DOI: 10.3901/JME.2020.09.215

序列图像约束的点云初始配准方法*

孙殿柱¹ 沈江华¹ 李延瑞² 林 伟¹

(1. 山东理工大学机械工程学院 淄博 255049;

2. 西安交通大学机械工程学院 西安 710049)

摘要: 针对现有算法难以精确配准重叠区域较小的点云, 提出一种结合二维序列图像的点云初始配准方法。基于移动式三维测量方法获取实物表面灰度图像及三维数据, 根据透视投影原理对相机在点云局部坐标系中的位置进行定位, 获取点云到对应相机坐标系的变换矩阵, 并以灰度图像的特征点及其匹配点作为匹配对, 通过重建序列图像对相机外参数予以全局优化, 根据初始配准公式实现点云初始配准。试验结果表明, 该算法可正确配准重叠区域较小的点云, 且能显著提高配准过程的稳健性及配准效率。

关键词: 点云初始配准; 移动式三维测量; 运动法重建; 序列图像

中图分类号: TP391

Initial Registration Method of Point Cloud Based on Sequence Images

SUN Dianzhu¹ SHEN Jianghua¹ LI Yanrui² LIN Wei¹

(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract: An initial registration algorithm for point clouds combining two-dimensional sequence images is proposed to solve the problem that the existing algorithms are difficult to accurately register the point clouds with small overlapping area. The gray-scale images and point cloud data of physical surface are obtained based on the mobile three-dimensional measurement method. It depends on the principle of perspective projection that the position of a camera in the local coordinate system of a point cloud is located, and a transformation matrix that transforms the point cloud to the corresponding camera coordinate system is obtained. The image feature points and their matching points are used as matching pairs, the external parameters of the camera are globally optimized by reconstructing the sequence images, and then the point cloud registration is realized according to the initial registration formula. The results of experiment show that the method can correctly register the point cloud with small overlapping area and significantly improve the robustness and efficiency of the registration process.

Key words: initial registration of point clouds; mobile three-dimensional measurement; structure from motion; sequence images

0 前言

三维数字化模型通常用于描述物体的形状, 广泛应用于逆向工程、机器视觉、生物医学、文物修复等领域^[1]。主动式光学测量技术能有效解决自由曲面物体的数字化建模问题, 但由于单个视角的可见性限制, 通常需要采用点云配准^[2-14]技术将不同视角下多组局部点云数据集成到一个完整的三维数字化模型中。点云配准是点云后处理的重要基础,

直接影响被测物体三维重构的整体误差。

目前广泛使用的是 BESL 等^[5]提出的迭代最近点算法(Iterative closest point, ICP), 当待配准点云存在绝对的包含关系且初始位置相差较小时, 配准精度较高。孙殿柱等^[6]对曲面局部样点构建泊松曲面, 以点-泊松曲面代替点-点作为匹配规则, 提高了配准过程收敛于全局最优的稳定性。RUSU 等^[7]提出了一种 FPFH 特征, 用以描述点云数据集中任一样点邻域的局部几何信息。该算法^[7]通过样本一致性方法对初始 FPFH 特征点进行采样, 对于符合要求的特征点予以保留并用于后续配准, 该方法取得了较好的配准效果。徐思雨等^[8]通过计算点云特

* 国家自然科学基金资助项目(51575326)。20190629 收到初稿, 20191207 收到修改稿

征描述子选取特征匹配对, 配准两视角点云, 进而依据模型扩展方法实现多视角点云的全局配准。JUNG 等^[9]根据点云生成的二维图像点坐标与点云三维坐标之间的对应关系, 用二维图像配准实现点云的初始配准。王瑞岩等^[10]借助同轴相机拍摄的图像求解待配准点云间的相对旋转变换, 当图像数量为多幅时, 旋转变换参数会形成误差累积, 在精确配准阶段基于点云重叠区域的质心重合迭代计算平移矩阵, 无法优化旋转变换参数, 并且配准过程仍需借助重叠区域内三维坐标值搜索对应点, 受点云重叠比例的限制。对于刚性变换, 任意两条相交线段的交比保持不变, AIGER 等^[11]基于此性质在点云上选取共面的 4 个点作为基底, 然后在另一点云上寻找与该基底近似全等的共面 4 点集合, 将其中配准误差最小的刚体变换作为最终的全局配准。上述 ICP 及其改进算法采用的是硬匹配策略, 需要建立准确的点-点对应关系, 能实现正确配准的前提是待配准点云必须存在重叠区域, 重叠区域越小, 特征点匹配的准确性越差, 则配准精度和算法稳健性越低。文献[12-14]提出基于概率的配准方法, 假设两点云均服从高斯混合分布, 并构造似然函数, 应用最大期望算法估计最优的刚性变换参数, 这类算法采用的是软匹配策略, 用概率值衡量任一样点与潜在匹配点的匹配程度, 但是仍无法避免对重叠区域大小的依赖。

