

基于几何特征和图像特征的点云自适应拼接方法

伍梦琦¹ 李中伟^{1,2} 钟 凯¹ 史玉升¹

¹华中科技大学材料成形与模具技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074

²武汉惟景三维科技有限公司, 湖北 武汉 430074

摘要 多视点云拼接技术是物体三维测量过程中的重要环节。现有的无标志点三维点云自动拼接方法在对不同表面进行测量拼接时稳定性较差。针对此问题,提出了一种基于几何特征和图像特征的点云自适应拼接方法。该方法建立了一个配准算法选择模型,通过引入配准算法判断因子来综合评价物体表面的几何、纹理复杂程度,从而系统可根据判断因子自适应地选择合适的配准算法,实现基于几何特征配准和基于图像特征配准的有机结合。并在特征点匹配过程中,采用随机抽样一致(RANSAC)算法对误匹配特征点进行剔除。实验结果表明,该方法可实现不同表面的稳定点云拼接。

关键词 机器视觉;自适应拼接;判断因子;几何特征;图像特征;去除误匹配

中图分类号 TP301.6

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0215002

Adaptive Point Cloud Registration Method Based on Geometric Features and Photometric Features

Wu Mengqi¹ Li Zhongwei^{1,2} Zhong Kai¹ Shi Yusheng¹

¹State Key Laboratory of Material Processing and Die and Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China

²Wuhan Power3D Technology Ltd, Wuhan, Hubei 430074, China

Abstract Multi-view data registration is an important step in the process of large objects three-dimensional (3D) measurement. But the available unmarked 3D surface auto-registration methods can result in unstable registration results when measuring objects with different surface features. Aiming to solve this problem, an adaptive 3D auto-registration algorithm is presented based on both geometric and photometric features. In this algorithm, a registration selection model is built to generate a registration judgment factor for synthetically evaluating the complexity of surface geometry and texture. Based on this model, an appropriate registration strategy can be adaptively selected to promise a reliable registration result. Moreover, random sample consensus (RANSAC) algorithm is used to remove the remaining wrong correspondence. The experiments use various registration results to illustrate the performance of the proposed method in different measurement applications.

Key words machine vision; adaptive registration; judgment factor; geometric features; photometric features; mismatch removal

OCIS codes 150.1135; 150.3040; 150.3045

1 引 言

面结构光三维(3D)测量方法由于速度快、精度高和非接触性等优点,在工业、医学、文物等众多领域得到

收稿日期: 2014-07-29; 收到修改稿日期: 2014-09-01

基金项目: 国家自然科学基金(51005090, 51205149)、国家科技支撑计划(2012BAF08B03)、国家科技重大专项(2013ZX02104004-003_IC)和高等学校博士学科点专项科研基金(2012142120006)

作者简介: 伍梦琦(1990—),女,硕士研究生,主要从事光学测量、机器视觉和点云处理等方面的研究。

E-mail: 494642070@qq.com

导师简介: 史玉升(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事快速制造、3D打印和三维测量等方面的研究。

E-mail: shiyusheng@binharp.com

了广泛应用^[1-4]。该方法需要向被测物体表面投影编码光,并由一个或多个相机对变形的编码图案进行采集,通过图像解码与立体重建计算出被测物体表面密集的三维点云数据。测量时,需要从不同方位对被测物进行多次测量,获取完整的三维数据,其中多视点云自动拼接是关键。

