

5-22-2023

Point Cloud Registration Method Based on Improved Covariance Matrix Descriptor

Yuan Zhang

1. Computer Science and Technology Department, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Machine Vision and Virtual Reality, Taiyuan 030051, China; 3. Shanxi Province Visual Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, China; zhangyuan@nuc.edu.cn

Haoyu Han

1. Computer Science and Technology Department, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Machine Vision and Virtual Reality, Taiyuan 030051, China; 3. Shanxi Province Visual Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, China; 985811696@qq.com

Xie Han

1. Computer Science and Technology Department, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Machine Vision and Virtual Reality, Taiyuan 030051, China; 3. Shanxi Province Visual Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, China;

Jiaxu Fu

1. Computer Science and Technology Department, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Machine Vision and Virtual Reality, Taiyuan 030051, China; 3. Shanxi Province Visual Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Point Cloud Registration Method Based on Improved Covariance Matrix Descriptor

Abstract

Abstract: Point cloud registration is a key part of the digital protection of cultural relics. Improving registration accuracy and noise resistance is the main goal of point cloud registration for cultural relics. In order to solve this problem, a three-dimensional (3D) point cloud registration method based on a covariance matrix descriptor is proposed. *The tensor voting method is used to eliminate the noise points, and the internal shape signature method is used to extract the key points from the point cloud after removing the noise. Then, the neighborhood information is constructed for the extracted key points, and the covariance matrix descriptor is established by using the information. In addition, the matching point pair is found by calculating the nearest distance, and the angle constraint of the normal vector is used to eliminate the wrong matching point pair. The matching point pair is selected, and the transformation matrix is calculated to complete the rough registration. Then the iterative nearest point method is used for the fine registration.* Experimental results show that compared with common registration algorithms, the algorithm proposed in this paper has higher registration accuracy and is suitable for models with low overlap rates and noisy models.

Keywords

point cloud registration, covariance matrix descriptor, key points, tensor voting, intrinsic shape signature

Recommended Citation

Yuan Zhang, Haoyu Han, Xie Han, Jiaxu Fu. Point Cloud Registration Method Based on Improved Covariance Matrix Descriptor[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 979-986.

基于改进的协方差矩阵描述子的点云配准方法

张元^{1,2,3}, 韩浩宇^{1,2,3*}, 韩燮^{1,2,3}, 付嘉旭^{1,2,3}

(1. 中北大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030051; 2. 机器视觉与虚拟现实山西省重点实验室, 山西 太原 030051;
3. 山西省视觉信息处理及智能机器人工程研究中心, 山西 太原 030051)

摘要: 点云配准是数字化文物保护的关键一环, 提高配准精度与抗噪性是文物点云配准的主要目标。针对该问题, 提出一种基于协方差矩阵描述子的三维点云配准方法。使用张量投票法剔除噪声点, 对剔除噪声后的点云, 使用内在形状签名法提取关键点; 对提取的关键点构建邻域信息, 利用该信息建立协方差矩阵描述子; 通过计算最近距离寻找匹配点对, 使用法向量夹角对其约束, 剔除误匹配点对; 选取匹配点对计算变换矩阵完成粗配准, 再通过迭代最近点方法进行精配准。实验结果表明, 相比于常用配准算法, 本文算法配准精度更高, 且适用于低重叠率模型与含噪声模型。

关键词: 点云配准; 协方差矩阵描述子; 关键点; 张量投票; 内在形状签名

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)05-0979-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0010

引用格式: 张元, 韩浩宇, 韩燮, 等. 基于改进的协方差矩阵描述子的点云配准方法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(5): 979-986.

Reference format: Zhang Yuan, Han Haoyu, Han Xie, et al. Point Cloud Registration Method Based on Improved Covariance Matrix Descriptor[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 979-986.

Point Cloud Registration Method Based on Improved Covariance Matrix Descriptor

Zhang Yuan^{1,2,3}, Han Haoyu^{1,2,3*}, Han Xie^{1,2,3}, Fu Jiayu^{1,2,3}

(1. Computer Science and Technology Department, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Machine Vision and Virtual Reality, Taiyuan 030051, China;
3. Shanxi Province Visual Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Point cloud registration is a key part of the digital protection of cultural relics. Improving registration accuracy and noise resistance is the main goal of point cloud registration for cultural relics. In order to solve this problem, a three-dimensional (3D) point cloud registration method based on a covariance matrix descriptor is proposed. *The tensor voting method is used to eliminate the noise points, and the internal shape signature method is used to extract the key points from the point cloud after removing the noise. Then, the neighborhood information is constructed for the extracted key points, and the covariance matrix descriptor is established by using the information. In addition, the matching point pair is found by calculating the nearest distance, and the angle constraint of the normal vector is used to eliminate the wrong matching point pair. The matching point pair is selected, and the transformation matrix is calculated to complete the rough registration. Then the iterative nearest point method is used for the fine registration.* Experimental results show that compared with common registration algorithms, the algorithm proposed in this paper has higher registration accuracy and is suitable for models with low

收稿日期: 2022-01-06 修回日期: 2022-02-28

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB2101504); 山西省重点研发计划(201903D121147); 山西省自然科学基金(201901D111150)

第一作者: 张元(1976-), 女, 副教授, 硕士, 研究方向为计算机视觉。E-mail: zhangyuan@nuc.edu.cn

通讯作者: 韩浩宇(1995-), 男, 硕士生, 研究方向为虚拟仿真与可视化。E-mail: 985811696@qq.com

overlap rates and noisy models.

