大型工件部分点云与整体点云的配准方法

范林林[1,2,3], 王军义[1,2)*], 徐志刚[1,2], 杨啸[1,2], 朱校君[1,2,3], 董祺成[1,2,4], 武新光[5]

[1] (中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016)
[2] (中国科学院机器人与智能制造创新研究院 沈阳 110169)
[3] (中国科学院大学沈阳自动化研究所 北京 100049)
[4] (沈阳航空航天大学机电工程学院 沈阳 110136)
[5] (西安北方惠安化学工业有限公司 西安 710302)
(jywang@sia.cn)

摘 要: 部分点云与整体点云的高效、高精度配准是完成大型工件尺寸快速评价工作的基础, 但由于部分点云和整体点云全局特征的差异性, 使用现有的局部特征描述符进行点对匹配搜索计算量大, 点云配准耗时长. 为此, 针对部分点云与全局点云的几何特征, 提出一种基于区域均值特征描述符的部分点云与整体点云配准方法. 首先提出一种区域均值特征描述符, 能够有效地描述点云中关键点的邻域几何特征; 然后通过评价点云区域均值特征描述符的特征度选择数据点作为待配准关键点, 搜索与之匹配的描述符, 完成部分点云与整体点云的关键点匹配; 最后使用奇异值分解法计算点云之间的转换矩阵, 基于迭代最近点算法完成部分点云与整体点云的配准. 利用斯坦福公共数据库点云集和大型发动机舱段的三维扫描点云数据, 对配准算法的配准准确度和配准速度进行实验的结果表明, 与现有的几种基于局部特征描述符(PFH, HoPPF, PPFH, FPFH)的点云配准方法相比, 所提方法配准准确度平均提高 56.75%, 配准速度平均提高 45.57%, 验证了该方法的有效性.

关键词: 尺寸评价; 部分点云; 点云配准; 局部特征描述
中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2023.19688

Registration Method of Partial Point Cloud and Whole Point Cloud of Large Workpiece

Fan Linlin[1,2,3], Wang Junyi[1,2)*], Xu Zhigang[1,2], Yang Xiao[1,2], Zhu Xiaojun[1,2,3], Dong Qicheng[1,2,4], and Wu Xinguang[5]

[1] (*State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang* 110016)
[2] (*Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang* 110169)
[3] (*Shenyang Institute of Automation, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049)
[4] (*School of Mechanical and Electrical Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang* 110136)
[5] (*Xi'an North Huian Chemical Industries Co.,Ltd, Xi'an* 710302)

Abstract: The high-efficiency and high-precision registration of the partial point cloud and the whole point cloud is the basis for the rapid evaluation of the size of large workpieces. However, due to the difference between the global features of the partial point cloud and the whole point cloud, using the existing local feature descriptors for point pair matching search requires a lot of computation, and point cloud registration takes a long time. To solve

收稿日期: 2022-04-22; 修回日期: 2022-10-20. **基金项目**: 国防基础科研项目(JCKY2019204B018); 中央引导地方科技发展资金(2022JH6/100100014). **范林林**(1998—), 女, 博士研究生, 主要研究方向为点云处理、数字孪生建模; **王军义**(1984—), 男, 硕士, 副研究员, 硕士生导师, 论文通信作者, 主要研究方向为复杂系统智能装配; **徐志刚**(1971—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为智能生产装配系统; **杨啸**(1990—), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为高精度装配系统仿真; **朱校君**(1997—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为车间资源优化配置; **董祺成**(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为工业机器人路径规划; **武新光**(1985—), 男, 硕士, 主要研究方向为复杂装备生产集成验证.

this problem, in view of the geometric features of partial point cloud and whole point cloud, a registration method of partial point cloud and whole point cloud based on regional mean feature descriptor is proposed. Firstly, a regional mean feature descriptor is proposed, which can effectively describe the neighborhood geometric features of key points in the point cloud. Secondly, the data points are selected as the key points to be registered by evaluating the feature degree of the regional mean feature descriptors, search the matching descriptor to complete the key point matching between the partial point cloud and the whole point cloud. Finally, use the singular value decomposition method to calculate the transformation matrix between the point clouds, and register the partial point cloud and the whole point cloud based on the iterative closest point algorithm. The registration accuracy and registration speed are tested by using the point cloud set of the Stanford public database and the 3D scanning point cloud data of a large engine compartment. Compared with the point cloud registration methods of PFH, HoPPF, PPFH, and FPFH, the registration accuracy of the proposed method is increased by 56.75% on average, and the registration speed is increased by 45.57% on average. The effectiveness of the method is verified.

Key words: dimensional evaluation; partial point cloud; point cloud registration; local feature description

点云配准技术在智能制造领域的应用越来越广泛[1-4]. 如在大型工件高精度制造过程中, 需要对某些关键位置尺寸进行测量和评价. 使用三维扫描设备针对关键位置进行形貌数据采集, 得到关键位置的部分点云数据, 与工件的整体 CAD 模型进行配准, 即可通过已知的坐标位置信息提取相应位置特征数据进行工件局部关键特征的尺寸评价. 在此过程中, 点云配准是三维扫描点云数据坐标变换过程中最关键的步骤.

点云的配准是通过求解 2 组对应点云之间的变换关系, 将 2 组点云统一到同一参考坐标系下的过程, 其本质是求解一组点云到另一组点云的变换矩阵. 在点云配准中, 最常用的方法是 Besl 等[5]于 1992 年提出的迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法, 该算法将待配准点云和目标点云中的最近点匹配成对, 通过不断地迭代变换使匹配的所有点对之间的距离之和最小, 实现点云的配准. 但是, ICP 算法及其改进算法对配准初值极其敏感, 易陷入局部最优. 因此, 使用 ICP 算法前需要进行粗配准来取得良好的初值, 更快地求解全局最优.