现有的自动拼接方法有以下两类^[5]:1)有人工辅助的自动拼接。龙玺等^[6]利用运动定位装置计算多视点云的旋转平移矩阵,该方法易受定位装置的精度影响^[7]。王曼等^[8]通过引入人工标志点来实现辅助拼接,该方法拼接精度高,但贴点较为耗时,且许多表面不允许粘贴标志点(如珍贵文物);2)无辅助的自动拼接。Triebel等^[9]利用改进的迭代最近点(ICP)算法来实现自动拼接,该算法对两组点云的初始位置要求较高,适用于预拼合后的精确拼合。在无法预知点云数据相互关系时,基于几何特征的配准算法和基于图像特征的配准算法就显现了明显优势。Johnson等^[10]通过分析物体表面点的局部几何信息来进行几何特征点的查找和匹配。该算法由于几何特征点包含的几何信息少,稳定性有待提高。Rusu等^[11]利用点特征直方图(PFH)对点的多领域几何属性进行统计分析,从而提供了一个可度量的信息空间,有效提高了拼合的稳定性,适用于几何形貌复杂的被测物体。Seo等^[12]提出利用尺度不变特征转换(SIFT)来实现基于图像特征点的配准,该算法无需考虑物体表面的几何形貌,但要求被测物体表面具有一定的纹理信息。

综上所述,国内外使用的有辅助的自动拼接方法由于受辅助设备的限制都存在一定的局限性,很难满足不同场合的拼接要求。无辅助的拼接方法因其具有方便、适用性广等优点已成为点云自动拼接的研究重点。目前无辅助的拼接方法中,基于几何特征的拼接方法和基于图像特征的拼接方法应用的较为广泛。其中,基于几何特征的拼接方法适用于几何形貌复杂的场合,对几何特征简单的物体进行测量拼接时稳定性较差;基于图像特征的拼接方法则适用于表面纹理丰富的物体。这两种方法受自身算法的限制都只适用于一定的拼接场合。而实际在对不同表面进行测量拼接时,只考虑了被测表面的几何特征或纹理信息,缺乏综合分析来选择合适的拼接方法。这在一定程度上降低了拼接的稳定性和精度。

为此,提出了一种基于几何特征和图像特征点云自适应拼接方法。该方法建立了一个配准算法选择模型,使系统能根据被测物体表面的几何特征和纹理信息自适应选择合适的配准算法,提高拼接的稳定性。并通过引入随机抽样一致(RANSAC)算法来实现特征点的稳定匹配,消除误匹配对拼接稳定性的影响。

2 基于几何特征和图像特征点云自适应拼接方法

利用文献[1]中的结构光三维测量技术获取点云数据,该方法测得的三维点和图像点存在一一对应的关系。在此基础上,首先利用点特征直方图(PFH)法查找两片点云的几何特征点,然后采用SIFT算法查找两次拍摄图片的图像特征点,通过对比分析几何特征点和图像特征点来生成配准算法判断因子。根据配准算法判断因子,系统可自适应地选择合适的配准算法。确定配准算法后,对于相应特征点,采用RANSAC算法建立特征点的匹配关系。最后对匹配特征点进行奇异值分解(SVD)求取旋转平移矩阵完成拼接。

2.1 基于PFH的几何特征点查找

点特征直方图计算方法通过参数化查询点与邻域点之间的空间差异,形成一个多维直方图对点的 k 邻域几何属性进行描述。该直方图描述了样本的几何特征及表面变化情况,其相对曲面的六维姿态来说具有旋转不变性,并且在不同的采样密度或邻域的噪音等级下具有稳健性^[11]。首先利用(1)式和(2)式计算查询点 k 邻域内每一对点的 $\{\alpha, \varphi, \theta\}$ 三组值。

$$u = n_s, \quad d = \frac{(p_i - p_s)}{\|p_i - p_s\|_2}, \quad v = u \times d, \quad w = u \times v, \quad (1)$$

$$\alpha = v \cdot n_i, \quad \varphi = u \cdot d, \quad \theta = \arctan(w \cdot n_i / u \cdot n_i), \quad (2)$$

式中 p_s, p_i 为查询点 k 邻域内任意两点的空间坐标, n_s, n_i 为相应法向量。将所有三元组以某种统计的方式放进直方图生成该查询点的点特征直方图。图1展示了点云中不同点的点特征直方图。

