

DOI: 10.13382/j.jemi.B2105036

基于 4PCS 和 SICP 的点云配准方法在 钢轨磨耗计算中的应用 *

傅 瑶^{1,2} 陈 鹏¹ 郭贵松^{1,3} 刘雪垠^{1,4}

(1. 西南交通大学机械工程学院 成都 610031; 2. 国家知识产权局专利局专利审查协作四川中心 成都 610299;
3. 中山大学航空航天学院 广州 510006; 4. 四川省机械研究设计院(集团)有限公司 成都 610041)

摘 要:针对基于三维结构光扫描的钢轨磨耗快速精确测量,本文提出了一种基于 4PCS(4-points congruent sets)和 SICP(sparse iterative closest point)的点云配准组合算法,用于快速精确配准不完整且含噪声的磨耗钢轨与标准钢轨点云。由于三维结构光设备一次扫描得到的磨耗钢轨数据是不完整且含噪声的,因此首先利用针对低重叠率点云配准鲁棒性较好的 4PCS 对钢轨点云进行粗配准,为精确配准提供较好的初始变换矩阵。然后,再利用针对含噪声点云配准鲁棒性较好的 SICP 进行精确配准。最后,根据精确配准结果计算出轨头磨耗。文中定量分析了不同程度降采样对配准精度、时间及轨头磨耗计算精度的影响,展现了 4PCS+SICP 在快速精确配准不完整且含噪声的钢轨点云的优越性,得出了不同程度降采样对轨头磨耗计算精度无影响的结论。与此同时,对钢轨点云含不同程度的噪声点云配准做了定量对比分析,验证了 SICP 在含噪声的磨耗钢轨点云精确配准中的鲁棒性。

关键词: 铁路轨道;磨耗检测;点云配准;点云噪声;4PCS;SICP

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Application of the point cloud registration method based on 4PCS and SICP in rail wear calculation

Fu Yao^{1,2} Chen Peng¹ Guo Guisong^{1,3} Liu Xueyin^{1,4}

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
2. Sichuan Center for Patent Examination Cooperation of the Patent Office of the State Intellectual Property Office,
Chengdu 610299, China; 3. School of Aeronautics and Astronautics, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006, China;
4. Sichuan Provincial Machinery Research & Design Institute(Group) Co., Ltd., Chengdu 610041, China)

Abstract: Aiming at the fast and accurate measurement of rail wear based on 3D structured light scanning, this paper proposes a point cloud registration algorithm based on 4PCS (4-points congruent sets) and SICP (sparse iterative closest point), which is used to quickly and accurately register the standard rail point cloud and incomplete worn rail point clouds with noise. Since the wear rail data obtained by one-time scanning of the three-dimensional structured light scanner is usually incomplete and contains noise, 4PCS with good robustness for low overlap point cloud registration is firstly used to coarse registration of the rail point cloud, which provides a good initial transformation matrix for accurate registration. Then, the SICP with good robustness for noisy point cloud registration is used for accurate registration. Finally, the rail head wear is calculated according to the accurate registration results. It quantitatively analyzes the influence of different levels of down-sampling on registration accuracy, time and calculation accuracy of rail head wear, which demonstrates the advantage of 4PCS and SICP in fast and accurate registration of incomplete and noisy rail point clouds. It is concluded that different levels of down-sampling have no influence on the calculation accuracy of rail head wear. Meanwhile, the robustness of SICP in accurate registration of worn rail point cloud with noise is verified by quantitative comparison analysis of the point cloud registrations with different levels of noise.

Keywords: railway track; rail wear inspection; point cloud registration; point cloud noise; 4PCS; SICP

收稿日期: 2021-12-19 Received Date: 2021-12-19

* 基金项目: 四川省科技计划项目(2021ZHYZ0019, 2021YFG0194, 2022YFS0021)资助

0 引言

随着列车速度及载重的提高,加大了铁路轨道的磨损。为保证铁路运输的安全,定期高效地对铁路轨道进行及时检测维护变得越来越重要^[1]。钢轨疲劳损伤后,主要表现为轨头磨耗,包括垂直磨耗与侧面磨耗。目前轨头磨耗测量方法主要为接触式测量和非接触式测量。接触式测量由工人使用测量工具对导轨轮廓进行测量。该方法成本低、易于实现,但该方法费时费力^[2]。非接触式测量系统可以自动、快速地测量轨道磨损量^[3],提高了轨头磨耗检测效率。基于结构光的三维检测技术属于机器视觉的一个应用分支,利用三维结构光扫描仪可以获得被测物体表面的三维信息数据。三维结构光扫描具有高速、低配置、小巧灵活、高精度的优点^[4],但也存在缺陷:扫描时,对于表面变化剧烈、封闭的曲面一次扫描存在点云数据不完整及含噪声点的问题^[5]。Chen 等^[6]提出了一种基于三维结构光扫描的钢轨磨耗检测方法与装置,钢轨的磨耗量可以通过配准磨耗钢轨三维信息数据与完整钢轨三维信息数据来测量。在配准结果中,通过对比源点云和目标点云,确定钢轨发生磨耗的位置,然后计算两者之间的偏差,进而得到轨头磨耗。由于点云配准涉及到坐标系和数据的对齐,选择合适的点云配准方法来处理不完整及含噪声的点云成为三维结构光钢轨磨耗检测数据处理的关键。