常用的点云粗配准方法可分为基于全局特征的点云配准、基于局部特征的点云配准和基于概率统计信息的点云配准方法. 由于部分点云与整体点云所包含的特征不完全一致, 点云的质心、最近点与最远点连线等全局特征也不具有相似性, 基于全局特征的点云配准方法[6-10]会产生特征匹配错位, 不能直接应用于部分点云与整体点云的配准; 而通过计算点云分布概率密度函数的正态分布变换(normal distribution transformation, NDT)点云配准算法[11]以及采用基于视图不变性的点云配准方法[6]也不能完成 2 片存在形状差异的点云配准. 因此, 对于部分点云与整体点云的配准只能采用基于局部特征的点云配准方法.

1 相关工作

Rusu 等[12-13]提出的点特征直方图(point feature histogram, PFH)、快速 PFH(fast PFH, FPFH)和 Tombari 等[14]提出的方向特征直方图(signature of histograms of orientations, SHOT)都是通过建立局部坐标系或描述点与邻域点的相对关系实现点的局部特征描述. Zhao 等[15]和 Wu 等[16]在上述局部特征描述符的基础上改进局部坐标系建立方法, 并添加区域内的局部点对分布或变换信息, 分别提出了鲁棒性更强的点对特征直方图(histograms of point pair features, HoPPF)和点对变换特征直方图(point pair transformation feature histograms, PPTFH). Logoglu 等[17]提出的空间同心变换点对(spatial concentric surflet-pair, SPAIR)描述符将关键点的球形邻域进行划分, 分别建立不同区域的特征直方图, 通过合并部分空间信息的方法增强描述符鲁棒性. 在这种局部描述符的基础上形成的点云配准方法被称为基于局部特征的点云配准方法[18-21]. Shah 等[20]结合特征直方图和随机采样一致性方法(random sample consensus, RANSAC)先进行局部特征的大致匹配, 再采用包围盒边界分割法, 在全局数据中分割出继续配准时需要考虑的数据; 但这种方法配准效果不精确, 所采用的

RANSAC 点云变换估计算法进行点对匹配计算所需时间较长, 极大限制了配准效率. Li 等[21]基于深度学习提出一种新的关键点匹配算法, 提高了基于局部特征匹配配准方法的鲁棒性, 实现部分点云和整体点云的配准; 但深度学习方法需要大量的数据样本用于训练神经网络, 不便应用于真实场景的配准.

因此, 本文以实现大型工件部分点云与整体点云的配准为目标, 对现有的点云配准方法进行适应性改进, 使其能够帮助实现部分点云和整体点云之间的配准. 在此过程中, 提出一种基于区域均值特征描述符(regional mean feature descriptor, RMFD)的部分点云与整体点云配准方法, 通过描述关键点及分区邻域质心点之间的几何关系, 实现局部特征的匹配, 完成部分点云与整体点云的配准.

2　本文方法

2.1　概　述

本文方法以部分点云作为待配准点云, 整体点云作为目标点云. 其中, 部分点云包含的几何信息被全部包含于整体点云之中, 点云配准过程分为点云的预处理和点云的粗配准 2 个步骤.

(1) 针对高精度三维扫描得到的大量点云数据, 进行去噪滤波操作. 通过三维扫描设备采集的初始点云是可用点和噪点的合集, 由于噪点的存在会影响点云配准的精度, 因此必须进行点云降噪. 噪点来源于三维扫描系统自身的系统误差和采集时环境的影响, 大致分为散乱噪点、离群聚集噪点、内部重复点和冗余噪点. 点云去噪方法的核心是根据噪点的分布特点, 构造一定的数学函数, 针对噪声特点, 筛选并记录后统一去除. 点云数据预处理的去噪过程中, 使用统计滤波和半径滤波分别去除散乱噪声和孤立离群噪声点.

高分辨率的三维扫描设备采集到的数据点十分密集, 海量的数据点虽然能够准确地表达物体表面的形貌信息, 但也大幅度限制了点云数据的处理速度. 因此, 可以根据点云的特征度进行点云数据的精简.

根据点云的 k 近邻点创建协方差矩阵, 使用主成分分析法(principal components analysis, PCA)计算点云的法向信息. 为了明确点云的法向量方向, 根据点云均值邻域点的方向进行点云法向的重定向.

对于某一点 p_i 的 k 个邻近点 $\{p_{i1}, p_{i2}, p_{i3},\cdots, p_{ik}\}$, 计算其均值邻域点 p_m 为

$$p_m=\frac{1}{k}\left(p_{i1}+p_{i2}+p_{i3}+\cdots p_{ik}\right).$$

定义 p_i 的法向量 $\boldsymbol{n}_i$ 的方向为

$$\boldsymbol{n}_i=\begin{cases}\boldsymbol{n}_i, & \text{if } \left(p_i-p_m\right)\cdot\boldsymbol{n}_i\geqslant 0\\ -\boldsymbol{n}_i, & \text{otherwise}\end{cases}.$$

根据法向量信息计算点特征度, 并提取点云特征点, 以降低点云模型的冗余程度. 点 p_i 特征度计算公式为

$$\sigma_i=\frac{1}{k}\left(\left|\boldsymbol{n}_{i1}\cdot\boldsymbol{n}_i\right|+\left|\boldsymbol{n}_{i2}\cdot\boldsymbol{n}_i\right|+\left|\boldsymbol{n}_{i3}\cdot\boldsymbol{n}_i\right|+\cdots+\left|\boldsymbol{n}_{ik}\cdot\boldsymbol{n}_i\right|\right).$$

