

# 基于主成分分析的高效点云配准算法

陈义, 王勇\*, 李金龙, 刘登郅, 高晓蓉, 张渝

西南交通大学物理科学与技术学院, 四川 成都 610031

**摘要** 经典的迭代最近点算法对初始位置敏感并可能陷入局部最优解, 而如果先进行粗配准调整位姿, 又会出现计算时间长的问題。因此, 提出一种基于主成分分析的高效点云配准算法。首先, 利用主成分分析法得到两片点云的主轴方向; 然后, 通过两个主轴关系进行坐标系变换; 最后, 利用轴上轮廓点的距离进行校正, 解决主轴反向问题, 相较于原本的误差校正极大减小了计算量。实验结果表明: 对包含 2 万多点的点云, 基于轮廓距离改进的主成分分析配准算法平均可减少 80% 的运行时间, 计算效率显著提高; 同时还可有效处理点云初始位置较差的情况, 实现两片点云任意位姿下的快速配准。该算法可实际应用于列车部件的三维点云配准, 提高配准效率。

**关键词** 遥感; 机器视觉; 点云配准; 粗配准; 主成分分析; 轮廓距离

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222075

## An Efficient Point Cloud Registration Algorithm Based on Principal Component Analysis

Chen Yi, Wang Yong\*, Li Jinlong, Liu Dengzhi, Gao Xiaorong, Zhang Yu

School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China

**Abstract** The classic iterative closest point algorithm is sensitive to the initial position and may fall into a local optimal solution. However, if coarse registration is carried out first to adjust the position and pose, it will take a long time to calculate. Thus, an efficient point cloud registration algorithm based on principal component analysis (PCA) is proposed. First, PCA was used to identify the principal axis directions between the two point clouds. Subsequently, the coordinate system was transformed based on the relationship between two principal axes. Finally, the distance between the contour points on the axes was used for correction to avoid spindle reverse. Compared with the typical error correction method, this approach greatly reduces calculation time. The experimental results show that the improved PCA registration algorithm reduces the running time by 80% on average, and the computational efficiency is significantly improved for point clouds containing more than 20000 points. Further, the algorithm addresses poor initial position and realizes the rapid registration of the two point clouds under any pose. Moreover, the algorithm can be applied to the 3D point cloud registration of train components to improve registration efficiency.

**Key words** remote sensing; machine vision; point cloud registration; coarse registration; principal component analysis; contour distance

## 1 引言

近年来, 随着激光三维扫描技术的迅速发展, 三维点云数据的获取难度显著降低。由于三维点云可以准确记录物体表面的三维信息, 具有二维数据无法比拟的优势, 因此基于三维点云的分析 and 处理成为目前热门的研究方向之一。其中, 点云配准<sup>[1]</sup>作为三维重建<sup>[2]</sup>

技术的关键步骤, 是完成点云下游任务的前提和基础保证<sup>[3]</sup>。

现阶段工程应用中主流的点云配准方法仍是传统配准方法。传统配准方法通常包括粗配准和精配准两部分。粗配准<sup>[4]</sup>是在点云之间的相对位置姿态完全未知的情况下进行配准, 目的是为精配准提供良好的初始位置、提高配准精度。精配准是指在粗配准的基础

收稿日期: 2022-07-14; 修回日期: 2022-08-15; 录用日期: 2022-08-25; 网络首发日期: 2022-09-05

基金项目: 自然科学基金重点国际(地区)合作与交流项目(61960206010)、四川省科技计划(2021YJ0080)

通信作者: \*wangyonga@swjtu.edu.cn

上进行配准,使点云之间的差异最小化,得到一个更加精确的变换矩阵。精配准中常用的算法是迭代最近点(ICP)算法<sup>[5]</sup>、ICP变种<sup>[6-10]</sup>以及正态分布(NDT)<sup>[11]</sup>算法。其中,ICP算法因其实现方便且能得到较高匹配精度而得到广泛应用。该算法的不足在于,当两片点云初始位姿角度偏差较大时,ICP容易陷入局部最优解。因此,在精配准之前进行粗配准是非常有必要的。Fischler等<sup>[12]</sup>提出的随机采样一致性(RANSAC)算法是一种基于样本拟合数学模型的方法。Aiger等<sup>[13]</sup>提出的四点共面(4PCS)算法在源点云中随机选取共面4点作为基,在目标点云中搜索所有与基在误差范围内近似全等的共面4点集合,求解最佳的变换矩阵。Rusu等<sup>[14]</sup>提出采样一致性(SAC-IA)算法,通过提取点云的快速点特征直方图(FPFH)特征以及基于RANSAC的方法完成配准。从简单的确定性方法开始,主成分分析法(PCA)也被证实可用于点云配准<sup>[15-17]</sup>,PCA方法将点云主轴对齐并进行主轴校正从而完成粗配准任务。近年来,传统点云配准在工程应用中多以添加几何信息约束粗配准或精配准的方式进行优化。文献[18]提出一种基于三维轮廓特征描述点的方法,通过ICP融合该特征描述的轮廓约束实现飞机蒙皮的精配准。文献[19]提出融合邻域点云坐标和法向量信息的特征描述子,实现对弱纹理表面的高精度配准。文献[20]利用距离约束条件来获取匹配点序列并计算初始配准参数,为精配准提供良好的位姿信息。