为解决重叠区域较小的点云刚性配准问题, 本文采用移动式三维测量方式测量物体表面数据并获取二维图像, 基于增量式运动法重建思想, 提出结合二维图像特征点云刚性配准算法。借助标定物标定相机相对于点云局部坐标系的位置, 并进一步确定序列图像的相对位置, 从而实现点云初始配准。配准过程中, 将三维数据集中空间点与空间点的匹配转化为二维图像集中特征点与特征点的匹配, 利用图像对极几何约束重建特征点, 计算待配准点云初始运动参数并进行全局优化。试验结果表明, 该配准方法结合图像信息能够配准重叠比例更低的点云且提高配准效率。

1 三维场景移动式测量

传统的固定式三维测量方式是将扫描仪固定, 物体每旋转一定角度或移动一定距离, 扫描仪对被测物体局部进行测量。常用的一种方法是使用精密转台移动物体, 根据每次扫描转台转动的角度就可实现配准, 配准精度较高, 但精密转台价格高昂且不适用于大型物体的数据测量。另一种方法是手动

移动物体, 利用 ICP 等配准算法对点云进行配准, 易实现且应用广泛。

设两个视角下具有部分重叠区域的数据点集分别为 P 和 Q , 若对于 P 中一个含有 N 个点的子集 $S_P = \{p_i | p_i \in \mathbf{R}^3, i=1, 2, \dots, N\}$, 在 Q 中有一含有 N 个点的子集 $S_Q = \{q_i | q_i \in \mathbf{R}^3, i=1, 2, \dots, N\}$ 与之相对应, 则点云刚性配准模型的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^N \|q_i - (Rp_i + T)\|^2 \quad (1)$$

式中, R 是旋转矩阵; T 是平移矩阵。初始配准实际上就是通过最小化目标函数得到两个视角下三维数据点之间的坐标转换关系 R 和 T 。 (p_i, q_i) 表示点云 P 和 Q 的重叠区域 S_P 和 S_Q 中具有对应关系的匹配对, 点云配准过程每次迭代均需建立对应关系 (p_i, q_i) , 根据 (p_i, q_i) 建立式(1)目标函数并估计最优转换参数 R 和 T 。由此可见, 点云配准问题的关键在于不同视角下对应点集 $\{(p_i, q_i) | i=1, 2, \dots, N\}$ 的选取。对于采用手动移动物体的测量方式, 当物体移动角度或距离较大时, 获得的两片点云重叠区域会较小, 由于可利用的点云特征信息较少, 提取 $\{(p_i, q_i) | i=1, 2, \dots, N\}$ 的结果不可靠, 因此, 现有配准算法通常难以正确配准重叠不良的点云。针对这一问题, 本文提出一种移动式三维测量方式。

移动式三维测量系统中的扫描仪主要由 2 个 CCD 相机和 1 个光栅投影装置组成, 2 个 CCD 相机构成双目立体视觉系统, 如图 1 所示。移动式三维测量方式是将被测物体固定, 通过移动扫描仪对其进行测量。如图 2 所示, 不失一般性, 假设为了

图 1 扫描仪测量系统

图 2 三维场景移动式测量示意图

测量位置 A_1 与 A_n 处的三维数据, 其测量过程为: 在位置 A_1 处扫描物体, 获得点云 P 以及图像 I_1 , 从 A_1 到 A_n 的移动过程中利用相机实时拍摄被测物体在 $A_2, A_3, \dots, A_{n-1}$ 处的二维图像, 得到图像 I_i , 其中 $i=2, 3, \dots, n-1$, 在位置 A_n 处扫描物体, 获得点云 Q 以及图像 I_n 。移动式三维测量方式的测量结果是 P 、 Q 两组点云和序列图像 $\Sigma = \{I_i | i=1, 2, \dots, n\}$, 与传统的手动移动物体测量方式相比, 能为点云配准提供更多辅助信息。

