

文章编号: 1001-4888(2017)06-0760-11

基于 ASIFT 图像特征的大视角点云配准方法^{*}

沈泽皖¹, 李凯^{1,2}

(1. 上海大学理学院, 上海 200444; 2. 上海市力学在能源工程中的应用重点实验室, 上海 200072)

摘要: 点云配准是物体三维轮廓获取的重要环节。基于图像特征点云配准方法能较快地实现这一目标。然而, 这种方法对于大视角点云的配准并不理想。针对这一问题, 本文提出一种基于 ASIFT 图像特征的大视角点云配准方法。首先, 用 ASIFT 算法提取大视角图像间的二维匹配点对; 而后, 利用图像像素和点云间的对应关系得到大视角点云间的三维匹配点对; 最后, 提出一种改进的 RANSAC 算法实现点云配准。实验结果表明, 该方法可成功实现大视角点云配准。

关键词: 点云配准; 图像特征; 仿射尺度不变特征变换 (ASIFT) 算法; 改进的随机抽样一致 (RANSAC) 算法

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **DOI:** 10.7520/1001-4888-17-146

0 引言

条纹投影技术是一种获取物体表面三维轮廓的光学测量方法, 由于该方法具有速度快、精度高、非接触全场测量等优点, 近年来在工业、医学、生物等众多领域得到了广泛应用^[1-3]。测量过程中, 投影仪投射条纹图到物体表面, 相机采集条纹图后通过条纹处理算法得到绝对位相分布图, 而后, 根据测量系统的标定结果, 可计算出与绝对位相对应的三维点坐标, 实现物体的三维轮廓测量^[4]。然而, 限于测量条件, 每次测量只能得到物体的部分三维轮廓, 为获取物体的完整三维轮廓, 需要从多个视角进行多次测量。因此, 从不同视角测量得到的物体表面三维点云的配准就成为物体三维轮廓测量的一个关键问题。

目前, 大部分点云配准方法可分为精配准和粗配准两类。精配准算法^[5,6]精度高, 但要求点云间的初始位置足够接近。粗配准算法^[7-10]能够处理初始位置相差较大的点云, 但其配准精度不高, 主要用来为精配准算法提供初值。这些点云配准方法大都建立在对点云数据的直接处理上, 因此计算量较大, 比较耗时。

近年来, 基于图像特征点云配准方法受到了很多学者的关注^[11-15]。该方法借助对图像特征的处理来完成点云匹配, 降低了直接处理点云数据的复杂度, 减少了计算量, 提高了点云配准速度。郭进等^[11]利用 SIFT 算法并结合 RANSAC 算法提取图像间的二维特征点对, 而后根据图像像素与点云之间的对应关系, 得到点云间的三维匹配点对, 由此实现点云配准。Seo 等^[12]先消除图像的透视畸变, 而后通过与文献^[11]类似的方法实现点云配准。伍梦琦等^[13]提出的配准方法可以自适应地选择基于图像特征配准还是基于几何特征配准。王程冬等^[14]利用图像特征得到点云间的三维匹配点对后, 还采用投票法进一步剔除误匹配点对。Cui 等^[15]提出了一种基于多源图像匹配的配准方法, 该方法利用深度

^{*} 收稿日期: 2017-07-13; 修回日期: 2017-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(11332005), 上海市自然科学基金(17ZR1410700)

通讯作者: 李凯(1978-), 男, 博士, 副教授, 主要从事光测实验技术方面的研究。Email: likai@shu.edu.cn

图像计算出相应的曲率图,而后提取出其中的特征点对,并在此基础上完成点云配准。

然而,这些基于图像特征点云配准方法在处理大视角点云配准时效果并不理想。所谓大视角点云,是指从不同的视角测量物体的三维轮廓时,视角间的角度差异较大时(一般认为大于 30°)而得到的点云,与此对应的图像则称为大视角图像。出现这一问题,主要是由两方面的因素导致的:(1)大部分基于图像特征点云配准方法都用 SIFT 算法提取图像间的特征匹配点对^[11-14],但 SIFT 算法对于大视角图像的特征匹配点对提取效果并不好^[16,17]。(2)在大视角情形下,通常用来剔除图像间误匹配点对的 RANSAC 算法^[18]效果不好,再加上三维测量中点云噪声的影响,最终会导致较大的点云配准误差。

本文提出一种基于 ASIFT 图像特征的大视角点云配准方法,该方法的优势在于:(1)用 ASIFT 算法替代 SIFT 算法。ASIFT 算法是 Morel 等^[19-21]近年来提出的一种 SIFT 改进算法,该方法能更好地处理大视角图像的特征点提取和匹配。(2)提出一种改进的 RANSAC 算法,该算法在三维匹配点对的基础上,通过降采样点云的一致性来提取点云间的刚性变换,提高了配准速度和精度。实验结果表明,在大视角情形下,本文算法可以准确地提取出点云间的刚性变换,成功实现点云配准。

1 基于 ASIFT 图像特征的大视角点云配准方法

本文方法包括三个步骤,如图 1 所示,首先通过 ASIFT 算法提取图像间的二维匹配点对,而后根据图像和点云的对应关系建立点云间的三维匹配点对,最后通过改进的 RANSAC 算法提取点云间的刚性变换而实现配准。