本文提出一种基于轮廓距离改进的PCA高效点云自动配准算法。首先通过PCA得到两片点云的主轴方向,然后对齐主轴方向进行配准,最后利用对应轮廓点的欧氏距离替代原本的平均均方误差解决主轴反向问题,极大减少粗配准的耗时。实验结果证明,该算法能够快速处理初始位姿较差的点云,提高粗配准速度,同时不影响配准精度。

## 2 算法原理

### 2.1 基于轮廓距离改进的PCA算法

PCA是一种常用的数据简化分析方法,通过线性变换提取数据的主要特征分量,可用于降低数据的维数,同时保留数据对差异的最大贡献信息<sup>[21]</sup>。因此,对于点云数据,PCA可以提取点云自身的3个互相垂直的主成分向量,即可视为主轴方向。基于PCA的粗配准方法主要利用点云的主轴方向进行配准,步骤如下:

1) 给定两片点云  $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3 | i = 1, 2, \dots, N\}$  和  $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_j \in \mathbb{R}^3 | j = 1, 2, \dots, M\}$ , 可求得两片点云的协方差矩阵  $\mathbf{C}_{ov}$ :

$$\begin{cases} \mathbf{C}_{ovP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{P}})(\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{P}})^T \\ \mathbf{C}_{ovQ} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^m (\mathbf{q}_j - \bar{\mathbf{Q}})(\mathbf{q}_j - \bar{\mathbf{Q}})^T \end{cases}, \quad (1)$$

式中:  $\bar{\mathbf{P}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i$ ,  $\bar{\mathbf{Q}} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^m \mathbf{q}_j$ , 代表点云中点, 用于数据的去中心化。

2) 通过奇异值分解计算协方差矩阵  $\mathbf{C}_{ov}$  的特征值与特征向量:

$$\begin{cases} \mathbf{C}_{ovP} = \mathbf{U}_P \mathbf{D}_P \mathbf{V}_P^T \\ \mathbf{C}_{ovQ} = \mathbf{U}_Q \mathbf{D}_Q \mathbf{V}_Q^T \end{cases}, \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{U}_P$  和  $\mathbf{U}_Q$  是  $3 \times 3$  的矩阵, 就是两组点云的主方向。

3) 通过式(3)可计算出初始刚体变换矩阵  $(\mathbf{R}_0, \mathbf{T}_0)$ , 经过式(4)旋转变换, 可得到主轴对齐的点云  $\mathbf{P}'$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{R}_0 = \mathbf{U}_P \mathbf{U}_Q^{-1} \\ \mathbf{T}_0 = \bar{\mathbf{Q}} - \mathbf{R}_0 \times \bar{\mathbf{P}} \end{cases}, \quad (3)$$

$$\mathbf{P}' = \mathbf{P} \times \mathbf{R}_0 + \mathbf{T}_0. \quad (4)$$

然而, 对于两片相似的点云来说, 虽然实现了主轴对齐, 但存在主轴反向的可能性。两片点云在每个主轴都可能反向的问题, 如果按照主轴方向对齐的方式配准, 应有  $2^3$  种对应关系, 但其中只有1种是正确的。因此, 对初始刚体变换矩阵  $(\mathbf{R}_0, \mathbf{T}_0)$  进行校正的目的是从8种情况中选择正确的对应关系。

4) 对主轴反向的问题进行校正。

基于PCA的点云粗配准算法对于主轴反向处理的方法是通过式(5)分别计算8种情况的平均均方根误差, 取误差最小时对应的变换矩阵  $(\mathbf{R}'_0, \mathbf{T}'_0)$ , 即为正确的粗配准变换参数。

$$E_{\text{error}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\mathbf{p}'_i - \mathbf{q}_i)(\mathbf{p}'_i - \mathbf{q}_i)^T. \quad (5)$$

对于配准任务, 从人脑视觉直观上看, 当需要对齐一个物体时, 往往会下意识关注物体的轮廓并对齐。受这一点启发, 在主轴校正这一部分, 会更更多地关注轮廓点的距离, 具体步骤如下:

1) 分别在两片点云  $\mathbf{P}'$  和  $\mathbf{Q}$  中搜索每个主轴上的最大坐标值, 分别放入  $\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2$  两个矩阵中, 对应相减并取出绝对值最大值  $M$ , 如式(6)、(7)所示。从点云数据的角度看, 即是在计算主轴方向对应轮廓点的欧氏距离, 以此来判断是否反向。

$$\mathbf{k}_1 = \begin{pmatrix} x_{\max}^{P'} \\ y_{\max}^{P'} \\ z_{\max}^{P'} \end{pmatrix}, \mathbf{k}_2 = \begin{pmatrix} x_{\max}^Q \\ y_{\max}^Q \\ z_{\max}^Q \end{pmatrix}, \quad (6)$$

$$M_1 = \max\{|\Delta x_{\max}|, |\Delta y_{\max}|, |\Delta z_{\max}|\}. \quad (7)$$

2) 提取  $\mathbf{U}_P$  的3个列向量, 分别表示  $X, Y, Z$  这3个轴方向。将对应轴的  $\mathbf{U}_P$  的列向量取反, 即可完成对对应轴的反向:

$$\mathbf{U}_{P(i)} = -\mathbf{U}_{P(i)}. \quad (8)$$

按照步骤1)得到主轴对应8种情况的轮廓点距离最大值。其中, 最小值对应的  $(\mathbf{R}, \mathbf{T})$  矩阵就是配准正确的变换矩阵, 计算如下:

$$G = \min \{M_1, M_2, M_3, M_4, M_5, M_6, M_7, M_8\}. \quad (9)$$

相比原本的校正需要计算两片点云的均方根误差而言,比较主轴方向轮廓点的欧氏距离极大减少了计算量,即将矩阵的乘法优化为数值的大小比较与减法计算,理论上可以极大减少粗配准的耗时,实验也证明了这一点。

