

基于线激光测量的地铁受电弓磨耗在线检测方法

赖洋, 王金栋*, 郭浩然, 王旭, 付孟新, 刘伟涓

西南交通大学机械工程学院, 四川 成都 610031

摘要 受电弓磨耗关系着地铁的正常运行。为了对地铁受电弓磨耗进行有效检测,提出一种地铁受电弓磨耗线激光在线检测方法。该方法利用两台线激光传感器采集受电弓廓形数据,通过阈值设定、特征点搜寻、廓形配准对比得到受电弓实际磨耗。针对特征点搜寻,提出一种基于点云窗口移动计算的点云特征点搜寻算法,通过定义点云窗口来遍历受电弓廓形,计算每次移动后窗口内数据点方差,构造窗口最小方差索引点与廓形第一等分点直线,依据点云最大距离找出受电弓廓形特征点。采用主成分分析(PCA)算法的粗配准结合迭代最近点(ICP)算法的精确配准策略,实现受电弓廓形配准,依据配准结果得到受电弓磨耗。实验结果表明,特征点搜寻算法可准确找出所需特征点,廓形配准策略能有效保留廓形数据磨耗情况,使检测系统达到 ± 0.5 mm的磨耗检测精度要求,实现地铁受电弓磨耗在线测量。

关键词 测量; 受电弓磨耗检测; 线激光传感器; 特征点; 点云窗口; 廓形配准

中图分类号 U216.3 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230544

1 引言

受电弓作为地铁运行过程中供电系统的重要装置之一,其碳滑板的磨耗程度将影响地铁获取电能的稳定与安全^[1-2],因此在地铁日常运行过程中需要对受电弓碳滑板的磨耗进行检测,以保证地铁运行安全^[3-4]。人工测量方法为接触式测量,需要车辆停运后工作人员登顶作业,存在耗时耗力、出错率高和检测效率低等问题。

非接触式测量中主要有图像检测法和线激光测量法。Li^[5]从边缘提取算法、上边缘搜索算法和Canny算法等方向进行优化改进,精确计算碳滑板的磨耗。陈永等^[6]提出一种改进加速非线性扩散(AKAZE)算法的高铁接触网图像特征匹配方法,通过特征融合、改进AKAZE算法与二进制鲁棒独立基本特征描述子来实现接触网图像的匹配检测。Wei等^[7]将深度学习与图像处理技术相结合,提出了一种受电弓滑板在线状态监测的创新智能方法,能够计算出受电弓滑板的磨耗深度。通过上述分析可知,图像检测法实现了非接触式在线检测,提升了检测精度。但图像检测法仍有一定局限性,当受光线差、车速快、干扰物多等因素影响时,图像检测法可能无法准确提取受电弓廓形,导致检测精度较差。

针对上述问题,可采用线激光测量法。在轮轨检测方面,伍川辉等^[8-9]利用多个线激光传感器来完成轮

对与轨道的轮廓测量,通过坐标变换、数据融合等方法来得到完整廓形,计算检测对象的磨损情况。周威等^[10]通过二维激光传感器测量高铁车体相对轨面坐标系的横向相对位移、垂向相对位移与侧滚角度等空间姿态参数,建立了车辆振动补偿模型,实现了车体的振动补偿。此外,在受电弓磨耗检测方面,Yao等^[11]提出了一种基于二维激光位移传感器的滑块磨损状态在线监测系统,可得到滑块磨损曲线,进而评估滑块磨损状态。由上述分析可知,线激光检测拥有高精度、高采样率等优点,能够有效解决上述图像检测法在轨道交通领域应用中存在的问题。但上述线激光检测方法在处理廓形数据时都受特征点及磨耗对比评估方法的影响。在特征点搜寻方面,熊仕勇等^[12]通过线激光采集钢轨轮廓,并基于中值误差与连续度自适应调整权值的平滑滤波方法对实测轮廓进行平滑处理,提取所需特征点,但该方法需要提前进行平滑滤波处理,这可能导致受电弓廓形数据特征点被滤除,后续受电弓碳滑板廓形的分离更加困难;张文景等^[13]提出一种基于曲率特征提取轮廓特征点的方法,能够有效提取部分轮廓特征点;陶海跃等^[14]通过计算点云的邻域法向量,依据点云之间法向量的变化情况来提取特征点。利用上述曲率特征与法向量特征对采集受电弓廓形数据进行特征点提取时,由于廓形数据中存在部分异常噪点,并且不能提前通过平滑滤波进行去噪,因此,可能出现异常点与特征点的曲率特征或法向量特征相似,特征点

收稿日期: 2023-02-17; 修回日期: 2023-03-19; 录用日期: 2023-04-06; 网络首发日期: 2023-04-15

基金项目: 四川省科技计划(2021YFG0194)

通信作者: *wangjindong@swjtu.edu.cn

搜寻陷入局部最优的情况。在磨耗对比评估方面,采集受电弓的碳滑板廓形需要先与标准碳滑板廓形进行配准,再依据配准结果分析碳滑板廓形的磨耗情况。王太学等^[15]在传统迭代最近点(ICP)算法的基础上融合主成分分析(PCA)算法,实现两组点云数据的初始位姿变换,为ICP精确配准提供较好的初值;文献[16-17]通过PCA算法实现廓形的初始配准,利用廓形对应点的欧式距离替换平均均方误差,以此解决初始配准主轴反向问题,缩短初始配准耗时,在得到较好的初始位置后,再通过ICP算法实现廓形的精确配准。上述配准算法都采用了初始配准结合精确配准的策略,使配准廓形在得到较好的初始位置后再进行精确配准,能够有效避免配准陷入局部最优解,提高最终的配准精度。但上述方法在对受电弓碳滑板廓形进行配准时,由于碳滑板的磨耗区域也会参与配准,导致受电弓磨耗被均匀化,无法实现碳滑板磨耗的真实评估。

为了实现地铁受电弓磨耗的精确测量,本文提出一种基于线激光测量的地铁受电弓磨耗检测新方法。在特征点搜寻方面,采用基于点云窗口移动计算的特征点搜寻方法,通过窗口遍历点云廓形数据,计算每次移动后窗口内数据点方差,最后结合点线最大距离原则找出受电弓廓形特征点。在廓形配准方面,采用PCA算法的粗配准与改进ICP算法的精确配准相结合策略,利用PCA提取廓形主轴完成粗配准,再划分廓形区间,利用未磨耗廓形区间进行ICP精确配准,通过整体廓形的旋转平移变换完成与受电弓标准廓形的精确配准,实现受电弓磨耗的精准评定。

2 受电弓磨耗在线检测

2.1 受电弓磨耗定义

地铁在实际运行过程中,受电弓的碳滑板与之字形接触线之间会进行滑动摩擦,因此,受电弓碳滑板表面将产生相应磨损,如图1所示,受电弓的磨耗主要分布于碳滑板表面的中间区域,而碳滑板两侧边缘区域几乎不存在磨耗。由于接触线沿轨道方向架设,因此,碳滑板磨耗在 z 轴方向上几乎一致。将磨损碳滑板的表面廓形与标准未磨损碳滑板表面廓形进行配准,如图2所示,磨损碳滑板廓形与标准碳滑板廓形在高度方向的差值可表示为受电弓碳滑板的磨耗值,差值最大的位置即为碳滑板的最大磨耗点。因此,为了计算