点云配准方法有很多种,按源点云和目标点云的初始位置距离来判断,可以将点云配准算法分为局部点云配准算法和全局点云配准算法。局部点云配准中最经典的方法是迭代最近点算法(iterative closest point, ICP),该方法是由 Besl 等^[7]和 Yang 等^[8]提出。通过迭代最小化点云数据之间的残差平方和,实现目标点云与源点云的配准。但该迭代最近点算法配准过程中使用了源点云上所有的点来计算目标点云的对应点对,导致算法计算开销大^[9]。为了解决这个问题,Masuda 等^[10]提出了随机采样法。通过选取源点云和目标点云中的局部特征点,来表示整体点云数据,以此来简化计算。但实验发现对于含有噪声点的点云配准,迭代最近点算法中目标函数不能很好地应对噪声点的干扰,导致配准陷入局部最优。为了解决噪声点对配准的影响,Bouaziz 等^[11]提出了 SICP 算法,利用了稀疏范数 l_p 来代替 2 范数,将传统的迭代最近点算法转为为了一个稀疏优化过程,相比于传统迭代最近点算法,这种方法能够有效地处理含噪声的点云,在配准精度上有着十分优异的表现。

相对于局部点云配准,全局点云配准可以看成是一个搜索问题,对于源点云 P (包含 n 个点) 和目标点云 Q (包含 m 个点),最直接的搜索方法可以是每次从点云 P

和点云 Q 上选取 3 个点,利用这 6 个点计算刚体变换矩阵并计算变换之后源点云和目标点云间的误差,不断循环搜索,直到所有点都被选到。但该方法存在计算开销过大,时间复杂度过高的问题。为了进一步降低搜索算法的计算开销,一个解决思路是可以先确定源点云和目标点云的特征点,再利用这些特征点作为搜索点。而这个思路的关键在于如何选择合适的特征来确定点云的特征点,能够使这些特征点在数量较少的情况下,表达尽量多的点云特征,从而不至于降低了点云配准的精度。Gelfand 等^[12]提出了积分特征,通过先确定每一个点的积分特征,再根据特征直方图来选取合适的特征点。Li 等^[13]定义了一种多尺度特征,将相邻的尺度特征差分的极值点作为特征点。由于扫描得到的数据往往还有较多的噪声点,如果直接通过点的局部信息来计算特征,存在特征不可靠的问题。Rusu 等^[14]提出了快速点特征直方图(fast point feature histograms, FPFH),在损失一定特征描述信息的情况下大幅减少计算复杂度,成为最为普遍采用的粗配准方法之一。Aiger 等^[15]提出了 4PCS,此方法是基于仿射不变性理论。由于 4PCS 算法不需要依赖任何局部特征,基于广域基的稳定性,使得 4PCS 处理低重叠率点云时^[16],鲁棒性很强。

钢轨点云配准属于曲面点云配准,要实现磨耗钢轨与标准钢轨的高精度配准需要克服以下问题。首先,由于扫描设备、物体表面特性以及物体形状互相遮挡等原因,实际扫描得到的钢轨点云具有数据通常不完整。其次,由于实际的点云扫描引入大量噪声,包括磨耗本身引起的轨头数据偏移,使得配准后的点云对齐结果并不能反映实际的磨耗,而仅是数学上的最优。因此,本文提出了 4PCS+SICP 组合算法,首先利用针对低重叠率点云配准鲁棒性较好的 4PCS 对钢轨点云进行粗配准,为精确配准提供较好的初始变换矩阵。然后,再利用针对含噪声点云配准鲁棒性较好的 SICP 进行精确配准,进而实现高效精确的轨头磨耗检测。

1 点云配准方法

1.1 钢轨点云配准的基本问题描述

随着计算机辅助设计的发展,通过三维设备扫描实物对象从而得到对应的三维模型的逆向工程由于其实现途径的便捷性受到了越来越广泛的关注。为了得到一个完整的三维模型,需要在确定一个合适的坐标系后,将分散的点云模型统一到同一坐标系下,然后进一步进行可视化操作等,这就是点云配准过程。点云配准方法其本质是求解最优的旋转矩阵 R 和平移向量 t 。对于位置关系差距较大的两点云模型的配准算法一般分为粗配准和精准配准。粗配准用于缩小点云之间的旋转和错位误差

差,为精准配准提供良好的初始值,以提高配准的效率;精准配准则使两片点云的配准误差达到最小。为了使结构光扫描点云数据能够应用于图 1 所示的钢轨磨损检测系统,本文提出了基于 4PCS 和 SICP 的组合算法,不依赖于局部特征及滤波前处理^[17-18],即可更为快速精确配准不完整且含噪声的钢轨点云。

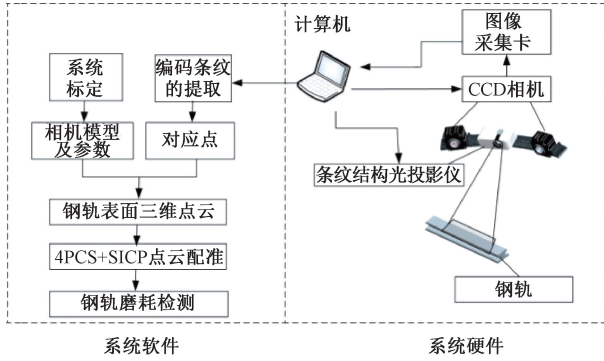


图 1 钢轨磨损检测系统

Fig. 1 Rail wear inspection system

1.2 基于 4PCS 的粗配准

粗配准用于配准两个初始位置完全未知的点云,为之后的精确配准提供较好的初始变换矩阵。然而,当待配准的源点云与目标点云重叠率较低时,可以提取到的特征有限易配准错误^[14]。因此,本文提出了基于广域基稳定性原理的 4PCS 算法用于配准低重叠率的钢轨点云。

