

可移动文物的三维重建及外形参数计算

苏泽鹏, 赵敏*, 朱凌建, 李晓港, 邵伟

西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048

摘要 精确高效获得可移动文物的三维数字档案及外形参数对于可移动文物的保护与研究有重要意义。在多视图几何三维重建中, 针对匹配点占比对重建精度与效率的影响展开研究, 得出匹配点占比约为 50% 时可实现精确高效重建, 该结论可有效指导基于多视图几何三维重建的图像序列的采集。针对重建产生的噪声, 在 HSV 颜色特征空间中滤除点云噪声, 利用基于标准差阈值的检测算法去除离群点, 有效提高了三维重建的精度和视觉效果。在三维重建后, 采用有向包围盒算法计算可移动文物外形参数, 采用基于点云疏密程度的加权主成分分析法 (PCA) 计算包围盒的主方向。采用所提方法测量的仿元代瓷制花瓶, 外形参数的重复性标准差小于 0.15 mm, 最大测量误差小于 0.25 mm, 高于可移动文物保护与研究中对外形参数的测量要求。

关键词 测量; 运动恢复结构; 精确高效三维重建; 点云去噪; 有向包围盒

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1212001

Three-Dimensional Reconstruction and Calculation of Shape Parameters of Movable Cultural Relics

Su Zepeng, Zhao Min*, Zhu Lingjian, Li Xiaogang, Shao Wei

School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology,
Xi'an 710048, Shaanxi, China

Abstract The study and the protection of movable cultural relics is important in accurately and efficiently obtaining their three-dimensional (3D) digital files and shaping parameters. The accurate and efficient reconstruction can be achieved when the proportion of matching points is approximately 50% in the multiview geometric, 3D reconstruction. This conclusion can effectively guide the collection of image sequences based on multiview geometric, 3D reconstruction. The point cloud noise due to the reconstruction is filtered out in HSV color feature space. Furthermore, the detection algorithm removes the outlier based on the standard deviation threshold, which effectively improves the accuracy and the visual effect of the 3D reconstruction. After 3D reconstruction, directed bounding box algorithm is used to calculate the shape parameters of movable cultural relics. In addition, the weighted principal component analysis (PCA) based on the density of the point cloud is used to compute the main direction of the bounding box. The proposed method was used to determine the repeatability standard deviation of shape parameter values for a porcelain vase imitation from the Yuan Dynasty. The repeatability standard deviation was less than 0.15 mm, and the maximum measurement error was less than 0.25 mm, which is higher than the measurement requirements of the shape parameters in the protection and the research of movable cultural relics.

Key words measurement; structure from motion; accurate and efficient three-dimensional reconstruction; denoising of point cloud; oriented bounding box

收稿日期: 2021-09-01; 修回日期: 2021-09-14; 录用日期: 2021-09-23

基金项目: 国家自然科学基金(51775433)、陕西省重点研发计划(2020ZDLGY10-04)

通信作者: *zhaomin1973@xaut.edu.cn

1 引言

全国可移动文物普查最新数据表明,可移动文物共计 10815 万件。国家馆藏文物登录规范对于文物的数字化记录,仅仅要求采集文物的图像,绝大多数可移动文物缺乏三维数字信息。文物保护的行业标准中规定,立体文物需要测量长、宽、高,复杂形体文物需要测量最长、最宽、通高等外形参数,并且要求测量误差不超过 1 mm^[1]。精确高效获得可移动文物的三维数字档案及外形参数对于可移动文物的保护与研究有重要意义。

目前针对文物的三维重建方法主要有激光扫描法、结构光法和多视图几何法^[2]。激光扫描法精度高、速度快,但是成本较高^[3-4];结构光法精度较高、速度快,但是需要搭建相应实验平台,不适用于室外场景^[5-6];多视图几何法精度高成本低、重建的三维模型具有色彩信息,效果逼真^[7-8]。因此,一般采用多视图几何法重建可移动文物的三维模型^[9-10]。

在多视图几何三维重建中,图像间的重叠度对重建精度有明显的影响^[11]。文献[12]采用图像间成像角度间隔来表示重叠度,探究了图像序列应满足的边界条件,该方法存在一定的局限性,当更换重建目标或成像系统参数改变时,得出的结论将不再适用。文献[13]通过改变图像数量来探究图像重叠度对重建结果的影响,也不具有泛化性。

对于可移动文物外形参数,目前主要采用接触式的方法,即通过导轨与各种尺子的结合进行测量,有可能对文物造成损害并且测量精度不高,而针对外形参数的无接触测量研究较少。文献[14]提出了一种基于局部点云的苹果外形指标估测方法,文献[15]提出了一种基于多视图立体视觉的沙堆三维尺寸测量方法,为可移动文物利用三维数据测量外形参数提供了参照,但是要针对文物特征寻找合适的方法。