### 2.2 点云配准结果评价

采用旋转平移误差和均方根误差对点云配准的效果进行评价。旋转平移误差是旋转平移矩阵( $\mathbf{R}, \mathbf{T}$ )和真实的旋转平移矩阵( $\mathbf{R}_{gt}, \mathbf{T}_{gt}$ )之间的差值。旋转误差通过 Eigen 库中的函数将旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{R}_{gt}$  分别转换成旋转向量,并提取旋转向量的角度得到  $\angle R$  和  $\angle R_{gt}$ ,最后计算差值。平移误差同理,计算过程如下:

$$\Delta R = |\angle R_{gt} - \angle R|, \quad (10)$$

$$\Delta T = \|\mathbf{T}_{gt} - \mathbf{T}\|_2. \quad (11)$$

均方根误差的计算过程如下:

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2}{n}}, \quad (12)$$

式中: $X_i$ 为配准对齐后对应点之间的欧氏距离; $\hat{X}_i$ 为配准后对应点之间欧氏距离的真值。另外,为验证算法的效率,会对粗配准的耗时进行监督。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 斯坦福数据的配准实验

在本小节中,分别使用公共数据集斯坦福数据中兔子和犰狳的扫描模型进行小角度和大角度的旋转平移变换,如图 1 所示。

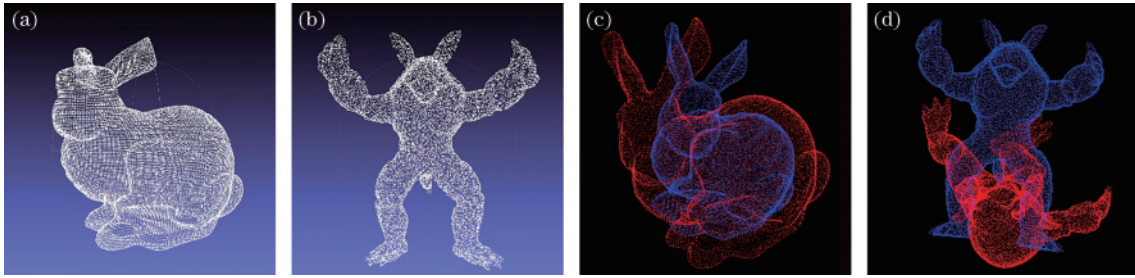


图 1 斯坦福数据集。(a) 兔子模型;(b) 犰狳模型;(c) 兔子初始位姿;(d) 犰狳初始位姿

Fig. 1 Stanford dataset. (a) bunny model; (b) armadillo model; (c) bunny registration initial pose; (d) armadillo registration initial pose

然后,分别使用 SAC-IA 算法、4PCS 算法、PCA 算法及所提改进的 PCA 算法进行粗配准。其中,兔子配准结果如图 2 所示。

从图 2 可以看出,SAC-IA 算法配准后偏差最大,4PCS 算法配准后也有明显的偏差,而 PCA 算法及改进的 PCA 算法表现不错,视觉上基本重合。配准误差及时间分析如表 1 所示。SAC-IA 和 4PCS 这两种粗

配准算法就结果而言均可以为精配准提供良好的初始位置,而 PCA 算法粗配准精度更高,可以为精配准提供更好的初始位置,但是相比 SAC-IA 和 4PCS 算法而言,PCA 算法非常耗时,对工程应用而言得不偿失。而改进后的 PCA 算法可以在保证配准精度的同时,节省原本 PCA 粗配准 89.2% 的时间开支,这使得改进的 PCA 可以与主流的粗配准方法竞争。特别指出,改

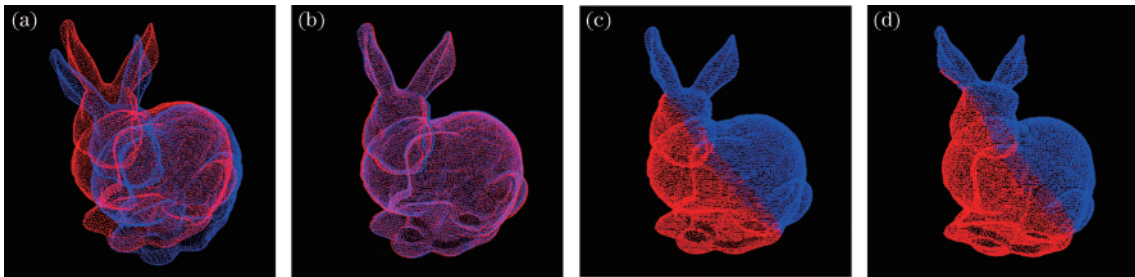


图 2 兔子配准效果。(a) SAC-IA 算法;(b) 4PCS 算法;(c) PCA 算法;(d) 改进的 PCA 算法

Fig. 2 Registration of bunny. (a) SAC-IA algorithm; (b) 4PCS algorithm; (c) PCA algorithm; (d) improved PCA algorithm

表 1 兔子配准实验指标

Table 1 Experimental indicators of bunny registration

bunny	$\Delta R$	$\Delta T$	$R_{RMSE}$	$t/s$
SAC-IA	16.5739	0.0530608	0.00293281	1.29
4PCS	15.0242	0.0548299	0.00111164	1.659
PCA	0.000126358	$7.57978 \times 10^{-7}$	$5.27204 \times 10^{-7}$	23.873
Improved PCA	0.000126358	$7.57978 \times 10^{-7}$	$5.27204 \times 10^{-7}$	2.571