4PCS 是一种基于全局搜索策略的算法,在全局约束条件下寻找源点云与目标点云之间的对应点对,进而计算出源点云与目标点云之间的变换矩阵。4PCS 算法原理为:在源点云 P 中依据共面不共线原则选择 4 个点,组成一个共面的 4 点基 B ,然后在目标点云 Q 中提取出与 4 点基 B 近似的全等 4 点子集,如图 2 所示。具体步骤为:首先,通过计算选出的点基 B 在这个平面的两个仿射不变量 r_1 和 r_2 ,如式(1)所示。然后,基于计算出的两个仿射不变量 r_1 和 r_2 与由 n 个点组成的目标点云 Q ,在 $O(n^2 + k)$ 时间内可以从目标点云 Q 中提取出所有与 B 近似的点集。然后通过 4 点基 B 和 Q 中余下的子集计算最小二乘意义上的最佳变换矩阵。最后将最佳变换矩阵作用到源点云 P 中^[15],实现钢轨点云的粗配准。

$$\begin{aligned} r_1 &= \|a - e\| / \|a - b\| \\ r_2 &= \|c - e\| / \|c - d\| \end{aligned} \quad (1)$$

1.3 基于 SICP 的点云精准配准方法

虽然粗配准后源点云与目标点云之间的位置差距大减小,但仍然存在一定的配准误差,需要精确配准使点云的配准误差达到最小。在传统点云配准的方法中,ICP 算法由于其可以快速地通过迭代来达到误差函数最小化

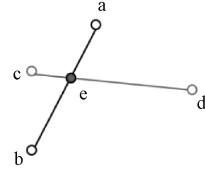


图 2 四点基示意图

Fig. 2 Schematic diagram of 4-points base

而得到良好的变换矩阵,且不需要计算任何特征,因此在点云配准中应用最广泛。然而 ICP 算法有明显的缺点,它受点云噪声点影响较大。存在噪声点的点云成对配准会使 ICP 算法在求解最小化误差函数的时候陷入错误的极小值,进而使得到的最优变换矩阵与理想矩阵误差大。SICP 算法能够较好地解决配准噪声点云的问题。该算法实现步骤如下:

假定两个点云数据集 X, ψ 属于 K 维空间,则点云的成对的配准可以表述为:

$$\arg_{R,t} \min \int_X \varphi(Rx + t, \psi) dx + I_{SO(K)}(R) \quad (2)$$

其中, $R \in R^{K \times K}$ 为旋转矩阵, $t \in R^K$ 为转换向量, $x \in R^K$ 为源点云上的点。配准质量通过度量函数 φ 评估,度量函数 φ 定义为:

$$\varphi(x, \psi) = \min_{y \in \psi} \varphi(x, y) = \min_{y \in R^K} \varphi(x, y) + I_\psi(y) \quad (3)$$

由于一般使用离散成对配准,所以设 $X = \{x_i \in X, i = 1, 2, \dots, n\}$, $Y = \{y_i \in R^K, i = 1, 2, \dots, n\}$ 。将式(3)代入式(2),可将式(2)重写为:

$$\arg_{R,t,y} \min \sum_{i=1}^n \varphi(Rx_i + t, y_i) + I_\psi(y_i) + I_{SO(K)}(R) \quad (4)$$

为了解决式(4)的非线性问题,将式(4)分解为两步:

$$\arg_y \min \sum_{i=1}^n \varphi(Rx_i + t, y_i) + I_\psi(y_i) \quad (5)$$

$$\arg_{R,t} \min \sum_{i=1}^n \varphi(Rx_i + t, y_i) + I_{SO(K)}(R) \quad (6)$$

为了解决点云中的异常值、噪声、数据不完整等问题,选择度量函数 φ 为 $\phi(x, y) = \varphi(\|x - y\|_2)$, 其中 $\phi(r) = |r|^p, p \in [0, 1]$, 因此可将式(5)、(6)写成如下形式:

$$\arg_y \min \sum_{i=1}^n \|Rx_i + t - y_i\|_2^p + I_\psi(y_i) \quad (7)$$

$$\arg_{R,t} \min \sum_{i=1}^n \|Rx_i + t, y_i\|_2^p + I_{SO(K)}(R) \quad (8)$$

对于式(6)由于 $\phi(r) = |r|^p$ 在 R^+ 上为一个不减的函数,且 $\phi(r) = \|\cdot\|_2$ 在相同点处能够取得最小值,因此式(7)可重写为:

$$\arg \min \sum_{i=1}^n \| \mathbf{R}x_i + \mathbf{t} - y_i \|_2 + I_\psi(y_i) \quad (9)$$

在式(8)中,引进一个新的残差集合 $Z = \{z_i \in R^K, i = 1, 2, \dots, n\}$, 鲁棒地对式(8)进行优化后被写为:

$$\arg_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \min \sum_{i=1}^n \| z_i \|_2^p + I_{SO(K)}(\mathbf{R}) \quad (10)$$

s. t. $\delta_i = 0$

使用增广的拉格朗日的方法重写式(10)为:

$$L_\Lambda(\mathbf{R}, \mathbf{t}, Z, \Lambda) = \sum_{i=1}^n \| z_i \|_2^p + \lambda_i^T \delta_i \frac{u}{2} \| \delta_i \|_2^2 + I_{SO(K)}(\mathbf{R}) \quad (11)$$

其中, $\Lambda = \{\lambda_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 为拉格朗日乘数集, $u > 0$ 为惩罚权值,再使用 ADMM 将该式有效地分解为:

$$\arg \min \sum_i \| z_i \|_2^p + \frac{u}{2} \| z_i - h_i \|_2^2 \quad (12)$$

$$\arg_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \min \sum_i \| \mathbf{R}x_i + \mathbf{t} - c_i \|_2^2 + I_{SO(K)}(\mathbf{R}) \quad (13)$$