本文提出了一种在三维重建后,基于三维点云数据计算文物的外形参数的方法,该方法可同时获得可移动文物的三维形貌和外形参数。针对三维重建的精度和效率进行了研究,以匹配点占比作为评价指标提高了重建效率,综合噪声去除法去除噪声提高了重建精度,得出的结论可以广泛指导多视图几何三维重建。采用基于改进有向包围盒算法计算可移动文物外形参数,实现了高精度无接触测量。

2 多视图几何三维重建

2.1 数字图像采集

目标为仿元代瓷制花瓶,其长、宽、高约为 120, 140, 255 mm。使用尼康 D3100 作为采集设备,为使花瓶在视场中占据尽可能大的比例,使用镜头的最大焦距为 55 mm,物距约为 800 mm。使用旋转台进行图像采集,旋转台的定位精度为 0.01°,采集过程中将目标花瓶放置在旋转台上,相机固定在三角架,旋转台每转动一定角度拍摄一张图像。旋转台不仅可以提高图像采集的稳定性和可靠性,还可以利用旋转台转动角度来验证稀疏重建中相机空间位置恢复的精度。

2.2 三维点云重建主要步骤

基于多视图几何的三维点云重建主要步骤如图 1 所示。首先进行数字图像的采集,在相对于目标物不同视角下采集图像,因为相机镜头的畸变会影响重建精度,所以需要对其畸变进行矫正;然后进行 scale invariant feature transform (SIFT) 特征点的提取与匹配,在此基础上采用 structure from motion (SFM) 算法获得相机的空间参数与目标物的稀疏三维点云;最后基于 cluster multi view stereo/patch based multi view stereo (CMVS/PMVS) 进行稠密点云重建。

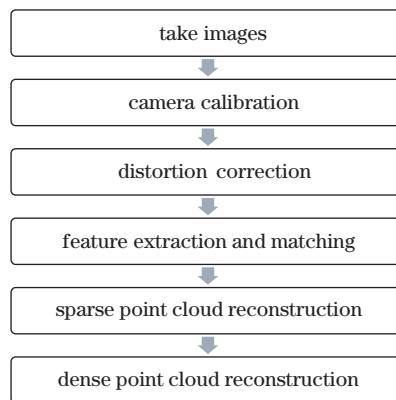


图 1 多视图几何三维重建法步骤
Fig. 1 Steps of multi view geometric three-dimensional reconstruction

2.3 基于匹配点占比的最佳图像序列研究

多视图几何三维重建的核心部分为利用 SFM 算法求解相机空间参数与重建目标的稀疏点云。本实验组利用转台采集图像,图像为有序图像列,因此采用精度更高鲁棒性更好的增量式 SFM 算法^[16]重建稀疏点云,算法步骤如图 2 所示。

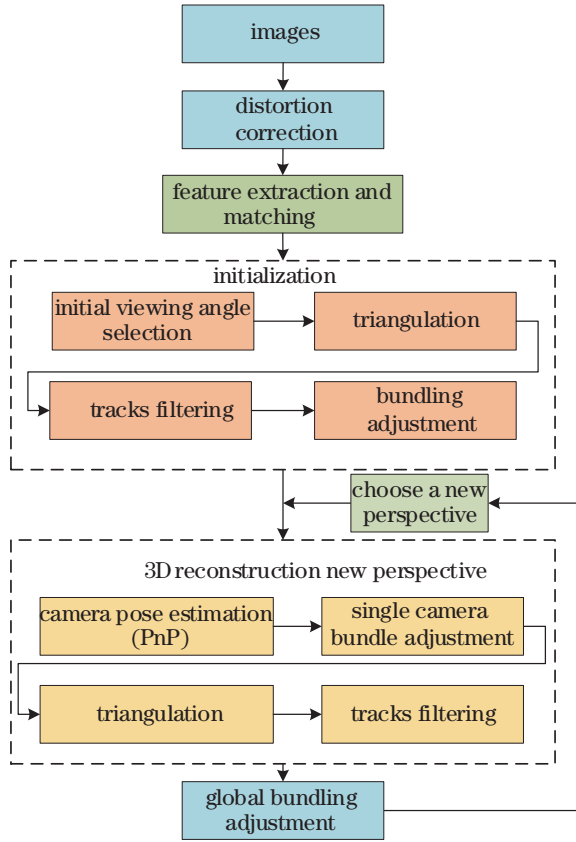


图 2 增量式 SFM 算法重建稀疏点云步骤

Fig. 2 Steps to reconstruct sparse point cloud with incremental SFM algorithm

选取匹配点较多、基线足够长的视图对作为初始视图对, 记为 I_1, I_2 。通过对极几何求解 I_1, I_2 视图相机姿态; 然后, 通过三角量测将视图 I_1, I_2 之间匹配的特征点重建为三维点 X_i , 滤除掉三维空间中太远以及重投影误差较大的点; 最后, 进行捆绑调整, 以三维点的重投影误差为目标函数, 对三维点的空间位置和相机参数进行优化。

