

李峰, 孟飙. 基于 K4PCS 与 ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(11): 138-143. DOI: 10. 20169/ j. issn. 2095-2163. 241121

基于 K4PCS 与 ICP 算法在点云配准中的应用

李峰, 孟飙

(沈阳航空航天大学 航空制造工艺数字化国防重点学科实验室, 沈阳 110136)

摘要: 针对生产后端产品互换性的精度要求, 采用基于关键点的 4 点全等集合 (Keypoint-based 4-Points Congruent Sets, K4PCS) 算法和迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法。提出一种 K4PCS-ICP 点云配准算法, 由 K4PCS 粗配准和 ICP 精配准部分组成, 将 K4PCS 算法得出的坐标状态转换矩阵作为 ICP 算法坐标状态初始值, 再根据前后 2 次的迭代误差和迭代次数等条件, 输出最适合的转换矩阵。实验结果说明, K4PCS-ICP 算法与独立的 K4PCS 算法和 ICP 算法相比较, 有效提高了坐标状态矩阵的准配性, 点云配准的精度得到明显改善。

关键词: 互换性; 点云配准; 迭代最近点; 4 点全等集合; 转换矩阵

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)11-0138-06

Application of K4PCS and ICP algorithm in point cloud registration

LI Feng, MENG Biao

(Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense of Aeronautical Digital Manufacturing Process, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In view of the accuracy requirements of production back-end product interchangeability, the Keypoint-based 4-Point Congruent Sets (K4PCS) algorithm and Iterative Closest Point (ICP) algorithm are adopted. This paper proposes a K4PCS-ICP point cloud registration algorithm, which consists of K4PCS coarse registration and ICP fine registration parts, takes the coordinate state conversion matrix obtained by K4PCS algorithm as the initial value of the coordinate state of ICP algorithm, and then outputs the most suitable conversion matrix according to the two iteration errors and iteration times. The experimental results show that compared with the independent K4PCS algorithm and ICP algorithm, the K4PCS-ICP algorithm successfully improves the accuracy of the coordinate state matrix, and the accuracy of point cloud registration is significantly improved.

Key words: interchangeability; point cloud registration; iterative closest point; 4-point congruent set; transformation matrix

0 引言

作为数字化与智能化制造的关键技术, 基于数字孪生的飞机互换性与协调性装配虚拟验证过程是现代工业化与大数据信息融合的应用体现。借助于信息化和数字化技术, 通过模型重构、仿真、分析等手段将主要依靠物理样机来分析、协调的装配过程全面采用数字化样机取代, 大大降低了生产成本, 同时也避免了互换装配过程中的零件损伤。在此过程中, 结构件实物向虚拟物的转化, 主要通过接触式与非接触式的方法实现。其中, 接触式需要人工使用装配工具或测量仪器作业。该方法具有成本优势,

但时效性欠佳, 也可能存在人为引入噪声的风险。非接触式采集方案, 能够全自动、高速、全面完成扫描作业, 提高了结构件点云采集效率。目前, 主要采用超声波测量法、电磁测量法以及光学测量法。光学测量法又可分为结构光法、投影光栅法以及激光三角法等^[1]。本文将采用球形激光扫描仪获取实验需要的点云数据。

点云配准作为实现数字化配件之间协调与互换的可行方法, 通常可按照源点云和目标点云之间的空间距离和位置角度关系为域度, 区分为局部点云配准和全局点云配准。单个零件的配准多采用局部点云配准算法。其中, 最广泛使用的方法是迭代最

作者简介: 李峰(1992—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字化制造。

通信作者: 孟飙(1969—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 基于MBD的可视化制造。Email: starflame@qq.com。