为了查找点云中的几何特征点,采用Kullback-Leibler(KL)距离计算法^[13]将每个点的PFH描述子与平均PFH描述子(u-histogram)比较获取该点的相对 K_i 距离,如(3)式,再将所有表面点的 K_i 距离进行统计生成相应点云的KL距离直方图。图2展示了不同物体的KL距离直方图及其平均值 u 和标准差 σ 。

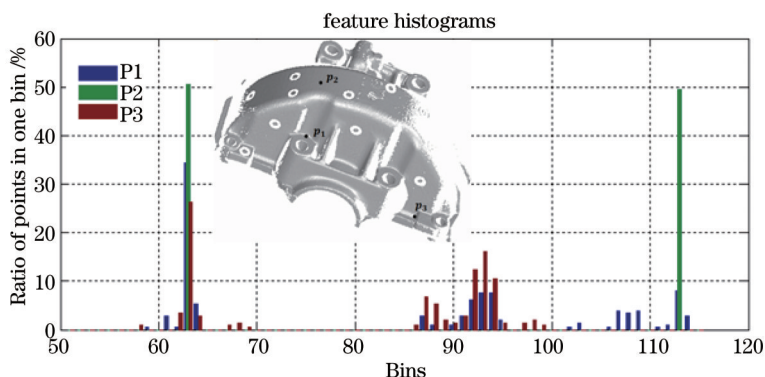


图1 缸盖表面不同点的几何特征直方图

Fig.1 Point feature histograms for different points of cylinder head

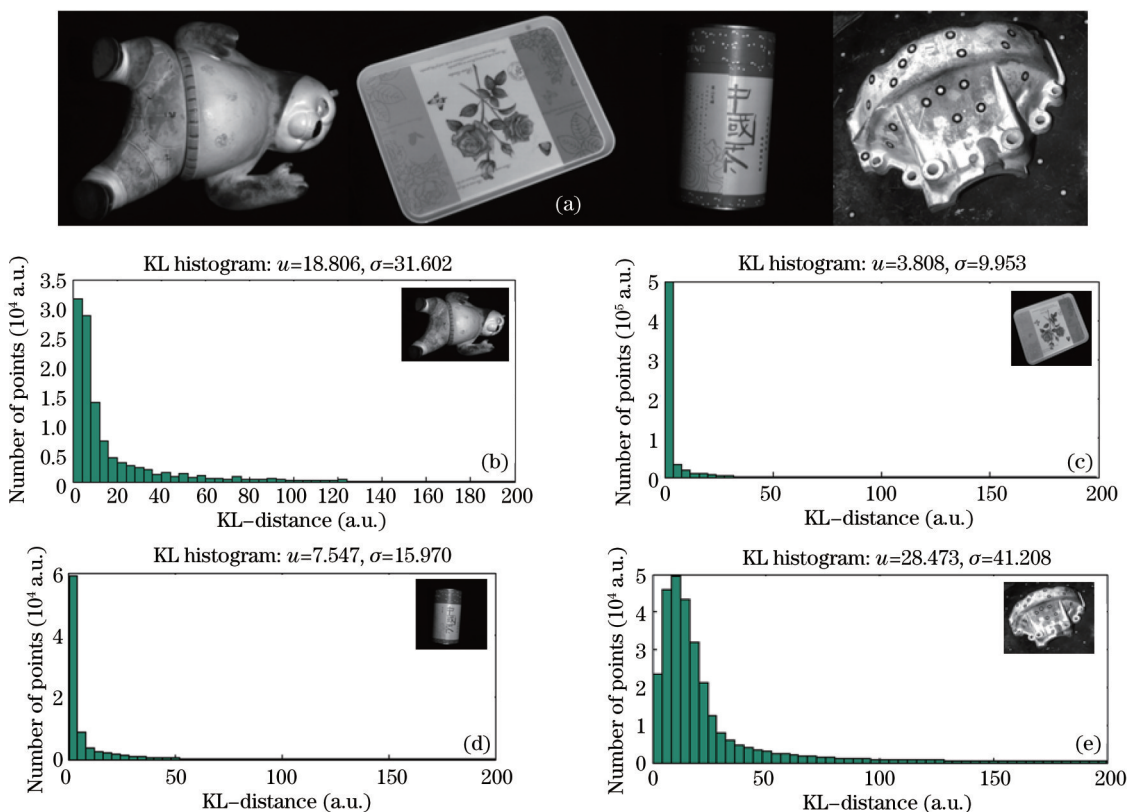


图2 KL距离直方图。(a)测试物体;(b)工艺品;(c)平板;(d)圆柱盒;(e)缸盖

Fig.2 KL-distance histogram. (a) Original objects; (b) craft; (c) plate; (d) cylindrical box; (e) cylinder head

$$K_i = \sum_{i=1}^{b^3} (p_i^f - u_i) \cdot \ln \frac{p_i^f}{u_i}, \quad (3)$$

式中 b^3 为PFH描述子的维数, p_i^f 和 u_i 分别表示表面点PFH描述子和平均PFH描述子的第 i 个分量。

将 K_i 距离在 $u \pm k\sigma$ 外的三维点视为几何特征点。如上图可知:物体表面的几何特征越丰富,查找出的几何特征点越多。

2.2 基于 SIFT 的图像特征点查找