表 1 不同角度间隔下匹配点占比

Table 1 Proportion of matching feature points at different angular intervals

Angular interval / (°)	5	10	15	20	25	30	35	40
Proportion of matching feature points	0.635	0.522	0.415	0.323	0.244	0.194	0.144	0.105

以匹配点占比为自变量, 重建的转角误差为因变量, 探究能够完成三维重建时的最佳图像序列。稀疏重建的转角误差随匹配点占比变化趋势如图 3 所示。从图 3 可以看出, 随着匹配点占比的增大, 重建得到相机转角的误差逐渐减小, 当匹配点占比低于约 25% 时, 重建转角误差较大, 侧面反映稀疏重建误差较大。图 4 为不同匹配点占比下稀疏重建结

$$\min g(\theta) = \frac{1}{2} \sum_i^n \sum_j^m x_{ij} \| \mathbf{u}_{ij} - \mathbf{u}'_{ij}(\mathbf{C}_j, \mathbf{X}_i) \|^2, \quad (1)$$

式中: $x_{ij}=1$ 表示第 i 个点在第 j 个视角中可见; 第 j 个相机的内外参数 $\mathbf{C}_j = (f_j, k_{1j}, k_{2j}, \mathbf{R}_j, \mathbf{t}_j)$; $\mathbf{u}_{ij}, \mathbf{u}'_{ij}$ 分别表示观测点和投影点; $\theta = (\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_m, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n)$, θ 为需要优化的参数空间, 对于 m 个相机和 n 个三维点, 参数空间的维度为 $9m+3n$ 。选择可以看见已重建点最多的视图作为新视图加入; 然后, 通过 Perspective-n-Point(PnP) 的方法求解新加入视角相机的空间参数; 再采用三角量测重建出新视角中未被重建匹配点的三维坐标。重复上述流程不断加入新的视角, 当所有的视角都参与重建即完成稀疏重建。

特征点的提取与匹配为稀疏重建的基础, 图像的特征点体现图像整体特征, 匹配点体现两幅图像间的联系, 在 SFM 算法中首先被重建的像素点即为匹配的特征点。对于可移动文物通常采用环绕式的拍摄方法, 目标可以全部出现在视场内, 相邻图像匹配点占比对稀疏重建结果有显著影响。匹配点占比过小, 相机空间位置恢复精度较低, 且点云数量较少不能完全表达目标结构; 匹配点占比过大则信息冗余, 重建耗时较长。所提方法以图像间匹配点与图像特征点的比值来判断图像是否能够满足重建的要求, 匹配点占比的数学表达式为

$$\rho = \frac{m_i}{(n_i + n_{i+1})/2}, \quad (2)$$

式中: m_i 表示第 i 幅图像与第 $i+1$ 幅图像匹配的特征点个数; n_i 表示第 i 幅图像特征点个数; ρ 表示相邻两幅图像匹配特征点的个数与两幅图像特征点个数平均值的比值, 后面均简称为匹配点占比。分别以旋转间隔为 $5^\circ, 10^\circ, 15^\circ, 20^\circ, 25^\circ, 30^\circ, 35^\circ, 40^\circ$ 采集图像, 计算得到的不同角度间隔下的匹配点占比如表 1 所示。

果, 当匹配点占比小于约 25% 时, 稀疏点云中大量空洞。

表 2 给出了不同匹配点占比下目标三维点云重建的定量描述, 当匹配点占比小于约 25% 时, 稀疏点云与稠密点云数量明显变少, 已经无法描述花瓶的三维结构, 不能有效记录花瓶三维信息, 当匹配点占比在 60% 左右时, 重建耗时较长。

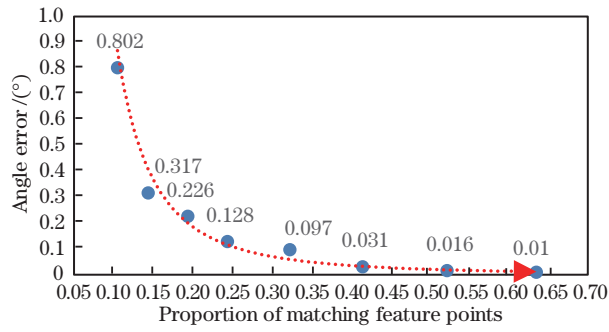


图 3 重建的转角误差随匹配特征点占比变化趋势

Fig. 3 Variation trend of reconstructed rotation angle error with proportion of matching feature points

综上所述可以得出:在多视图几何三维重建中,匹配点占比对重建结果的效率和精度有显著的影响,在采用环绕式拍摄,目标物为可移动文物(可以完全出现在视场内)时,基于多视图几何的三维重建,图像之间的匹配点占比应大于 25%,综合考虑效率与精度的情况下,匹配点占比应为 50% 左右。