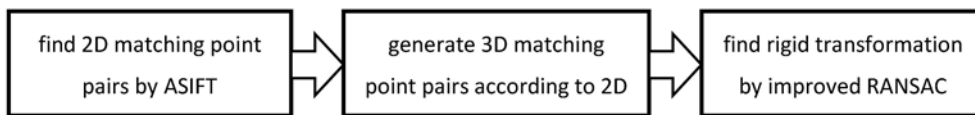


图 1 本文方法的点云配准步骤

Fig. 1 Point cloud registration procedure of the proposed method

1.1 基于 ASIFT 算法的二维匹配点对提取

SIFT 算法^[16]由 Lowe 提出,由于其优异的性能,现已成为一种广泛应用于各个领域的经典算法。然而,该算法对于相机拍摄角度发生较大变化时得到的图像,也就是大视角图像的特征提取和匹配效果并不好。针对这一问题,Morel 等^[19-21]近年来提出了一种改进的 SIFT 算法,即 ASIFT 算法。ASIFT 算法的基本原理是:先由计算机模拟生成一系列相机在不同角度下拍摄得到的图像,而后再用 SIFT 算法对这些模拟图像进行特征提取和匹配。由于 ASIFT 算法引入了相机拍摄角度的影响,因而能够处理 SIFT 算法不能处理的大视角图像。更详细的说明,可由以下相机拍摄图像的仿射模型给出。

相机在不同位置所拍摄的两幅图像之间可通过一个仿射变换模型来进行描述^[21]。该变换由线性

变换矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ 和平移矩阵 $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix}$ 组成:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \mathbf{B} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e \\ f \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中, (x, y) 和 (x', y') 分别表示两幅图像对应点的坐标; e 和 f 分别表示相机位置变化所引起的图像在水平和垂直方向上的位移。根据奇异值分解,可以将 \mathbf{A} 分解为:

$$\mathbf{A} = \lambda \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi \\ \sin\psi & \cos\psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\phi & -\sin\phi \\ \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中, λ 是缩放参数; ψ 是相机绕光轴旋转角; $t = \frac{1}{\cos\theta}$ 表示倾斜量; θ 是光轴相对相机的纬度角; ϕ 是光轴相对相机的经度角。从式(1)和式(2)中可以看出,该仿射变换模型包含 6 个参数,各个参数引起的图像变化如表 1 所示。

表1 仿射变换参数及其引起的图像变化

Tab. 1 Affine transformation parameters and corresponding image distortions

Parameters	e	f	λ	ψ	ϕ	θ
Image distortion	translation	translation	scaling	rotation	rotation	shearing

SIFT算法可以对 e 、 f 、 λ 和 ψ 这4个参数实现不变性^[16]。ASIFT算法在SIFT的基础上通过对 θ 和 ϕ 的变化用采样模拟的方法来实现不变性,因此可以对全部6个参数实现不变性,这就使得ASIFT算法在处理大视角图像时比SIFT算法表现得更好^[21]。本文采用ASIFT算法提取大视角图像间的二维匹配点对,并将其表示为: $\{(p_i, q_i) | p_i \in I_1, q_i \in I_2, i=1, 2, 3, \dots, m\}$,其中, I_1 表示视角1采集到的图像, I_2 表示视角2采集到的图像, m 为二维匹配点对的数量。

1.2 基于图像像素与点云对应关系的三维匹配点对提取

基于条纹投影技术得到的点云数据与图像像素间有一一对应关系,利用该对应关系可得到与二维匹配点对 $\{(p_i, q_i) | p_i \in I_1, q_i \in I_2, i=1, 2, 3, \dots, m\}$ 对应的点云间的三维匹配点对 $\{(P_i, Q_i) | P_i \in P, Q_i \in Q, i=1, 2, 3, \dots, m\}$,其中 P 表示从视角1测量得到的点云, Q 表示从视角2测量得到的点云。

1.3 基于改进的RANSAC算法的点云配准

1981年Fischler等^[18]提出了RANSAC算法,该算法可以用来处理包含大量外点的数据集。1999年Chen等^[22]首次采用RANSAC算法实现了点云的配准,然而该算法运算量巨大。2015年Han等^[23]在文献^[22]的基础上提出了一种基于区域协方差算子的改进RANSAC算法(RC_RANSAC算法),使得配准的效率和精度都得到了提高,但是利用区域协方差算子寻找点云间三维匹配点对的运算量仍然较大。

本文提出一种基于图像特征的改进RANSAC算法,该方法利用图像特征提取点云间的三维匹配点对,并通过降采样处理缩减参与运算的点云数据量,有效地提高了算法的效率,算法的具体步骤为:

- (1) 对点云 P 、 Q 进行降采样得到降采样点云 \bar{P} 、 \bar{Q} 。
- (2) 从三维匹配点对 $\{(P_i, Q_i) | P_i \in P, Q_i \in Q, i=1, 2, 3, \dots, m\}$ 中随机取出3对不同的点对 $\{(P_p, Q_p), (P_q, Q_q), (P_r, Q_r)\}$ 。
- (3) 用单位四元数法^[24]根据点对 $\{(P_p, Q_p), (P_q, Q_q), (P_r, Q_r)\}$ 计算点云 P 到 Q 的变换矩阵 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} ,若 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 不满足刚性变换,则回到步骤(2)。
- (4) 利用 \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 对降采样点云 \bar{P} 进行变换,得到变换后的点云 \bar{P}_i 。
- (5) 用 k 近邻算法^[25]计算 \bar{P}_i 中每一点在 \bar{Q} 中与之最邻近的点的距离,若该距离小于事先设定的阈值 δ ,则判定该最邻近点对为内点对。内点对数量 N_i 是点云 \bar{P}_i 与 \bar{Q} 一致性程度的判据, N_i 越大,则说明 \bar{P}_i 与 \bar{Q} 的一致性程度越大。
- (6) 重复步骤(2)–(5) H 次, H 为事先设定的迭代次数,找出与最大内点对数量 $N = \text{Max}\{N_i | i=0, 2, \dots, H-1\}$ 对应的刚性变换 \mathbf{R}_b 、 \mathbf{T}_b ,将其作为 P 、 Q 间的刚性变换,完成配准。

以上算法步骤中:步骤(1)对点云 P 、 Q 进行降采样处理,是由于点云的数据量巨大,若直接对其进行处理会非常耗时,通过降采样处理可以有效地缩减数据量,提高计算效率,本文采用Matlab的降采样函数‘pcdownsample’实现对点云的降采样。步骤(3)用单位四元数法求解刚性变换,所谓单位四元数法,是用包含四个实元且模长为1的超复数来描述刚体的位姿,并以此为基础求解刚性变换的有关问题,与通常的求解方法相比,单位四元数法具有更好的求解性能,现已成为一种通用的刚性变换求解方法^[24]。步骤(5)中的 k 近邻算法是一种高效的数据分类、查找方法^[25],该步骤中用它来完成查找:对点云 \bar{P}_i 中某点,在点云 \bar{Q} 中找出与之距离最近的点,这个任务本可以通过穷尽点云 \bar{Q} 中所有点的方式来完成,但效率非常低。本文用Matlab提供的 k 近邻算法函数‘knnsearch’实现该步骤中的查找任务。图2给出了改进的RANSAC算法的流程图。

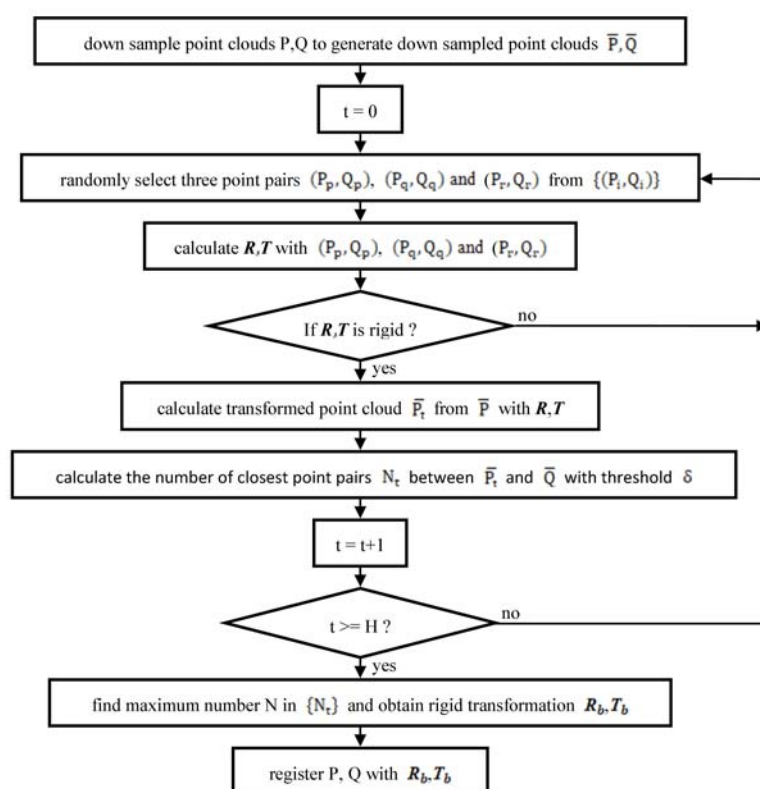


图 2 点云配准改进的 RANSAC 算法的流程图

Fig. 2 Flowchart of the improved RANSAC for point cloud registration

2 实验分析与结果讨论

2.1 基于投影条纹的轮廓测量

本文所用投影条纹轮廓测量系统如图 3 所示, 投影仪为 Sony VPL-EW246, 相机为 Baumer TXG20。测量过程中, 采用多频条纹投影技术获取物体的绝对位相信息, 而后通过系统标定参数计算得到物体的三维点云^[26]。

本文对石膏头像进行了两次不同角度的测量, 图 4(a) 和图 4(b) 分别显示了这两次测量中所采集到的灰度图像, 可以看出两次测量具有较大的视角差异, 根据测算该视角差异约为 34° 。为更好地提取图像特征, 对灰度图像进行直方图均衡化处理^[27], 如图 4(c) 和图 4(d) 所示, 本文后面的图像特征提取操作均在均衡化后的图像上进行。

图 5 给出了两次测量得到的三维轮廓以及它们之间的相对位置。图 5(a) 和图 5(b) 分别是两次测量得到的三维轮廓, 图 5(c) 显示的是两个轮廓在同一个坐标系中, 从中可清楚地看出两个轮廓的相对位置。