Lowe^[14]总结 SIFT 算法是一种检测局部特征的算法,该算法通过求一幅图中的特征点及相关尺度和方向的描述子得到特征并进行图像特征点匹配。SIFT 特征对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性,对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性。利用该优势,采用 SIFT 算法查找图像特征点。图3展示了不同物体表面图像特征点(按 10% 采样显示)的查找结果。结果表明,物体表面纹理越丰富,查找出的图像特



图3 不同表面的部分图像特征点查找

Fig.3 Part of the photometric feature points for different surfaces

征点越多。

2.3 配准算法选择模型的建立

所提配准算法选择模型基于以下现象:利用PFH算法查找出的几何特征点在整体采样点中的比例越大,物体几何特征越复杂,可提供的几何特征配准信息将越多,采用基于几何特征的配准算法将越稳定;利用SIFT算法查找出的图像特征点代表物体表面灰度变化较大的点,该点越多表明物体表面纹理越丰富,利用图像特征点进行物体同名点查找的准确性将越高,则越适合采用基于图像特征的配准算法。为证明上述理论,分别对喷粉前和喷粉后的圆柱茶盒进行测量拼接,对比结果如图4所示(图像匹配点按10%采样显示)。由图可知,当物体表面纹理丰富时,查找出的图像特征点较多,特征点的匹配稳定性也较高,基于图像特征配准算法的稳定性也相应提高。

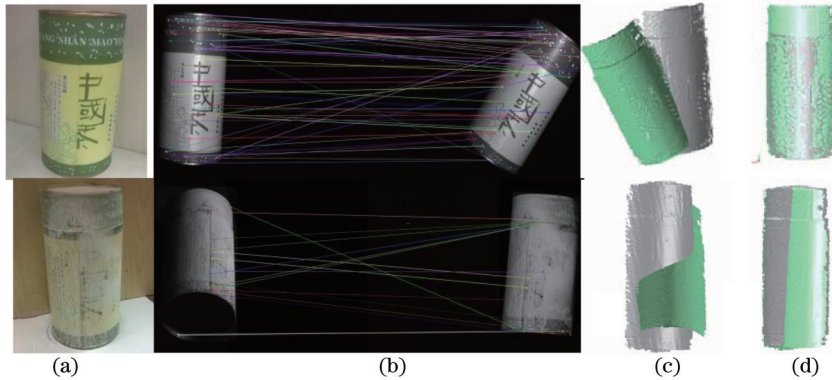


图4 不同纹理的图像特征拼接。(a)实物图;(b)图像匹配点;(c)未拼接点云;(d)拼接点云

Fig.4 Photometric registration. (a) Original object;(b) photometric corresponding points; (c) point cloud without registration; (d) point cloud with registration