进的 PCA 算法与 PCA 算法配准精度相同,这是因为配准的两片点云完全相同,其中的点都一一对应。这也证实所提算法在有效提高算法速度的同时,继承了 PCA 粗配准算法配准精度高的优点。

众所周知,初始位姿差的情况对各类配准算法一直是具有挑战的。对于初始角度较大的点云配准任务,以较兔子模型更为复杂的犰狳扫描模型为实验对象,并对其中一片点云旋转  $120^\circ$ ,其配准结果如图 3 所示。

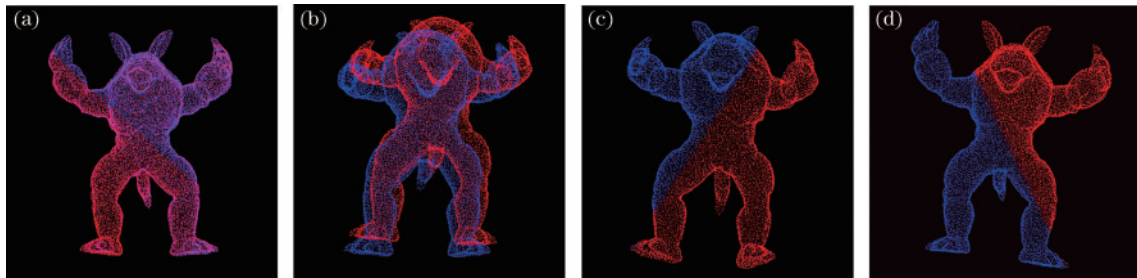


图 3 犰狳配准效果。(a)SAC-IA 算法;(b)4PCS 算法;(c)PCA 算法;(d)改进的 PCA 算法

Fig. 3 Registration of armadillo. (a) SAC-IA algorithm; (b) 4PCS algorithm; (c) PCA algorithm; (d) improved PCA algorithm

从图 3 可以看出,4PCS 算法配准后偏差最大, SAC-IA 算法配准后也有明显的偏差,而 PCA 算法及改进的 PCA 算法表现不错,视觉上基本重合。配准误差及时间分析如表 2 所示。对于犰狳这类比较复杂的点云而言,改进的 PCA 粗配准相对于 SAC-IA 和 4PCS 粗配准方法不仅精度更高,而且配准速度也最

快,相较于原本 PCA 算法节省了 89.8% 的时间。结合兔子配准实验结果可知,改进的 PCA 算法配准效果最稳定,这是因为 PCA 算法是从整片点云数据中提取主要特征,而 SAC-IA 和 4PCS 配准过程中均需要随机选点,会影响配准精度和时间。

表 2 犰狳配准实验指标

Table 2 Experimental indicators of armadillo registration

Armadillo	$\Delta R$	$\Delta T$	$R_{RMSE}$	$t/s$
SAC-IA	4.71442	4.04072	1.5096	12.131
4PCS	1.09063	9.86902	1.95982	4.9
PCA	0.000122943	0.00036171	0.000413456	27.007
Improved PCA	0.000122943	0.00036171	0.000413456	2.751

### 3.2 列车部件的配准实验

第 3.1 节通过实验证明了改进后的 PCA 算法在斯坦福数据集上有更精确、高效的配准性能。为了评

估算法对实际列车部件数据的配准效果,将改进后的配准算法用于列车部件,如图 4 所示,它们分别是钢轨、螺栓、制动缸和齿轮箱。

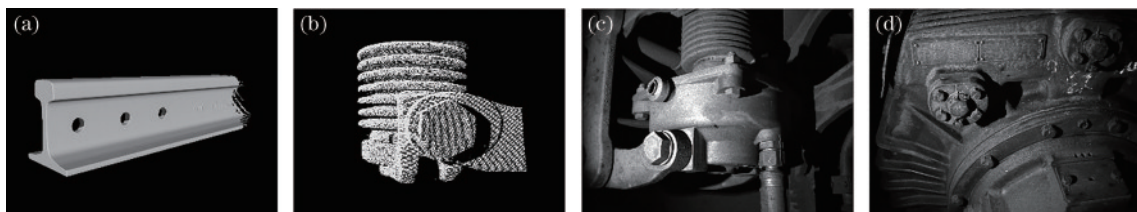


图 4 列车部件。(a)标准钢轨模型;(b)去噪后的螺栓点云;(c)制动缸;(d)齿轮箱

Fig. 4 Train components. (a) Standard rail model; (b) bolt point cloud after denoising; (c) brake cylinder; (d) gearbox

获取点云数据后,使用 SAC-IA、4PCS、PCA 和所提改进的 PCA 算法进行粗配准。图 5 为所提算法的配准结果。

各部件配准精度及粗配准时间分析如表 3 所示。对于粗配准而言,改进 PCA 算法的精度非常高,足以提供非常好的初始位姿。改进 PCA 算法与其他主流粗配准算法配准时间分析如表 4 所示。改进的 PCA 粗配准算法耗时非常稳定,大多数情况下比 SAC-IA 和 4PCS 这两种粗配准算法耗时更少,而相较

于原本的 PCA 粗配准算法,各部件的粗配准耗时分别减少了 68.3%、77.8%、91.3%、88%。综上可知,改进的 PCA 粗配准算法不仅继承了 PCA 粗配准算法高精度的优点,还极大减少了配准耗时,使之可以与主流的粗配准算法竞争。