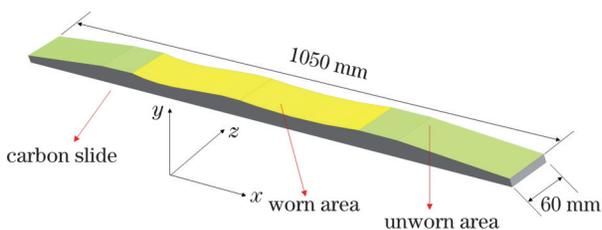


图1 碳滑板磨耗示意图

Fig. 1 Schematic diagram of carbon slide wear

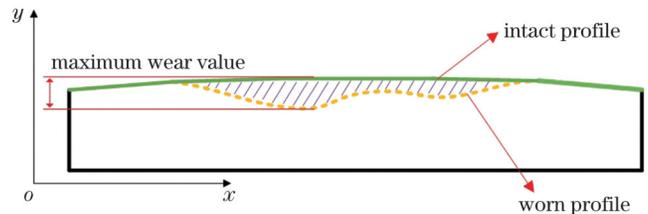


图2 碳滑板磨耗计算

Fig. 2 Wear calculation of carbon slide

碳滑板的磨耗值,需要利用线激光传感器对受电弓表面廓形进行采集。

2.2 系统组成及测量原理

基于线激光测量的地铁受电弓磨耗在线检测系统如图3所示。该检测系统主要由两台线激光传感器与工装支架两部分组成。两台线激光传感器关于轨道中轴线对称安装,可进行相应微调;在工装支架上固定静止的铅垂线,调整两台线激光传感器的激光平面均过铅垂线,同时在线激光传感器下方放置一块能够显现激光线条的平板,使两台线激光传感器发射于平板上的激光线条平行且存在重叠,通过上述操作,便可实现两台线激光传感器的激光平面共面。

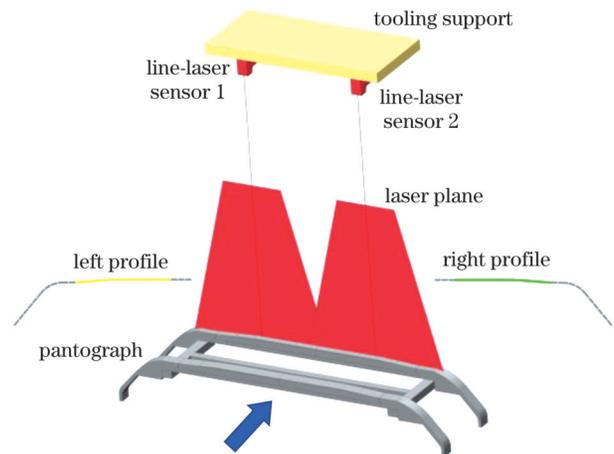


图3 受电弓磨耗在线检测系统示意图

Fig. 3 Schematic diagram of online detection system for pantograph wear

检测系统中的两台线激光传感器对下方经过的地铁受电弓进行扫描,得到多帧受电弓廓形数据。对采集的原始廓形数据做阈值设定处理,剔除无效数据点与无效廓形,筛选出完整受电弓廓形。定义一个点云窗口,从受电弓羊角方向开始对受电弓廓形数据进行遍历,依据点云窗口方差最小原则与点线距离最大原则找出受电弓羊角与碳滑板临界特征点,分离出受电弓碳滑板廓形。通过Savitzky-Golay滤波平滑算法^[18]对分离出的碳滑板廓形做平滑滤波处理,降低噪声的干扰。基于PCA算法与改进ICP算法实现受电弓碳滑板采集廓形与标准廓形的粗配准和精确配准,将采集的完整受电弓碳滑板廓形与标准碳滑板廓形做对比分析,得到碳滑板的实际磨耗。

3 受电弓廓形分离

3.1 数据筛选

线激光传感器通过高采样率对运行中的地铁受电弓进行廓形采集。由于地铁运行速度较快且隧道光照环境较差,采集的受电弓廓形二维离散点云数据 $O_1 = [o_1(j) = (x_1(j), y_1(j)), j=1, 2, \dots, n_1)]$ 中存在许多无效

数据点,其中 n_1 为采集数据总量。如图 4 所示,当某一帧受电弓原始廓形中无效数据点数量较少且分散时,可对无效数据点进行筛选,提取出符合后续使用要求的有效廓形;但当某一帧受电弓原始廓形数据中无效数据点较多且集中时,这一帧廓形数据被视为无效廓形,需要进行剔除。

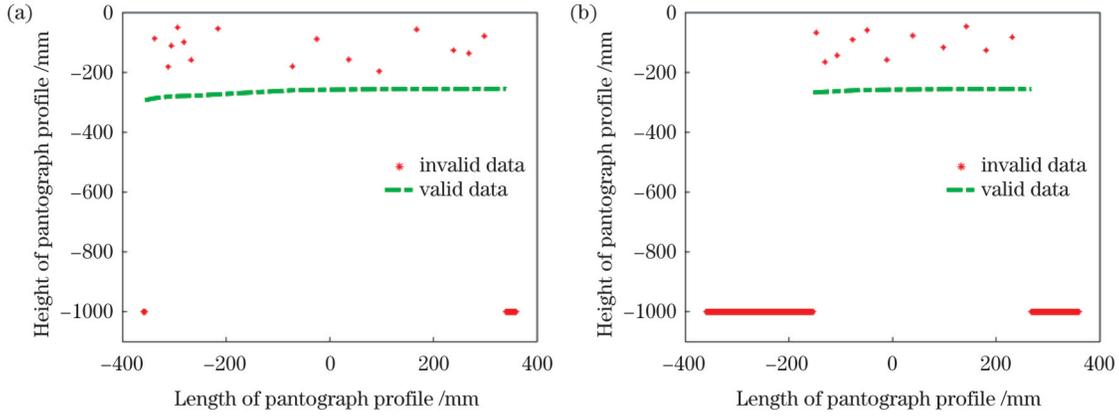


图 4 受电弓原始廓形。(a)有效廓形;(b)无效廓形

Fig. 4 Raw profile of pantograph. (a) Valid profile; (b) invalid profile

根据线激光传感器安装位置与受电弓运行位置的高度差,结合受电弓实际廓形可知,受电弓点云廓形的有效数据点与无效数据点之间在高度方向存在明显数值差距。针对采集数据中每帧数据的无效数据点,设定数据筛选上下限阈值 Y_v 与 Y_u ,完成受电弓廓形数据点有效判定:

$$Y_v \leq y_1(j) \leq Y_u \quad (1)$$

依据式(1)筛选出的有效数据点个数 T ,结合受电弓廓形数据相邻点在长度方向上的间距 x_d ,可计算出单个线激光传感器采集受电弓廓形长度 $T \times x_d$,分析实际受电弓的廓形长度及单个线激光传感器采集的受电弓长度。设定单个线激光传感器采集的每帧受电弓廓形有效数据点个数阈值 T_d ,实现受电弓廓形有效性判定:

$$T \geq T_d \quad (2)$$

满足式(1)和式(2)的受电弓廓形数据即为采集所得的受电弓有效廓形;反之则为无效廓形,予以剔除。

3.2 特征点提取

线激光传感器采集的受电弓廓形数据中包含受电弓羊角与碳滑板两部分,而受电弓的磨损位于碳滑板区域,为了有助于后续受电弓碳滑板廓形配准,需要剔除受电弓羊角廓形,单独提取出受电弓碳滑板廓形。因此,准确找出受电弓羊角与碳滑板临界特征点是一个关键问题。如图 5 所示,受电弓实际廓形中羊角与碳滑板临界处有着明显的特征,所以此处的临界点就是廓形区域分离所需要找的特征点。

利用数据筛选后的单侧受电弓点云廓形数据 $O_2 = [o_2(j) = (x_2(j), y_2(j)), j=1, 2, \dots, n_2]$ (其中 n_2 为