2 相机外参数估计

在移动式测量过程中, 相机位置发生变化, 其外参数 $\Phi = \{M_i | i=1, 2, \dots, n\}$ 相应改变, 其中 M_i 是 3×4 维矩阵。运动法重建(Structure from motion, SFM)^[15-16]是一种利用序列图像重建出三维稀疏点云的算法, 本文将用于求解相机外参数, 获取相机在不同测量点的相对位置关系。

应用尺度不变特征变换(Scale invariant feature transform, SIFT)算法^[17]检测序列图像 $\Sigma = \{I_i | i=1, 2, \dots, n\}$ 的特征点, 并根据对应特征点的特征描述子之间欧氏距离最小原则, 对图像集 Σ 中任意相邻两幅图像依次进行特征点匹配, 并将匹配结果记为 $\Psi = \{I_{i,j+1} | i=1, 2, \dots, (n-1)\}$, 其中, $I_{i,j+1}$ 表示图像 I_i 与 I_{i+1} 的特征点匹配对集合。序列图像的相对定位是一个迭代计算的过程, 首先需要通过 I_1 和 I_2 的特征点匹配对集合 $I_{1,2}$ 对模型初始化处理, 并将重建所得的物体三维结构 $X^{(0)}$ 、相机外参数 M_1 和 M_2 作为后续计算的基础。

如图 3 所示, I_1 与 I_2 为相机在 A_1 、 A_2 两个位置的拍摄图像, 欧氏空间中任意一个空间点 X 在 I_1 与 I_2 上的投影点坐标分别为 x_1 、 x_2 。相机由 A_1 位置运动到 A_2 位置的相对旋转、平移变换分别记为 ΔR_{C1} 、 Δt_{C1} , 则由对极几何约束可知

$$\hat{x}_1^T E \hat{x}_2 = 0 \quad (2)$$

式中, $\hat{x}_1 = K^{-1}x_1$ 、 $\hat{x}_2 = K^{-1}x_2$, K 为相机内参数。 E 为两视图之间的本质矩阵, 具有齐次性, 且其仅与 ΔR_{C1} 、 Δt_{C1} 有关, 满足

$$E = [\Delta t_{C1}]_x \Delta R_{C1} \quad (3)$$

式中, $[\Delta t_{C1}]_x$ 为平移矢量 Δt_{C1} 的反对称矩阵。应用奇异值分解法(Singular value decomposition, SVD)将 E 分解为如式(3)的形式, 获得的 Δt_{C1} 与真实平移矢量之间存在不确定的尺度因子 λ , 因此, 图像信息只能准确提供相机在两个拍摄位置间的相对旋转矩阵。

图 3 计算相机外参数原理图

每增加一幅图像 $I_i (i=3, 4, \dots, n)$, 则利用其已重建的特征点图像坐标与对应的空间坐标解决透视 n 点定位问题^[18], 即可求解出相机外参数 M_i , 进而基于三角测量方法重建新加入的图像 I_i 。SFM 算法在重建过程中会多次采用光束法平差^[19]进行全局优化以提高重建精度, 则其求解的相机外参数同样可得到优化。

3 序列图像约束配准

扫描仪每进行一次测量, 均得到一片局部点云, 将局部点云所处的坐标系 $o_W x_W y_W z_W$ 称之为点云局部坐标系。扫描系统是基于双目的, 根据双目视觉三维测量原理可知, 点云的局部坐标系与相机的坐标系 $o_C x_C y_C z_C$ 相对位置是保持不变的。

如图 4 所示, 设点云数据所在的局部坐标系为 $o_W x_W y_W z_W$, 其相机坐标系为 $o_C x_C y_C z_C$ 。这两个坐标系之间刚性变换关系记为旋转变换 R_W 和平移变换 t_W 。若物体表面任意一点 X 在两个坐标系中的坐标分别为矩阵 X_W 和 X_C , 则采用式(4)将点 X 在局部坐标系中的坐标转换到相机坐标系

$$X_C = R_W X_W + t_W \quad (4)$$

图 4 相机坐标系及点云局部坐标系

对于物体表面点 X , 假设其在第 i 与 $i+1$ 两相邻视角下的点云中均存在, 且对应坐标分别为 X_{Wi} 、 $X_{W(i+1)}$, 则由式(4)可得

$$\begin{cases} X_{Ci} = R_W X_{Wi} + t_W \\ X_{C(i+1)} = R_W X_{W(i+1)} + t_W \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\mathbf{X}_{C_i}$ 和 $\mathbf{X}_{C_{(i+1)}}$ 分别为点 X 在相应两个相机坐标系中的坐标。