基于上述理论,通过对比分析几何特征点的比例和图像特征点的数目来生成配准算法判断因子。具体评判标准如(4)式:

$$D_r = \begin{cases} w_1 \left(\frac{p_1 - p}{p} - \frac{n_1 - n}{n} \right) + w_2 \left(\frac{p_2 - p}{p} - \frac{n_2 - n}{n} \right), & p_1 > p, n_1 > n \\ 1, & p_1 > p, n_1 < n \\ -1, & p_1 < p, n_1 > n \\ 0, & p_1 \leq p, n_1 \leq n \end{cases} \quad (4)$$

式中 D_r 为配准算法判断因子, p_1, p_2 分别代表两幅点云中几何特征点数目占相应点云点数的比例, n_1, n_2 分别代表两次拍摄图片中图像特征点数, p 为几何特征阈值, n 为图像特征阈值, w_1 和 w_2 为权重因子,通常取为0.5。式中 $\frac{p_i - p}{p}$ ($i=1,2$)表示第 i 片点云中几何特征点的比例对拼合稳定性的影响, $\frac{n_i - n}{n}$ ($i=1,2$)表示第 i 片点云中图像特征点的数目对拼合稳定性的影响。

当判断因子 D_r 大于0时,说明物体表面的几何特征相对丰富,应采用基于几何特征的配准算法;小于0

时说明物体表面的纹理信息相对丰富,应采用基于图像特征的配准算法;若 D_r 等于 0,证明物体表面的几何特征和纹理信息均很少,需要结合利用物体表面的几何特征和图像特征,如图 5 所示。

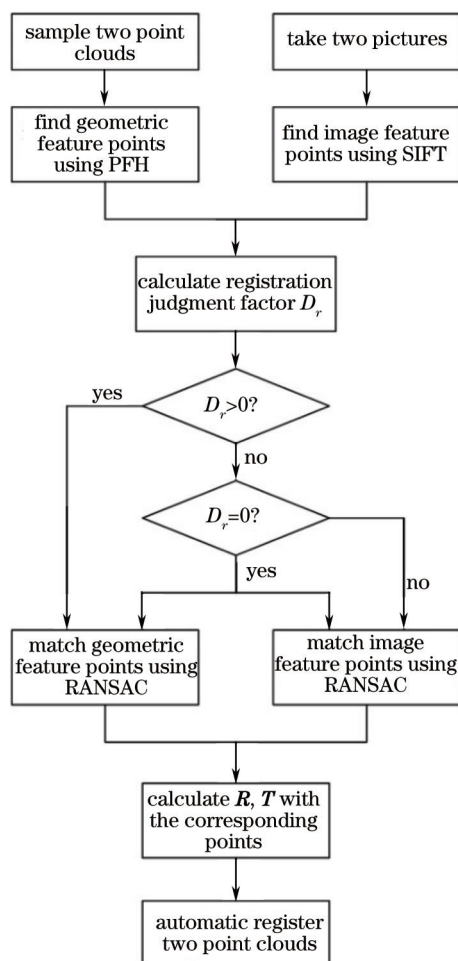


图 5 基于几何特征和图像特征的点云自适应拼接方法流程图

Fig.5 Flowchart of adaptive 3D surface auto-registration algorithm

若选择利用几何特征点进行拼接,则在源点云和目标点云的几何特征点中搜索点特征直方图相似的点作为初匹配点,如图 6(a)所示,左边物体上的绿色点为两片点云中经采样的几何特征点,右边展示了部分几何对应点的 PFH 描述子。若选择利用图像特征点进行拼接,则通过对比两边图像特征点 SIFT 向量的欧式距离来实现特征点初匹配,如图 6(b)所示,匹配对按 10% 采样显示。最后利用图像点和空间点的一一对应关系确定出三维对应点。因为噪声和计算误差的影响,查找出的对应点中存在误匹配。通过引入 RANSAC 算法^[15]来消除误匹配。对 6(b)中的数据进行误匹配排除,结果如图 6(c)所示。误匹配排除后,采用 SVD 奇异值分解法求解旋转平移矩阵完成拼接。