实验过程中,由于选点的随机性和钢轨模型的对称性,4PCS 算法对钢轨模型的配准在粗配准阶段反向对齐,使用 ICP 算法进行精配准时因初始位姿过大配准任务失败。配准结果如图 6 所示,图中圆圈部分

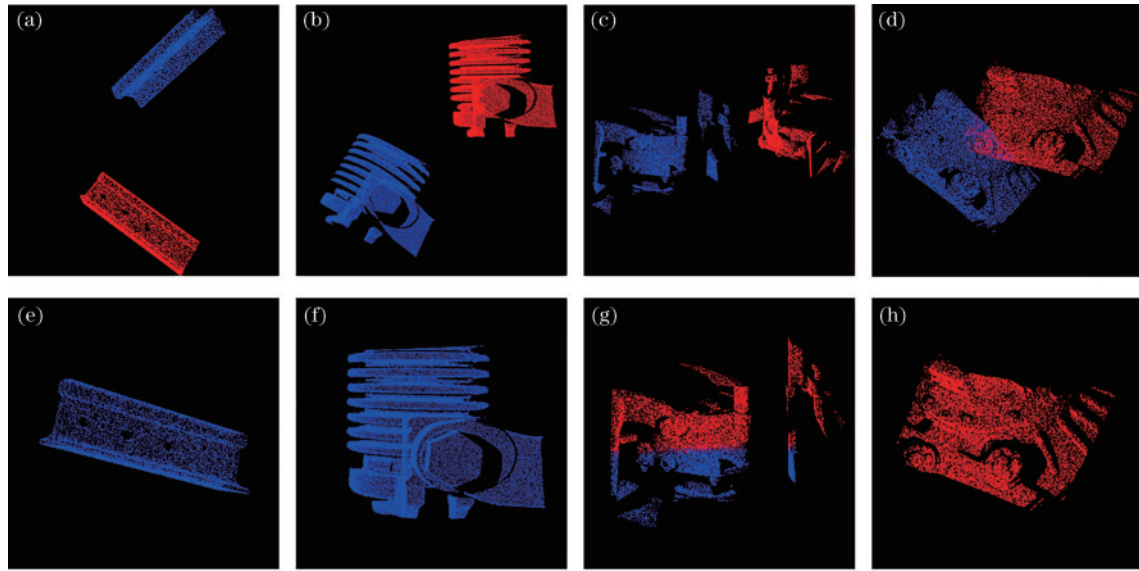


图 5 所提算法对列车部件的配准结果。(a)~(d)各部件点云初始位置;(e)~(h)改进 PCA 算法粗配准结果  
Fig. 5 Registration results of proposed algorithm for train components. (a)~(d) Initial positions of point clouds of each component; (e)~(h) coarse registration results by improved PCA algorithm

表 3 列车部件配准实验指标

Table 3 Experimental indicators of train components registration

Train components	$\Delta R$	$\Delta T$	$R_{RMSE}$	$t/s$
Rail	0.000273208	0.00802271	0.00698371	3.511
Bolt	0.000105868	0.00193686	0.0016199	5.329
Brake cylinder	8.19623e-5	0.00218411	0.000987644	2.03
Gearbox	0.000122943	0.00036171	0.000413456	2.751

表 4 列车部件配准时间对比

Table 4 Comparison of registration time of train components

$t/s$	SAC-IA	4PCS	PCA	Improved PCA
Rail	98.837	1.791	11.066	3.511
Bolt	6.209	7.148	23.976	5.329
Brake cylinder	41.156	4.09	23.325	2.03
Gearbox	22.019	1.435	22.948	2.751

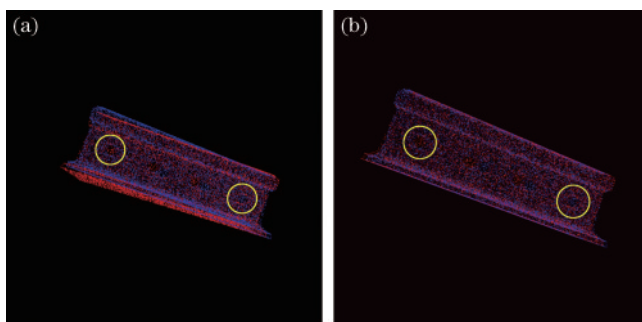


图 6 4PCS 算法对钢轨模型的配准。(a)4PCS 粗配准结果; (b)ICP 精配准结果  
Fig. 6 Registration of rail model by 4PCS algorithm. (a) 4PCS coarse registration results; (b) ICP fine registration results

为本应对齐的孔洞部分,视觉上通过钢轨中的孔洞可以看出钢轨的两片点云反向对齐。而 PCA 粗配准是提取最大特征的方法,而非随机选点,因此对这类差异敏感、不易出错。

此外,选取撒砂管的点云数据进行配准的完整实验,如图 7 所示。首先,对获得的有 287798 个点的点云数据进行去离散点处理,然后采样两次得到两片分别有 22902 个点和 25368 个点的点云。这样获得的两片点云中的点并非完全一一对应,更加接近于真实应用场景的点云配准。