配准就是求解 $\mathbf{X}_{W_i}$ 与 $\mathbf{X}_{W_{(i+1)}}$ 的变换关系, 经式(5)变换, 从而等价于求解 $\mathbf{X}_{C_i}$ 与 $\mathbf{X}_{C_{(i+1)}}$ 的变换关系, 设 $\mathbf{X}_{C_i}$ 和 $\mathbf{X}_{C_{(i+1)}}$ 满足

$$\mathbf{X}_{C_{(i+1)}} = \Delta \mathbf{R}_{C_i} \mathbf{X}_{C_i} + \Delta \mathbf{t}_{C_i} \quad (6)$$

式中, $\Delta \mathbf{R}_{C_i}$ 和 $\Delta \mathbf{t}_{C_i}$ 分别表示相机在第 i 与 $i+1$ 视角的相对变换矩阵。

联立式(5)、(6), 第 i 与 $i+1$ 视角的两个待配准点云间的刚性变换可表示为

$$\mathbf{X}_{W_{(i+1)}} = \mathbf{R} \mathbf{X}_{W_i} + \mathbf{t} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{R} = \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{R}_{C_i} \mathbf{R}_W^{-1}$, $\mathbf{t} = \mathbf{t}_W - \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{R}_{C_i} \mathbf{R}_W^{-1} + \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{t}_{C_i}$ 。

由式(7)的关系式可知, 通过不同视角的重叠图像提供足够数量的对应点间接实现配准, 可避免在点云数据集内进行任何对应点搜索。因此, 在点云之间重叠区域较小甚至没有重叠的情况下, 点云初始配准问题可转化为求解 $\mathbf{R}_W$ 、 $\mathbf{t}_W$ 与 $\Delta \mathbf{R}_{C_i}$ 、 $\Delta \mathbf{t}_{C_i}$, 其中 $i=1, 2, \dots, n-1$ 。

根据三维测量系统原理可知, 同一次测量过程中, 不同站点处相机坐标系与点云局部坐标系的相对位置关系是保持不变的, 则只需进行一次标定即可确定 $\mathbf{R}_W$ 和 $\mathbf{t}_W$, 此刚性变换可通过基于标定物的标定方法求解^[20], 其理论依据是透视投影原理, 三维扫描仪测量的标识点空间坐标与图像坐标建立一一映射关系, 通过最小二乘法求解变换矩阵。

$\Delta \mathbf{R}_{C_i}$ 和 $\Delta \mathbf{t}_{C_i}$ 是由相机在第 i 视角的变换矩阵 $\mathbf{R}_{C_i}$ 、 $\mathbf{t}_{C_i}$ 与第 $i+1$ 视角的变换矩阵 $\mathbf{R}_{C_{(i+1)}}$ 、 $\mathbf{t}_{C_{(i+1)}}$ 间接计算的, 因此, 求解 $\Delta \mathbf{R}_{C_i}$ 、 $\Delta \mathbf{t}_{C_i}$ 实际上是序列图像定位问题, 即计算各站点相机外参数 $\mathbf{R}_{C_i}$ 、 $\mathbf{t}_{C_i}$, $i=1, 2, \dots, n$, 采用上一节所述方法即可求解外参数。

由于在 SFM 初始化处理阶段, λ 无法确定, 故式(6)改写成

$$\mathbf{X}_{C_{(i+1)}} = \Delta \mathbf{R}_{C_i} \mathbf{X}_{C_i} + \lambda \Delta \mathbf{t}_{C_i} \quad (8)$$

从而, 式(7)中 $\mathbf{t} = \mathbf{t}_W - \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{R}_{C_i} \mathbf{R}_W^{-1} + \lambda \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{t}_{C_i}$, 不能准确求出。因此, 初始配准公式为

$$\mathbf{p}' = \mathbf{R} \mathbf{p} + \mathbf{t} \quad (9)$$

式中, $\mathbf{p}'$ 为源点云 P 中任一样点的坐标 $\mathbf{p}$ 变换到目标点云 Q 所在坐标系下的坐标。

基于上述分析, 下面提出一种初始配准算法以适用于重叠区域较小的点云。具体过程如下。

(1) 初始化相机运动信息和物体三维结构: $S^{(1)} = \{\mathbf{X}_{W_l} | l=1, 2, \dots, m\}$, 其中, $\mathbf{X}_{W_l}$ 表示重建得到的空间点坐标, m 为空间点数目, $\Omega = \{S^{(1)}\}$, $\Phi = \{\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2\}$, $k \leftarrow 2$ 。