2.2 特征提取与匹配

作为比较, 本文分别采用 SIFT 算法和 ASIFT 算法对图 4(c) 和图 4(d) 进行了特征点提取和匹配。图 6(a) 是用 SIFT 算法提取得到的图像特征点, 图 6(b) 则是在此基础上得到的特征匹配点对。图 6(c) 是用 ASIFT 算法提取到的图像特征点, 图 6(d) 则是在此基础上得到的特征匹配点对。从图 6(a) 和



图 3 投影条纹轮廓测量系统

Fig. 3 Fringe projection profilometry system

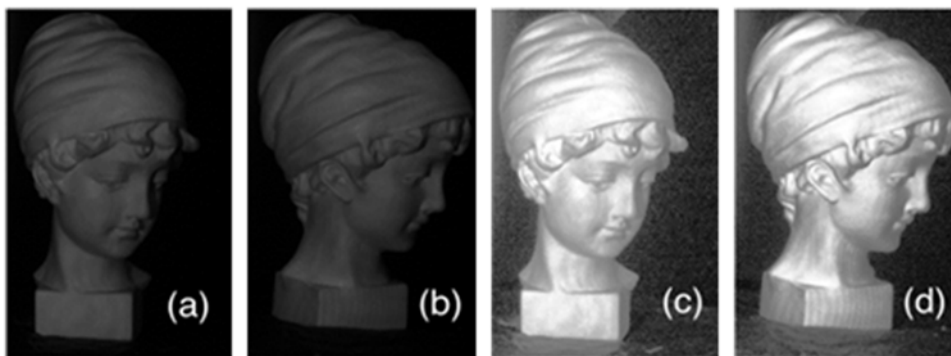


图 4 两次测量得到的灰度图及其直方图均衡化结果

(a-b)两次测量得到的灰度图；(c-d)对(a-b)进行直方图均衡化的结果

Fig. 4 Gray images and their histogram equalization results obtained from two measurements

(a-b) Gray images obtained from two measurements; (c-d) histogram equalization results corresponding to (a-b)

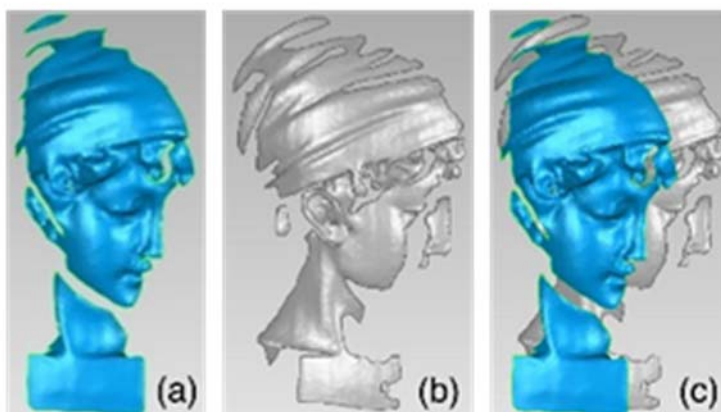


图 5 两次测量得到的三维轮廓。(a-b)两次测量得到的三维轮廓；(c)两个三维轮廓的相对位置

Fig. 5 3D profiles obtained from two measurements and their relative position. (a-b) 3D profiles obtained

from two measurements; (c) relative position between the two 3D profiles

图 6(c)可看出,采用 ASIFT 算法可以提取到更多的图像特征点,而图 6(b)和图 6(d)则反映出用 ASIFT 算法可以得到更多的特征匹配点对。用这两种方法提取到的图像特征点数量以及图像间的匹配点对数量如表 2 所示,可以看出,对于视角 1 的图像 I_1 ,采用 ASIFT 算法提取到的特征点是 SIFT 算法的 4.4 倍,而对于视角 2 的图像 I_2 则是 3.5 倍。在此基础上,根据 ASIFT 算法得到的图像间的匹配点对的数量则是 SIFT 算法得到数量的 2.1 倍。由此可以看出,ASIFT 算法对于大视角图像的特征提取和匹配更具优势。

表 2 用 SIFT 和 ASIFT 两种算法提取图像特征点和匹配点对的结果

Tab. 2 Feature points and matching point pairs obtained by SIFT and ASIFT

Algorithm	Number of feature points in I_1	Number of feature points in I_2	Number of matching point pairs
SIFT	2488	3079	9
ASIFT	11040	10707	19

2.3 配准结果分析

为做分析,本文对比了包括本文方法在内的四种配准方法,它们分别为:(1)SIFT+RANSAC,即文献[11]的方法,(2)ASIFT+RANSAC,(3)ASIFT+改进的 RANSAC,即本文提出的方法,(4)SIFT+改进的 RANSAC。以下依次对这四种配准方法的结果进行讨论。

