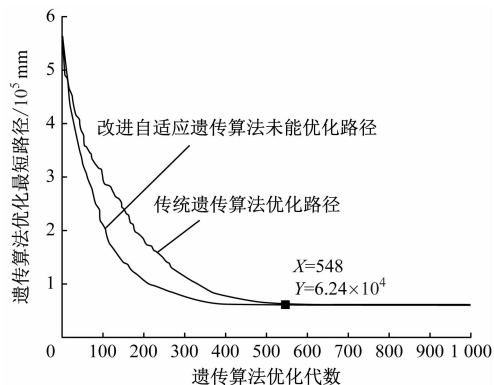


图5 改进遗传算法优化最短路径对比

Fig. 5 Comparison of the shortest path optimized by improved genetic algorithm

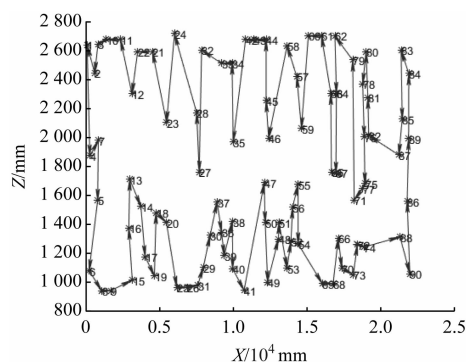


图6 改进自适应遗传算法优化路径

Fig. 6 Improved adaptive genetic algorithm optimization path

综合分析图 4—图 6 可知:经改进遗传算法优化后的路径较为合理,优化后的路径长度约为 62 400 mm,路径长度缩短接近 10 倍。

### 3 结语

采用视觉传感器按照车体打磨路径依次采集油漆表面黄斑、油漆划痕、油漆脱落等并进行图像处理,获取油漆缺陷区域中心坐标,并对机器人进行手眼标定,以路径最短原则运用改进自适应遗传算法对机器人坐标进行路径优化,形成机器人表面质量检修最优路径,主要结论如下:

- 1) 该方案能够对拍摄图像进行自动提取油漆缺陷区域中心坐标并转化为打磨机器人末端 TCP (工具坐标);
- 2) 运用改进自适应遗传算法优化打磨机器人路径,可大幅度缩短机器人对车体表面质量检修的路径长度;
- 3) 该方案通过采用自动化技术,在改善人工作效率的同时能够提升车体表面质量检修工艺稳



定性。

## 参考文献

- [1] 李凯, 何广忠, 王春生, 等. 基于机器视觉的激光焊缝余高检测技术[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(2): 127.  
LI Kai, HE Guangzhong, WANG Chunsheng, et al. Remaining-height detection technology of laser weld bead based on machine vision[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(2): 127.
- [2] 安博文. 基于结构光的汽车冲压件划痕视觉检测技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.  
AN Bowen. Research on visual detection technology of automotive stamping parts scratches based on structured light[D]. Changchun: Jilin University, 2023.
- [3] SHI H, LAI R, LI G, et al. Visual inspection of surface defects of extreme size based on an advanced FCOS[J]. Applied Artificial Intelligence, 2022, 36(1): 2122222(doi).
- [4] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- [5] 蔡改贫, 陈永康, 周小云, 等. 基于改进蚁群算法的打磨机器人路径规划[J]. 机床与液压, 2022, 50(9): 48.  
CAI Gaipin, CHEN Yongkang, ZHOU Xiaoyun, et al. Path planning of polishing robot based on improved ant colony algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(9): 48.

- [6] PARTY E, LIN Z W. Dual Kalman filter algorithm based on tandem structure for grinding robot[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(12): 220.
- [7] 赵新华, 冯建峰, 刘凉, 等. 同类异构打磨机器人奇异性评价与综合方法研究[J]. 机械设计, 2023, 40(5): 58.  
ZHAO Xinhua, FENG Jianfeng, LIU Liang, et al. Singularity evaluation and synthesis of isomeric grinding robot[J]. Journal of Machine Design, 2023, 40(5): 58.
- [8] SHI W, ZHANG J, LI L, et al. Analysis of efficient and fast prediction method for the kinematics solution of the steel bar grinding robot[J]. Applied Sciences, 2023, 13(2): 1212.
- [9] GE J, DENG Z, LI Z, et al. An efficient system based on model segmentation for weld seam grinding robot[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121(11): 7627.

· 收稿日期:2023-11-12 修回日期:2023-12-30 出版日期:2024-05-10  
Received:2023-11-12 Revised:2023-12-30 Published:2024-05-10  
· 通信作者:郑立, 助理工程师, zhengss1027@126.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 198 页)

## 参考文献

- [1] 徐培原. 基于遗传算法的飞机液压管路卡箍布局优化[D]. 西安: 西北工业大学, 2017.  
XU Peiyuan. Optimal design of aircraft hydraulic piping clamp layout based on genetic algorithm[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2017
- [2] 周达达, 陈国金, 龚友平. 基于 iSIGHT 的多学科优化方法研究[J]. 机电工程, 2009, 26(12): 78.  
ZHOU Dada, CHEN Guojin, GONG Youping. Research of multi-disciplinary optimization based on iSIGHT[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2009, 26(12): 78.
- [3] 张义民, 吕春梅, 周娜, 等. 动态结构系统可靠性的频率灵敏度分析[J]. 力学学报, 2008, 40(5): 716.  
ZHANG Yimin, LYU Chunmei, ZHOU Na, et al. Frequency sensitivity analysis for dynamic structural systems reliability[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2008, 40(5): 716.
- [4] 蹇开林, 燕乐纬, 朱学旺. 基于遗传算法的结构支撑位置优化[J]. 应用力学学报, 2007, 24(2): 306.  
JIAN Kailin, YAN Lewei, ZHU Xuewang. Optimization for support position based on genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2007, 24(2): 306.

- [5] 李鑫, 王少萍. 基于卡箍优化布局的飞机液压管路减振分析[J]. 振动与冲击, 2013, 32(1): 14.  
LI Xin, WANG Shaoping. Vibration control analysis for hydraulic pipelines in an aircraft based on optimized clamp layout[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(1): 14.
- [6] 徐培原, 刘伟. 发动机外部管路系统的卡箍布局多目标优化[J]. 航空发动机, 2020, 46(6): 46.  
XU Peiyuan, LIU Wei. Multi-objective optimization of clamps layout for engine external pipeline system[J]. Aeroengine, 2020, 46(6): 46.
- [7] 刘伟, 曹刚, 翟红波, 等. 发动机管路卡箍位置动力灵敏度分析与优化设计[J]. 航空动力学报, 2012, 27(12): 2756.  
LIU Wei, CAO Gang, ZHAI Hongbo, et al. Sensitivity analysis and dynamic optimization design of supports' positions for engine pipelines[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(12): 2756.

· 收稿日期:2023-10-25 修回日期:2023-12-19 出版日期:2024-05-10  
Received:2023-10-25 Revised:2023-12-19 Published:2024-05-10  
· 通信作者:顾海浩, 工程师, guhaihao1213@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