(2) 加入新的图像 I_{k+1} , 并提取 SIFT 特征点,

对于 I_k 中的任一特征点在 I_{k+1} 中寻找欧氏距离最小和次小的两个特征点, 若最小距离和次小距离之间的比值小于给定阈值 α 时, 则认为最小距离对应的特征点是正确的匹配对, 将特征点匹配对记为 $C^{(k)} = \{I_{k,k+1}\}$ 。

(3) 从 $C^{(k)}$ 中选取能够在点集 Ω 中找到对应空间坐标的特征点匹配对, 记为 $C_1^{(k)}$, 则另一部分特征点匹配对记为 $C_2^{(k)}$ 。

(4) 根据 $C_1^{(k)}$ 与 Ω 建立空间点与图像点的一一映射关系, 使用最小二乘法求解相机外参数 $\mathbf{M}_{k+1}$, $\Phi \leftarrow \Phi \cup \mathbf{M}_{k+1}$ 。

(5) 恢复新加入图像的相机变换矩阵 $\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{K} \mathbf{M}_{k+1}$, 应用三角测量原理重建 $C_2^{(k)}$ 中的特征点, 将新增的重建点记为 $S^{(k)}$ 。

(6) $\Omega \leftarrow \Omega \cup S^{(k)}$ 。

(7) 采用光束法平差优化参数, 并更新点集 Ω 以及相机外参数 Φ 。

(8) $k \leftarrow k+1$ 。

(9) 重复执行步骤(2)~(8), 直至所有图像处理完成。

(10) 分解 Φ 中的相机外参数, 得集合 $T_R = \{\mathbf{R}_{C_i} | i=1, 2, \dots, n\}$, $T_t = \{\mathbf{t}_{C_i} | i=1, 2, \dots, n\}$, 其中, $\mathbf{R}_{C_i}$ 表示第 i 个相机的旋转矩阵, $\mathbf{t}_{C_i}$ 表示第 i 个相机的平移矩阵。

(11) 基于 T_R 、 T_t 计算相机在位置 A_1 与 A_n 的相对变换矩阵 $\Delta \mathbf{R}_C$ 和 $\Delta \mathbf{t}_C$, 根据公式 $\mathbf{R} = \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{R}_C \mathbf{R}_W^{-1}$ 以及 $\mathbf{t} = \mathbf{t}_W - \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{R}_C \mathbf{R}_W^{-1} + \lambda \mathbf{R}_W \Delta \mathbf{t}_C$ 分别计算点云 P 、 Q 的初始配准参数 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{t}$ 。

(12) 根据式(9)对点云 P 、 Q 进行 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{t}$ 变换, 将所得结果作为点云的初始配准结果。

4 试验与分析

采用移动式三维测量方式获取汽车引擎罩板及人脸模型的表面采样数据以及二维图像, 结果如图 5、图 6 所示, 其中图 5a、5b 为两视角点云, 点云数量分别为 72 317、76 984, 图 5c 展示了全部序列图像。图 6a、6b 为两视角点云, 点云数量分别为 64 601、67 752, 图 6c 仅展示了部分序列图像。

为了测试初始配准算法的实际效果, 在硬件为 Inter(R) Xeon CPU 2.50 GHz, 2 GB 内存, 操作系统为 Gentoo Linux, 测试程序为 C++ 的环境中, 用图 5、6 中的点云及图像进行试验和分析。试验中, 尺度因子 λ 取 1, 阈值 α 取 0.6。

本文算法通过重建图 5c 中 11 幅图像, 计算出所有相机的旋转变换矩阵, 如图 7a、7b 所示, 仅显

示相机在第一、二测量位置处对应的图像经 SIFT 特征点检测与匹配的实际效果, 去除误匹配共获得 40 对匹配特征点; 求出相机间的相对旋转矩阵, 进而根据式(9)完成配准, 初始配准的结果如图 7c、7d 所示, 两组点云之间仅相差一个平移变换。

图 5 人脸模型点云及图像

图 6 汽车引擎罩点云及图像

图 7 人脸模型点云初始配准结果

分别采用 ICP 算法^[5]、SAC-IA 算法^[7]、WANG 算法^[10]、4PCS 算法^[11]对汽车引擎罩点云进行配准对比, 配准结果如图 8 所示。本文基于序列图像运动法重建方法对点云配准参数全局优化, 使得待配准点云间仅相差一个较小的平移变换, 如图 8a、8b 所示。ICP 算法仅根据距离特征搜索最近点, 由于点云重叠不良, 易搜索错误的最近点, 从而导致错误的配准结果, 如图 8c 所示。SAC-IA 算法基于样点法矢信息构造特征直方图, 但点云重叠比例小并且重叠部分的曲面较光滑, 特征不明显, 因此,