3 实验分析

实验数据是由华中科技大学快速制造中心研发的 PowerScan-II 面结构光三维测量设备获得,该设备包括两个工业相机及镜头和一个数字光栅投影仪,单次测量范围为 500 mm×400 mm,单次测量误差为 ±0.03 mm。

3.1 不同被测表面的实验比较及分析

利用所提方法对如图 7(a)所示的物体进行有重叠测量拼接实验。实验中几何特征阈值 p 取值 5%,图像特征阈值 n 取 250,拼接前的结果如图 7(b)所示,自适应拼接后的结果如图 7(c)所示,相应物体的拼接数据如表 1 所示。

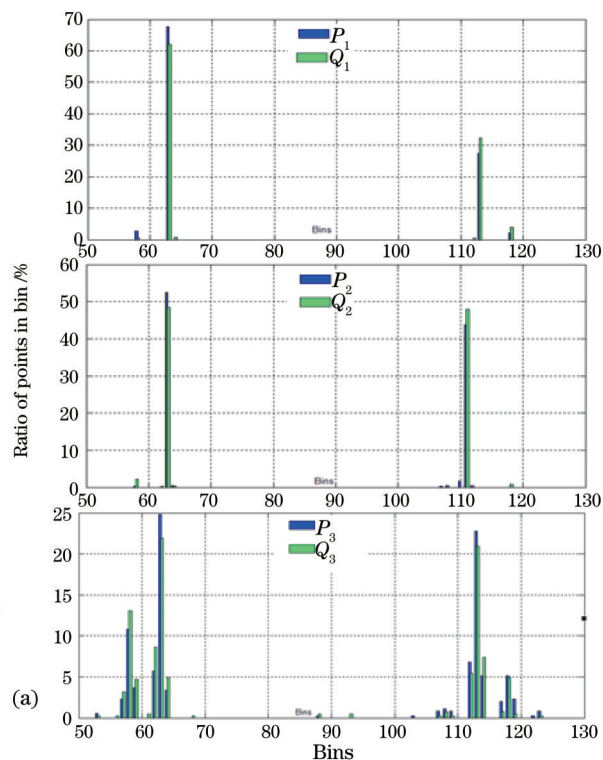
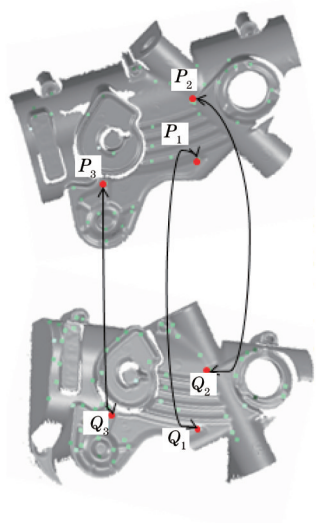


图6 特征点匹配。(a)几何特征点;(b)未采用RANSAC的图像对应点;(c)采用RANSAC的图像对应点

Fig.6 Feature points matching. (a) Geometric corresponding points;(b) photometric corresponding points without RANSAC;
(c) photometric corresponding points with RANSAC

为了更好地体现所提方法的优势所在,分别采用基于几何特征的拼接算法和基于图像特征的拼接算法对上述数据进行拼接实验。基于几何特征的拼接结果如图7(d)所示,基于图像特征的拼接结果如图7(e)所示。从图7(a)和7(e)可以看出由于被测工件表面纹理简单,基于图像特征的拼接算法稳定性较差,从图7