收稿日期: 2023-07-04

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

近点算法 (Iterative Closest Point, ICP), 该算法通过寻找匹配欧式距离最小的点对并计算最优变换, 经过多次迭代不断向目标点云靠近^[2]。林宝尉等学者^[3]为了提高 ICP 配准算法的鲁棒性, 在 ICP 原有架构的基础上, 引入点云表面的协方差矩阵来构建点云配准的关联函数, 提出了 GICP (Generalized-Iterative Closest Point) 算法。算法原理是在概率框架模型的基础上融入 ICP 算法和 Point-to-plane ICP 算法, 充分发挥协方差矩阵的权重作用, 经过计算筛选、剔除掉一部分冗余点位。但是引入新权重参数后, 对于点云外表面曲率变化较大、变化次数较多的图形, 与 ICP 算法相比较, 在相同迭代次数下的效果并未有明显提升。Chetverikov 等学者^[4]提出一种 TrICP 算法, 提升了 ICP 算法的效率。Pomerleau 等学者^[5]利用真实数据验证了 ICP 算法的有效性。

刘世光等学者^[6]提出了一种基于 4PCS 算法的改进型快速四点一致性集合 (Fast 4-Points Congruent Sets, F-4PCS) 算法。原理是在选择 4 点基的过程中, 分别提取源点云和目标点云的边界, 将两者的边界拓展为特征边界带, 去除掉特征相似的点基, 提高了算法的效率。Xu 学者^[7]利用改进的随机采样一致性 (RANSAC) 算法以及基于 KD 树的迭代最近点 (ICP) 算法, 实现了 3D 激光扫描仪在不同角度下扫描点云的转换, 依靠 ICP 算法提升转化精度。Ge^[8]对多变换场景点云精配准进行研究, 表明 4PCS 算法原理能够很好应对变化场景配准, 准确高效地建立和匹配场景拓扑关系。Dror 等学者^[9]利用 4PCS 算法, 将配准时间复杂度控制在 $O(n^2 + k)$ 内, 并且在不同的噪声、重叠度测试样本中鲁棒良好。

4PCS 算法以及 4PCS 变种算法有效提高了点云配准的精确度, 但在 4PCS 架构的限制下, 配准精度没能实现质的改变。

为了满足结构件配准的精度要求, 实现数字化的零件验证与互换功能, 本文提出了一种 K4PCS-ICP 点云配准算法, 该算法能充分发挥出 K4PCS 算法与 ICP 算法各自的优势, 克服了对原始点云的状态位置要求过高的问题。首先, 使用 K4PCS 算法对需要配准的 2 个点云数据进行粗配准, 使其大致对齐, 粗配准后的点云位置状态能够满足 ICP 算法的工作条件。其次, 依据 ICP 算法的高精度特性, 进行最后的精配准, 获得最佳的初始变换矩阵 R_n 和 T_n 。

1 K4PCS-ICP 点云配准算法

K4PCS-ICP 点云配准算法主要由 5 个步骤组成:

(1) 将需要配准的点云文件以及作为基准的点云文件导入算法中。

(2) 利用 VoxelGrid 滤波器对点云进行下采样, 然后使用标准方法 (3D harris 或者 3D DoG) 进行 3D 关键点检测。

(3) 通过 4PCS 算法使用关键点集合进行数据的匹配, 得到最佳刚性变换矩阵 T 完成粗配准。

(4) 将粗配准过程中获取的转换后的点云数据, 导入到 ICP 精配准算法中, 进行 KDtree 算法加速搜索, 从而获得满足条件的对应点对。

(5) 利用最优变换公式, 获取最优变换矩阵完成精配准。K4PCS-ICP 点云配准流程如图 1 所示。

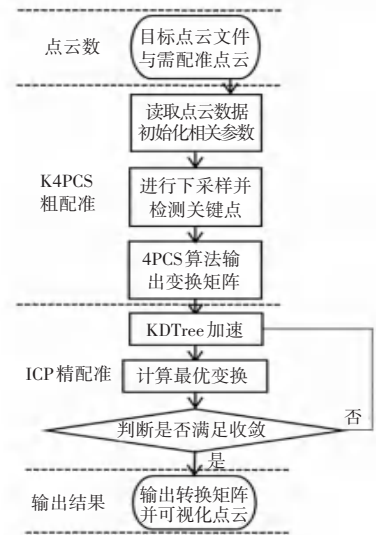


图 1 K4PCS-ICP 算法流程

Fig. 1 Flow chart of K4PCS-ICP

1.1 K4PCS 算法粗配准

K4PCS 算法用于数字化结构件配准, 针对结构件大体积、多冗余点的特点, 采用 VoxelGrid 滤波器进行下采样, 并采用 3D harris 基于信号的特征提取算法提取关键角点。做法是创建一个三维体素栅格, 每个体素内用体素中所有点的重心来近似显示体素中其他点, 这样该体素内所有点都用一个重心点来表示, 对所有体素进行处理后得到过滤后的点云, 这种方法对于采样点对应曲面的表示更为准确^[10]。K4PCS 算法流程具体如下:

(1) 对点云数据进行下采样, 根据导入的点云数据坐标集合, 求取 X, Y, Z 三个坐标轴上的最大值 $X_{\max}, Y_{\max}, Z_{\max}$ 和最小值 $X_{\min}, Y_{\min}, Z_{\min}$ 。

(2) 设置体素小栅格的边长 r 。

(3) 根据 X 、 Y 、 Z 三个坐标轴上的最大、最小值, 求得点云最小包围盒的边长 l_x 、 l_y 、 l_z , 其表达式如下:

$$\begin{cases} l_x = x_{\max} - x_{\min} \\ l_y = y_{\max} - y_{\min} \\ l_z = z_{\max} - z_{\min} \end{cases} \quad (1)$$

(4) 计算体素网格的尺寸, 其表达式为:

$$\begin{cases} D_x = \lfloor \frac{l_x}{r} \rfloor \\ D_y = \lfloor \frac{l_y}{r} \rfloor \\ D_z = \lfloor \frac{l_z}{r} \rfloor \end{cases} \quad (2)$$

其中, “ $\lfloor \cdot \rfloor$ ” 符号表示向下取整。

(5) 计算点云中每一个小栅格内的索引 h , 公式如下:

$$\begin{cases} h_x = \lfloor (x - x_{\min})/r \rfloor \\ h_y = \lfloor (y - y_{\min})/r \rfloor \\ h_z = \lfloor (z - z_{\min})/r \rfloor \\ h = h_x + h_y \times D_x + h_z \times D_x \times D_y \end{cases} \quad (3)$$

(6) 将 h 里的元素按照从小到大的顺序进行排列, 计算每个体素小栅格的重心, 以重心代替每个小栅格的所有点。

(7) 对提取的重心点集使用 4PCS 配准算法。首先, 随机选取 3 个重心点, 并在此 3 个点的延长面上且距离此 3 个点较远处, 选取第 4 个点, 则这 4 个点组成待配准点云的共面 4 点基 (Planar Congruent Sets)^[11]。如图 2 所示。

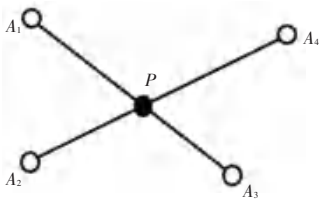


图 2 4 点空间结构

Fig. 2 4-point spatial structure

然后, 利用 4 点在仿射变换 (Affine Transformation) 过程中的仿射不变性原理, 计算 4 点基的 2 个独立比率。计算公式为:

$$R_1 = \frac{A_1 - P}{A_1 - A_3} \quad (4)$$

$$R_2 = \frac{A_2 - P}{A_2 - A_4} \quad (5)$$

其中, A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 属于待配准点云中的点, 线段 A_1A_3 与线段 A_2A_4 交于点 P 。

从目标点云中循环遍历点对, 计算两点之间的中间点坐标。计算公式为:

$$e_1 = Z_1 + R_1(Z_2 - Z_1) \quad (6)$$

$$e_2 = Z_1 + R_2(Z_2 - Z_1) \quad (7)$$

其中, 点 Z_1 、 Z_2 属于目标点云。若此时 e_1 或 e_2 在可接受误差范围内, 可认为 Z_1 、 Z_2 为 A_1 、 A_3 或 A_2 、 A_4 的对应点对。

最后, 将匹配求得的点对带入欧式变换的矩阵等式中, 求得最佳变换矩阵。等式为:

$$\begin{pmatrix} \hat{e}_x \\ \hat{e}_y \\ \hat{e}_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{e}K_{11} & \hat{e}K_{12} & \hat{e}K_{13} \\ \hat{e}K_{21} & \hat{e}K_{22} & \hat{e}K_{23} \\ \hat{e}K_{31} & \hat{e}K_{32} & \hat{e}K_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{e}A_x \\ \hat{e}A_y \\ \hat{e}A_z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{e}t_{14} \\ \hat{e}t_{24} \\ \hat{e}t_{34} \end{pmatrix} \quad (8)$$