相对于 ICP 算法提取对应点的准确性并无明显提高, 同样导致错误的配准结果, 如图 8d 所示。WANG 算法与本文算法均引入了二维图像, 但不同的是 WANG 算法仅利用相邻两幅图像的对极几何约束求解旋转变换矩阵, 没有采取全局优化的策略, 故当图像数量大于 2 时, 点云的旋转变换矩阵会形成累积误差, 且计算平移矩阵时采用 ICP 算法的最近点计算方法在整个点云中搜索最近点, 会产生较多的错误对应点, 导致配准错误, 如图 8e 所示。4PCS 算法基于相交线段的交比不变的性质寻找对应的 4 点集合, 配准结果错误, 如图 8f 所示。

图 8 汽车引擎罩点云配准结果

本文算法能够精确求解旋转变换矩阵, 待配准点云的相对位置仅相差一个平移变换, 如图 8a、8b 所示, 其配准误差主要是由于未知的平移变换矩阵产生的, 汽车引擎罩点云初始配准的方均根误差 (Root mean square error, RMSE) 为 0.909 4 mm。图 8a、8b 中点云重叠区域较小, 采用 ICP 算法精确求解其平移变换矩阵, 通过调节迭代次数控制算法的配准精度, 精确配准的 RMSE 统计结果见表 1。当 ICP 算法的迭代次数介于 10~20 时, 配准精度较高, 但是随着迭代次数的增加, 配准误差呈上升趋势, 显然通过设置算法的迭代次数不能很好地完成配准。设置配准精度为 0.2 mm, 经过 17 次迭代 ICP 算法收敛, RMSE 为 0.192 4 mm, 图 8a、8b 中点云的精确配准结果如图 9 所示。对于初始位置相差较大且重叠区域较小的点云, 采用本文算法进行初

始配准,将点云移动到近似重叠的位置,然后采用ICP算法精确求解平移变换矩阵,依靠经验设置配准精度并将其作为ICP算法的迭代终止条件,能够实现重叠区域较小的点云的精确配准。

表1 ICP算法精确配准汽车引擎罩板点云的方均根误差(mm)

迭代次数/次	RMSE/mm	迭代次数/次	RMSE/mm
0	0.909 4	25	0.275 5
5	0.325 1	30	0.295 4
10	0.219 3	35	0.397 5
15	0.199 6	40	0.604 9
20	0.188 2	45	0.681 8

(a) 侧视图

(b) 俯视图

图9 图8a、8b中点云的精确配准结果

由于ICP、SAC-IA、WANG、4PCS算法均配准错误,并且本文算法无法准确确定待配准点云的平移矩阵,若采用RMSE衡量点云的配准精度,显然无法比较算法的优劣。因此,为了定量分析各个算法的性能,重新测量汽车引擎罩板点云。采用移动式测量方式采集3组点云,30幅图像,测量时扫描仪围绕被测物体做旋转运动,则 $\Delta t_{Ci}=0$,从而 $t=t_w-R_w\Delta R_{Ci}R_w^{-1}$,能准确求出 t 。如图10所示,图10a、10b、10c点云的点数分别为85 833、116 843、66 829,图10a与图10c点云重叠区域较小,而图10a与图10b、图10b与图10c点云重叠区域均较大。

(a) 点云1

(b) 点云2

(c) 点云3

图10 汽车引擎罩板多视角点云

对图10a和图10c的点云进行配准,统计5种配准算法每次迭代结果的方均根误差,对比结果如图11所示。本文算法收敛后的误差最小,为0.257 1 mm,配准时间45.782 s。由于只需一次迭代即可收敛,故未在图11中给出。对于重叠区域较小的点云数据,ICP算法和SAC-IA算法稳健性较差,极易陷入局部最优解,在经过45次左右迭代仍未收敛。WANG算法一次迭代实现初始配准,与本文算法相比,其初始配准误差较大是由于未对旋转变换参数进行全局优化。精确配准阶段,在整个点

云数据中搜索最近点过程中,大量错误的对应点导致重叠区域的质心距离由小到大,直至算法收敛至错误的最优解而不变,呈先减小后上升趋势,最终趋于错误的稳定值。4PCS算法在经过35次迭代后算法收敛。