其中, $\boldsymbol{n}_{i1}\sim\boldsymbol{n}_{ik}$ 分别对应点 p_i 的 k 个邻近点 $p_{i1}\sim p_{ik}$ 的法向量. 则点云的均值特征度计算公式为

$$\sigma=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sigma_i\ .$$

将点特征度小于点云均值特征度的点标记为点云特征点, 得到点云的特征点集为

$$P_0=\left\{p_i\mid\sigma_i<\sigma\right\}.$$

(2) 点云的配准. 建立点云的局部特征描述符, 对点云中某一点在其邻域内的几何信息进行描述. 选择点云中的一点作为关键点, 根据关键点及其邻域质心点位置关系建立邻域坐标系, 对邻域内的点数据进行区域划分, 计算得到每一分区的质心点, 并按分区进行编码; 再利用该关键点及划分后的数个分区域质心点分别构建局部坐标系, 根据局部坐标系中该关键点与分区质心点的相对位置关系及法向量信息构建 RMFD.

首先, 通过评价待配准点云特征点集的 RMFD 相似程度, 选择待配准点云中具有明显几何属性的 RMFD 对应的点作为待配准关键点; 然后, 在目标点云中查找与待配准关键点具有相似区域特征描述的点匹配作为目标关键点, 使用次最近距离与最近距离之比衡量点对的匹配程度. 选择具有高匹配程度的 3 对匹配关键点对, 利用基于奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的点对坐标系变换方法, 根据关键点对的位置转换关系完成初始配准; 使用 ICP 及其改进算法[22-24]进一步完成待配准点云和目标点云的特征点集位置配准; 最后, 利用 ICP 算法完成点云全集的精配准. 本文方法流程如图 1 所示.

2.2　RMFD 的构建

根据点云的法向量信息分别提取部分点云 Q 和整体点云 P 的特征点集 Q_0 和 P_0, 构建点云的局

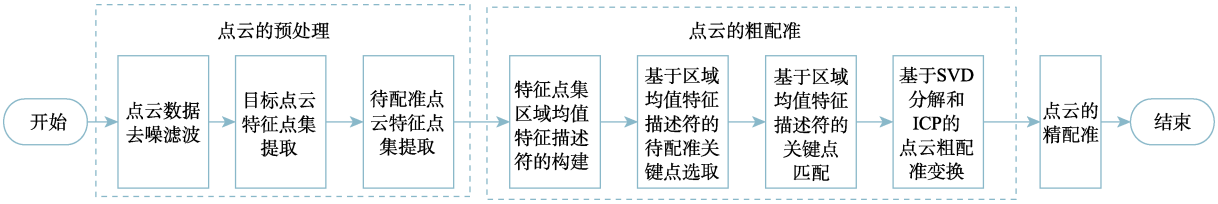


图 1 本文方法流程

部特征描述符. 其目的是将点云中的局部特征进行不受点云所在坐标系影响的数学表达，这种表达具有刚性变换不变性，能够对点云的局部特征进行描述. 为了表征点云中的某一点 p_s 在其 r 邻域点集中的几何特征，提出一种 RMFD，其通过描述某点与其 r 邻域内分区邻近点质心的几何位置属性表征该点所在 r 邻域的几何特征. 使用关键点 p_s 邻域的质心点信息表示其所在邻域的局部几何信息，能够减少建立描述符的计算工作量，减小噪声和点云分辨率对描述符的影响，提高其鲁棒性.

对点云特征点集中一点 p_s，取其 r 邻域内的所有邻近点

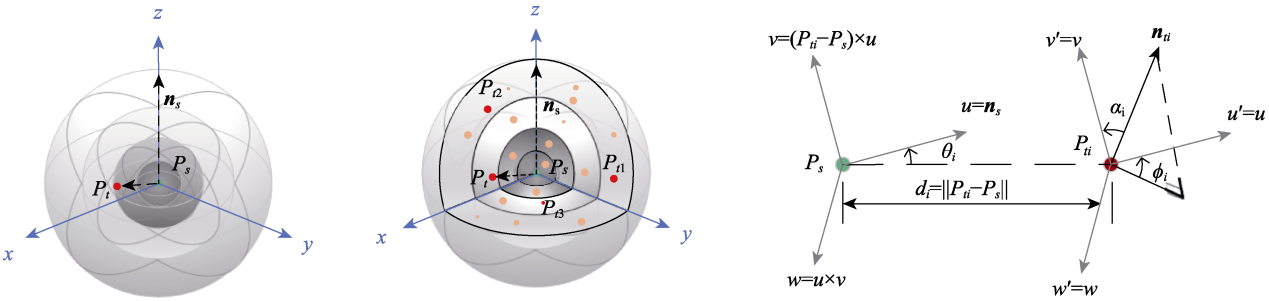
$$S_{p_s}=\left\{p_i \mid \left\|p_i-p_s\right\| \leqslant r,\ p_i \neq p_s, i \in\{0,1,2,\cdots,n\}\right\}.$$

计算邻近点所在点集的质心 $p_t=\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_i$.