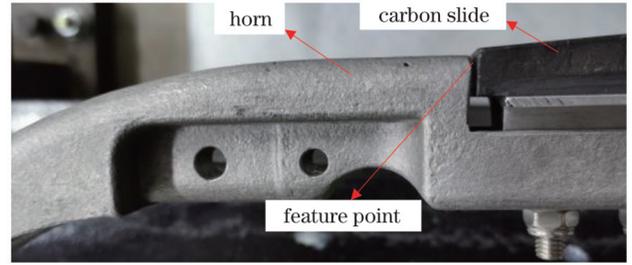


图 5 受电弓特征区域

Fig. 5 Pantograph feature region

筛选后的数据总量),对原始廓形数据 $y_2(j)$ 进行 min-max 归一化处理,得到 $[0, 1]$ 区间廓形数据

$$y'(j) = \frac{y_2(j) - (y_2(j))_{\min}}{(y_2(j))_{\max} - (y_2(j))_{\min}} \quad (3)$$

式中: $(y_2(j))_{\max}$ 为原始数据 $y_2(j)$ 中的最大值; $(y_2(j))_{\min}$ 为原始数据 $y_2(j)$ 中的最小值。

对式(3)处理后的廓形数据 $(x_2(j), y'(j))$ 进行抽样处理,减少需要处理的数据量,缩短后续特征点搜寻的时间,得到新的数据集 $O_3 = [o_3(j) = (x_3(j), y_3(j)), j=1, 2, \dots, n_3]$ (n_3 为抽样后的数据总量),再从受电弓羊角方向对受电弓廓形数据集进行三等分,最靠近受电弓羊角的等分区间记为第一等分区间,远离受电弓羊角的区间依次分别记为第二等分区间、第三等分区间,记第一等分点为 $o_k(x_3(k), y_3(k))$,其中 k 为第一等分区间内的点云个数, $1 < k < n_3$ 。由受电弓实际廓形特征,结合单侧线激光传感器采集所得受电弓点云廓形数据可知,受电弓羊角与碳滑

板的临界点位于第一等分区间内。定义一个点云窗口,如图 6 所示,点云窗口从受电弓羊角方向开始对廓形数据第一区间内的所有点云数据进行遍历,遍历终止位置为第一等分点 o_k ,第一等分区间内的移动次数为

$$r = \left\lceil \frac{k-l}{m} \right\rceil, \quad (4)$$

式中: l 为点云窗口内点云个数; m 为点云窗口每次移动数据点个数步长。

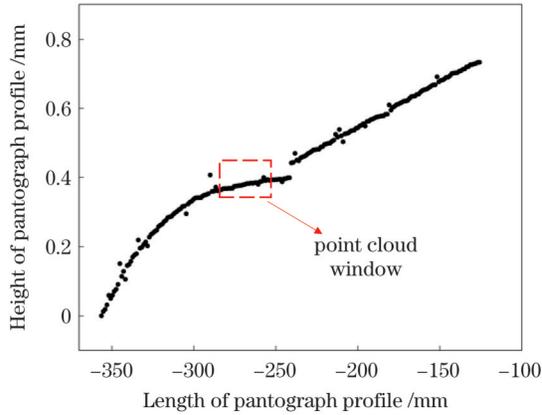


图 6 点云窗口示意图

Fig. 6 Schematic diagram of point cloud window

在式(4)所计算出的 r 次点云窗口移动过程中,窗口每移动 m 个步长,计算一次窗口内所有点云的方差:

$$s_i^2 = \frac{1}{l-1} \sum_{j=1}^l \left[(y_3(j))_i - (\bar{y}_3)_i \right]^2, \quad (5)$$

式中: $i = 0, 1, 2, \dots, r$; s_i^2 为第 i 次移动计算的窗口内数据点方差; $(y_3(j))_i$ 为第 i 次移动窗口内各点云的值; $(\bar{y}_3)_i$ 为第 i 次移动后窗口内所有点云的均值。

点云窗口完成 i 次移动,通过式(5)计算每次窗口移动的方差值 s_i^2 ,遍历计算结果如图 7 所示。找出最小方差 s_{\min}^2 时的点,由该点窗口的移动次数 i_{\min} ,结合窗口移动步长 m ,得到窗口移动的位置 $i_{\min} \times m$,记录此时

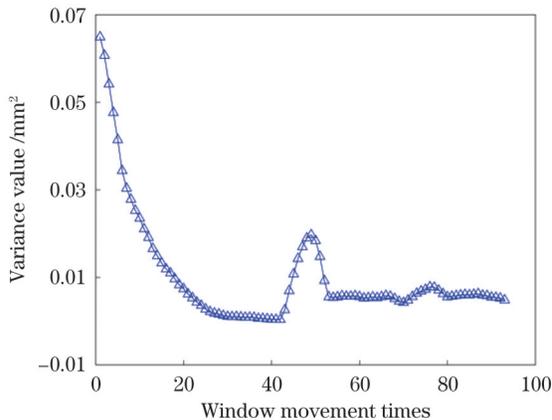


图 7 窗口遍历方差值

Fig. 7 Variance value of window traversal

点云窗口位置的第一个点 $o_{a'}(x_3(a'), y_3(a'))$, 其中 $1 < a' < k$, 作该点与第一等分点 $o_k(x_3(k), y_3(k))$ 的直线,

$$y_a = \frac{y_3(k) - y_3(a')}{x_3(k) - x_3(a')} [x_a - x_3(a')] + y_3(a'). \quad (6)$$

利用式(6)所示直线对点 $o_{a'}(x_3(a'), y_3(a'))$ 与点 $o_k(x_3(k), y_3(k))$ 之间廓形的所有数据点进行遍历,计算每个点到直线 y_a 的距离:

$$d_i = \frac{\left| \frac{y_3(k) - y_3(a')}{x_3(k) - x_3(a')} [x_3(i) - x_3(a')] - y_3(i) + y_3(a') \right|}{\sqrt{1 + \left[\frac{y_3(k) - y_3(a')}{x_3(k) - x_3(a')} \right]^2}}, \quad (7)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, k - a' + 1$ 。

统计式(7)计算的两点间所有点到直线 y_a 的距离,结果如图 8 所示。找出最大距离 d_{\max} 的点,结合上述抽样处理,反求抽样前点云廓形数据 O_2 中对应的特征点,该点也就是所需搜寻的受电弓特征点。由该特征点可剔除羊角廓形数据,保留碳滑板廓形数据,得到后续受电弓碳滑板配准所需单侧廓形数据。受电弓另一侧廓形数据提取与上述步骤相同。最终可得到后续配准受电弓碳滑板左右廓形数据。

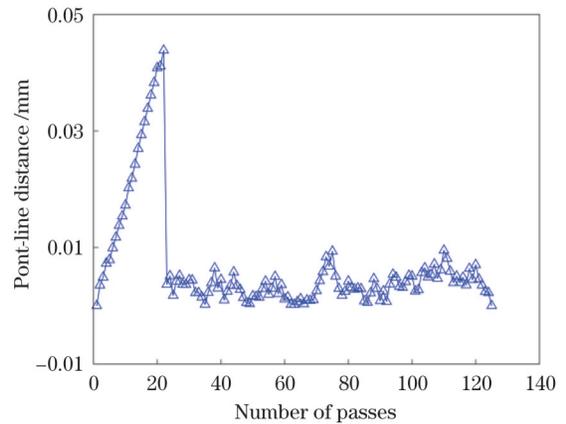


图 8 点线距离

Fig. 8 Point-line distance

3.3 特征点提取算法精度验证

针对线激光传感器采集的多帧受电弓廓形数据,随机选取 4 frame 满足上述筛选要求的受电弓廓形数据,利用特征点搜寻算法对选取的廓形数据进行处理,验证特征点搜寻算法的精度。4 次搜寻结果特征点坐标见表 1,可知特征点 x 轴坐标与实际受电弓特征点的 x 轴实际坐标一致,能够精确找到每一帧受电弓廓形的特征点位置,满足受电弓特征点搜寻精度要求。依据精度验证所得结果,如图 9 所示,可找出 4 次搜寻过程特征点的位置及特征点到前述直线间的距离。