$$\lambda_i = \lambda_i + u \delta_i \quad (14)$$

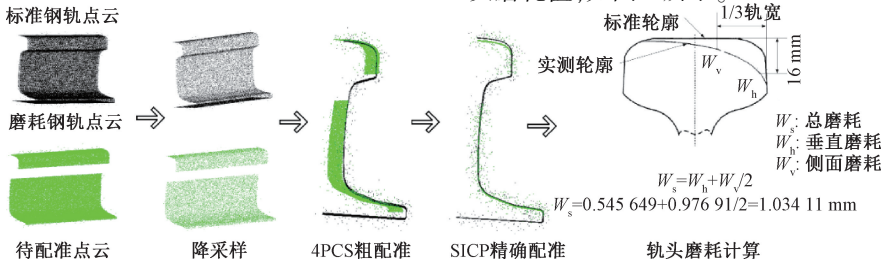


图 3 轨头磨耗计算流程

Fig. 3 Flow chart of rail head wear calculation

2 钢轨点云配准及结果分析

2.1 不同程度降采样对轨头磨耗影响分析

由于钢轨点云规模巨大,如图 4(a)的钢轨点云,含有 397 459 个点,如果直接利用如此大规模的点来用于配准,配准过程的计算开销会很高。为了提高点云配准速度,利用体素网格降采样算法对钢轨点云进行降采样,可以在尽可能保持特征的前提下^[19-20],对钢轨点云进行精简。图 4(b)中为降采样之后的钢轨点云,含有 81 095 个点,点云规模下降了 79.59%。

降采样算法通过减少点云数量达到降采样的目的,点云数量的减少在一定程度上会导致点云特征的丢失,为了验证体素网格降采样算法导致钢轨点云特征丢失对配准结果精度是否有影响,利用本文的算法对不同程度降采样钢轨点云进行配准,然后分别计算其轨头磨耗值,利用轨头磨耗值之间的差异去表征体素网格降采样算法致使轨头特征丢失对配准精度带来的影响。通过体素网格降采样算法,本文开展不同程度降采样下轨头磨耗计算。从表 1 中可以看出轨头磨耗值对应不同程度降采样

其中, $c_i = y_i + z_i - \lambda_i/u$, $h_i = \mathbf{R}x_i + \mathbf{t} - y_i + \lambda_i/u$, 在式(12)中的 z_i 通过使用收缩操作被逐个优化,式(13)中的 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$, 这一最小平方问题可以通过典型的刚体变换估计的方法解决^[11]。

1.4 钢轨点云的配准方法

由于三维结构光扫描的钢轨点云数据规模较大,而未采样的海量点云数据会带来两个问题:庞大的数据量同时消耗时间和空间两个维度的计算资源,严重影响系统的处理速;未采样的点云数据模型会影响特征提取的准确性。因此在配准前需要对点云进行降采样处理,钢轨点云数据的降采样应在保证数据完整、细节丰富、精度达到要求的情况下,尽可能地减少冗余点。为了提高点云配准速度,利用点云边界提取算法,可以在保持钢轨特征的前提下,对钢轨点云进行降采样。降采样后通过 4PCS 进行粗配准,得到位姿差距较小的点云对。然后利用 SICP 算法进行精确配准,根据配准结果进而计算出轨头磨耗值,如图 3 所示。

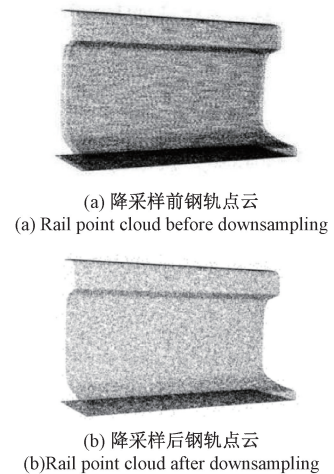


图 4 降采样前后钢轨点云

Fig. 4 Rail point cloud before and after downsampling

并未发生变化,因此可以证明体素网格降采样算法导致钢轨点云特征的丢失对最后的钢轨点云配准精度几乎没有影响,能够满足钢轨磨耗检测的需求。

表 1 不同降采样下的磨损值

Table 1 Wear values under different down-sampling

点云数	81 095	72 043	66 583	55 247	44 632	38 421	24 769	11 458
磨损/mm	1.03	1.03	1.03	1.03	1.03	1.03	1.03	1.03

2.2 粗配准算法对比及分析

为了获得更好的初始位置,下面将分别使用 FPFH 和 4PCS 作为粗配准算法来配准标准钢轨点云与磨损不完整的钢轨点云,对比 FPFH 算法和 4PCS 算法的速度及精度。完整点云为未处理噪声的标准钢轨源点云,缺损点云为磨损不完整钢轨点云,配准效果如图 5 所示。

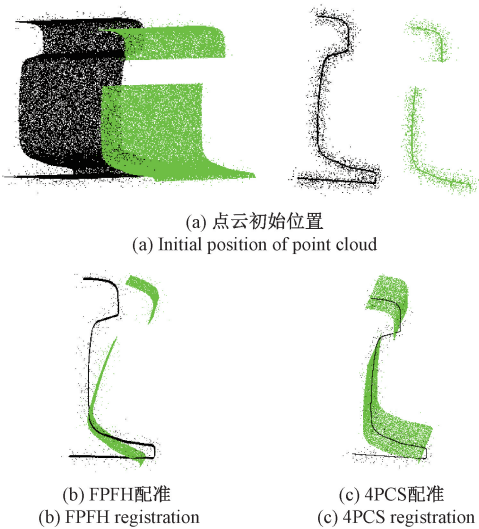


图 5 粗配准结果
Fig. 5 Coarse registration results

图 5(a)为钢轨点云初始位置,图 5(b)为 FPFH 算法配准结果,图 5(c)为 4PCS 算法配准结果。本文通过计算均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为配准精度指标, RMSE 为源点云和目标点云间的平均距离。通过对比表 2 中配准后的均方根误差,可以看出 4PCS 配准精度比 FPFH 要好。从配准速度上来看, 4PCS 比 FPFH 速度快了 160.94 倍。FPFH 配准较差主要在于待配准点云能提取到的特征减少,而 4PCS 能较好的完成粗配准原因在于基于广域基的稳定性,处理低重叠率点云时鲁棒性很强。