对于点对 p_s 和 p_t，使用点对的法向量信息定义构建邻域坐标系，邻域坐标系定义如图 2a 所示. 选择点 p_s 的法向量方向为 z 轴，点 p_s 与点 p_t 的连线与点 p_s 的法向量所构成平面的垂直方向为 y 轴，以笛卡儿坐标系建立规则确定 x 轴；将点 p_s 的影响域按照坐标系分为 8 个区域，按坐标系 x 轴，y 轴，z 轴的正向和负向将 8 个区域编码为 1~8. 如图 2b 所示；计算 8 个邻域分区的质心 $p_{ti}, i \in \{1,2,\cdots,8\}$，使用点 p_s 和点 p_{ti} 分别建立 8 个局部坐标系为

$$\begin{cases} u=\boldsymbol{n}_s \\ v=u\times\dfrac{\left(p_{ti}-p_s\right)}{d} \\ w=u\times v \end{cases}.$$

其中，u, v, w 表示局部坐标系的 3 个坐标轴；$\boldsymbol{n}_s$ 表示点 p_s 的法向量；d 表示 p_s 与 p_{ti} 这 2 点之间的距离.



a. 点 p_s 的影响域　　b. 关键点 p_s 邻域的剖分　　c. 局部坐标系的建立

图 2 局部坐标系的建立

根据局部坐标系对点 p_s 进行特征描述，点 p_s 与点 p_{ti} 的局部特征描述向量可以表达为 $\boldsymbol{m}=\{\theta,\phi,\alpha,d\}$，其中包含的 4 个元素分别描述点云法线方向与局部坐标系的角度关系和 2 点之间的欧几里得距离，公式为

$$\begin{cases} \theta=\arctan\left(w\cdot\boldsymbol{n}_{ti}, u\cdot\boldsymbol{n}_{ti}\right) \\ \phi=u\cdot\dfrac{\left(p_{ti}-p_s\right)}{d} \\ \alpha=v\cdot\boldsymbol{n}_{ti} \\ d=\left\|p_{ti}-p_s\right\|_2 \end{cases}.$$

其中，$\boldsymbol{n}_{ti}$ 表示点 p_{ti} 的法向量.

如图 2c 所示，根据关键点 p_s 与其 8 个邻域分区质心点 p_{ti} 分别构建的局部坐标系，得到它们的局部特征描述向量 $\boldsymbol{m}_i=\{\theta_i,\phi_i,\alpha_i,d_i\}, i=1,2,\cdots,8$. 将其按照邻域分区编码排列，最终得到维度为 4×8=32 维的 RMFD，公式为 $\boldsymbol{M}=\{\boldsymbol{m}_1,\boldsymbol{m}_2,\cdots,\boldsymbol{m}_7,\boldsymbol{m}_8\}$.

2.3 基于 RMFD 的关键点查找和匹配

在部分点云与整体点云的配准过程中，由于整体点云中可能含有待配准部分点云中不存在的特征，因此需要从待配准点云中选择具有明显几

何属性的点作为待配准关键点. 在整体点云中查找与待配准的部分点云关键点具有相同几何属性的点作为匹配目标关键点，进而计算 2 片点云的转换关系.

选择待配准点云中具有明显几何属性的点作为待配准关键点，判断点云 RMFD 的相似程度: 对于任意 2 点 a，b，分别构建其 RMFD，并计算 2 个描述符之间的欧几里得距离，若 $\|\boldsymbol{M}_a-\boldsymbol{M}_b\|=0$，表示 2 点所在的 r 邻域具有相同的几何特征; $\|\boldsymbol{M}_a-\boldsymbol{M}_b\|$越大，表示 2 点所在的 r 邻域几何特征差异越大.

在点云的预处理过程中，根据点特征度划分的目标点云特征点集 P_0 和待配准点云特征点集 Q_0 分别构建 RMFD 集合 $P_m=\{\boldsymbol{M}_{p_i}\mid p_i\in P_0\}$ 和 $Q_m=\{\boldsymbol{M}_{q_j}\mid q_j\in Q_0\}$. 对待配准点云的特征点区域描述集合 Q_m 中的每个描述符 $\boldsymbol{M}_{q_j}$，寻找在自身集合 Q_m 内 r 邻域内的 n 个邻近描述符. 若其 n 个邻近描述符与该关键点描述符 $\boldsymbol{M}_{q_j}$ 的平均距离大于阈值 δ，表示该关键点 q_j 在待配准点云中具有明显几何属性，将其作为待配准关键点，建立待配准点云的关键点矩阵 $\boldsymbol{S}=\{q_1,q_2,q_3,\cdots\}^{\mathrm{T}}$.

利用基于次最近距离与最近距离之比的算子匹配方法进行点云局部描述符的匹配. 设定阈值 H，对于每一个在 $\boldsymbol{S}$ 中的待配准关键点，在 P_m 中依次寻找其描述符 $\boldsymbol{M}_{q_s}$ 的最邻近描述符 $\boldsymbol{M}_{p_x}$ 和次邻近描述符 $\boldsymbol{M}_{p_y}$，计算 2 个描述符与 $\boldsymbol{M}_{q_s}$ 的距离之比 $h=\dfrac{\|\boldsymbol{M}_{p_y}-\boldsymbol{M}_{q_s}\|}{\|\boldsymbol{M}_{p_x}-\boldsymbol{M}_{q_s}\|}$.

将次最近距离与最近距离之比与所定义阈值 H 进行比较，若 $h>H$，则将描述符 $\boldsymbol{M}_{q_s}$ 和 $\boldsymbol{M}_{p_x}$ 所对应的点 q_s 和 p_x 作为匹配点对，并将匹配点对按照匹配度 h 顺序排列. 在目标点云特征点集 P_0 中，得到与待配准关键点特征最相似的对应匹配关键点 $\boldsymbol{T}=\{p_1,p_2,p_3,\cdots\}^{\mathrm{T}}$.

2.4　点云配准变换关系的确定

将点云的粗配准变换分为 2 个阶段.

(1) 根据目标点云和待配准点云中相对应的关键点，计算初始旋转变换矩阵 $\boldsymbol{R}_a$ 和初始平移变换矩阵 $\boldsymbol{T}_a$. 对待配准点云的特征点集进行初始变换，变换关系为 $q_0'=\boldsymbol{R}_aq_0+\boldsymbol{T}_a$.