在最佳图像序列下,对目标花瓶进行重建。稀疏重建得到 38109 个点云,稠密重建得到 896038 个点云,重建结果如图 5 所示,点云十分密集,较好地表达了花瓶的实际模型。

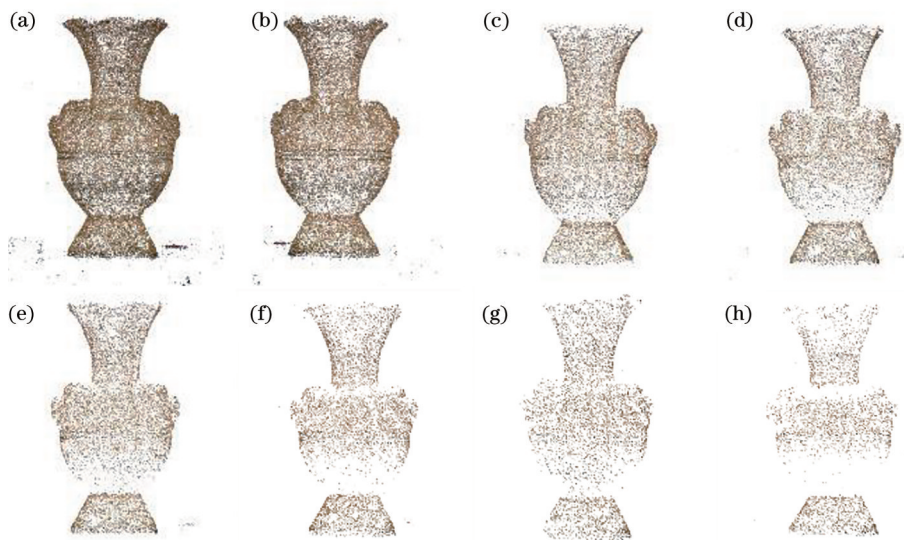


图 4 不同匹配点占比下稀疏点云重建结果。(a) 0.635; (b) 0.522; (c) 0.415; (d) 0.323; (e) 0.244; (f) 0.194; (g) 0.144; (h) 0.105

Fig. 4 Reconstruction results of sparse point cloud at different proportions of matching points. (a) 0.635; (b) 0.522; (c) 0.415; (d) 0.323; (e) 0.244; (f) 0.194; (g) 0.144; (h) 0.105

表 2 不同匹配点占比下重建的稀疏点云及稠密点云个数

Table 2 Number of sparse point clouds and dense point clouds reconstructed under different proportions of matching feature points

Proportion of matching feature points	Number of sparse point clouds	Number of dense point clouds	Reconstruction time-consuming /min
0.635	56490	903597	23.5
0.522	38109	896083	10.6
0.415	24970	884367	9.2
0.323	20006	874717	7.6
0.244	16130	805342	7.2
0.194	10717	757275	5.7
0.144	7711	570826	4.3
0.105	5303	182643	2.1

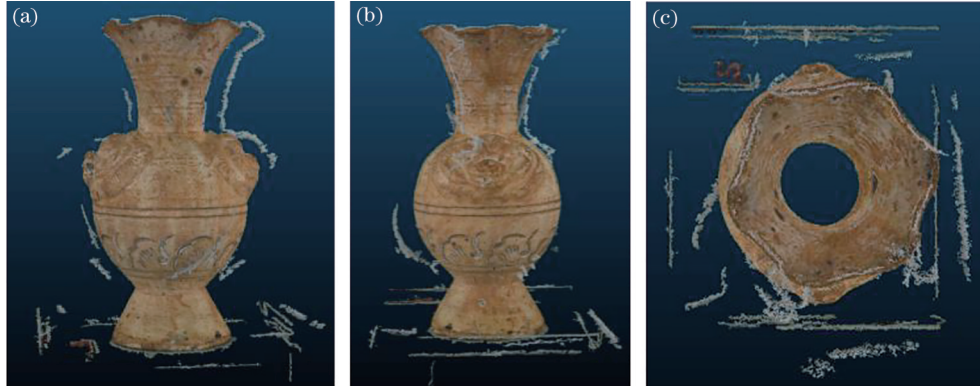


图 5 稠密点云重建结果。(a)正视图;(b)侧视图;(c)俯视图

Fig. 5 Dense point cloud reconstruction results. (a) Front view; (b) side view; (c) vertical view

2.4 综合法去除噪声

基于多视图几何三维重建的点云数据不可避免存在噪声^[17],噪声点对重建的精度和基于点云的性状提取有严重的影响^[18-20]。噪声主要有由于人为扰动或者光照不均匀产生的与重建目标有颜色差异的噪声、重建过程中重建误差较大的离群点噪声。为提高重建精度,针对不同噪声需要采用不同的去噪方法。