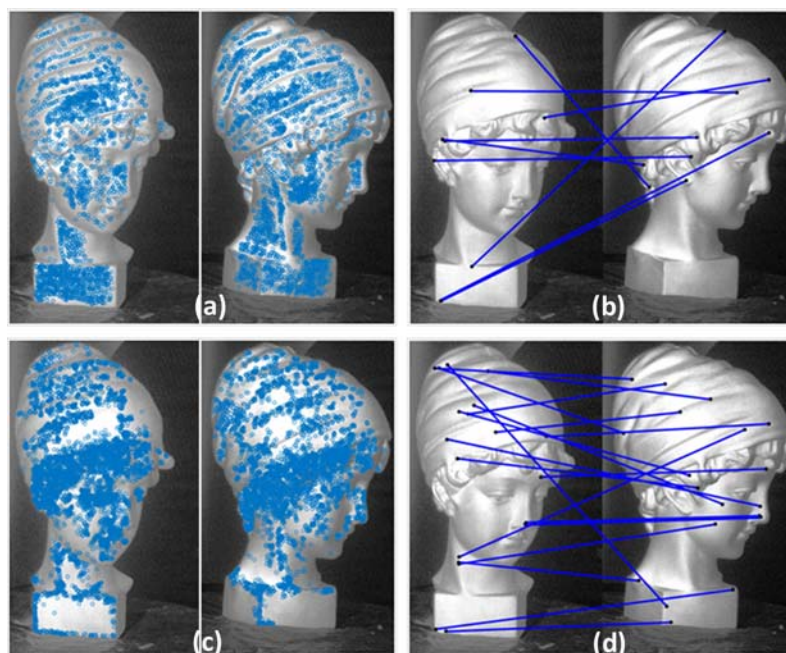


图 6 图像特征点和匹配点对提取结果。(a-b)利用 SIFT 算法得到的图像特征点和匹配点对；
(c-d)利用 ASIFT 算法得到的图像特征点和匹配点对

Fig. 6 Feature points and matching point pairs extraction results. (a-b) Feature points and matching point pairs obtained by SIFT; (c-d) Feature points and matching point pairs obtained by ASIFT

(1) SIFT+RANSAC:基于 SIFT 算法与 RANSAC 算法的点云配准^[11]

该方法就是文献[11]的方法，它使用 SIFT 算法提取特征点对，结果如图 6(a-b)所示，而后再用 RANSAC 算法剔除误匹配，剩下的匹配点对如图 7(a)所示，其中，黄线表示正确的匹配点对，红线则表示错误的匹配点对(下同)。可以看到，在 3 对匹配点对中，只有 1 对点的匹配关系是正确的。根据这 3 对点以及图像像素与点云间的对应关系，可得到点云间的 3 对三维匹配点对，由此计算出点云间的刚性变换而实现配准，配准结果如图 7(b)所示，可以看出配准失败。

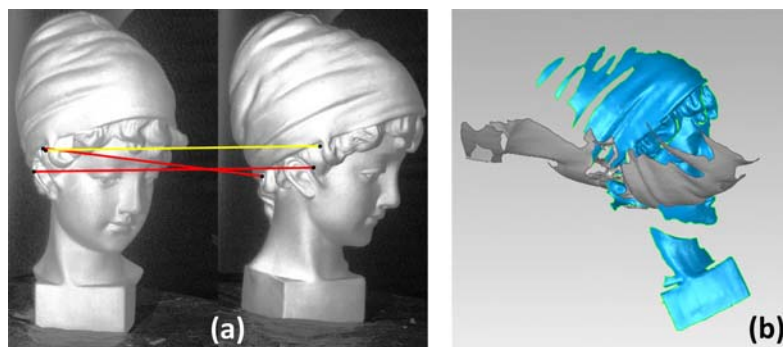


图 7 采用 SIFT+RANSAC 算法得到的结果。(a)采用 SIFT+RANSAC 算法得到的匹配点对；
(b)采用 SIFT 和 RANSAC 算法得到的配准结果

Fig. 7 Results obtained by SIFT+RANSAC. (a) Matching point pairs obtained by SIFT+RANSAC; (b) point cloud registration result obtained by SIFT+RANSAC

(2) ASIFT+RANSAC:基于 ASIFT 算法与 RANSAC 算法的点云配准

该方法与 SIFT+RANSAC 方法类似，只是用 ASIFT 算法替代了 SIFT 算法。用 ASIFT 算法提取的特征匹配点对如图 6(c-d)所示，用 RANSAC 算法剔除误匹配后的结果如图 8(a)所示。可以看到，在剩下的 4 对匹配点中，有 2 对点的匹配关系正确。图 8(b)显示了该方法的配准结果，结果依然失败，但比图 7(b)的结果好些。

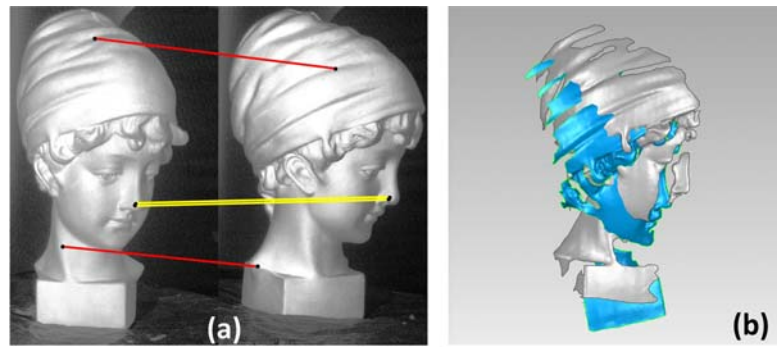


图8 采用 ASIFT+RANSAC 算法得到的结果。(a) 采用 ASIFT+RANSAC 算法得到的匹配点对；(b) 采用 ASIFT+RANSAC 算法得到的配准结果