表 2 FPFH 与 4PCS 配准效果对比
Table 2 Comparison of FPFH and 4PCS registration results

算法	FPFH	4PCS
配准前 RMSE/mm	45.38	45.38
配准后 RMSE/mm	3.58	3.00
配准时间/s	958.8	5.95

2.3 精配准算法对比及分析

由于 SICP 算法需要选择范数,而范数对于点云配准的精度与速度都会有影响,通过对比,当 SICP 算法范数 $l=1$ 时,算法精度和误差收敛速度都是最好的。确定好 SICP 范数后,本节将分别使用 SICP 和 ICP 作为精确配准算法配准含噪声的钢轨点云,对比 SICP 算法和 ICP 算法在速度与精度上的表现。完整点云为未处理噪声的标准钢轨源点云,缺损点云为未处理噪声的磨损钢轨点云。配准结果如图 6 所示。

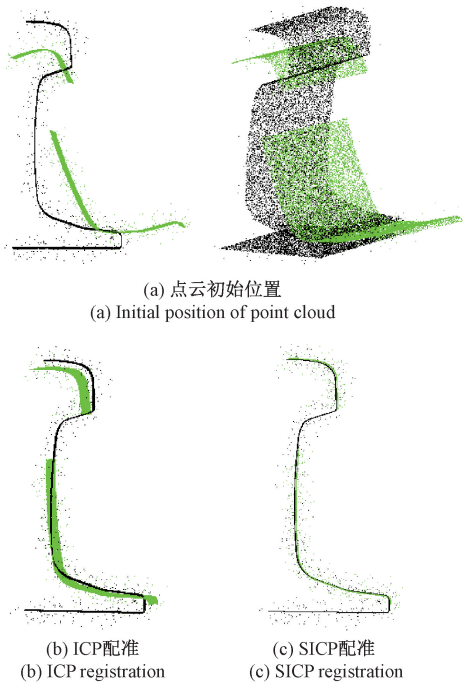


图 6 精确配准结果
Fig. 6 Accurate registration results

图 6(a)为钢轨点云初始位置,图 6(b)为 ICP 算法配准结果,图 6(c)为 SICP 算法配准结果。从表 3 中通过对比配准后的均方根误差,在钢轨点云初始位置一致时 ICP 配准结果相较于 SICP 差。而且从配准时间上来看, SICP 算法比 ICP 算法快了 7.8 倍。可以看出 SICP 算法在处理有噪声的钢轨点云上有着更加优异的表现。

表 3 ICP 与 SICP 配准效果对比

Table 3 Comparison of ICP and SICP registration results

算法	ICP	SICP
配准前 RMSE/mm	4.74	4.74
配准后 RMSE/mm	3.23	0.65
配准时间/s	30.47	3.90

2.4 钢轨点云磨耗计算的实现

在点云配准上,一般先使用粗配准处理点云组,获得良好的初始位置之后,再使用精配准算法。而传统上粗配准算法中使用 FPFH 算法较多,而精配准算法中常使用 ICP 算法,即为 FPFH+ICP 算法组合。本文提出一种新的算法组合,使用 4PCS 算法作为粗配准算法,SICP 算法作为精配准算法,即 4PCS +SICP 算法组合用于含噪声点且低重叠率的钢轨点云配准。下面实验将以磨耗钢轨点云作为实验数据,对比两种算法组合在速度以及精度的表现。最后,在 SICP 精配准结果基础上,计算轨头总磨耗量。完整点云为未处理噪声的标准钢轨源点云,缺损点云为未处理噪声的磨耗钢轨点云。配准结果如图 7 所示。

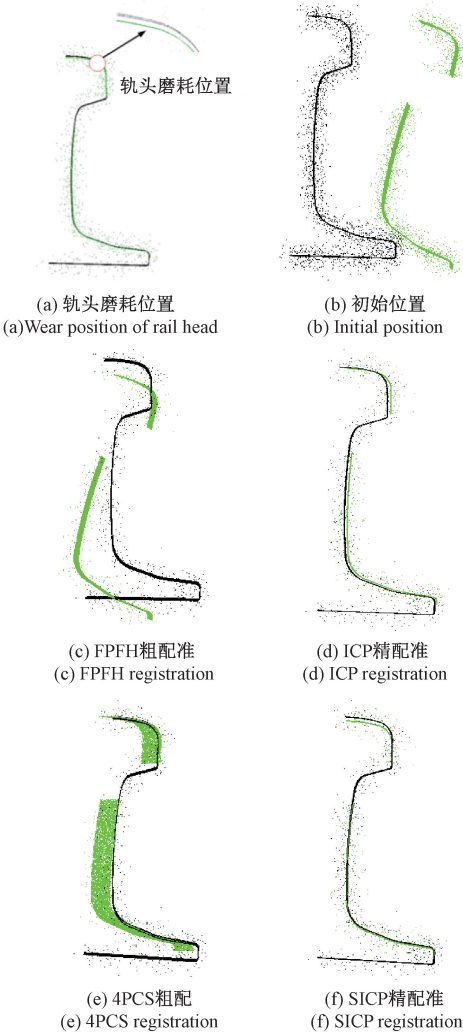


图 7 组合算法配准结果

Fig. 7 Combination algorithm registration results

图 7(b)为磨耗钢轨点云初始位置,图 7(c)为 FPFH 算法粗配准效果,图 7(d)为在 FPFH 粗配准后进行 ICP

精配准结果,图 7(e)为 4PCS 算法粗配准效果,图 7(f)为在 4PCS 粗配准后进行 SICP 精配准结果。通过对比表 4 和 5 精配准均方根误差,可以看出 (f) 中源钢轨和目标钢轨配准得更好。由表 4 可知,FPFH+ICP 组合算法配准时间为 1 314. 997 s,配准误差为 0. 975 mm。由表 5 可知,4PCS +SICP 算法组合配准时间为 21. 111 s,配准误差为 0. 672 8 mm。在精度上,4PCS +SICP 算法组合相比于传统 FPFH+ICP 算法组合提高了 31%,在速度上提高了 62. 3 倍以上。其原因主要在于 FPFH 在配准有噪声且低重叠率的钢轨点云时,能提取到的特征较少,且由于噪声点的干扰导致配准效果相对较差,而 ICP 算法又对点云对的噪声及初始位置比较敏感,以至于得到精配准结果相对较差。可以得出,4PCS +SICP 算法组合在配准有噪声的低重叠率磨耗钢轨点云上有着更加优异的性能。