表 1 特征点搜寻精度验证

Table 1 Accuracy verification of feature point search

unit:mm

Verification times	Feature point coordinates		
	Actual coordinate	Search coordinate	Coordinate deviation
1	-241.650	-241.650	0
2	-241.875	-241.875	0
3	-241.875	-241.875	0
4	-241.650	-241.650	0

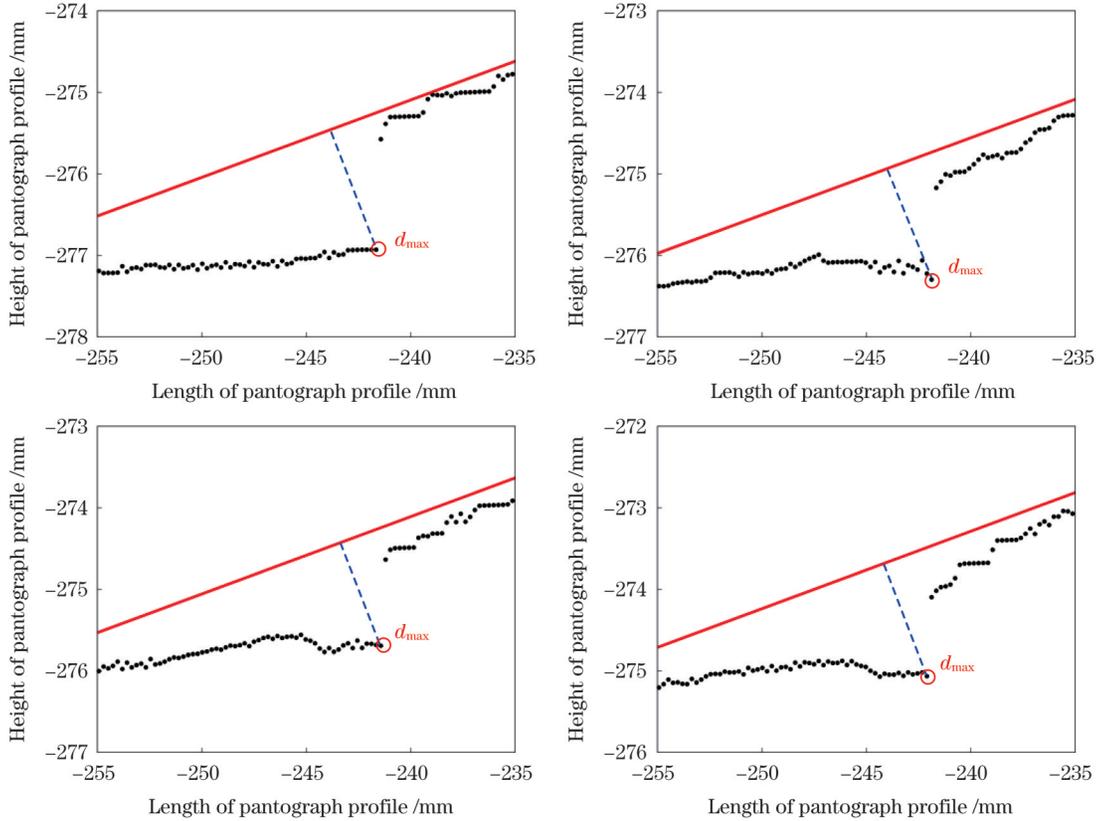


图 9 特征点搜寻的 4 次验证结果

Fig. 9 Four verified results of feature point search

4 受电弓廓形配准

筛选出的受电弓碳滑板廓形数据将进行平滑滤波、粗配准与精确配准处理,最终得到受电弓采集碳滑板廓形与标准碳滑板廓形的配准结果,经过对比分析得到受电弓的磨损情况。

4.1 数据平滑滤波

筛选出的受电弓碳滑板廓形在与标准碳滑板廓形配准前需要进行相应的滤波处理。基于最小二乘拟合的 Savitzky-Golay 滤波算法能够有效去除受电弓廓形数据中噪声的干扰。Savitzky-Golay 滤波算法基于最小二乘法对每次移动窗口内的数据点进行拟合滤波处理,窗口内存在以 $x=0$ 为中心的 $2w+1$ 个数据点,设定滤波窗口宽度为 $2w+1$,窗口内点集为 $W=(-w, -w+1, \dots, 0, \dots, w-1, w)$,构造 $n-1$ 阶多项式,对窗口内数据进行拟合,设定拟合系数 $a_0, a_1, a_2, \dots, a_{n-2}$,

a_{n-1} , 得到拟合多项式

$$y_x = \sum_{i=0}^n a_i x^i = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_{n-1} x^{n-1} + a_n x^n \quad (8)$$

由式(8)可得到 n 个关于拟合系数的方程:

$$\begin{bmatrix} y_{-w} \\ y_{-w+1} \\ \vdots \\ y_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -w & \dots & (-w)^{n-1} \\ 1 & -w+1 & \dots & (-w+1)^{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & w & \dots & w^{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{n-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{-w} \\ b_{-w+1} \\ \vdots \\ b_w \end{bmatrix} \quad (9)$$

将式(9)转换为矩阵形式:

$$Y_{(2w+1) \times 1} = X_{(2w+1) \times n} \cdot A_{n \times 1} + B_{(2w+1) \times 1} \quad (10)$$

式中: $B_{(2w+1) \times 1}$ 为常数项,不影响求导结果。

因此,可简化矩阵方程组

$$X \cdot A - Y = \begin{bmatrix} a_0 - \omega a_1 + \dots + (-\omega)^{n-1} a_{n-1} - y_{-\omega} \\ a_0 + (-\omega + 1)a_1 + \dots + (-\omega + 1)^{n-1} a_{n-1} - y_{-\omega+1} \\ \vdots \\ a_0 + \omega a_1 + \dots + \omega^{n-1} a_{n-1} - y_{\omega} \end{bmatrix} = 0. \quad (11)$$

基于最小二乘法对式(11)进行求解,

$$\min \|XA - Y\|_2^2 = \min (XA - Y)^T (XA - Y). \quad (12)$$

令 $E = (XA - Y)^T (XA - Y)$, 要使 E 为极小, 则

应满足条件 $\frac{\partial E}{\partial A} = 0$, 进一步推导后可得

$$\frac{\partial E}{\partial A} = X^T X A - X^T Y = 0. \quad (13)$$

故可求出系数矩阵 A 的最小二乘解

$$\hat{A} = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad (14)$$

由 \hat{A} 可得到 Y 的模型预测值

$$\hat{Y} = X \cdot \hat{A} = X \cdot (X^T X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y. \quad (15)$$

采集的受电弓碳滑板廓形经过 Savitzky-Golay 平滑滤波处理, 得到处理后的廓形数据, 如图 10 所示。该数据也将作为后续受电弓廓形配准所需的碳滑板廓形数据。

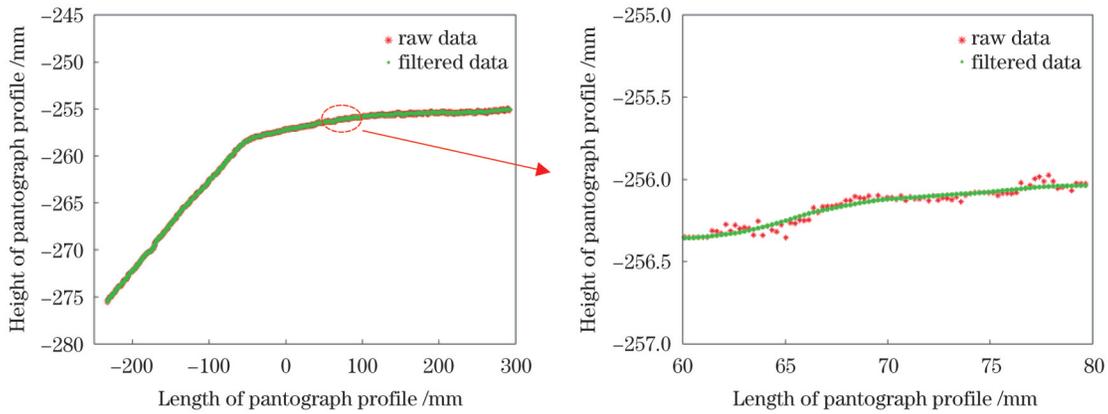


图 10 廓形数据滤波

Fig. 10 Filtering of profile data

4.2 廓形粗配准

碳滑板廓形经平滑滤波处理后需要与标准廓形进行配准, 但两廓形的初始位置存在较大差异, 因此, 需要先进行粗配准处理, 得到两廓形间较好的相对位置关系, 为后续的精确定配准提供较好的初始位置。