Fig. 8 Results obtained by ASIFT+RANSAC. (a) Matching point pairs obtained by ASIFT+RANSAC; (b) point cloud registration result obtained by ASIFT+RANSAC

(3) ASIFT+改进的 RANSAC: 基于 ASIFT 算法与改进的 RANSAC 算法, 即本文算法的点云配准

该方法先用 ASIFT 算法提取特征点对, 如图 6(c-d), 而后通过改进的 RANSAC 算法, 如图 2, 进行点云配准。在改进的 RANSAC 算法中, 设置阈值 $\delta=5\text{mm}$, 迭代次数 $H=300$ 。图 9 给出了点云降采样的结果。本文采用 Matlab 的降采样函数 ‘pcdownsample’ 对点云 P 和 Q 进行降采样, 采样方法为网格均匀化(gridAverage), 网格的参数 gridStep 设置为 3mm。图 9(a-b) 是原始点云 P 和 Q , 图 9(c-d) 则是降采样后的点云 \bar{P} 和 \bar{Q} 。表 3 给出了降采样前和降采样后的点数量, 可以看出降采样使点云 P 的数据量减少了 88%, Q 的数据量减少了 87%。



图9 点云和降采样点云。(a-b)点云 P 和 Q ; (c-d)降采样后的点云 \bar{P} 和 \bar{Q}
Fig. 9 Point clouds and down sampled point clouds. (a-b) Point cloud P and Q ; (c-d) down sampled point clouds \bar{P} and \bar{Q}

表3 点云中点的数量

Tab. 3 Numbers of points in point clouds

Point cloud	P	Q	\bar{P}	\bar{Q}
Number of points	28737	32611	3536	4331

计算得到的点云最大内点对数量 $N=2446$, 分别占点云 \bar{P} 和 \bar{Q} 点数量的 69% 和 56%。图 10(a) 显示了由改进的 RANSAC 算法提取出的使点云一致性程度最大的 3 对匹配点对, 可以看到它们具有正确的对应关系, 在此基础上求出点云间的刚性变换为:

$$R_b = \begin{pmatrix} 0.8375 & -0.0790 & 0.5407 \\ 0.1018 & 0.9947 & -0.0122 \\ -0.5369 & 0.0653 & 0.8411 \end{pmatrix}, T_b = \begin{pmatrix} 822.1472 \\ -101.10642 \\ 289.2435 \end{pmatrix} \quad (3)$$

根据此刚性变换得到的配准结果如图 10(b)所示,可以看出配准是成功的。

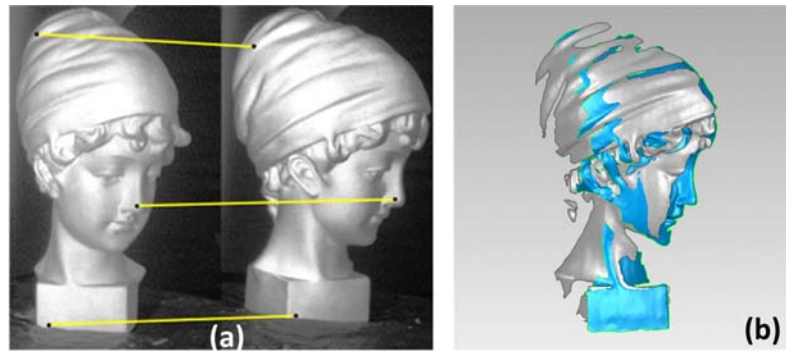


图 10 采用 ASIFT+改进的 RANSAC 算法,即本文算法得到的结果。(a) 采用 ASIFT+改进的 RANSAC 算法得到的匹配点对; (b) 采用 ASIFT+改进的 RANSAC 算法得到的配准结果

Fig.10 Results obtained by ASIFT+improved RANSAC. (a) Matching point pairs obtained by ASIFT+improved RANSAC; (b) point cloud registration result obtained by ASIFT+improved RANSAC

(4) SIFT+改进的 RANSAC: 基于 SIFT 算法与改进的 RANSAC 算法的点云配准

该方法用 SIFT 算法提取特征点对,如图 6(a-b)所示,而后通过改进的 RANSAC 算法进行点云配准。有关改进的 RANSAC 算法在(3)中已详细说明,此处不再详述。图 11(a)显示了由改进的 RANSAC 算法提取出的使点云一致性程度最大的 3 对匹配点对,可以看出,其中只有 1 对匹配关系是正确的,由此得到的点云配准结果如图 11(b)所示,可以看到配准失败。

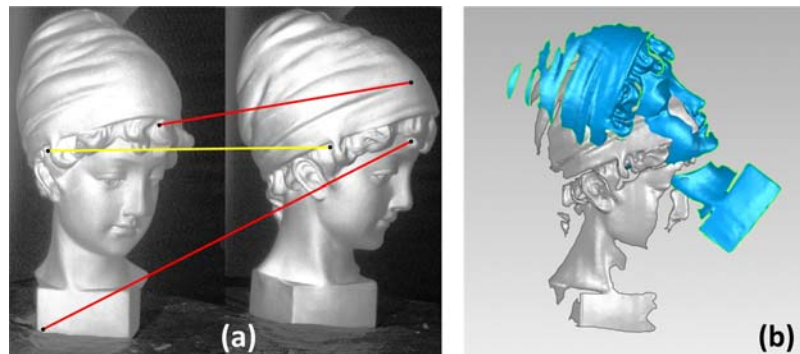


图 11 采用 SIFT+改进的 RANSAC 算法得到的结果。(a) 采用 SIFT+改进的 RANSAC 算法得到的匹配点对; (b) 采用 SIFT+改进的 RANSAC 算法得到的配准结果