对于与花瓶主体颜色存在差异的噪声点,以颜色差异为依据滤除噪点。HSV 颜色特征空间分别由色调(H)、饱和度(S)和明度(V)三个参数构成,更接近人眼对于彩色的感知。因此在 HSV 颜色特征空间,以 H 的取值范围为[0.055,0.163]、S 的取值范围为[0.149,0.738]、V 的取值范围为[0.236,0.728]进行去噪。点云去噪结果如图 6 所示,滤除噪点后的点云数量由 896038 个变为 800532 个,完全去除了白色噪声点,花瓶主体仅损失了较少点云。

对于产生的稀疏离群点,采用待检测点到 k 个

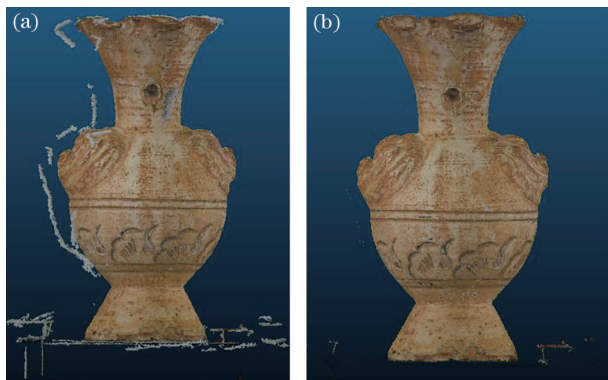


图 6 点云去噪前后对比图。(a)去噪前;(b)去噪后

Fig. 6 Comparison of point cloud before and after denoising.

(a) Before denoising; (b) after denoising

邻域点的距离分布来检测。首先,计算待检测点与其 k 个邻域点的欧氏距离均值以及全局点距离均值;然后,计算所有点与待测点 k 邻域点距离的标准差,最后设置标准差阈值检测离群点。

点云中,点 $\mathbf{p}_i(x_i, y_i, z_i)$ 与点 $\mathbf{p}_j(x_j, y_j, z_j)$ 的欧氏距离 $d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j)$ 的表达式为

$$d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (3)$$

待测点 \mathbf{p}_i 与其 k 邻域点集距离的均值 \bar{d}_i 的表达式为

$$\bar{d}_i = \frac{\sum_{j=1}^k d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j)}{k} \quad (4)$$

当输入点云个数为 n 时,全局 k 邻域点集距离平均值 \bar{d} 的表达式为

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{d}_i}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k d(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j)}{nk} \quad (5)$$

由贝塞尔公式可得,输入点云的 k 邻域距离全局标准差 δ 的表达式为

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n (\bar{d}_i - \bar{d})^2 \right]} \quad (6)$$

当待测点的 \bar{d}_i 满足以下条件时,则判定 \mathbf{p}_i 为离群点进行删除。

$$|\bar{d}_i - \bar{d}| > \zeta \delta, \quad (7)$$

式中: ζ 为标准差系数。

根据输入花瓶点云的实际特征,在实验中设置 k 邻域点集的个数为 100, ζ 取值为 3,离群点去除结果如图 7 所示,点云数量由 800532 减少为 797623,总共删除 2909 个离群点。

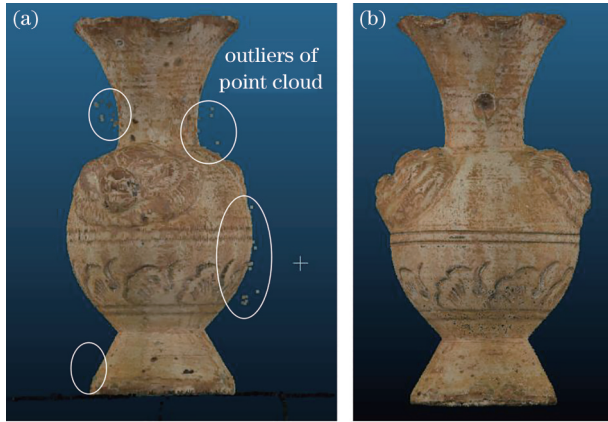


图7 删除离群点前后对比图。(a)删除前;(b)删除后
Fig. 7 Comparison before and after deleting outliers of point cloud. (a) Before deleting; (b) after deleting

3 基于改进有向包围盒的外形参数计算

三维点云模型的有向包围盒(OBB)是指一个可以包围点云模型的最小体积长方体,其方向由点云模型本身的几何形状决定,根据 OBB 的这一特性,所提方法用 OBB 包围盒计算可移动文物三维点云模型的长、宽、高。

计算三维点云 OBB 包围盒的关键在于确定包围盒的主方向,原 OBB 包围盒算法采用主成分分析法(PCA)来计算包围盒的主方向,在三维模型各个位置点云疏密程度相同时,具有较好效果。采用多视图几何重建得到的可移动文物的三维点云模型,点云分布往往不均,在三维模型不同位置,相同的点云数量所表示的面积有显著差异,计算得到的包围盒方向会往点云稠密的局部偏移,但是稀疏部分与稠密部分对于表达模型结构有着同等重要的作用,因此原算法会造成外形参数的计算误差较大。