主成分分析法通过线性投影的方式对数据进行降维, 从而提取大量数据中的主要特征分量, 得到主要特征分量的主轴。基于主成分分析法的预配准是以受电弓碳滑板采集廓形与标准廓形的主要数据方向为依据, 计算两廓形主轴间相应的旋转与平移矩阵, 再利用所求旋转平移矩阵对受电弓碳滑板采集廓形数据做刚性变换, 以此实现两片点云廓形初始位置的粗配准。基于主成分分析法的碳滑板点云廓形粗配准的步骤如下。

定义平滑滤波处理后的受电弓碳滑板单侧廓形数据 $P_0 = (x_p^j, y_p^j) (j=1, 2, \dots, m_1)$ 为源点云, 标准受电弓碳滑板单侧廓形数据 $Q_0 = (x_q^i, y_q^i) (i=1, 2, \dots, m_2)$ 为目标点云, 其中 m_1 为源点云数据总量, m_2 为目标点云数据总量。廓形数据 P_0, Q_0 均作为初始数据集, 分别

对初始数据集 P_0, Q_0 进行去均值化处理:

$$\begin{cases} x_p^{j0} = x_p^j - \bar{x}_p, y_p^{j0} = y_p^j - \bar{y}_p \\ x_q^{i0} = x_q^i - \bar{x}_q, y_q^{i0} = y_q^i - \bar{y}_q \end{cases}, \quad (16)$$

式中: \bar{x}_p, \bar{y}_p 分别为 x_p^j, y_p^j 的均值; \bar{x}_q, \bar{y}_q 分别为 x_q^i, y_q^i 的均值; 得到新的数据集 $P_1 = (x_p^{j0}, y_p^{j0}), Q_1 = (x_q^{i0}, y_q^{i0})$, 构造协方差阵

$$C_{P_0} = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{j=1}^{m_1} (x_p^{j0})^2}{m_1 - 1} & \frac{\sum_{j=1}^{m_1} x_p^{j0} y_p^{j0}}{m_1 - 1} \\ \frac{\sum_{j=1}^{m_1} y_p^{j0} x_p^{j0}}{m_1 - 1} & \frac{\sum_{j=1}^{m_1} (y_p^{j0})^2}{m_1 - 1} \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$$C_{Q_0} = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^{m_2} (x_q^{i0})^2}{m_2 - 1} & \frac{\sum_{i=1}^{m_2} x_q^{i0} y_q^{i0}}{m_2 - 1} \\ \frac{\sum_{i=1}^{m_2} y_q^{i0} x_q^{i0}}{m_2 - 1} & \frac{\sum_{i=1}^{m_2} (y_q^{i0})^2}{m_2 - 1} \end{bmatrix}.$$

对协方差矩阵 C_{P_0} 和 C_{Q_0} 进行奇异值分解:

$$\begin{cases} C_{P_0} = U_{P_0} \Sigma_{P_0} V_{P_0}^T \\ C_{Q_0} = U_{Q_0} \Sigma_{Q_0} V_{Q_0}^T \end{cases} \quad (18)$$

式中： Σ_{P_0} 、 Σ_{Q_0} 分别为 C_{P_0} 、 C_{Q_0} 的特征对角阵； U_{P_0} 、 $V_{P_0}^T$ 为 C_{P_0} 的特征向量， U_{Q_0} 、 $V_{Q_0}^T$ 为 C_{Q_0} 的特征向量。

特征向量 U_{P_0} 、 U_{Q_0} 为两片数据集 P_0 、 Q_0 的主成分方向，可分别得到两片数据集基于主成分方向的刚性变换关系

$$\begin{cases} R_0 U_{P_0} = U_{Q_0} \\ R_0 P_1 + T_0 = Q_1 \end{cases} \quad (19)$$

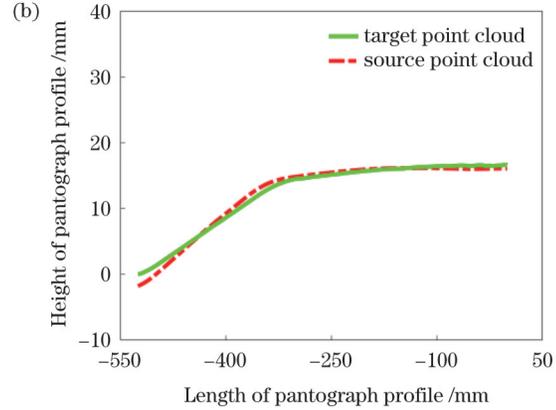
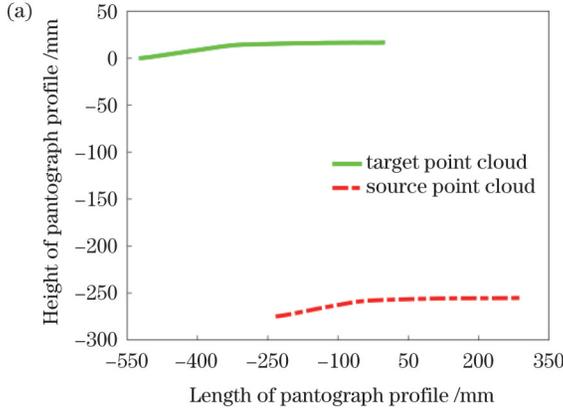


图 11 廓形数据粗配准。(a)配准前；(b)配准后

Fig. 11 Rough registration of profile data. (a) Before registration; (b) after registration

4.3 廓形精确配准

粗配准后的两片点云廓形数据还需要进行精确配准处理，进一步校准两个廓形的位置。受电弓碳滑板的磨耗主要集中于碳滑板中间部分，在与标准碳滑板廓形进行对比时，需要将磨耗区域的特征体现出来。传统的迭代最近点算法会让两片点云廓形数据的所有点都参与配准，导致磨耗区域的特征会被均匀化，从而无法真实地反映受电弓碳滑板的磨耗。综合考虑碳滑板的实际磨耗情况，可选取碳滑板边缘至折弯处未磨损区域参与廓形配准，避免磨耗区域参与配准，保留碳滑板磨耗区域特征。

式中： R_0 为粗配准的旋转变换矩阵； T_0 为粗配准的平移变换矩阵。

利用式(19)所求旋转平移矩阵，对数据集 P_0 做旋转平移变换：

$$P'_0 = R_0 P_0 + T_0, \quad (20)$$

式中： P'_0 为源点云 P_0 进行粗配准旋转平移变换后的廓形数据。

受电弓碳滑板源点云 P_0 与目标点云 Q_0 粗配准的结果如图 11 所示。

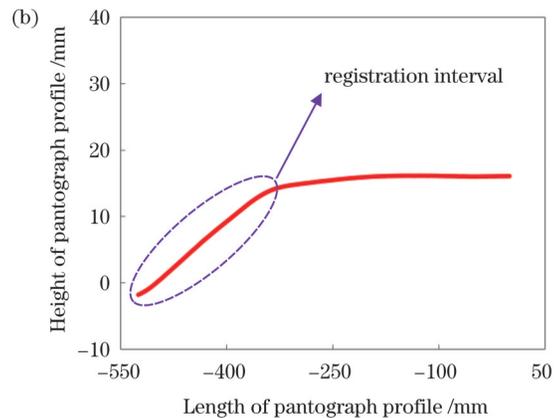
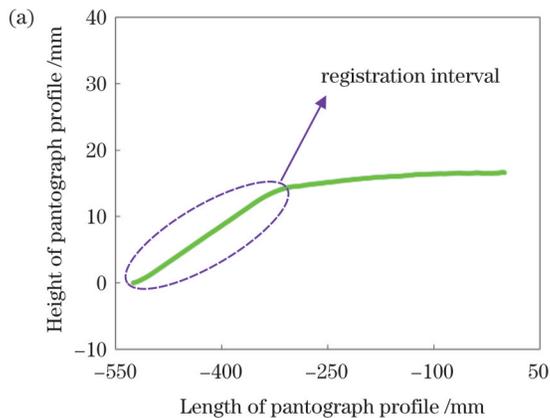