当对应点对足够多时, 可以得出最优变换矩阵表达式为:

$$T = \begin{pmatrix} \hat{e}K_{11} & \hat{e}K_{12} & \hat{e}K_{13} & \hat{e}t_{14} \\ \hat{e}K_{21} & \hat{e}K_{22} & \hat{e}K_{23} & \hat{e}t_{24} \\ \hat{e}K_{31} & \hat{e}K_{32} & \hat{e}K_{33} & \hat{e}t_{34} \\ \hat{e}0 & \hat{e}0 & \hat{e}0 & \hat{e}1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

1.2 ICP 精配准算法

经过粗配准后, 待配准点云已经大幅度靠近目标点云, 但并不能达到精度要求。将 K4PCS 配准后得到的变换矩阵作为 ICP 算法第一次迭代的初始矩阵, 计算损失函数, 利用最小二乘法^[12], 求解当前最优变换。反复迭代计算, 当达到终止条件后, 输出结果。

首先, 将待配准点云 A 施加初始变换 T_0 , 得到变换后点云 A' , 其中 T_0 为 K4PCS 算法得到的最优转换矩阵。然后, 在目标点云 Z 中搜索与点云 A' 最近距离的点, 组成对应的点对。最后, 计算损失函数 (Loss Function), 表达式为:

$$F(t) = \sum_{i=1}^N \| (R \times A^i + t) - Z^i \|^2 \quad (10)$$

其中 $N = |A|$; t 表示平移变换量; R 表示旋转变换量。对式 (10) 求一阶偏导数, 可得:

$$\frac{\partial F}{\partial t} = 2nt + 2R \sum_{i=1}^N A^i - 2 \sum_{i=1}^N Z^i \quad (11)$$

令导数为 0, 则有:

$$t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z^i - \frac{R}{N} \sum_{i=1}^N A^i \quad (12)$$

由式 (12) 可知, 当 R 取任意值时, 都可以得到最优的 t , 使得式 (10) 最小。

由式 (10), 在不考虑平移量 t 的情况下, 可得到

最优旋转变换量 R^* , 表达式为:

$$R^* = \operatorname{argmax}_R \operatorname{trace}(Z^T R A) \quad (13)$$

由 $\operatorname{trace}(AZ) = \operatorname{trace}(ZA)$, 可得等式:

$$\operatorname{trace}(Z^T R A) = \operatorname{trace}(R A Z^T) \quad (14)$$

假设映射变换矩阵为 H , 经过 SVD 分解 $H =$

$U \sum V^T$, 代入式(14) 可得:

$$\operatorname{trace}(Z^T R A) = \operatorname{trace}(\sum V^T R U) \quad (15)$$

假设 B 的表达式为:

$$B = V^T R U = \begin{pmatrix} \hat{e}b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ \hat{e}b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ \hat{e}b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \\ \hat{w} \end{pmatrix} \quad (16)$$

将式(16)代入式(15), 整理可得:

$$R^* = UV^T \quad (17)$$

至此完成 R^* 和 T^* 的求解过程, 当结果未满足程序停止条件时, 再次重复上述操作。

2 基于 K4PCS-ICP 算法的点云配准实验与分析

2.1 验证方法与步骤

本文提出的 K4PCS-ICP 算法, 在理论分析层面能够建构起零件协调与互换的路径。在物理实践层面, 通过球形激光扫描仪获取原始点云数据以及目标点云数据, 并能够拆分扫描过程, 形成不同阶段的点云结构, 测试 K4PCS 算法、ICP 算法和 K4PCS-ICP 算法在配准过程中的区别。球形激光扫描仪如图 3 所示。



图 3 球形激光扫描仪

Fig. 3 Spherical laser scanner

研究中采集得到的点云文件存储格式为 pcd, 图 4(a)~(f) 为在不同时刻自动采集的点云数据。图 4 中, 红色部分表示正在扫描的区域, 灰色部分表示历史扫描区域。扫描后将文件放入指定位置, 由代码读取, 当读取文件失败时软件会有错误提示。