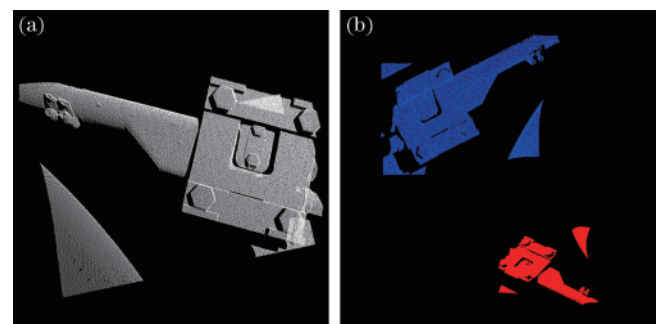


图 7 撒砂管点云数据。(a)去离散点后的撒砂管点云数据; (b)初始位姿  
Fig. 7 Point cloud data of sand pipe. (a) Point cloud data of sand pipe after discrete points removed; (b) initial pose

最后,分别使用 SAC-IA、4PCS、PCA 以及所提改进的 PCA 算法结合 ICP 精配准算法完成配准任务,配准结果如图 8 所示。

配准结果分析如表 5 所示,改进后的 PCA 算法无论从配准速度还是配准精度上相较于原本的 PCA 算法都有极大的提高。这是因为改进的 PCA 算法在提

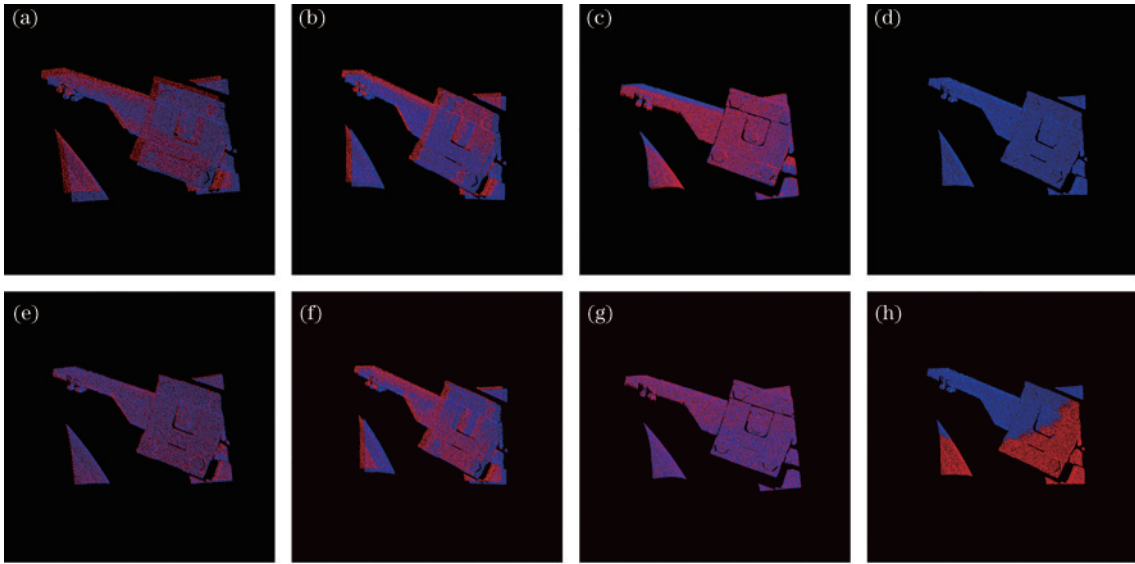


图 8 撒砂管点云配准效果。(a)~(d) SAC-IA、4PCS、PCA、改进的 PCA 的粗配准结果；(e)~(h)图 8(a)~(d)经 ICP 精配准的结果  
Fig.8 Point cloud registration effect of sand-spreading pipe. (a)~(d) Coarse registration results of SAC-IA, 4PCS, PCA, and improved PCA respectively; (e)~(h) results of Fig.8 (a)~(d) by ICP fine registration

表 5 撒砂管配准实验指标

Table 5 Experimental indicators of sand-spreading pipe registration

Algorithm	$\Delta R$	$\Delta T$	$R_{RMSE}$	$t/s$
SAC-IA	3.95155	33.0466	1.63944	5.37
4PCS	1.20092	16.9889	1.28889	5.656
PCA	0.266965	2.00767	0.522078	23.934
Improved PCA	0.000109283	0.000448835	0.000605929	4.427
SAC-IA+ICP	0.194783	3.17572	0.409967	1.103
4PCS+ICP	0.649496	16.1011	0.653928	1.376
PCA+ICP	0.00464453	0.026082	0.30726	0.682
Imp-PCA+ICP	0.000341509	0.00201196	0.000995685	0.464

取点云主要特征后,更专注于轮廓的对齐,即使在两片点云的点并非一一对齐的情况下,改进后的 PCA 也不受影响,相较于原本的 PCA 粗配准方法表现出更高的配准精度。也正是因为改进的 PCA 在校正阶段专注于轮廓的对齐,极大减少了原本 PCA 粗配准算法计算误差的计算量,所以在配准时间上较原本的 PCA 粗配准算法节省了 81.5% 的耗时。相较于 SAC-IA 和 4PCS 粗配准算法,配准时间相当,但改进的 PCA 粗配准算法的精度更高,能为精配准提供更佳的初始位置,如表 5 所示,改进后的 PCA 使用的 ICP 精配准因为更佳的初始位置收敛速度也是最快的。

特别指出,在相对干净的数据下,改进后的 PCA 算法精度甚至可能比精配准效果更好,这是因为改进后的 PCA 更依赖于轮廓点的数据,而 ICP 算法则是通过最小化误差函数来计算最优变换矩阵的,计算过程如下:

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \| \mathbf{q}_i - (\mathbf{R} \mathbf{p}_i + \mathbf{T}) \|^2, \quad (13)$$