图 12 廓形数据区间划分。(a)标准廓形；(b)源廓形

Fig. 12 Interval partitioning of profile data. (a) Standard profile; (b) source profile

如图 12 所示，经粗配准处理，得到受电弓碳滑板精确配准所需的廓形数据，定义标准碳滑板廓形中参与配准的廓形数据 $Q = \{q_i | q_i \in \mathbb{R}^2, i = 1, 2, \dots, m_3\}$ 为目标点云，粗配准处理的碳滑板廓形中参与配准的廓形数据 $P = \{p_i | p_i \in \mathbb{R}^2, i = 1, 2, \dots, m_4\}$ 为源点云，其中 m_3 、 m_4 为参与精确配准的点云数据总量，且 $m_3 = m_4$ 。定义的两片点云廓形数据通过迭代最近点算法来实现精确配准，其实质是基于最小二乘法来寻找两片点云数据的最优匹配对应点，计算两片点云数据对应点之间的最优刚性变换关系，并重复迭代上述步骤，直到满足设定的迭代终止条件。

受电弓碳滑板廓形数据精确配准步骤如下。

(1) 对应点确定。

对源点云 P 与目标点云 Q 进行归一化处理：

$$\begin{cases} \bar{Q} = \frac{1}{m_3} \sum_{i=1}^{m_3} q_i, Q_z = Q - \bar{Q} \\ \bar{P} = \frac{1}{m_3} \sum_{i=1}^{m_3} p_i, P_z = P - \bar{P} \end{cases}, \quad (21)$$

式中： Q_z 为 Q 的去均值化； P_z 为 P 的去均值化。

通过欧式距离公式，寻找点云集 P_z 中的每个点 p_{zi} 到点云集 Q_z 中距离最近的点 q_{zj} ，

$$\{p_{zi}, q_{zj}\} = \arg \min_j \left\{ \sqrt{(p_{zi}^x - q_{zj}^x)^2 + (p_{zi}^y - q_{zj}^y)^2} \right\},$$

$$i = 1, 2, \dots, m_3; j = 1, 2, \dots, m_3. \quad (22)$$

由式(22)可得到与点云集 P_z 中所有点对应的点云集 $\tilde{Q} = \{q_{zj} | q_{zj} \in R^2, j = 1, 2, \dots, m_3\}$ 。

(2) 旋转平移矩阵求解。

定义两片点云集对应点距离平方和的平均值为目标函数 $D(R, T) = \frac{1}{m_3} \sum_{j=1}^{m_3} \|p_{zj} - (Rq_{zj} + T)\|^2$ ，其中：

旋转矩阵 $R = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$ ；平移矩阵 $T = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}$ ；

p_{zj}, q_{zj} 分别为点云集 P_z, \tilde{Q} 中的点； θ 为点云集刚性变换的旋转角度； $\Delta x, \Delta y$ 为点云集刚性变换时的平移量。根据目标函数最小化 $D(R, T) \rightarrow \min$ ，可求出两片对应点云集之间的最优旋转平移变换矩阵。

平移矩阵 T 由旋转角度 θ 确定，因此可简化目标函数

$$G(R, T) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{m_3} \|p_{zj} - Rq_{zj}\|^2. \quad (23)$$

将式(23)表示为

$$G(R, T) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{m_3} \left\| \begin{bmatrix} p_{zj}^x \\ p_{zj}^y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} q_{zj}^x \\ q_{zj}^y \end{bmatrix} \right\|^2. \quad (24)$$

要使 $G(R, T) \rightarrow \min$ ，则应满足条件

$$\frac{\partial G(R, T)}{\partial \theta} = 0. \quad (25)$$

由式(25)可计算旋转角度 θ ：

$$\theta = \arctan \left[\frac{\sum_{j=1}^{m_3} (p_{zj}^x \cdot q_{zj}^y - p_{zj}^y \cdot q_{zj}^x)}{\sum_{j=1}^{m_3} (p_{zj}^x \cdot q_{zj}^x + p_{zj}^y \cdot q_{zj}^y)} \right]. \quad (26)$$

进而求出平移矩阵 T ：

$$T = \begin{bmatrix} \bar{P}_x \\ \bar{P}_y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{Q}_x \\ \bar{Q}_y \end{bmatrix}. \quad (27)$$

(3) 点云廓形更新。

利用所求旋转矩阵 R 与平移矩阵 T ，对源点云 P 做旋转平移变换，得到新的源点云

$$P' = RP + T. \quad (28)$$

(4) 迭代终止判定。

计算新的源点云 P' 与目标点云 Q 对应点间的平均距离

$$\bar{D} = \frac{1}{m_3} \sum_{i=1}^{m_3} \|p'_i - q_i\|^2, \quad (29)$$

式中： p'_i 为新的源点云 P' 中的点，与目标点云 Q 中的点 q_i 对应。

定义两片点云对应点平均距离迭代终止阈值 ϵ_m ，上述步骤中式(21)~式(29)每次迭代计算都会进行迭代终止判定，经过 k' 次迭代，当满足条件 $|\bar{D}_{k'} - \bar{D}_{k'-1}| = \Delta \epsilon_{k'} < \epsilon_m$ 时，迭代过程终止，得到源点云与目标点云的最终配准结果。

通过上述步骤最终可得到 k' 次迭代过程的旋转矩阵与平移矩阵。利用所求旋转矩阵和平移矩阵对粗配准后单侧受电弓碳滑板廓形 P_0' 进行同样的 k' 次旋转平移变换，可得到单侧受电弓碳滑板采集廓形与标准碳滑板廓形的精确配准结果。同理，将采集的受电弓碳滑板另一侧廓形进行同样处理，如图 13 所示，最终得到完整受电弓碳滑板采集廓形与标准廓形的配准结果。

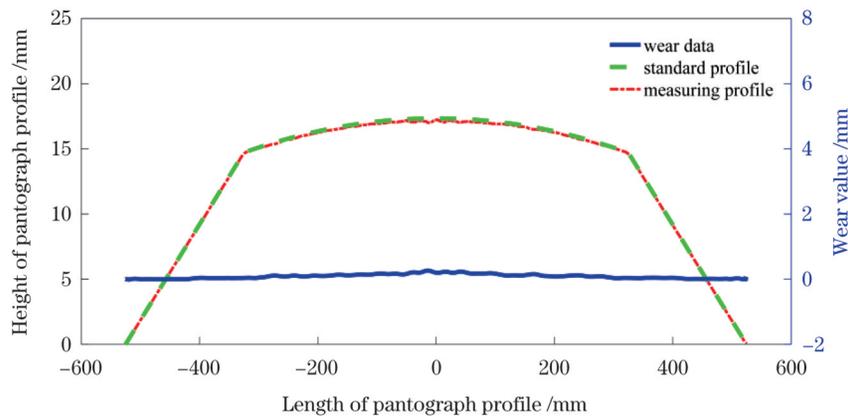


图 13 廓形数据配准结果

Fig. 13 Registered result of profile data

5 实验验证与误差分析

基于上述相关内容,为了验证地铁受电弓磨耗线激光在线检测方法的有效性,搭建了受电弓磨耗检测实验平台,进行相应的测试实验。如图 14 所示,该实验平台主要由两台线激光传感器、地铁受电弓、活动小车与工装支架组成。实验通过活动小车搭载地铁受电弓模拟列车运行,两台线激光传感器对经过的车载受电弓进行廓形数据采集。其中,线激光传感器的单帧采样点数为 3200 个,测量最大范围为 720 mm,采样帧率为 2000 Hz,持续采样时间为 3 s。