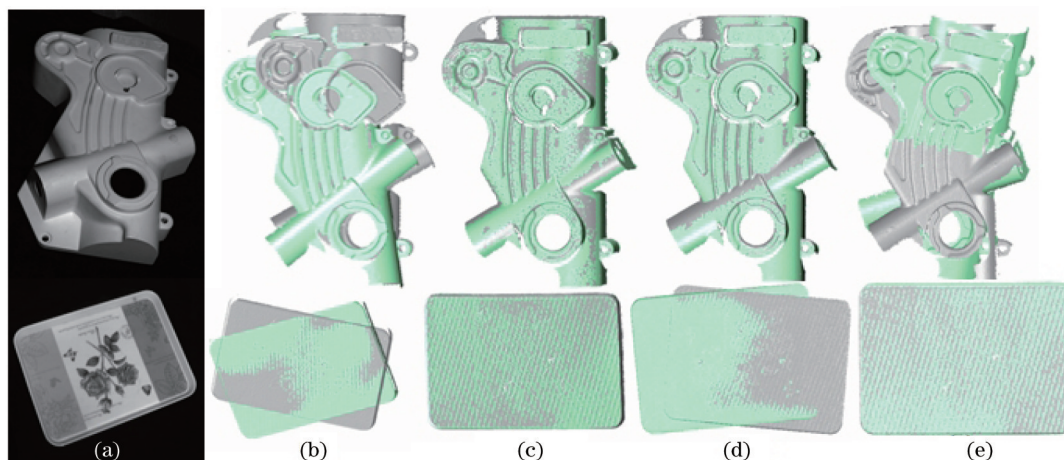


图7 点云数据的拼合。(a)实物图;(b)未拼接点云;(c)自适应拼接;(d)几何特征拼接(e)图像特征拼接

Fig.7 Point-clouds registration. (a) Original part; (b) without registration; (c) adaptive registration; (d) with geometric features; (e) with photometric features

(d)可以看出由于被测物体为平面特征,几何形貌简单,基于几何特征的拼接算法稳定性较差。

表1 不同物体的拼接精度

Table 1 Registration accuracy for different objects

Object	Points	$p_1/p_2/\%$	n_1/n_2	D_r factor	Selection algorithm	Standard deviation /mm
Part	608421	9.5/10.8	217/233	1	Geometric	0.090
Plane	955820	2.3/2.2	530/519	-1	Photometric	0.068

3.2 鼠首模型的整体拼接

为了更好地验证所提方法的可行性,对如图8(a)所示的鼠首模型(240 mm × 230 mm × 150 mm)进行了19次有重叠测量,得到拼接后的整体点云数据如图8(b)所示。拼接后的标准偏差为0.098 mm。

与上述对比实验相似,利用基于几何特征的拼接算法对鼠首模型进行测量拼接,当测量到第13组数据时显示拼接错误,如图8(c)。针对拼错的点云数据,利用所提方法进行拼接,系统自适应选择图像特征拼接方法,结果如图8(d)所示。

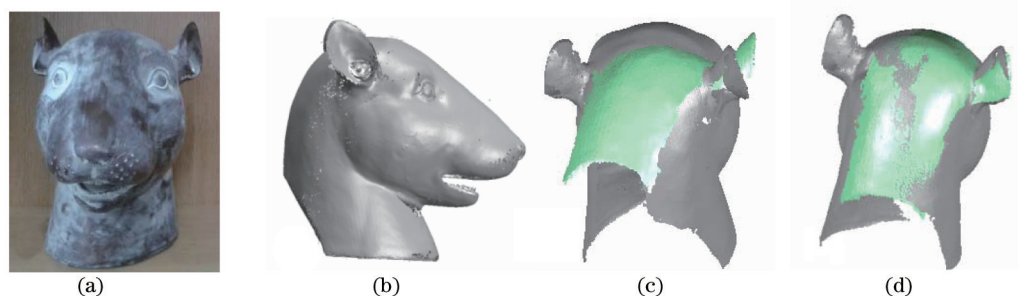


图8 鼠首模型点云数据的拼合。(a)实物图;(b)整体点云数据;(c)基于几何特征的拼接结果;(d)自适应拼接结果
Fig.8 Point-clouds registration of mouse. (a) Original part; (b) whole registration result; (c) with geometric features; (d) adaptive registration