为了解决针对可移动文物三维点云,原 OBB 包围盒算法主方向计算不准确的问题,所提方法采用基于点云疏密程度的加权 PCA 算法计算包围盒的主方向,其核心思想为:对于每一个点 $p_i, i=1, 2, \dots, n$, 计算该点与其 k 个近邻点 $p_j, j=1, 2, \dots, k$ 的平均距离 l_i , 当 l_i 较大时表示该点所在位置稀疏,相应权重 ω_i 较大, l_i 较小时则与之相反。 ω_i 的表达式为

$$\omega_i = \frac{\sum_{j=1}^k \|p_i - p_j\|}{k}, \quad (8)$$

$$C = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^n \omega_i (p_i - m)(p_i - m)^T, \quad (9)$$

式中: C 为采用加权 PCA 算法计算的协方差矩阵, $m = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^n \omega_i p_i, s = \sum_{i=1}^n \omega_i$ 。协方差矩阵的特征向量即为花瓶三维点云的主方向。基于改进的 OBB 包围盒算法计算可移动文物三维点云模型外形参数的主要步骤如下:

1) 计算点云质心。

预处理后的花瓶点云模型质心 O 坐标的表达式为

$$O = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i, \sum_{i=1}^n z_i \right). \quad (10)$$

2) 坐标转化。

建立以三维点云的质心为原点,协方差矩阵特征向量为坐标轴方向的新坐标系,求解从原坐标系转化到新坐标系旋转矩阵和平移矩阵,将原坐标系下点云转化到新坐标系下。点云坐标转化公式为

$$P_A = [R|t]P_0, \quad (11)$$

式中: R 为旋转矩阵; t 为平移矩阵; P_A 为转化后的点云数据; P_0 为原始点云数据。

3) 外形参数求解

坐标转化后便很容易求解得到边缘平行于新坐标系轴向,并且恰好包围点云模型的最小长方体,即改进的 OBB 包围盒,包围盒的长宽高即为三维点云模型的长、宽、高。将花瓶点云模型的底部分割出来,重复上述过程,计算出花瓶的底部的改进 OBB 包围盒,得出花瓶底部直径。

4 实验

4.1 匹配点占比验证实验

为了验证基于多视图几何三维重建,综合考虑效率与精度的情况下,匹配点占比应为 50% 左右这一结论的泛化性,对一个木制文物盒进行了实验。木制文物盒形状和大小与花瓶有显著区别,木盒高度仅有花瓶的四分之一。表 3 为不同匹配点占比下的重建转角误差以及耗时情况,图 8 为不同匹配点占比下的稀疏重建结果。

实验中发现,木盒主要由平面组成,达到与花瓶相同匹配点占比需要更小的拍摄间隔。由表 3 和图 8 可知,当匹配点占比为 48.3% 时,稀疏重建结果可以较好表达木盒结构,重建耗时相对较短,可兼顾重建精度和重建效率。针对木盒和花瓶三维重建的最佳图像序列角度间隔分别为 6° 和 10° , 有显

表 3 不同匹配点占比下重建转角误差以及耗时

Table 3 Reconstruction angle error and time-consuming at different proportions of matching points

Proportion of matching feature points	0.582	0.483	0.398	0.321	0.191	0.092
Angular interval / (°)	3	6	9	12	15	18
Reconstructed rotation angle error / (°)	0.021	0.036	0.094	0.132	0.320	Failed
Reconstruction time-consuming / min	25.2	12.1	10.6	8.8	5.4	

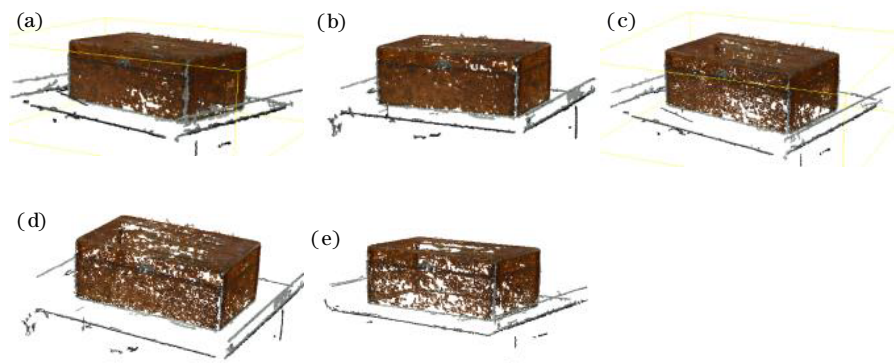


图 8 不同匹配点占比下稀疏点云重建结果。(a) 0.582; (b) 0.483; (c) 0.398; (d) 0.321; (e) 0.191

Fig. 8 Reconstruction results of sparse point cloud at different proportions of matching points. (a) 0.582; (b) 0.483; (c) 0.398; (d) 0.321; (e) 0.191