表 4 FPFH+ICP 配准效果

Table 4 FPFH+ICP registration results

算法	FPFH	ICP
配准前 RMSE/mm	20. 50	4. 76
配准后 RMSE/mm	4. 76	0. 97
配准时间/s	1 259. 20	55. 79

表 5 4PCS+SICP 配准效果

Table 5 4PCS+SICP registration results

算法	4PCS	SICP
配准前 RMSE/mm	20. 50	3. 63
配准后 RMSE/mm	3. 63	0. 67
配准时间/s	16. 22	4. 89

在完成钢轨点云配准的基础上,可根据配准结果进一步计算钢轨磨耗。在视口左下角输出钢轨中间截面的水平、垂直以及总磨耗量,根据磨耗程度进行色谱图显示。如图 8 所示。

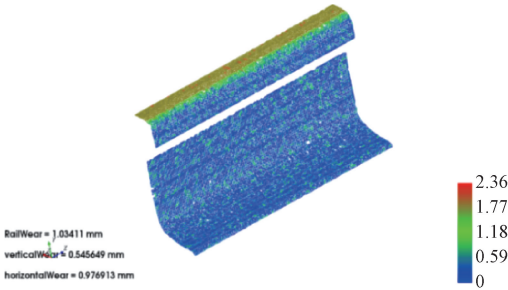


图 8 轨头磨耗数字化显示

Fig. 8 Digital display of rail head wear

2.5 讨论

1) 不同程度降采样对配准精度及时间的影响
在钢轨点云配准过程中可发现点云不同程度降采样

影响着轨头磨损计算精度及点云配准整个过程所需时间。为了快速精确地得到配准结果,需要在降采样阶段大致确定出最合适的点云数量。下面针对不同程度降采样对粗配准及精确配准的配准速度及精度的影响给出定量分析。开展 8 组实验,源钢轨点云(含有 397 459 个点)降采样后数量从 10 000~80 000 不等。在配准精度上,从图 9(b)中可以看出随点云数量增加,FPFH 配准精度总体小于 4PCS,其配准精度总体呈下降趋势,而 4PCS 呈缓慢下降趋势。而从图 10(b)中可以看出,SICP 配准精度总体要优于 ICP,两者配准精度都在随点云数量增加而降低。在配准时间上,从图 9(a)与图 10(a)中可以看出,FPFH 与 ICP 所需时间随点云数量增加而增加,SICP 所需时间呈缓慢增长趋势,而 4PCS 所需时间基本保持恒定。综合以上分析,可以看出 4PCS+SICP 组合算法在不同程度降采样下配准精度及所需时间都要优于 FPFH+ICP 组合算法。

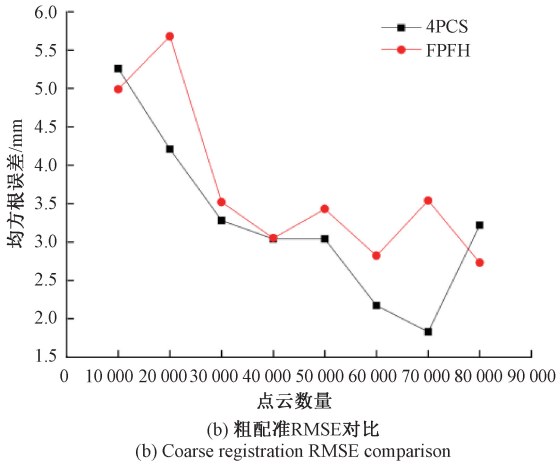
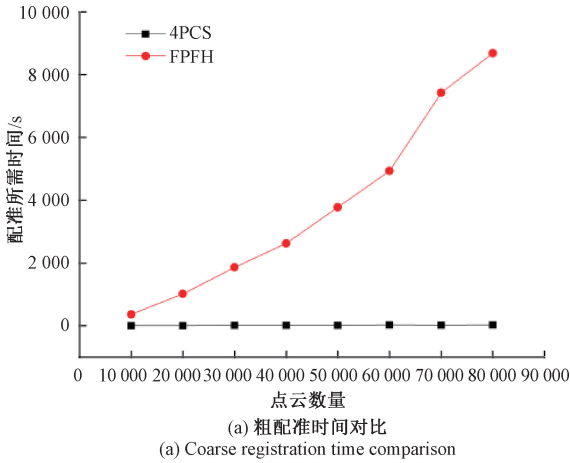