3.3 实验结果分析

上述实验结果表明,提出的拼接方法在对不同表面进行测量时,首先通过PFH和SIFT算法统计了几何特征点和图像特征点的个数,并以此生成了判断因子 D_r 。系统根据判断因子,在测量几何特征明显的表面(如工件, $D_r = 1$)时,自适应地选择了基于几何特征的配准算法,避免了基于图像特征的拼接错误;在对几何特征少、纹理特征相对丰富的表面(如平面板, $D_r = -1$)进行拼接时,自适应地采用了基于图像特征的配准算法,排除了不稳定的几何特征配准算法。该方法能够实现不同表面的稳定点云拼接。

4 结 论

提出了一种基于几何特征和图像特征点云自适应拼接方法。该方法建立了一个配准算法选择模型,通过引入配准算法判断因子来综合评价物体表面的几何、纹理复杂程度,从而系统可自适应地选择合适的配准算法。配准过程中采用RANSAC算法对误匹配的特征点进行剔除。实验结果表明,所提方法具有较强的稳定性。

参 考 文 献

- 1 Li Zhongwei, Shi Yusheng, Zhong Kai, *et al.*. Projector calibration algorithm for the structured light measurement technique [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(11): 3061-3065.
李中伟, 史玉升, 钟 凯, 等. 结构光测量技术中的投影仪标定算法[J]. *光学学报*, 2009, 29(11): 3061-3065.
- 2 Z Li, Y Shi, C Wang, *et al.*. Accurate calibration method for a structured light system[J]. *Optical Engineering*, 2008, 47(5): 053604.
- 3 K Zhong, Z W Li, X H Zhou, *et al.*. Hybrid parallel computing architecture for multiview phase-shifting [J]. *Optical Engineering*, 2014, 53(11): 112214.
- 4 Lei Yuzhen, Li Zhongwei, Zhong Kai, *et al.*. Mismatching marked points correction method based on random sample consensus algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(3): 0315002.

- 雷玉珍, 李中伟, 钟 凯, 等. 基于随机抽样一致算法的误匹配标志点校正方法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315002.
- 5 S Rusinkiewicz, O H Holt, M Levoy. Real-time 3D model acquisition [C]. Proceeding of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2002, 21(3): 438-446.
- 6 Long Xi, Zhong Yuexian, Li Renju, *et al.*. 3D surface integration in structured light 3D scanning [J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2002, 42(4): 477-480.
- 龙 玺, 钟约先, 李仁举, 等. 结构光三维扫描测量的三维拼接技术[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2002, 42(4): 477-480.
- 7 J Davis, X Chen. A laser range scanner designed for minimum calibration complexity [C]. IEEE Proceedings of Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001. 91-98.
- 8 Wang Man, Ye Zhenglin, Chen Zuoping, *et al.*. Recognition algorithm of coded targets based on mathematical morphology [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(36): 94-96.
- 王 曼, 叶正麟, 陈作平, 等. 基于数学形态学的编码标志点识别算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(36): 94-96.
- 9 R Triebel, W Burgard. Improving simultaneous mapping and localization in 3D using global constraints [C]. Proceedings of National Conference on Artificial Intelligence, 2005. 1330-1335.
- 10 A E Johnson, M Hebert. Surface registration by matching oriented points [C]. Proceedings of International Conference on 3D Imaging and Modeling, 1997. 121-128.
- 11 R B Rusu, N Blodow, Z C Marton, *et al.*. Aligning point cloud views using persistent feature histograms [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008. 3384-3391.
- 12 J K Seo, G C Sharp, S W Lee. Range data registration using photometric features [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2: 1140-1145.
- 13 G Hetzel, B Leibe, P Levi, *et al.*. 3D object recognition from range images using local feature histograms [C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001, 2: 394-399.
- 14 D G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 15 M A Fischler, R C Bolles. 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.

栏目编辑: 张浩佳