Fig.11 Results obtained by SIFT+improved RANSAC. (a) Matching point pairs obtained by SIFT+improved RANSAC; (b) point cloud registration result obtained by SIFT+improved RANSAC

为对以上配准结果给出定量评价,本文定义两个点云 P 和 Q 间的距离为 L_{PQ} :取 Q 中一点 Q_k ,在 P 中找出与其距离最近的点 P_k ,此两点间的距离为 L_k ,于是, $L_{PQ} = \sum_{k=1}^M L_k / M$,其中 M 表示 Q 中点的数量。点云配准精度可由配准后的两个点云间的距离 L_{PQ} 来评价,此处的 P 和 Q 分别代表配准后的两个点云, L_{PQ} 值越小则表示配准精度越高。表 4 给出了上面 4 种配准方法的配准精度,可以看出,相对于其他方法,本文方法的精度更高。

表 4 各方法的配准精度

Tab.4 Precision of registration results using different methods

Method	SIFT+RANSAC	ASIFT+RANSAC	ASIFT+改进的 RANSAC	SIFT+改进的 RANSAC
L_{PQ}	40.76 mm	10.59 mm	4.16 mm	19.52 mm

根据以上的比较和分析可以看出,本文配准方法的两个方面——ASIFT 算法和改进的 RANSAC

算法——对于大视角点云配准的成功是缺一不可的:要成功实现配准,一方面是要能提取出包含足够多(至少3对)匹配关系准确的特征匹配点对,另一方面是要能从这些含有大量误匹配的匹配点对中,将正确的匹配点对找出来计算刚性变换。ASIFT算法和改进的RANSAC算法能满足这两方面的要求,因此能够配准成功。

2.4 改进的RANSAC算法的参数设置

在改进的RANSAC算法中,有两个参数需要设置,它们分别是阈值 δ 和迭代次数 H 。阈值 δ 是用来判别最邻近点对是否是内点对的依据,拥有内点对最多的那一组刚性变换即为所求。对于内点对的判断来说,阈值 δ 不能取太大,但也不能太小,因为测量过程中的噪声是无法避免的,两次测量得到的点云不可能绝对的配准重合。此外,在特征点对的提取过程中也会存在误差,所估计的刚性变换也不会是绝对准确的。因此,阈值 δ 如果太小,将会把正确的刚性变换排除在外,导致算法失败。本文取多个 δ 值(0.1mm, 0.2mm, ..., 10mm)分别进行计算,结果显示,当 $\delta < 1\text{mm}$ 时,配准结果出现失败的情况,其他情况下算法都是成功的,因此本文设置 $\delta=5\text{mm}$ 。

迭代次数 H 的设置,需兼顾配准成功概率和计算效率,根据RANSAC算法的理论分析可知^[18],为达到成功概率 p ,所需的迭代次数 H 为:

$$H = \frac{\log(1-p)}{\log(1-\omega^n)} \quad (4)$$

式中, ω 是每次迭代中取到有效点的概率; n 是每次迭代中取点的数目。对本文而言, $\omega = N_1/N_2$,其中, N_1 表示匹配关系正确的特征点对的数量, N_2 表示总的特征点对的数量; $n=3$,因为每次迭代需取3对点计算一个刚性变换。一般情况下,假设 $\omega=0.2$ 应该是合理的,若要 $p=0.9$,根据式(4),迭代次数应为 $H=287$,本文设置 $H=300$ 。如果要求配准成功概率更高,相应地增加迭代次数即可。

3 结论

本文提出了一种基于ASIFT图像特征的大视角点云配准方法。该方法利用ASIFT算法提取图像的二维匹配点对,而后将其映射到三维空间得到点云间的三维匹配点对,在此基础上通过改进的RANSAC算法求得点云间的刚性变换,从而完成点云配准。相比于其他基于图像特征的点云配准方法,本文方法之所以能够更好地处理大视角点云配准问题,原因在于两个方面:一方面是ASIFT算法在视角差异较大的情况下依然能够提取出匹配关系正确的特征点对,另一方面是改进的RANSAC算法能够从包含很多误匹配的特征点对中找出正确匹配的点对,通过它们求出刚性变换,从而成功配准。

参考文献:

- [1] 边心田, 苏显渝, 陈文静. 基于条纹投影的三维坐标测量方法[J]. 光学学报, 2010, 30(2):416-420 (BIAN Xintian, SU Xianyu, CHEN Wenjing. Analysis on 3-D object measurement based on fringe projection[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(2):416-420(in Chinese))
- [2] Takeda M, Mutoh K. Fourier transform profilometry for the automatic measurement of 3-D object shapes[J]. Applied Optics, 1983, 22(24):3977-3982.
- [3] Spagnolo G S, Guattari G, Sapia C, et al. Contouring of artwork surface by fringe projection and FFT analysis [J]. Optics & Lasers in Engineering. 2000, 33(2):141-156.
- [4] Gorthi S S, Rastogi P. Fringe projection techniques: Whither we are? [J]. Optics & Lasers in Engineering, 2010, 48(2):133-140.
- [5] Besl P J, Mckay N D. A Method for registration of 3-D Shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 14(2):239-256.
- [6] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. Image & Vision Computing, 1992, 10(3):145-155.
- [7] 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4):475-481 (ZHU Yanjuan, ZHOU Laishui, ZHANG Liyan. Registration of scattered cloud data[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(4):475-481 (in Chinese))