式中:  $n$  代表最近邻点个数。由此可见,ICP 更侧重于点对的一一对应关系,这对于一一对应的两片点云的

配准而言,配准精度是非常高的。但对于实际应用工程中,分别采集的两片点云的点并非能完全一一对应。而改进后的 PCA 算法更加注重于轮廓对齐,不受内部点是否一一对应影响。因此,从表 5 可以发现,改进后的 PCA 粗配准比经过 ICP 精配准后的误差更小、精度更高。在没有离散异常点的存在下,所提改进的 PCA 算法一定程度上是能够独立完成配准任务的。

### 3.3 列车部件真实数据配准

第 3.1 和 3.2 小节都是由一片点云生成的点云进行旋转变换后完成配准任务的。本小节展示了真实采集的未知真实变换的点云配准结果及粗配准时间对比,以说明所提算法在实际工业应用中的可行性,图 9 为列车的制动缸。

其中,图 9(a)、(c)为制动缸两个视角下拍摄的照片并采集了点云数据,图 9(b)、(d)为各自视角下采集的两片不同的点云数据,是未知真实变换的。因为是在同一视角,仅存在因采集设备抖动等外界因素引起的坐标偏差,为更好地展示,仍对其中一片旋转平移放大它们的初始位姿,旋转角度分别为  $45^\circ$  和  $120^\circ$ ,配准结果如图 10、11 所示。



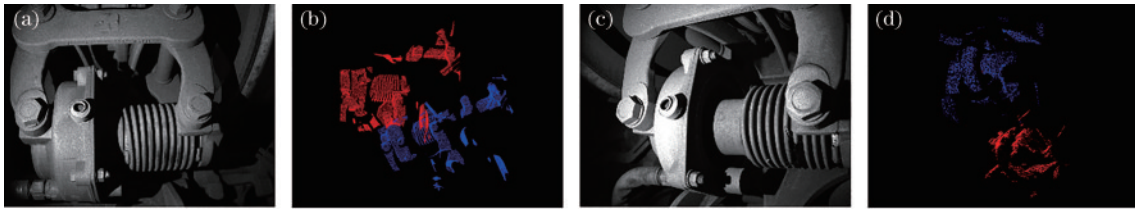


图 9 制动缸点云数据。(a)制动缸 1;(b)1 视角下采集的两片点云;(c)制动缸 2;(d)2 视角下采集的两片点云  
Fig. 9 Point cloud data of brake cylinder. (a) Brake cylinder 1; (b) two point clouds collected from perspective 1; (c) brake cylinder 2; (d) two point clouds collected from perspective 2

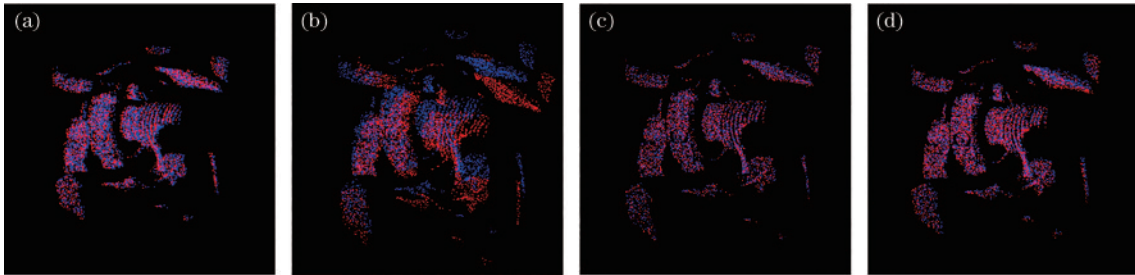


图 11 制动缸 2 视角下两片点云配准效果。(a)~(d) SAC-IA、4PCS、PCA、改进的 PCA 的粗配准结果  
Fig. 11 Registration of two point clouds from perspective of brake cylinder 2. (a)~(d) coarse registration results of SAC-IA, 4PCS, PCA, and improved PCA respectively

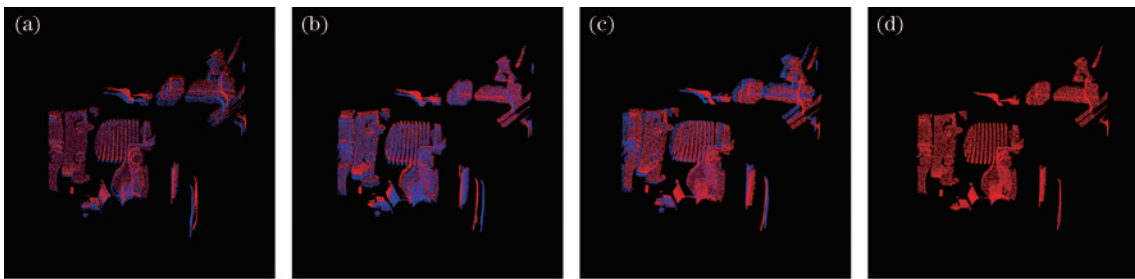


图 10 制动缸 1 视角下两片点云配准效果。(a)~(d) SAC-IA、4PCS、PCA、改进的 PCA 的粗配准结果  
Fig. 10 Registration of two point clouds from perspective of brake cylinder 1. (a)~(d) coarse registration results of SAC-IA, 4PCS, PCA, and improved PCA respectively