该阶段的转换矩阵由待配准点集以及目标点集中对应匹配的关键点 $\boldsymbol{S}=\{q_1,q_2,q_3,\cdots\}^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{T}=\{p_1,p_2,p_3,\cdots\}^{\mathrm{T}}$ 计算得到.

初始位置矩阵为

$$\boldsymbol{S}=\{q_1,q_2,q_3,\cdots\}^{\mathrm{T}}=\begin{bmatrix}x_{q_1}&y_{q_1}&z_{q_1}\\x_{q_2}&y_{q_2}&z_{q_2}\\x_{q_3}&y_{q_3}&z_{q_3}\\\vdots&\vdots&\vdots\end{bmatrix}.$$

目标位置矩阵为

$$\boldsymbol{T}=\{p_1,p_2,p_3,\cdots\}^{\mathrm{T}}=\begin{bmatrix}x_{p_1}&y_{p_1}&z_{p_1}\\x_{p_2}&y_{p_2}&z_{p_2}\\x_{p_3}&y_{p_3}&z_{p_3}\\\vdots&\vdots&\vdots\end{bmatrix}.$$

根据初始位置矩阵和目标位置矩阵求 $\boldsymbol{R}_a$ 和 $\boldsymbol{T}_a$，即可转化为求最小二乘问题

$$(\boldsymbol{R}_a,\boldsymbol{T}_a)=\arg\min\sum_{i=1}^{3}\|(\boldsymbol{R}_a\cdot q_i+\boldsymbol{T}_a)-p_i\|_2.$$

经过去中心变换和 SVD 分解，即可求出该阶段的转换矩阵 $\boldsymbol{R}_a$ 和 $\boldsymbol{T}_a$.

(2) 使用 ICP 算法对待配准点云的特征点集和目标点云的特征点集计算旋转变换矩阵 $\boldsymbol{R}_b$ 和平移变换矩阵 $\boldsymbol{T}_b$，对待配准点云的特征点集进行第 2 次变换，公式为 $q_0''=\boldsymbol{R}_bq_0'+\boldsymbol{T}_b$.

使用 ICP 算法对经过一次初变换的待配准矩阵特征点集与目标点云特征点集进行配准. 在目标点集中，寻找待配准点集中每点的最邻近点作为匹配点，通过计算待转换点和匹配目标点之间的转换关系，得到该阶段转换矩阵 $\boldsymbol{R}_b$ 和 $\boldsymbol{T}_b$，计算转换后匹配点对之间的距离并将其作为配准误差，进行多次迭代，直至匹配误差不再减小或完成迭代. 待配准点云特征点的粗配准变换关系为

$$q_0''=\boldsymbol{R}_b(\boldsymbol{R}_aq_0+\boldsymbol{T}_a)+\boldsymbol{T}_b=\boldsymbol{R}_b\boldsymbol{R}_aq_0+\boldsymbol{R}_b\boldsymbol{T}_a+\boldsymbol{T}_b.$$

使用粗配准得到的转换关系对待配准点云 Q 进行坐标变换，公式为

$$Q'=\boldsymbol{R}_b(\boldsymbol{R}_aQ+\boldsymbol{T}_a)+\boldsymbol{T}_b=\boldsymbol{R}_b\boldsymbol{R}_aQ+\boldsymbol{R}_b\boldsymbol{T}_a+\boldsymbol{T}_b.$$

将变换得到的目标点云 Q' 作为精配准初值，使用 ICP 算法进行点云的精配准.

3　实验及结果分析

3.1　RMFD 的计算复杂度及鲁棒性分析

为了验证 RMFD 对于噪声和点云不同分辨率的鲁棒性，采用 Bunny 点云作为目标点云，将同一坐标系下添加随机噪声和采样至不同分辨率的 Bunny 点

云数据作为待配准点云，分别进行 RMFD 的匹配实验. 对根据 RMFD 选定的每对配对点计算 2 点之间的欧几里得距离，若该距离小于规定阈值 τ，则认为该点对是正确的匹配；否则，认为该点对是错误的匹配. 在一定的阈值 τ 下，定义召回率 R 为正确匹配点对数与描述符总数的比值，配准精度 P 为正确匹配点对数与总匹配点对的比值，定义 F_1 评分为

$$F_1=\frac{2\times P\times R}{P+R}.$$

对于已经位于同一坐标系下的目标点云和待配准点云，使用本文点云数据处理和基于 RMFD 的配准方法进行点云的匹配，分析最终的匹配点对情况. 使用常用的召回率与精度曲线和 F_1 评分作为性能评估指标.

使用 F_1 评分对局部特征描述符的匹配情况进行评价，结果如表 1 所示，其中，F_1 评分越高，说明局部特征描述符的表现越好. 通过改变阈值 τ 来生成召回率与精度曲线，结果如图 3 所示，其中，召回率与精度曲线越靠近纵坐标轴，说明描述符的表现越好.

从图 3 和表 1 可以看出，与其他几种常见的描述符相比，RMFD 的描述性及匹配精度均具有一定的优越性.

总体来说，基于 RMFD 的部分点云与整体点

表 1　不同点云数据局部特征描述符的 F_1 评分

描述符	时间复杂度	维数	F_1 评分			
			原始点云数据	添加 1%随机噪声	1/2 下采样	1/4 下采样
PFH[12]	$O(nk^2)$	125	0.54	0.35	0.31	0.40
HoPPF[15]	$O(nk)$	600	0.85	0.59	0.69	0.66
PPFH[25]	$O(nk)$	512	0.91	0.73	0.60	0.60
FPFH[13]	$O(nk)$	125	0.75	0.46	0.56	0.43
RFMD	$O(n)$	32	**0.95**	**0.83**	**0.74**	**0.71**

注. 粗体表示最优值.