图 9 粗配准时间及 RMSE 对比

Fig. 9 Coarse registration time and RMSE comparison

2) SICP 实现精确配准定量分析

通过对比实验发现 SICP 得到的配准结果较好一些,

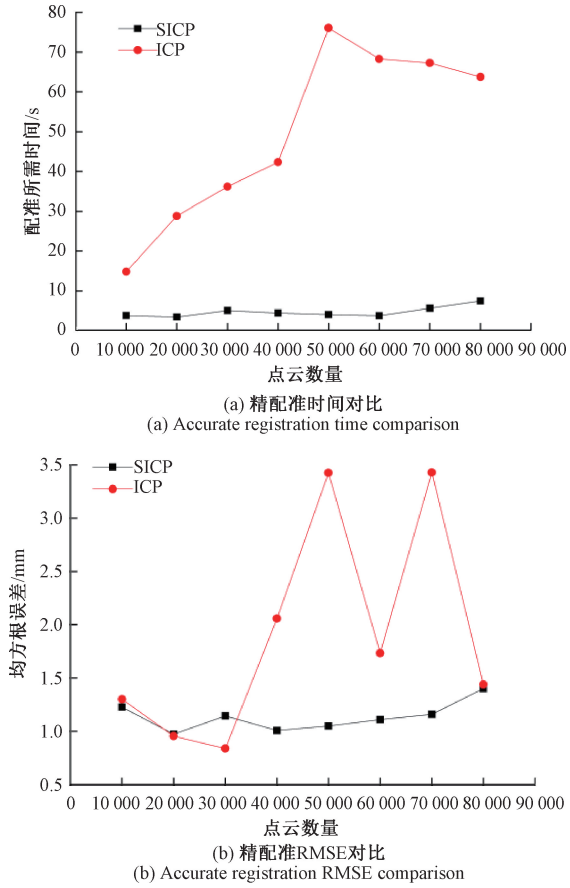


图 10 精配准时间及 RMSE 对比

Fig. 10 Accurate registration time and RMSE comparison

其本质在于 ICP 度量函数选择的是欧式距离的平方 $\varphi(x,y) = \|x - y\|_2^2$ 度量。这个度量函数主要有两个优点:优化子问题可以在封闭的形式中解决,加速了对应点的求解。但该度量函数带来的问题是受噪声和异常值影响较大。而 SICP 选择 l_p 范数取代欧氏距离,利用范数性质,减少对离群点对的惩罚,降低了异常值、噪声对配准结果的影响。下面定量讨论了 ICP 与 SICP 在不同噪声下的配准结果。

在不同高斯噪声情况下,图 11(a)与图 12(a)为配准前点云初始位置,完整点云代表完整钢轨源点云,缺损点云代表磨损钢轨目标点云。随机在源点云与目标点云上标准差(σ)为 0.001、0.003、0.005、0.007、0.01 的高斯噪声,配准结果如图 11 与 12。从图 13 中可以看出,随着高斯噪声的增加,ICP 与 SICP 配准精度随之降低,SICP 精度缓慢下降,而 ICP 受噪声影响较大,精度下降较为明显,表明 ICP 配准精度受噪声影响较大。因此得出结论:SICP 在处理含噪声的钢轨点云配准上要优于 ICP 算法。

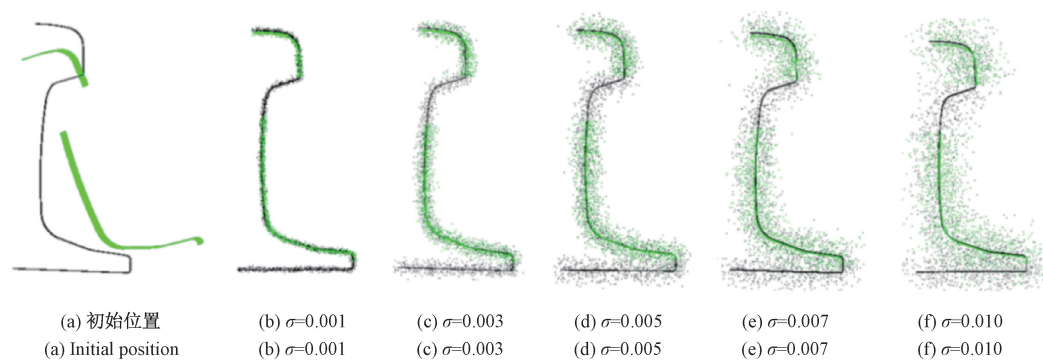


图 11 不同噪声下的 SICP 配准结果

Fig. 11 SICP registration results under different noises

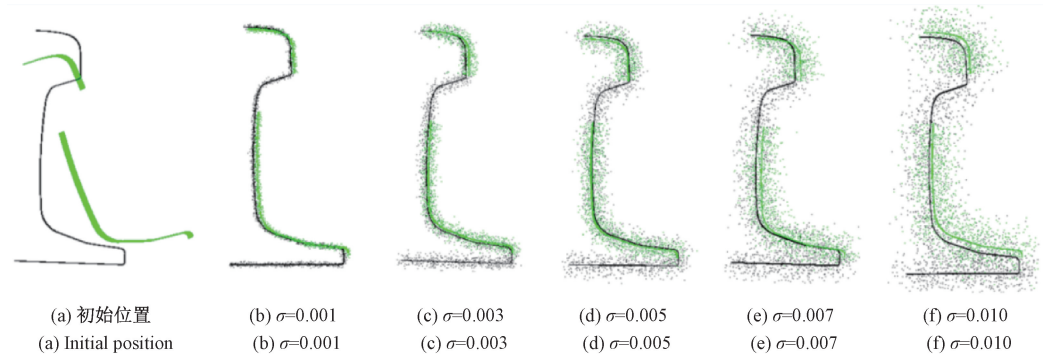


图 12 不同噪声下的 ICP 配准结果

Fig. 12 ICP registration results under different noises

组合算法在低重叠率且含噪声的钢轨点云配准中得到了较好的结果,但对于其他点云模型配准是否同样能得到相近的性能还未进行尝试,未来的工作有待于验证其可扩展性,以应用于不同类型的结构及表面检测。

参考文献

[1] NGAMKHANONG C, KAEWUNRUEN S, COSTA B J A. State-of-the-art review of railway track resilience monitoring[J]. Infrastructures, 2018, 3(1): 3.

[2] LIU H, LI Y, MA Z, et al. Recognition and calibration of rail profile under affine-distortion-based point set mapping[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 66(1): 131-140.

[3] JIN W, ZHAN X, JIANG B. Non-contact rail-wear inspecting system based on image understanding[C]. 2007 International Conference on Mechatronics and Automation. IEEE, 2007: 3854-3858.