从图 10、11 可以清晰地看出,改进的 PCA 粗配准算法中两片点云重合得更好,尤其是从图 10 可以清晰地看到,SAC-IA、4PCS 以及 PCA 粗配准阶段的两片点云略微有些错位。4 种粗配准的耗时分析如表 6 所示。整体而言,改进 PCA 粗配准算法的配准速度相对其他粗配准算法较快,相较于原本 PCA 粗配准算法,改进的 PCA 粗配准算法分别节省了 78.9% 和 98.6% 的时间开支。对比两个视角下粗配准的配准时间可以发现,改进的 PCA 算法耗时也相对更加稳定,4PCS 虽然在制动缸 1 中耗时极短,但在制动缸 2 中耗时却非常长。

表 6 制动缸粗配准时间

Table 6 Coarse registration time of brake cylinder

$t/s$	SAC-IA	4PCS	PCA	Improved PCA
Brake cylinder 1	27.434	1.722	23.393	4.939
Brake cylinder 2	26.911	48.525	96.748	1.34

## 4 结 论

针对现有点云配准方法存在的不足,提出一种基于改进 PCA 的高效点云自动配准方法。通过减少主轴校正的计算量、缩短粗配准时间,既可保留 PCA 粗配准精度高的优点,又能提升配准速度。经过公共数据集以及列车部件真实场景数据的实验验证,所提方法在精度和速度上表现稳定且性能更优。近年来,许多学者提出基于深度学习的点云配准方法,但对于初始位姿较差的点云配准任务,这些方法也是具有挑战的。按照传统配准方法与基于深度学习的配准方法相结合的思路,将改进后的 PCA 作为调整位姿模块嵌入网络前对点云数据进行预处理,既可大大减少训练时间,又可有效解决网络对初始位姿敏感的问题。

## 参 考 文 献

- [1] Akça M, Grün A. Recent advances in least squares 3D surface matching[EB/OL]. (2005-10-03) [2022-02-04].

- [http://www2.isikun.edu.tr/personel/akca/devrim/2005AT\\_ls3d\\_O3D7th\\_Vienna.pdf](http://www2.isikun.edu.tr/personel/akca/devrim/2005AT_ls3d_O3D7th_Vienna.pdf).
- [2] Zhang L Q, Li Z Q, Li A J, et al. Large-scale urban point cloud labeling and reconstruction[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 138: 86-100.
- [3] Zhai R F, Liu S M, Lin C D. Automated reconstruction of complex object by integrating point clouds and digital images[J]. *International Journal on Information*, 2012, 15(9): 3689-3694.
- [4] 侯彬, 金尚忠, 王赞, 等. 点云配准方法在粗配准中的比较[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(8): 081502.  
Hou B, Jin S Z, Wang Y, et al. Comparison of point cloud registration methods in coarse registration[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(8): 081502.
- [5] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [6] Yang J L, Li H D, Campbell D, et al. Go-ICP: a globally optimal solution to 3D ICP point-set registration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(11): 2241-2254.
- [7] Granger S, Pennec X. Multi-scale EM-ICP: a fast and robust approach for surface registration[M]//Heyden A, Sparr G, Nielsen M, et al. *Computer vision-ECCV 2002. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2002, 2353: 418-432.
- [8] Li W M, Song P F. A modified ICP algorithm based on dynamic adjustment factor for registration of point cloud and CAD model[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015, 65: 88-94.
- [9] Han J D, Yin P, He Y Q, et al. Enhanced ICP for the registration of large-scale 3D environment models: an experimental study[J]. *Sensors*, 2016, 16(2): 228.
- [10] Ji S J, Ren Y C, Ji Z, et al. An improved method for registration of point cloud[J]. *Optik*, 2017, 140: 451-458.
- [11] Biber P, Strasser W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]//*Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003(Cat. No.03CH37453))*, October 27-31, 2003, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2003: 2743-2748.
- [12] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [13] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-10.
- [14] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//*2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [15] Bellekens B, Spruyt V, Berkvens R, et al. A survey of rigid 3D pointcloud registration algorithms[EB/OL]. [2022-02-04]. <https://www.docin.com/p-1755748554.html>.
- [16] 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.
- [17] Xue S, Zhang Z, Lü Q Y, et al. Point cloud registration method for pipeline workpieces based on PCA and improved ICP algorithms[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, 612(3): 032188.
- [18] 靳宇婷, 张益华, 崔海华, 等. 一种基于轮廓特征约束的飞机蒙皮配准方法[J]. *光学学报*, 2021, 41(3): 0312001.  
Jin Y T, Zhang Y H, Cui H H, et al. An aircraft skin registration method based on contour feature constraint [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(3): 0312001.
- [19] 李奇明, 任杰骥, 裴晓寒, 等. 基于多模态数据协同的弱纹理表面高精度点云配准算法[J]. *光学学报*, 2022, 42(8): 0810001.  
Li Q M, Ren J J, Pei X H, et al. High-accuracy point cloud matching algorithm for weak-texture surface based on multi-modal data cooperation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(8): 0810001.
- [20] 许梦兵, 刘先林, 仲雪婷, 等. 结合地面点和杆状物的车载激光点云自动配准方法[J]. *中国激光*, 2023, 50(2): 0210002.  
Xu M B, Liu X L, Zhong X T, et al. Automatic registration method of vehicle-borne laser point cloud combining ground points and rods[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(2): 0210002.
- [21] 美)Peter Harrington. *机器学习实战*[M]. 李锐, 李鹏, 曲亚东, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2013: 242-251.  
Harrington P. *Machine learning in action*[M]. Li R, Li P, Qu Y D, Transl. Beijing: Posts & Telecom Press, 2013: 242-251.