著不同,而匹配点占比大致相同约为 50%,说明所得结论具有泛化性。

4.2 外形参数计算结果

通过式(10)计算得到的三维点云模型质心 O 的坐标为 (1.997, -3.347, 267.9), 计算得到的 R, t 分别为

$$R = \begin{bmatrix} 0.1906 & -0.1209 & 0.9742 \\ -0.0304 & -0.9926 & -0.1172 \\ 0.9812 & -0.0073 & -0.1929 \end{bmatrix},$$

$$t = [-261.7810, 28.1490, 49.7021]^T.$$

根据计算得到的旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 进行坐标转化,转化前后三维点云模型如图 9 所示,图右下角为坐标系示意图,[图 9(b)]中十字标记为坐标系原点。

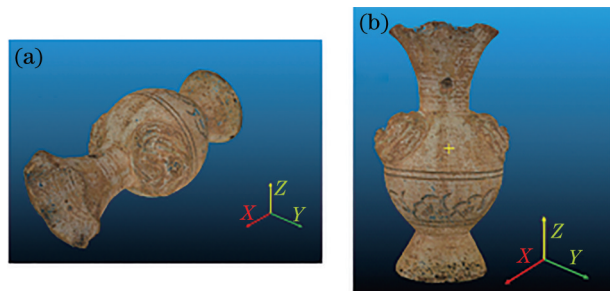


图 9 点云模型坐标系转化前后。(a)转化前;(b)转化后

Fig. 9 Before and after transformation of coordinate system of point cloud model. (a) Before transformation; (b) after transformation

对目标重复 7 次进行三维点云重建和噪声去除,分别使用原 OBB 包围算法和所提改进的 OBB 包围盒算法计算外形参数。并且为了验证所提算法的测量精度,使用三坐标测量机(探测误差为 5 μ m)测量花瓶的外形参数,测量得到花瓶长 122.932 mm、宽 140.088 mm、高 255.285 mm、底部直径 96.009 mm。表 4 为所提算法的测量结果,表 5 为所提算法与原算法测量结果的对比。

表 4 改进的有向包围盒算法计算花瓶外形参数结果

Table 4 Results of shape parameters of vase calculated by improved oriented bounding box algorithm unit: mm

Serial number	Shape parameter			
	Length	Width	Height	Diameter of bottom
1	122.83	140.13	255.45	95.94
2	123.13	140.01	255.36	95.92
3	122.92	139.91	255.48	96.12
4	123.04	139.94	255.23	95.83
5	122.81	140.05	255.52	95.93
6	122.75	139.98	255.12	95.78
7	122.74	140.18	255.34	96.02
True value	122.932	140.088	255.285	96.009

由表 5 可知,由原 OBB 包围盒算法计算的花瓶外形参数的重复性测量标准差小于 0.25 mm,最大误差小于 0.4 mm,由所提改进的 OBB 包围盒算法

表 5 原算法与所提算法的比较

Table 5 Comparison between original algorithm and proposed algorithm

unit: mm

Project		Shape parameter			
		Length	Width	Height	Diameter of bottom
Original algorithm	Standard deviation	0.238	0.138	0.247	0.153
	Max error	0.337	-0.328	0.385	-0.339
Proposed algorithm	Standard deviation	0.149	0.099	0.143	0.113
	Max error	-0.198	0.178	-0.235	0.229

计算的花瓶外形参数的重复性测量标准差小于 0.15 mm, 最大误差小于 0.25 mm。所提改进算法的重复性精度和测量精度均优于原算法, 且高于移动文物保护与研究中外形参数的测量要求。

5 结 论

以匹配点占比作为评价指标, 展开匹配点占比对重建精度的影响的研究, 得出匹配点占比约为 50% 可实现精确高效重建的结论, 该结论可有效指导基于多视图几何三维重建的图像序列的采集。

针对三维重建中产生的噪声点云, 首先在 HSV 颜色特征空间中去除掉与重建主体有颜色差异的噪声点, 再利用基于标准差阈值的检测算法去除离群点, 这有效提高了三维重建精度和视觉效果, 为后续基于三维点云外形参数的计算打下了良好的基础。

针对可移动文物外形参数的计算主要靠接触式的测量方法, 提出了一种基于可移动文物三维点云模型, 采用改进的有向包围盒算法计算可移动文物的外形参数, 重复性测量标准差小于 0.15 mm, 最大误差小于 0.25 mm。所提改进方法的重复性精度和测量精度均优于原方法, 高于可移动文物保护与研究中外形参数的测量要求。

参 考 文 献

[1] 中华人民共和国国家文物局. 馆藏文物登录规范: WW/T 0017—2013[S]. 北京: 文物出版社, 2013.
State Administration of Cultural Heritage of the People's Republic of China. Specification for registration of cultural relics in the collection of cultural institutions: WW/T 0017—2013[S]. Beijing: Cultural Relics Press, 2013.