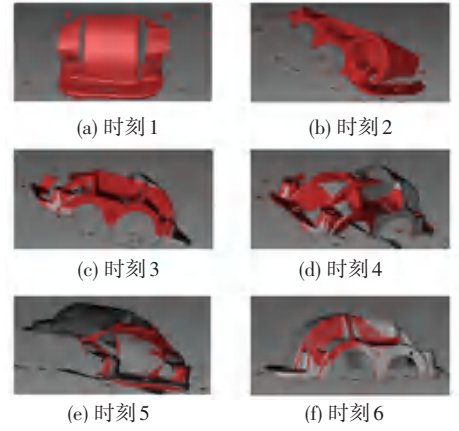


图 4 点云采集过程

Fig. 4 Point cloud collection process

采集过程结束后, 单独使用 K4PCS 算法进行配准, 结果如图 5 所示。图 5(a) 和图 5(b) 分别为 K4PCS 配准后的正视图和侧视图。图 5 中, 蓝色点云表示原始点云, 红色表示目标点云, 绿色表示配准结果点云。算法相关参数设置: 源点云和目标点云之间的近似重叠度为 70%; 配准后源点云和目标点云之间的距离为 0.002 m; 配准时要使用的随机采样点数量为 450 个。从图 5 中可以看出, K4PCS 算法能够使得原始点云和目标点云转换到较好的相对位置上, 但只使用粗配准方法无法满足精度要求, 当 100% 完成配准时, 图像只会显示绿色点云。当设置参数不适配时, 会导致 K4PCS 算法配准失败, 源点云并未向目标点云靠近, 绿色转换图像与蓝色源点云图像具有高重合度, 转换矩阵主对角线上的数值在 1 左右变化。



(a) 正视图 (b) 侧视图

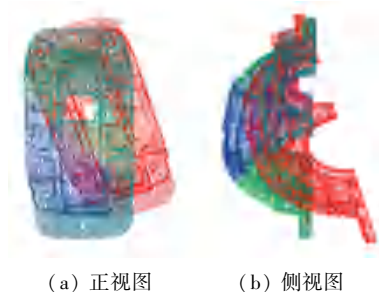
图 5 K4PCS 算法配准效果

Fig. 5 K4PCS registration effect

若仅使用 ICP 算法作用点云, 配准效果如图 6 所示。图 6(a) 和图 6(b) 分别为 ICP 算法得到的正视图和侧视图。

对比图 5 和图 6 可知, 如果跳过粗配准环节, 直接进行精配准, 因原始点云和目标点云的初始位置不佳, 极易导致配准失败。K4PCS 算法与 ICP 算法在第一次配准过程中, K4PCS 算法效果明显好于

ICP 算法。ICP 算法相关配准参数为:对应点对之间的最大距离为 1.4 m;设置收敛条件是均方误差小于 0.000 1 停止迭代;最大迭代次数为 35 次。

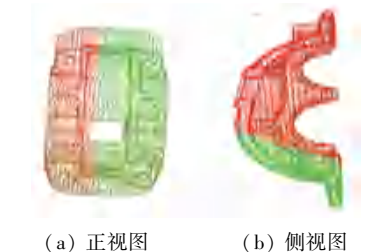


(a) 正视图 (b) 侧视图

图 6 ICP 算法配准结果

Fig. 6 ICP registration effect

最后,使用 K4PCS-ICP 算法进行配准实验,测试效果如图 7 所示。图 7(a) 和图 7(b) 分别为 K4PCS-ICP 算法运算后的正视图和侧视图。



(a) 正视图 (b) 侧视图

图 7 K4PCS-ICP 算法配准效果

Fig. 7 K4PCS-ICP registration effect

对比图 7 和图 5 可知,源点云和目标点云的契合度更高,接近 100% 的配准效率,而在图 5(a) 中,内部出现许多红色与绿色交替的区域,说明这些区域的点云存在错位,特别在曲率变化较大的部分错位的程度更高。图 7(a) 中,只在左下部分出现颜色交替错位的现象。所以本文提出的 K4PCS-ICP 算法与单独使用 K4PCS 算法或 ICP 算法相比,有明显的精度优势,对图像变换过程控制更加准确。