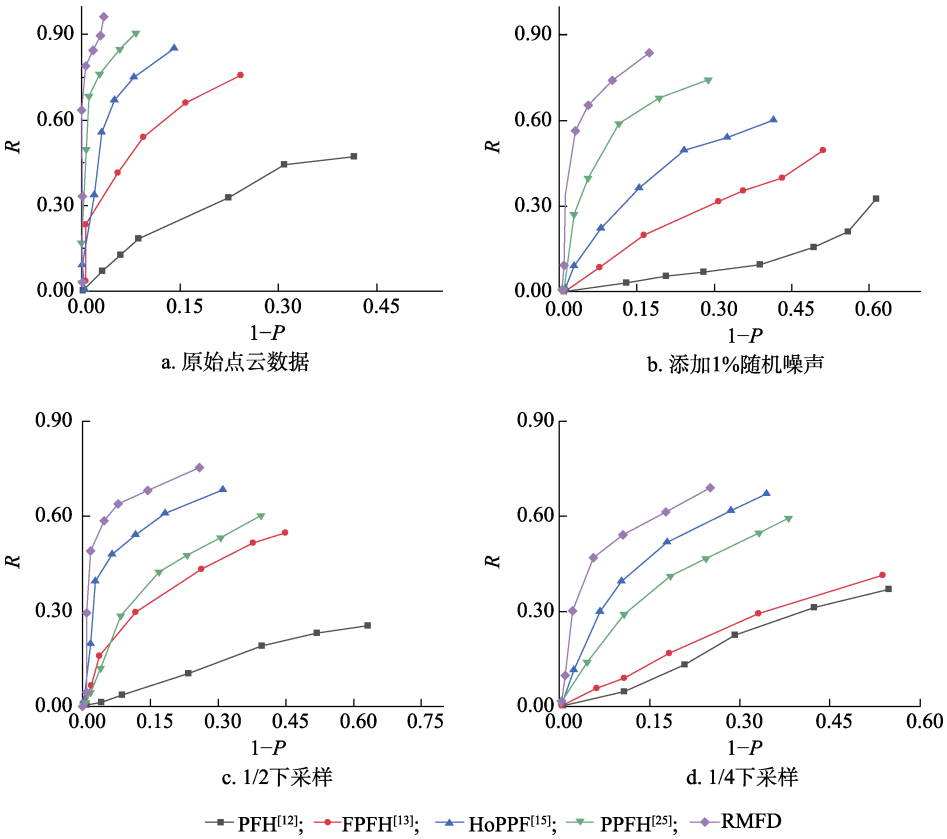


图 3　4 种情况下 5 种局部特征描述符的召回率与精度曲线

云配准方法具有以下特点:

(1) 根据特征度提取待配准点云与目标点云的特征点进行点云的匹配，能够减少构建局部特征描述符及进行关键点查找与匹配过程中的计算量. 构建局部特征描述符的过程中，使用关键点邻域质心点能够有效地简化构建描述符的时间复杂度和空间复杂度，对于包含 n 个数据点的点云数据，构建 RMFD 的时间复杂度与选择的支撑半径无关，恒为 $O(n)$；且描述符的维度为 32，大幅减少了配准过程的运算量.

(2) 使用关键点与其邻域分区质心点的几何关系信息构建局部特征描述符. 与分别构建关键点与邻域点点对组合的特征描述符构建方法相比，RMFD 能够减小孤立噪声及高斯噪声的影响，提高描述符对于噪声的鲁棒性.

(3) 使用关键点与其邻域分区质心点构建局部特征描述符，能够减小点云分辨率对于局部特征描述符的影响，增强描述符对于不同点云分辨率的鲁棒性.

3.2　通用数据集配准验证

为了证明本文方法的普适性和有效性，选用斯坦福公共数据集 Bunny, Lucy 进行部分点云与整体点云的配准实验. 分别使用 PFH[12], FPFH[13], HoPPF[15], PPFH[25]描述符结合 RANSAC，及基于 SVD 分解的坐标关系变换方法与 RMFD 进行实验，计算配准时间和配准误差. 配准误差定义为 2 组点云集中所有匹配点对距离的均值与点云分辨率之比. 设定配准误差阈值为 1，即 2 点云集中匹配点对距离的均值与点云分辨率之比大于 1，则认为配准失败. 配准结果如表 2~表 3 所示.

表 2　Bunny 和 Lucy 点集部分点云与整体点云配准结果

描述符	Bunny		Lucy	
	RANSAC	SVD	RANSAC	SVD
初始状态				
PFH[12]				
HoPPF[15]				
PPFH[25]				
FPFH[13]				
RMFD				