[4] 梁保秋,张福民,冯维,等. 二维搜索与梯度重心相结合的光条提取方法[J]. 电子测量与仪器学报,2016, 30(8):1144-1151.

LIANG B Q, ZHANG F M, FENG W, et al. Light strip extraction method combining two-dimensional search and gradient gravity center [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30 (8): 1144-1151.

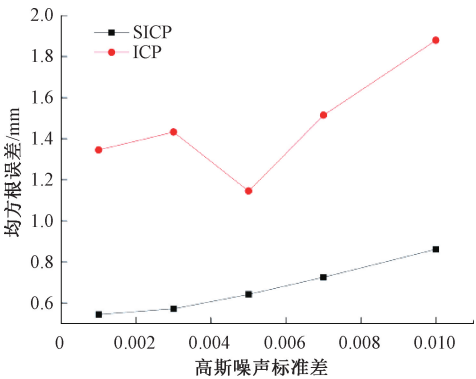


图 13 噪声对配准精度的影响

Fig. 13 Effect of noise on registration accuracy

3 结 论

针对基于三维结构光扫描的钢轨磨耗快速精确测量,本文提出了一种基于 4PCS 和 SICP 的点云配准组合算法。首先,通过实验验证了点云降采样对轨头磨耗计算精度无影响。其次,通过组合算法对比分析,体现了 4PCS+SICP 在配准低重叠率且含噪声的钢轨点云的优势。最后,本文对 SICP 在含噪声的钢轨点云配准与 ICP 做了定量对比分析,验证了 SICP 在含噪声的磨耗钢轨点云精确配准中的鲁棒性。虽然本文提出的 4PCS +SICP

- [5] 于泳. 立体影像优化三维结构光点云质量的方法研究[D]. 北京:北京建筑工程学院,2012.
YU Y. Research on the method of optimizing the quality of three-dimensional structured light point cloud from stereo images [D]. Beijing: Beijing Institute of Architectural Engineering, 2012.
- [6] CHEN P, HU Y, LI W T, et al. Rail wear inspection based on computer-aided design model and point cloud data[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(12): 1-9.
- [7] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes [C]. Sensor fusion IV: Control Paradigms and Data Structures. International Society for Optics and Photonics, 1992, 1611: 586-606.
- [8] YANG C, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images [C]. Proceedings. 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 1992:145-155.
- [9] 孙炜,苑河南,刘乃铭,等. 融合轮廓特征的线激光点云的快速配准算法[J]. 电子测量与仪器学报,2021, 35(7):156-162.
SUN W, YUAN H N, LIU N M, et al. Fast registration algorithm of line laser point cloud integrating contour features [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (7): 156-162.
- [10] MASUDA T, SAKAUE K, YOKOYA N. Registration and integration of multiple range images for 3-D model construction [C]. Proceedings of 13th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 1996, 1: 879-883.
- [11] BOUAZIZ S, TAGLIASACCHI A, PAULY M. Sparse iterative closest point [C]. Computer Graphics Forum. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 2013, 32(5): 113-123.
- [12] GELFAND N, MITRA N J, GUIBAS L J, et al. Robust global registration [C]. Symposium on Geometry Processing, 2005, 2(3): 5.
- [13] LI X, GUSKOV I. Multiscale features for approximate alignment of point-based surfaces [C]. Symposium on Geometry Processing, 2005, 255: 217.
- [14] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2009:3212-3217.
- [15] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-Points Congruent Sets for Robust Pairwise Surface Registration [M]. ACM SIGGRAPH 2008 papers, 2008.
- [16] 李晓燕. 低重叠率三维点云配准技术研究[D]. 太原: 中北大学,2021.
LI X Y. Research on 3D point cloud registration technology with low overlap rate [D]. Taiyuan: North University of China, 2021.
- [17] 李坪,王培俊,吕东旭,等. 一种新的尖轨点云配准方法及算法加速研究[J]. 计算机仿真,2018, 35(6): 135-139.
LI P, WANG P J, LYU D X, et al. A new point cloud registration method and algorithm acceleration research [J]. Computer Simulation, 2018, 35(6):135-139.
- [18] 税文,王培俊,屈仁飞,等. 点云自适应精简算法在钢轨廓形三维结构光检测中的应用[J]. 铁道标准设计, 2022,66(7):36-41.
SHUI W, WANG P J, QU R F, et al. Application of point cloud adaptive reduction algorithm in three-dimensional structured light detection of rail profile [J]. Railway Standard Design, 2022,66(7):36-41.
- [19] 师翊. 基于点云的苹果树冠层光照分布与生长过程数字化关键技术研究[D]. 西安:西北农林科技大学,2019.
SHI Y. Research on key technologies of digitizing light distribution and growth process of apple tree canopy based on point cloud [D]. Xi'an: Northwest University of Agriculture and Forestry, Science and Technology, 2019.
- [20] 王健,陈政,张华良. 三维点云数据的预处理研究[J]. 科学技术创新, 2021(22):115-118.
WANG J, CHEN ZH, ZHANG H L. Research on preprocessing of 3D point cloud data [J]. Science and Technology Innovation, 2021 (22): 115-118.

作者简介



傅瑶, 2022 年于西南交通大学获得硕士学位, 主要研究方向为三维视觉、点云处理。

E-mail: SWIufuyao@163.com

Fu Yao, received M. Sc. degree in 2022 from Southwest Jiaotong University. His main research interests include 3D vision and point cloud processing.



陈鹏, 2013 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现任西南交通大学机械工程学院副教授, 主要研究方向为数字化检测、智能人机交互。

E-mail: chenpeng@swjtu.edu.cn

Chen Peng, received his Ph. D. degree in 2013 from Harbin Institute of Technology. Now he is an associate professor in School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University. His main research interests include digital inspection and intelligent human-computer interaction.