2.2 实验数据分析

为了进一步分析 K4PCS-ICP 算法配准精度,分别计算 K4PCS、ICP、K4PCS-ICP 的平均误差以及均方根误差(Root Mean Squared Error, $RMSE$), $RMSE$ 的表达式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2}{n}} \quad (18)$$

其中, n 表示对应点对的数量; X_i 表示配准后对应点之间的欧氏距离; \hat{X}_i 表示对应点之间的欧氏距离的真实值。得出的平均误差和均方根误差结果见表 1。

表 1 各算法误差对比

点云配准方法	平均误差	均方根误差
K4PCS	1.415	1.764
ICP	2.101	2.644
K4PCS-ICP	0.209	0.260

根据表 1 的误差参数可知,K4PCS、ICP 和 K4PCS-ICP 算法的配准精度的高低次序为:K4PCS-ICP>K4PCS>ICP。其中,K4PCS-ICP 算法与 K4PCS 算法相比,平均误差的比值为 1.00 : 6.77。均方根误差的比值为 1.00 : 6.78。因此,在配准误差方面,本文提出的 K4PCS-ICP 算法具有明显优势。

配准前期准备过程中,针对不同点云文件大小需要设置不同的程序结束阈值,如果参数设置不合理,可能导致配准提前结束或者配准过度。图 8 显示位置误差(Position Error)与配准后源点云和目标点云距离阈值之间的关系。从图 8 中可以看出,本实验使用的点云文件在阈值为 0.7 的时候,位置误差最小,且在实验范围内,0.7 也是最优的取值。当小于 0.7 时,位置误差与阈值成反比关系,大于 0.7 时,位置误差与阈值成正比关系。

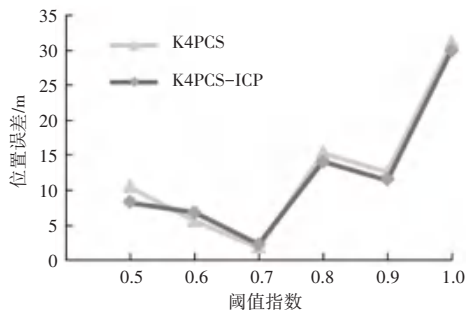


图 8 K4PCS、K4PCS-ICP 位置误差

Fig. 8 Position error of K4PCS, K4PCS-ICP

针对不同的采样数量,对 3 种算法受采样精度的影响给出定量分析。源缸盖点云通过下采样后数量从 5 000 到 30 000 不等。点云规模与 $RMSE$ 对比如图 9 所示。由图 9 可以看出,K4PCS-ICP 算法在各个数量级的点云下,效果都优于 ICP 和 K4PCS,并且误差波动范围较小。而 ICP 算法受到点云初始姿态条件的制约,在点云文件数量较少的条件下能发挥一定作用,但不能在全域内保持较好的配准效果。K4PCS 粗配准算法在面对点云数量上升的情况后,其误差值也会随之上升。

在配准成功率测试中,采取相同点云文件、相同初始参数,连续配准 20 次,计算成功率,结果如图 10 所示。由图 10 可知,ICP 算法的成功率最低,当点云初始位置较差时,ICP 算法容易形成不匹配的

点对。包含有粗配准的算法成功率会比只有精配准算法的成功率高,都在 50% 以上,而 K4PCS-ICP 算法成功率在 80% 以上。ICP 算法在配准中起到辅助 K4PCS 算法的作用,能够提高 10% 左右的成功率。随着点云数量的增加,K4PCS、K4PCS-ICP 成功率呈下降趋势。