表 3 RMFD 与其他点云配准方法的配准结果比较

点云数据集	配准方法	粗配准误差	配准准确度提高率/%	配准时间/s	配准速度提高率/%
Bunny-part of Bunny	PFH-RANSAC	8.56×10^{-3}	59.35	557.19	36.89
	HoPPF-RANSAC	7.87×10^{-3}	55.78	506.77	30.61
	PPFH-RANSAC	4.20×10^{-3}	17.14	489.65	28.18
	FPFH-RANSAC	2.82×10^{-3}	–23.40	457.28	23.10
	RMFD-RANSAC	3.48×10^{-3}		351.66	
Lucy-part of Lucy	PFH-RANSAC	6.47×10^{-3}	62.13	1298.23	57.78
	HoPPF-RANSAC	5.71×10^{-3}	57.09	718.51	23.71
	PPFH-RANSAC	7.48×10^{-3}	67.25	687.24	20.24
	FPFH-RANSAC	6.59×10^{-3}	62.82	865.63	36.68
	RMFD-RANSAC	2.45×10^{-3}		548.15	
Bunny-part of Bunny	PFH-SVD	5.42×10		162.44	
	HoPPF-SVD	1.56×10^{-2}	73.91	109.59	93.37
	PPFH-SVD	9.82×10^{-3}	58.55	85.67	91.51
	FPFH-SVD	2.02×10^{2}		96.74	
	RMFD-SVD	4.07×10^{-3}		7.27	
Lucy-part of Lucy	PFH-SVD	2.65		354.60	
	HoPPF-SVD	5.71×10^{-2}	94.54	274.87	60.22
	PPFH-SVD	4.26		215.61	
	FPFH-SVD	7.55×10^{-2}	95.87	197.42	44.61
	RMFD-SVD	3.12×10^{-3}		109.35	

表 3 中, 速度提高率指利用本文基于 RMFD 配准算法相对于利用其他方法配准速度提高的程度. 对于实验中使用的 Bunny 点云和 Lucy 点云, 利用 RMFD 进行点云的局部特征描述, 完成部分点云与局部点云的配准. 可以看出, 与基于 PFH, HoPPF, PPFH, FPFH 描述符的配准方法相比, RMFD 能够在正确完成配准的基础上配准准确度平均提高 56.75%, 配准速度平均提高 45.57%.

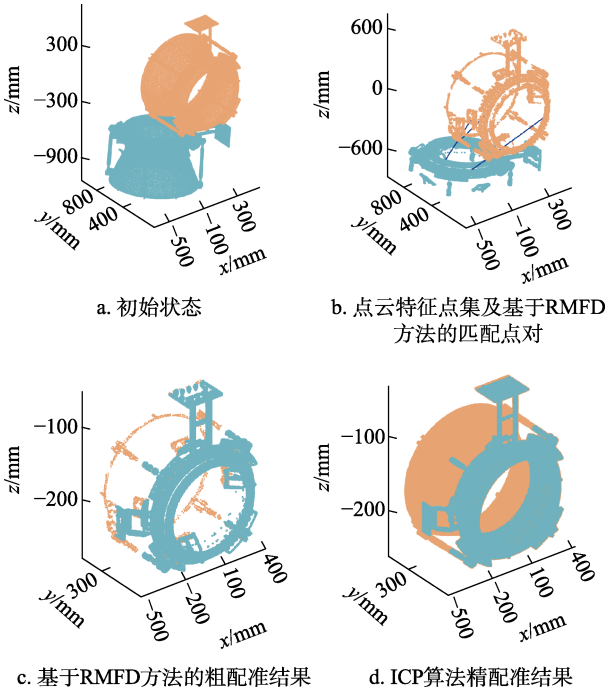
基于 RMFD 的部分点云与整体点云的配准算法使用部分点云中的待配准关键点进行点对搜索匹配, 且使用 2 点云的特征点集进行初始配准, 增强了局部特征描述符的差异性, 减少了匹配计算次数, 提高了配准效率. 在实现高精度配准的前提下, 本文算法配准所用时间大幅度减少, 是一种效率较高的配准算法.

3.3 大型发动机舱段部分点云与整体点云的配准

大型发动机的舱段由于制造及后续工艺的影响会发生不规则的变形, 为了保证发动机装配的密封性, 舱段的装配接口配合精度要求很高. 因此, 在进行装配前需要对舱段的接口部分进行尺寸评价, 判断舱段的可装配性. 使用非接触式激光扫描设备可以迅速地采集舱段接口部分的真实形貌点云, 经过点云的位置变换, 将扫描得到的舱段接口部分点云数据与设计模型的 CAD 点云数据进行配准, 即可在已知的 CAD 坐标系下提取真实舱段接口部分的特征尺寸, 完成工件尺寸检测. 在此过程中, 将舱段接口部分的点云变换到舱段整体设计理想模型的坐标中, 所用的点云配准时间占整个测量过程耗时的 80%以上, 严重影响了尺寸评价工作的效率.

使用传统 PFH-RANSAC 方法进行配准时, 该舱段整体点云模型体积为 0.31 m^3, 粗配准过程耗时 4662.33 s, ICP 精配准耗时 6.37 s, 共耗时 4668.7 s, 最终配准偏差 2.4 mm. 使用基于 RMFD 的配准方法对舱段接口的部分点云与设计模型的整体点云进行粗配准, 并使用 ICP 算法进行精配准, 粗配准过程耗时 117.28 s, ICP 算法精配准耗时 5.88 s, 共耗时 123.16 s, 配准结果如图 4 所示. 可以看出, 最终精确配准的结果得到舱段接口的部分点云与舱段的整体点云匹配误差为 2.4 mm, 是舱段的整体制造偏差, 配准偏差与传统方法无显著差别, 配准速度提高 97.36%.

实验结果表明, 针对大型变形发动机舱段部分点云与整体点云配准这类待配准点云与目标点云存在特征信息差异的配准问题, 传统的基于点



a. 初始状态　　b. 点云特征点集及基于RMFD方法的匹配点对

c. 基于RMFD方法的粗配准结果　　d. ICP算法精配准结果

图 4　大型舱段装配接口部分点云与整体点云配准结果

云局部特征的描述符(如 PFH, HoPPF, PPFH, FPFH)方法结合 RANSA 方法进行点云配准计算效率低下；本文基于 RMFD 的特征描述方法，能够有效地表达经过特征提取的点集局部特征，使用部分点云的关键点进行点对搜索匹配的策略能够保证匹配点对的准确性，结合基于 SVD 分解的坐标系转换计算方法提高配准效率，完成大型舱段的部分点云与整体点云的配准. 但是，本文方法仍存在一定局限性，点云的密度会对 RMFD 的描述性造成一定的影响，可以通过对点云提取特征点将待配准点云与目标点云的点云密度调整至接近状态，再进行匹配，减小这种影响.