在进行小车模拟实验时,小车经过线激光传感器下方时的速度约为 3 m/s,而受电弓碳滑板的有效检测宽度为 0.06 m,可计算出线激光传感器对受电弓碳滑板廓形的有效采集时间为 20 ms。结合线激光传感器采样帧率 0.5 ms 可知,在实验过程中,线激光传感器能够适应小车速度,并充分采集受电弓廓形数据。利用数据筛选、特征点搜寻、数据滤波与廓形配准等数据处理算法,实现受电弓磨耗情况的评估。同时,进行无光照实验,模拟地铁实际线路中的光照环境,也可稳定检测受电弓磨耗。完成上述实验,再结合实际线路中受电弓磨耗检测位置的地铁过车速度 11.1 m/s,计算此时受电弓碳滑板廓形的有效采集时间约为 5.4 ms,可知线激光传感器能适应地铁实际过车速度,从而获得现场受电弓的稳定廓形数据。通过上述已验证的受电弓数据处理算法,可实现受电弓磨耗的评定。

对受电弓磨耗在线检测方法的精度进行验证。选取受电弓碳滑板上的 5 个点, x 轴坐标分别为 -250、-100、0、100、250 mm。利用活动小车搭载受电弓进

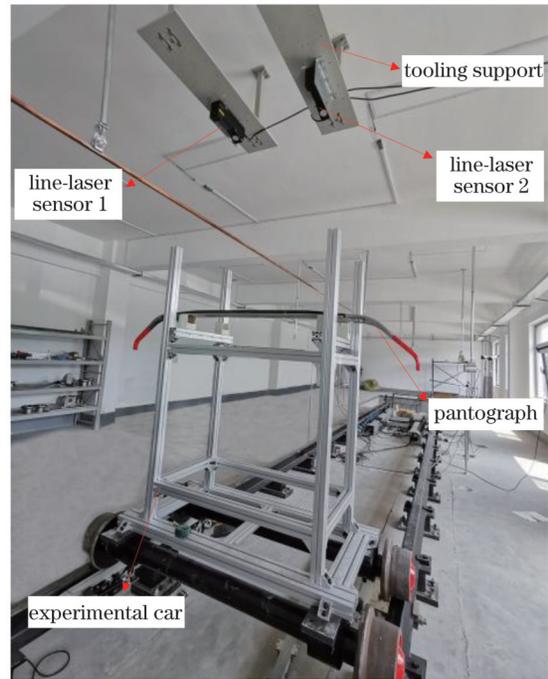


图 14 受电弓磨耗检测实验

Fig. 14 Testing experiment of pantograph wear detection

行 5 次模拟实验,对 5 次实验后的廓形数据分别进行处理,得到 5 次模拟测试后所标记位置的磨耗值。基于所求结果对该检测方法的精度进行验证,采用电子游标卡尺对 5 个标记位置的碳滑板加底座的厚度分别进行 3 次测量求均值,结合受电弓标准图纸上 5 处标记位置的厚度,通过标准图纸的厚度减去电子游标卡尺测量厚度均值,得到 5 处标记位置的差值作为精度验证的参考标准值。实验结果如表 2 所示,5 次实验中 5 处标记位置的磨耗值最大偏差均在 0.2 mm 以内,满足地铁受电弓磨耗检测精度 ± 0.5 mm 的要求。

表 2 受电弓磨耗测试结果

Table 2 Testing results of pantograph wear

unit:mm

Position	Measurement times					Average value	Standard value	Maximum deviation
	1	2	3	4	5			
1	0.089	0.236	0.104	0.273	0.152	0.178	0.125	0.142
2	0.305	0.152	0.274	0.255	0.197	0.237	0.170	0.135
3	0.267	0.244	0.328	0.194	0.378	0.282	0.315	0.121
4	0.268	0.174	0.156	0.297	0.231	0.225	0.175	0.122
5	0.143	0.175	0.136	0.214	0.115	0.157	0.105	0.109

采用上述方法检测受电弓磨耗时,检测精度主要受现场传感器的测量误差和算法误差的影响。现场测量时,受传感器自身精度、现场光照条件、待测对象表面反射等因素的影响,激光测距误差约为 0.20 mm;在算法误差方面,主要涉及受电弓廓形的数据筛选、特征点搜寻、数据滤波以及廓形配准等算法误差,通过大量廓形数据的处理分析,该部分的算法误差约为 0.25 mm。根据误差的合成原理,可估算出该方法的综合检测误差为 0.32 mm 左右。

6 结 论

针对地铁受电弓磨耗非接触式在线检测需求,本文提出了一种基于线激光测量的地铁受电弓磨耗在线检测方法。该方法能够有效应对隧道的恶劣环境,有着较强的稳定性,同时,其高采样帧率也能解决地铁运行速度过快等问题,实现地铁受电弓廓形数据的有效采集。在磨耗检测方法中的特征点搜寻方面,通过探究实际地铁受电弓的廓形特征,本文提出了一种点云

窗口移动计算特征点搜寻算法,精确地找出受电弓廓形数据羊角与碳滑板的临界特征点,有效地提取了受电弓碳滑板廓形数据,并通过多帧廓形数据处理,验证了特征点搜寻算法的精确性。在磨损检测方法中的廓形配准方面,分析受电弓磨损的实际分布区域,采用粗配准结合部分廓形精确配准策略,实现受电弓碳滑板廓形的配准,保留了碳滑板的磨损特征,对碳滑板的实际磨损情况进行评估。搭建了受电弓磨损检测实验平台,模拟地铁实际过车情况,依据多次模拟实验的数据,验证了检测方法的精度,该方法可满足 ± 0.5 mm 磨损检测精度要求。