图11 汽车引擎罩板点云配准误差对比

对于图10a和图10c的点云,ICP、SAC-IA、WANG、4PCS算法配准误差较大,现增加图10b点云,采用4种算法分别配准图10中3组点云,其均方根误差、运行时间如表2、3所示,表中第1组数据是指图10a与图10b中的点云,第2组数据是指第1组数据配准所得的新点云与图10c中的点云。从表2可以看出,表中4种算法需要增加1个视角下的点云才能达到与本文算法相近的配准精度。为获得汽车引擎罩板的完整数字化模型,ICP、SAC-IA、WANG、4PCS算法均进行2次配准,所需要时间明显多于本文算法。

表2 4种配准算法的均方根误差(mm)

实例	ICP算法	SAC-IA算法	WANG算法	4PCS算法
第1组数据	0.195 2	0.254 8	0.245 7	0.334 2
第2组数据	0.215 7	0.318 7	0.238 4	0.283 6

表3 4种配准算法的运行时间(s)

实例	ICP算法	SAC-IA算法	WANG算法	4PCS算法
第1组数据	133.652	160.382	62.345	142.314
第2组数据	185.248	226.156	90.257	192.548

5 结论

本文采用移动式三维测量方式获取点云及二维图像,基于透视投影原理标定相机在点云局部坐标系中的位置,通过序列图像的增量式重建方法对相机外参数予以优化,实现点云初始配准,所提算法具有以下特点。

(1) 采用移动式三维测量方式消除固定式三维测量方式需利用精密运动平台移动被测物体的

限制, 从而拓展三维测量的灵活性, 采集的序列图像隐含点云配准过程所需要的测量装置移动轨迹信息。

(2) 以二维图像的特征点匹配代替点云的特征点匹配, 避免在点云中搜索对应点, 对点云的重叠比例无严格要求, 可显著增强配准过程的稳健性。

(3) 相比于 ICP 算法、SAC-IA 算法、WANG 算法、4PCS 算法, 本文算法只需更少量的测量视角便可获得物体的完整数字化模型, 配准次数更少, 配准效率提高了 3 倍以上。

参 考 文 献

- [1] LUO N, WANG Q. Effective outlier matches pruning algorithm for rigid pairwise point cloud registration using distance disparity matrix[J]. IET Computer Vision, 2017, 12(2): 220-232.
- [2] 张旭东, 吴国松, 胡良梅, 等. 基于 TOF 三维相机相邻散乱点云配准技术研究[J]. 机械工程学报, 2013, 49(12): 8-16, 23.
ZHANG Xudong, WU Guosong, HU Liangmei, et al. Adjacent scatter point cloud registration technology research based on three-dimensional camera of time of flight[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(12): 8-16, 23.
- [3] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R. A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics[J]. Foundations and Trends in Robotics, 2015, 4(1): 1-104.
- [4] YAN L, TAN J X, LIU H, et al. Automatic non-rigid registration of multi-strip point clouds from mobile laser scanning systems[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(6): 1713-1728.
- [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] 孙殿柱, 郭洪帅, 李延瑞, 等. 基于局部泊松曲面重建的点云刚性配准方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(15): 141-149.
SUN Dianzhu, GUO Hongshuai, LI Yanrui, et al. A Method of rigid registration based on poisson reconstruction of local sample points[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(15): 141-149.
- [7] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]// 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1848-1853.
- [8] 徐思雨, 祝继华, 姜祖涛, 等. 无序多视角点云的自主配准方法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(11): 134-141.
XU Siyu, ZHU Jihua, JIANG Zutao, et al. An automatic approach for multi-view registration of unordered range scans [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(11): 134-141.
- [9] JUNG S, SONG S, CHANG M, et al. Range image registration based on 2D synthetic images[J]. Computer-Aided Design, 2018, 94: 16-27.
- [10] 王瑞岩, 姜光, 高全学. 结合图像信息的快速点云拼接算法[J]. 测绘学报, 2016, 45(1): 96-102.
WANG Ruiyan, JIANG Guang, GAO Quanxue. Fast registration method for point clouds using the image information[J]. Acta Geodaetica Et Cartographica Sinica, 2016, 45(1): 96-102.
- [11] AIGER D, MITRA N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[C]// ACM Transactions on Graphics. NY, USA: ACM Press, 2008, 27(3): 85.
- [12] 林桂潮, 唐昀超, 邹湘军, 等. 融合高斯混合模型和点到面距离的点云配准[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(4): 642-650.
LIN Guichao, TANG Yunchao, ZOU Xiangjun, et al. Point cloud registration algorithm combined gaussian mixture model and point-to-plane metric[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2018, 30(4): 642-650.
- [13] MYRONENKO A, SONG X. Point set registration: Coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [14] 彭磊, 李光耀, 肖莽, 等. 基于邻域结构和高斯混合模型的非刚性点集配准算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(1): 47-52.
PENG Lei, LI Guangyao, XIAO Mang, et al. Non-rigid point set registration based on neighbor structure and Gaussian mixture models[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(1): 47-52.
- [15] WU C C. Towards linear-time incremental structure from motion[C]// 2013 International Conference on 3D Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2013: 127-134.
- [16] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [17] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