4　结　语

为了实现大型工件关键尺寸的快速测量评价，解决部分点云与整体点云的高效率配准问题，本文提出了一种基于 RMFD 的部分点云与整体点云配准方法. 通过构建关键点与其影响域分区质心点局部坐标系，描述其所在邻域的局部特征，构成 RMFD；根据 RMFD 的差异性选择待配准的部分点云中的关键点，根据 RMFD 的匹配程度搜索部分点云中的关键点在整体点云中的匹配点，完成部分点云与整体点云的粗配准. 实验结果表明，将本文方法应用于大型舱段装配接口部分点云与设计模型整体点云的配准中，舱段装配接口尺寸的测量评价工作效率大幅提高. 该方法也可应用于其他大型工件的局部特征尺寸测量或点云配准场景中，能够有效地提高测量工作效率.

参考文献(References):

[1] Wu C, Yuan Y B, Tang Y, *et al*. Application of terrestrial laser scanning (TLS) in the architecture, engineering and construction (AEC) industry[J]. Sensors, 2022, 22(1): 265

[2] Cheng Xu. Research on 3D reconstruction and point cloud registration technology of complex parts[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019(in Chinese)
(程旭. 复杂零件三维重建与点云配准技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019)

[3] Reyno T, Marsden C, Wowk D. Surface damage evaluation of honeycomb sandwich aircraft panels using 3D scanning technology[J]. NDT and E International, 2018, 97: 11-19

[4] Yao Dong. Research on key technologies of large field of view white light interferometry for 3D topography measurement[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2021(in Chinese)
(姚东. 大视场白光干涉三维形貌测量关键技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2021)

[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] Cheng X, Li Z W, Zhong K, *et al*. An automatic and robust point cloud registration framework based on view-invariant local feature descriptors and transformation consistency verification[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2017, 98: 37-45

[7] Jiang Yue, Huang Hongguang, Shu Qin, *et al*. Scale point cloud registration algorithm in high-dimensional orthogonal subspace mapping[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 290-300(in Chinese)
(蒋悦, 黄宏光, 舒勤, 等. 高维正交子空间映射的尺度点云配准算法[J]. 光学学报, 2019, 39(3): 290-300)

[8] Li Raobo, Yuan Xiping, Gan Shu, *et al*. Research on point cloud registration method using gravity feature transformation[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11): 145-155(in Chinese)
(李绕波, 袁希平, 甘淑, 等. 利用重心特征变换处理的点云配准方法研究[J]. 光子学报, 2021, 50(11): 145-155)

[9] Makovetskii A, Voronin S, Kober V, *et al*. An algorithm for rough alignment of point clouds in three-dimensional space[C]//Proceedings of ITNT the 6th IEEE International Conference on Information Technology and Nanotechnology. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2020: 1-4

[10] Anderson J D, Raettig R M, Larson J, *et al*. Delaunay walk for fast nearest neighbor: accelerating correspondence matching for ICP[J]. Machine Vision and Applications, 2022, 33(2): Article No.31

[11] Yang J J, Wang C, Luo W J, *et al*. Research on point cloud registering method of tunneling roadway based on 3D NDT-ICP algorithm[J]. Sensors, 2021, 21(13): 4448

[12] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, *et al*. Aligning point cloud

views using persistent feature histograms[C] //Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2008: 3384-3391

[13] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 3212-3217

[14] Tombari F, Salti S, Stefano L D. Unique signatures of histograms for local surface description[C] //Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2010: 356-369

[15] Zhao H, Tang M J, Ding H. HoPPF: a novel local surface descriptor for 3D object recognition[J]. Pattern Recognition, 2020, 103: 107272

[16] Wu L, Zhong K, Li Z W, *et al*. PPTFH: robust local descriptor based on point-pair transformation features for 3D surface matching[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3229

[17] Logoglu K B, Kalkan S, Temizel A. CoSPAIR: colored histograms of spatial concentric surflet-pairs for 3D object recognition[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 75: 558-570

[18] Yang Jiaqi. Local feature description and matching for point clouds[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019: 13-24(in Chinese)
(杨佳琪. 点云局部特征描述与匹配研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019: 13-24)

[19] Zaganidis A, Sun L, Duckett T, *et al*. Integrating deep semantic segmentation into 3-D point cloud registration[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 2942-2949

[20] Shah G A, Polette A, Pernot J P, *et al*. Simulated annealing-based fitting of CAD models to point clouds of mechanical parts' assemblies[J]. Engineering with Computers, 2021, 37(4): 2891-2909

[21] Li J L, Chen B R, Yuan M, *et al*. Matching algorithm for 3D point cloud recognition and registration based on multi- statistics histogram descriptors[J]. Sensors, 2022, 22(2): 417

[22] Pomerleau F, Magnenat S, Colas F, *et al*. Tracking a depth camera: parameter exploration for fast ICP[C] //Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 3824-3829

[23] Yang J L, Li H D, Jia Y D. Go-ICP: solving 3D registration efficiently and globally optimally[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 1457-1464

[24] 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

[25] Buch A G, Kraft D. Local point pair feature histogram for accurate 3D matching[C] //Proceedings of British Machine Vision Conference. Guildford: BMVA Press, 2018: 1457-1464