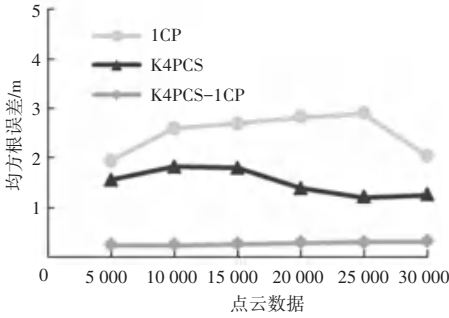


图 9 点云规模与 RMSE 对比

Fig. 9 Comparison of point cloud scale and RMSE

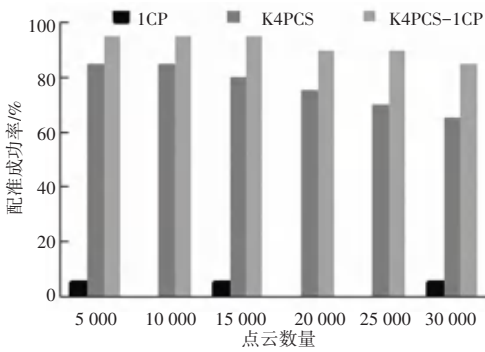


图 10 配准成功率

Fig. 10 Registration success rate

图 11 为验证 K4PCS、ICP、K4PCS-ICP 算法在不同点云文件下,是否符合前述结论的实验结果。由图 11 可知,经过 K4PCS-ICP 算法配准后,图像基本重合,K4PCS 算法在轴承圆柱区域红绿色错位明显。ICP 算法配准效果微弱。绿色表示的点云配准结果依然与蓝色表示的源点云较为接近。

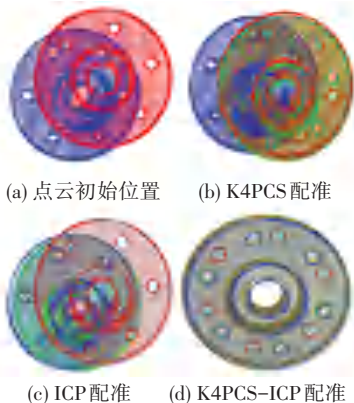


图 11 验证 3 种算法配准效果对比

Fig. 11 Registration results comparison of three algorithms

3 结束语

针对零部件的数字化协调与替换要求,本文提出了一种 K4PCS-ICP 配准算法。K4PCS 粗配准算法降低了系统的运算负载,并且能够提供一个较好的初始变换矩阵,作为 ICP 精配准算法的初次迭代的条件,提供了良好的运算基础。最后,本文通过对(机翼)覆盖件的配准测试,对比了 K4PCS-ICP 算法以及单独使用粗配准与精配准的结果。结果证明了 K4PCS-ICP 算法的精度优势,起到了噪声抑制的作用。但是,随着 K4PCS-ICP 算法的复杂度增加,必然导致时间维度的劣势。下一步可以研究整合其中冗余的运算量,优化算法的时间复杂度。

参考文献

- [1] 傅瑶, 陈鹏, 郭贵松, 等. 基于 4PCS 和 SICP 的点云配准方法在钢轨磨耗计算中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 211-211.
- [2] 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.
- [3] 林宝尉, 王法胜, 孙怡. 基于 SGICP 的点云尺度估计及配准算法[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(5): 202-207.
- [4] CHETVERIKOV D, STEPANOV D, KRSEK P. Robust euclidean alignment of 3D point sets: the trimmed iterative closest point algorithm[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(3): 299-309.
- [5] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R, et al. Comparing ICP variants on real-world data sets[J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 133-148.
- [6] 刘世光, 海荣, 刘锦. 快速四点一致性点云粗配准算法[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(2): 1-7.
- [7] XU Guangxuan, PANG Yajun, BAI Zhenxu, et al. A fast point clouds registration algorithm for laser scanner [J]. Applied Sciences, 2021, 11(8): 389-389.
- [8] GE Xuming. Automatic markerless registration of point clouds with semantic-keypoint-based 4-points congruent sets [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 344-357.
- [9] DROR A, 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.
- [10] SIPIRAN I, BUSTOS B. A Robust 3D Interest Points Detector Based on Harris Operator [C]// Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval. Norrköping, Sweden: dblp, 2010: 1-6.
- [11] THEILER P W, WEGNER J D, SCHINDLER K. Keypoint-based 4-points congruent sets-automated marker-less registration of laser scans [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96(10): 149-163.
- [12] 李庆玲, 翟凯, 郭鸿锐, 等. 一种基于 NDT 和 ICP 融合的点云配准算法[J]. 实验技术与管理, 2022, 39(11): 23-28.