参 考 文 献

- [1] Wei X K, Meng H F, He J H, et al. Wear analysis and prediction of rigid catenary contact wire and pantograph strip for railway system[J]. *Wear*, 2020, 442/443: 203118.
- [2] 周国祥. 地铁车辆受电弓碳滑板异常磨损分析及应对措施[J]. *轨道交通装备与技术*, 2022(5): 32-35.
Zhou G X. Analysis of abnormal wear of pantograph carbon slideplate for metro vehicles and countermeasures[J]. *Rail Transportation Equipment and Technology*, 2022(5): 32-35.
- [3] 方岩, 吴积钦, 唐浩, 等. 地铁受电弓滑板磨损分析[J]. *电力机车与城轨车辆*, 2018, 41(4): 18-22.
Fang Y, Wu J Q, Tang H, et al. Wear analysis of contact strip for a metro pantograph[J]. *Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles*, 2018, 41(4): 18-22.
- [4] 周玉杰. 电气化铁路刚性接触网磨损与优化研究[J]. *电工技术*, 2022(21): 17-19.
Zhou Y J. Study on wear and optimization of rigid catenary of electrified railway[J]. *Electric Engineering*, 2022(21): 17-19.
- [5] Li H S. Research on fault detection algorithm of pantograph based on edge computing image processing[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 84652-84659.
- [6] 陈永, 王镇, 卢晨涛. 改进 AKAZE 算法的高铁接触网图像特征匹配方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(10): 1010007.
Chen Y, Wang Z, Lu C T. Image feature matching method of high-speed rail catenary based on improved AKAZE algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 1010007.
- [7] Wei X K, Jiang S Y, Li Y, et al. Defect detection of pantograph slide based on deep learning and image processing technology[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(3): 947-958.
- [8] 伍川辉, 尹纪磊, 郭辉, 等. 基于二维激光位移传感器的通过式轮对测量系统设计[J]. *仪表技术与传感器*, 2020(11): 50-53.
Wu C H, Yin J L, Guo H, et al. Design of wheel-set measurement system based on two-dimensional laser displacement sensor[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2020(11): 50-53.
- [9] Ye J Q, Stewart E, Zhang D C, et al. Integration of multiple sensors for noncontact rail profile measurement and inspection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 7002212.
- [10] 周威, 杜馨瑜, 薛宪堂, 等. 高速铁路接触网几何参数立体视觉测量系统[J]. *光学学报*, 2023, 43(5): 0512001.
Zhou W, Du X Y, Xue X T, et al. Stereo vision measurement system for geometric parameters of catenary in high-speed railway[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(5): 0512001.
- [11] Yao X W, Xing Z Y, Zhang Z Y, et al. The online monitoring system of pantograph slider based on 2D laser displacement sensors[J]. *Measurement*, 2022, 194: 111083.
- [12] 熊仕勇, 陈春俊, 王锋. 基于 2D 的钢轨轮廓特征点提取方法研究[J]. *铁道标准设计*, 2018, 62(4): 17-21.
Xiong S Y, Chen C J, Wang F. Study on extraction method of rail profile feature points based on 2D laser displacement sensor[J]. *Railway Standard Design*, 2018, 62(4): 17-21.
- [13] 张文景, 许晓鸣, 丁国骏, 等. 一种基于曲率提取轮廓特征点的方法[J]. *上海交通大学学报*, 1999, 33(5): 592-595.
Zhang W J, Xu X M, Ding G J, et al. Approach to extract feature points on boundary based on curvature[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 1999, 33(5): 592-595.
- [14] 陶海跻, 达飞鹏. 一种基于法向量的点云自动配准方法[J]. *中国激光*, 2013, 40(8): 0809001.
Tao H J, Da F P. Automatic registration algorithm for the point clouds based on the normal vector[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013, 40(8): 0809001.
- [15] 王太学, 江智, 江德港, 等. 融合 PCA 的改进 ICP 激光点云配准算法[J]. *遥感信息*, 2022, 37(2): 70-76.
Wang T X, Jiang Z, Jiang D G, et al. Improved ICP laser point cloud registration algorithm based on PCA[J]. *Remote Sensing Information*, 2022, 37(2): 70-76.
- [16] 陈义, 王勇, 李金龙, 等. 基于主成分分析的高效点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(14): 1428008.
Chen Y, Wang Y, Li J L, et al. An efficient point clouds registration algorithm based on principal component analysis[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(14): 1428008.
- [17] 刘哲, 周天, 彭东东, 等. 一种改进的基于 PCA 的 ICP 点云配准算法研究[J]. *黑龙江大学自然科学学报*, 2019, 36(4): 473-478, 505.
Liu Z, Zhou T, Peng D D, et al. An improved ICP point cloud registration algorithm based on PCA[J]. *Journal of Natural Science of Heilongjiang University*, 2019, 36(4): 473-478, 505.
- [18] 雷林平. 基于 Savitzky-Golay 算法的曲线平滑去噪[J]. *电脑与信息技术*, 2014, 22(5): 30-31.
Lei L P. Curve smooth denoising based on Savitzky-Golay algorithm[J]. *Computer and Information Technology*, 2014, 22(5): 30-31.

Online Detection Method for Metro Pantograph Wear Based on Line-Laser Measurement

Lai Yang, Wang Jindong*, Guo Haoran, Wang Xu, Fu Mengxin, Liu Weiwei
School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China

Abstract

Objective Pantograph is an important part of the metro traction power system. In the long-term operation of the metro, the pantograph carbon slider continues experiencing wear. If the pantograph wear detection is not timely or accurate enough, it is easy to cause failure and even metro safety accidents. Therefore, it is important for the safe operation of the metro to realize high-precision

online detection of pantograph wear. At present, the metro pantograph wear detection is mostly manual detection and image detection. The manual detection method requires metro shutdown, and the detection efficiency is low. The image detection method can realize the non-contact online detection of pantograph wear, which improves the detection efficiency and accuracy. However, the image detection method is affected by factors such as illumination, vehicle speed, and interference. There is a situation that the quality of the original picture is poor and the pantograph profile cannot be accurately extracted, which greatly lowers the accuracy of the pantograph wear detection. Aiming at the pantograph wear detection in metro operation, an online detection method of metro pantograph wear based on line-laser measurement is proposed to realize high precision, high efficiency and online detection of metro pantograph wear.

Methods In this study, the line-laser sensor is used to realize the data acquisition of the pantograph profile of running metro. For the collected pantograph profile data, firstly, the effective pantograph profile data are selected by threshold setting. Secondly, a feature point search algorithm based on point cloud window moving calculation is proposed to realize the feature point search of pantograph profile data and separate the carbon slider profile data. Then, the Savitzky-Golay filtering algorithm is used to denoise the carbon slider profile data. Finally, the combination of coarse registration based on principal component analysis (PCA) and accurate registration of iterative closest point (ICP) algorithm with interval constraints is used to realize the registration of carbon slider profile and standard profile, and the evaluation of pantograph wear is completed. The accuracy and effectiveness of the feature point search algorithm based on point cloud window moving calculation and the pantograph wear detection method are verified by experiments.

Results and Discussions In order to realize the detection of pantograph wear in running metro, an online detection system of pantograph wear in metro based on line-laser measurement is designed, and the data of pantograph profile are collected by line-laser sensor (Fig. 3). The effective profile data of pantograph are screened out by setting thresholds for the height and number of pantograph profile data, and the effective profile data of pantograph are screened out (Fig. 4). The feature point search algorithm is used to solve the minimum variance index and the maximum point-line distance of the profile data (Figs. 7 and 8). The accuracy of the feature point search algorithm is verified by four sets of collected pantograph profile data (Fig. 9 and Table 1). The Savitzky-Golay filtering algorithm is used to denoise the separated carbon slider profile data (Fig. 10). The initial position of the separated carbon slider profile and the standard carbon slider profile is adjusted by the rough registration based on PCA (Fig. 11). The profile intervals involved in accurate registration are divided, and the final registration result is obtained by ICP to complete the pantograph wear evaluation (Figs. 12 and 13). The accuracy of the detection method is verified by the pantograph wear detection experimental platform, and the wear values of five positions of the pantograph are detected and compared with the standard values (Table 2).

Conclusions In this paper, an online detection method of metro pantograph wear based on line-laser measurement is proposed to achieve the accurate and efficient detection of running metro pantograph. The detection method realizes the collection of running metro pantograph through line-laser sensor. Firstly, the collected pantograph profile data are preprocessed by threshold setting, and the effective pantograph profile data are selected. After preprocessing, a feature point search algorithm based on point cloud window moving calculation is proposed. The feature point search algorithm finds the critical feature point of the horn profile and the carbon slider profile by traversing the profile data, and separates the carbon slider profile data. The Savitzky-Golay filtering algorithm based on least squares is used to denoise the separated carbon slider profile data to eliminate the interference of noise points on profile registration. Finally, the combination of coarse registration based on PCA and accurate registration of ICP with interval constraints is used to realize the registration of carbon slider profile and standard profile. According to the registration result of carbon slider profile, the accurate evaluation of pantograph wear is realized. The effectiveness of the pantograph wear detection method is verified through the detection experimental platform for pantograph wear, and the detection method meets the wear detection requirement of ± 0.5 mm.

Key words measurement; pantograph wear detection; line-laser sensor; feature point; point cloud window; profile registration