[2] 邱兆文, 张田文. 文物三维重建关键技术[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2423-2427.
Qiu Z W, Zhang T W. Key techniques on cultural relic 3D reconstruction[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(12): 2423-2427.

[3] 余培永, 刘昭华. 三维激光扫描支持下的文化遗产建模应用分析[J]. 测绘通报, 2018(8): 145-149.
Yu P Y, Liu Z H. Research on application of cultural heritage modeling based on 3D laser scanning[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(8): 145-149.

[4] Göbel W, Kampa B M, Helmchen F. Imaging cellular network dynamics in three dimensions using fast 3D laser scanning[J]. Nature Methods, 2007, 4(1): 73-79.

[5] Li F, Sekkati H, Deglint J, et al. Simultaneous projector-camera self-calibration for three-dimensional reconstruction and projection mapping[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2017, 3(1): 74-83.

[6] 杨帆, 丁晓剑, 曹杰. 基于彩色结构光的自由曲面三维重建方法[J]. 光学学报, 2021, 41(2): 0212001.
Yang F, Ding X J, Cao J. 3D reconstruction of free-form surface based on color structured light[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(2): 0212001.

[7] Fang W, Yang K, Li H Y. Propagation-based incremental triangulation for multiple views 3D reconstruction[J]. Chinese Optics Letters, 2021, 19(2): 021101.

[8] Micheletti N, Chandler J H, Lane S N. Investigating the geomorphological potential of freely available and accessible structure-from-motion photogrammetry using a smartphone[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2015, 40(4): 473-486.

[9] Pollefeys M, Nistér D, Frahm J M, et al. Detailed real-time urban 3D reconstruction from video[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 78(2/3): 143-167.

[10] 王鹏, 张颖杰, 孙长库, 等. 基于柔性靶标定位实现图像拼接的多相机三维测量系统[J]. 光学学报, 2020, 40(4): 0412003.
Wang P, Zhang Y J, Sun C K, et al. Multi-camera three-dimensional measurement system using an image stitching method based on flexible calibration target positioning[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40

- (4): 0412003.
- [11] Bianco S, Ciocca G, Marelli D. Evaluating the performance of structure from motion pipelines[J]. *Journal of Imaging*, 2018, 4(8): 98.
- [12] 张浩鹏, 魏全茂, 张威, 等. 基于序列图像的空间目标三维重建[J]. *北京航空航天大学学报*, 2016, 42(2): 273-279.
Zhang H P, Wei Q M, Zhang W, et al. Sequential-image-based space object 3D reconstruction[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(2): 273-279.
- [13] 潘博, 钟跃崎. 基于二维图像的三维服装重建[J]. *纺织学报*, 2020, 41(4): 123-128.
Pan B, Zhong Y Q. Image-based three-dimensional garment reconstruction[J]. *Journal of Textile Research*, 2020, 41(4): 123-128.
- [14] 王浩云, 闫茹琪, 周小莉, 等. 基于局部点云的苹果外形指标估测方法[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(5): 205-213.
Wang H Y, Yan R Q, Zhou X L, et al. Apple shape index estimation method based on local point cloud [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 205-213.
- [15] 陈辉, 杨剑, 黄晓铭, 等. 基于多视图立体视觉的沙堆三维尺寸测量研究[J]. *计量学报*, 2019, 40(3): 403-408.
Chen H, Yang J, Huang X M, et al. Research on 3D measurement of sand pile based on multi view stereo vision[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2019, 40(3): 403-408.
- [16] Cao M W, Zheng L P, Jia W, et al. Fast incremental structure from motion based on parallel bundle adjustment[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2021, 18(2): 379-392.
- [17] 杨永涛. 三维离散点云数据处理关键技术研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017: 6-9.
Yang Y T. Research on the key technologies of three-dimensional scattered point cloud processing[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2017: 6-9.
- [18] Sun Y J, Schaefer S, Wang W P. Denoising point sets via L0 minimization[J]. *Computer Aided Geometric Design*, 2015, 35/36: 2-15.
- [19] 曹桂萍, 刘行思, 刘念, 等. 基于激光三维点云分割地铁隧道壁表面物体[J]. *光学学报*, 2020, 40(21): 2110001.
Cao G P, Liu X S, Liu N, et al. Segmentation of subway tunnel wall surface objects based on laser 3D point cloud[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21): 2110001.
- [20] 曹雄, 林兆祥, 宋沙磊, 等. 基于颜色聚类的多光谱激光雷达点云去噪[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(12): 1228002.
Cao X, Lin Z X, Song S L, et al. Multispectral LiDAR point cloud denoising based on color clustering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(12): 1228002.