- [8] 陶海跻, 达飞鹏. 一种基于法向量的点云自动配准方法[J]. 中国激光, 2013, 40(8):0809001 (TAO Haiji, DA Feipeng. Automatic registration algorithm for the point clouds based on the normal vector[J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(8):0809001 (in Chinese))
- [9] 贺永兴, 欧新良, 匡小兰. 邻域特征在点云配准中的应用[J]. 计算机应用, 2012, 32(3):762—765 (HE Yongxing, OU Xinliang, KUANG Xiaolan. Application of neighborhood feature in point cloud registration[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(3):762—765 (in Chinese))
- [10] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008:3384—3391.
- [11] 郭进, 刘先勇, 陈小宁, 等. 一种无标记点三维点云自动拼接技术[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(4):144—147(GUO Jin, LIU Xianyong, CHEN Xiaoning, et al. An unmarked 3D point cloud automatic registration technology[J]. Computer Application and Software, 2012, 29(4):144—147(in Chinese))
- [12] Seo J K, Sharp G C, Lee S W. Range data registration using photometric features[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2:1140—1145.
- [13] 伍梦琦, 李中伟, 钟凯, 等. 基于几何特征和图像特征点云自适应拼接方法[J]. 光学学报, 2015, 35(2):229—236 (WU Mengqi, LI Zhongwei, ZHONG Kai, et al. Adaptive point cloud registration method based on geometric features and photometric features[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2):229—236(in Chinese))
- [14] 王程冬, 程筱胜, 崔海华, 等. SIFT 算法在点云配准中的应用[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(2):149—152 (WANG Chengdong, CHENG Xiaosheng, CUI Haihua, et al. Application of SIFT algorithm in point cloud registration[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2012, 31(2):149—152 (in Chinese))
- [15] Cui H, Dai N, Liao W, et al. Registration and integration algorithm in structured light three-dimensional, scanning based on scale-invariant feature matching of multi-source images[J]. Chinese Optics Letters, 2012, 10(9):25—29.
- [16] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91—110.
- [17] Morel J M, Yu G. Is SIFT scale invariant? [J]. Inverse Problems & Imaging, 2011, 1(1):115—136.
- [18] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communication of the ACM, 1981, 24(6):381—395.
- [19] Morel J M, Yu G. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison[J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2):438—469.
- [20] Yu G, Morel J M. ASIFT: an algorithm for fully affine invariant comparison[J]. Image Processing on Line, 2011, 1:2105—1232.
- [21] Yu G, Morel J M. A fully affine invariant image comparison method[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009:1597—1600.
- [22] Chen C S, Hung Y P, Cheng J B. RANSAC-Based DARCES: a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1999, 21(11):1229—1234.
- [23] Han J, Wang F, Guo Y, et al. An improved RANSAC registration algorithm based on region covariance descriptor[C]. Chinese Automation Congress IEEE, 2015:746—751.
- [24] Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1987, 4(4):629—642.
- [25] Friedman J H, Bentley J L, Finkel R A. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time[J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1977, 3(3):209—226.
- [26] Li K, Bu J, Zhang D. Lens distortion elimination for improving measurement accuracy of fringe projection profilometry[J]. Optics & Lasers in Engineering, 2016, 85:53—64.
- [27] 汪志云, 黄梦为, 胡钊, 等. 基于直方图的图像增强及其 MATLAB 实现[J]. 计算机工程与科学, 2006, 28(2):54—56 (WANG Zhiyun, HUANG Mengwei, HU Po, et al. Image enhancement based on histograms and its realization with MATLAB[J]. Computer Engineering & Science, 2006, 28(2):54—56(in Chinese))

On the Large View Angle Point Cloud Registration Method Based on ASIFT Image Features

SHEN Ze-wan¹, LI Kai^{1,2}

(1. Department of Mechanics, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

2. Shanghai Key Laboratory of Mechanics in Energy Engineering, Shanghai 200072, China)

Abstract: Point cloud registration is an important link for three-dimensional (3-D) profile measurement. Point cloud registration algorithm based on image features can achieve this goal rapidly. However, this method is not ideal for large-viewing-angle point cloud registration. To solve this problem, a large-viewing-angle point cloud registration algorithm based on ASIFT image features is proposed in this paper. Firstly, two-dimensional (2-D) matching point pairs between large-viewing-angle images are picked up by using ASIFT algorithm. Then, three-dimensional (3-D) matching point pairs between large-viewing-angle point clouds are obtained by using the corresponding relationship between image pixels and point clouds. Finally, an improved RANSAC algorithm is proposed in this paper to realize point cloud registration. Experimental results show that this proposed method can successfully realize large-viewing-angle point clouds registration.

Keywords: point cloud registration; image features; affine scale invariant feature transform (ASIFT) algorithm; improved random sample consensus (RANSAC) algorithm