- [18] SCHONBERGER J L, FRAHM J M. Structure-from-motion revisited[C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE 2016: 4104-4113.
- [19] TRIGGS B, MCLAUCHLAN P F, HARTLEY R I, et al. Bundle adjustment: A modern synthesis[C]// International Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 298-372.
- [20] AL-MANASIR K, FRASER C S. Registration of terrestrial laser scanner data using imagery[J]. The Photogrammetric

Record, 2006, 21(115) : 255-268.

作者简介: 孙殿柱, 男, 1956 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为逆向工程、数字化设计与制造。

E-mail: dianzhus@sdut.edu.cn

沈江华(通信作者), 男, 1995 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为逆向工程、数字化设计与制造。

E-mail: jianghuash@126.com

李延瑞, 男, 1979 年出生, 博士研究生。主要研究方向为逆向工程、数字化设计与制造。

E-mail: liyanrui.m2@gmail.com

林伟, 男, 1994 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为逆向工程、数字化设计与制造。

E-mail: linwei@126.com

第 9 届上银优秀机械博士论文奖——佳作奖

基于磁场辅助的钛合金超精密切削关键技术研究

作 者: 叶惠思

毕业学校: 香港理工大学

指导教师: 杜 雪

超精密加工是一种用于制造具有纳米级表面粗糙度和亚微米级形状精度工件的加工技术。对于钛合金这种难加工材料, 各个因素之间复杂的耦合作用给实现钛合金的超精密加工带来了困难和挑战。因此, 在本课题中, 我们提出了通过在超精密加工过程中加入外界磁场以提高钛合金的可加工性。具体来说, 通过将钛合金定位在两个永磁体之间并进行单点金刚石切削, 从而在加工过程中激发涡流阻尼效应和磁场效应, 以抑制加工振动和提高刀具/工件界面处的导热性来提高钛合金在超精密加工的加工性能。磁场辅助钛合金超精密加工的独特益处总结如下。

(1) 通过施加磁场来提高钛合金的导热性。由于钛合金的磁化率是正值, 在磁场的影响下, 刀具/工件界面处会产生沿着施加的磁场方向对准和集结的钛合金顺磁颗粒。这些集结的钛合金颗粒形成具有高导热路径的线性链, 从而能够促进刀具/工件界面处的热传递。线性链的钛合金颗粒可提高钛合金在单点金刚石切割中的导热性, 从而减低材料表面在加工后的膨胀效应。同时, 由于刀具边缘的切削热量能够有效地消散, 从而可有效降低工具磨损, 提高刀具使用寿命。

(2) 通过磁场下的涡流阻尼效应提高钛合金的可加工性。通过将磁场叠加在旋转的钛合金上对钛合金施加涡流阻尼效果。当导体置于交变磁场或在固定磁场中运动时, 涡流将在外部磁场的相反方向上产生自激磁场, 形成洛伦兹力以等效阻尼形式抑制加工系统的振动, 从而提高钛合金在超精密加工的加工性能。

(3) 涡流阻尼效应和磁场效应的复合作用。涡流阻尼效应降低了旋转工件的加工振动, 而磁场效应提高了单点金刚石切削中刀具/工件界面的导热性。两者都有助于减少金刚石刀具的损坏, 并增加了金刚石刀具在干式单点金刚石切削中的寿命。该研究促进了可持续和绿色超精密制造工艺的发展。

本论文的研究成果有助于突破难切削材料钛合金在超精密加工的瓶颈难题。透过磁力辅助超精密加工过程, 不仅提高了使用钛合金的加工产品的现有精度水平, 而且还有助于加强绿色超精密制造工艺的可行性。