Keywords: point cloud registration; covariance matrix descriptor; key points; tensor voting; intrinsic shape signature

0 引言

数字化文物保护是指利用数字化方法对文物信息进行全面永久性保护,将文物模型转化为数字化三维模型,可避免对文物的二次破坏,更好地保存文物信息。三维点云是当前最为常用的三维模型数据之一,激光扫描是获取点云数据的主要方法。然而,激光扫描获取的点云模型存在含噪声,或实体模型过大无法一次性扫描等问题,因此需要对扫描的点云进行处理。点云配准是将多次不同角度的扫描模型拼接为一个完整的点云模型,是数字化文物保护中的必要工作,目的是为后续的点云重建工作,提供良好的数据模型。

目前国内已有许多三维点云配准相关的研究工作:熊风光等^[1]提出一种基于采样点切平面与邻近点法向量等信息构建的协方差矩阵描述子,此描述子具有平移旋转不变性和一定抗噪性。李霞等^[2]提出一种结合三维几何特征与视觉信息的协方差矩阵描述子。该描述子将颜色信息加入到特征向量中,得到一种具有鲁棒性的特征描述子,但对原始数据有一定要求。赵明富等^[3]使用快速特征直方图(FPFH)作为描述子,结合初始采样一致性(SCA-IA)与迭代最近点(iterative closest point, ICP)完成配准,该方法相比于传统ICP方法配准精度有所提高。孙文潇等^[4]使用FPFH作为描述子,通过采样一致性获取匹配对完成粗配准,采用ICP方法并结合法向量约束完成精配准,相比常用配准算法该方法在配准精度方面有所提升。杨稳等^[5]提出一种基于曲率图的颅骨点云配准方法,将加权曲率编码为曲率分布图,以构造曲率图描述符,基于局部相似性完成粗配准,使用改进的ICP方法完成精配准,在配准精度和时间上较ICP方法有所提高。张元等^[6]使用点云曲率信息

构建多尺度特征描述符,利用描述符角度差异进行聚类分块获取点云重叠区域,将重叠区域代入凸优化问题完成粗配准,再使用ICP完成精配准,该方法在点云重叠区域较小时依旧可获得较好的配准效果,且在时间效率上有所提高。

国外方面也有许多研究工作:Jacopo等^[7]提出了一种ICP的改进方法。在选取匹配点时不仅考虑欧氏距离,同时还加入了法向量和曲率,该方法的配准精度优于ICP方法。Mohammed等^[8]提出了一种可以对不同稀疏程度的点云进行配准的方法。该方法利用体素化将点云划分为体素块集合,块内点按照法向量聚类形成聚类块,每个聚类块构成一个局部曲面,之后使用最靠近曲面中心的点代表整个曲面进行ICP配准,该方法突破了传感器的限制,完成不同密度的点云配准。Seunggyu等^[9]提出了一种基于图匹配的非刚性匹配搜索方法,并提出一种基于全局连通性和局部相似性的配准优化方法。在非刚性物体配准时,相比于ICP方法,该方法有更高的配准精度。Carlos等^[10]提出了一种稳健的全局匹配技术。首先对三维点云的二维投影表示进行对齐,再对降维的方向计算平移,最后使用ICP配准,该方法可用于静态配准也可用于三维动态重建。Bauer等^[11]提出一种利用特定区域的投影(图像数据)和虚拟结构(点数据)的多组点云配准的方法。该方法具有较高的配准精度和稳定性。Mirza等^[12]提出了一个种虚拟兴趣点的新关键点选取方法,结合特征描述符可用于点云配准。该方法在配准精度和时间效率上均好于常用的配准方法。

综合来看,ICP方法依旧是使用最多的配准方法,但是ICP方法需要待配准点云具有较好的初始位置^[13-15],所以现有方法均是粗配准和精配准两段配准,粗配准是研究重点,研究主要集中在

关键点提取, 特征描述符选取以及匹配对选取3个方面, 在精度、效率、鲁棒性、抗噪性等方面寻求突破。

本文是基于文物保护课题所作的研究, 为解决配准精度低, 抗噪性差等问题, 本文提出一种结合内在形状签名(intrinsic shape signature, ISS)^[16]与改进的协方差矩阵描述子的配准算法, 使用双向最近距离法寻找匹配对, 剔除误匹配后使用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)法, 计算平移旋转矩阵完成粗配准, 使用ICP精配准。

1 关键点提取

关键点也叫兴趣点, 是通过三维点云上定义的方法检测到的一组具有区别性、稳定性的点集。关键点的数量远小于原始点云, 使用关键点可以有效降低采样次数, 提高处理速度。

依据文献[16-18], 本文采用了一种张量投票与ISS相结合的关键点提取方法。张量投票法通过对张量矩阵进行特征值分解, 可以区分提取的边界点与角点(包含离群点)。ISS是一种基于点云近邻点构建的协方差矩阵的关键点提取方法, 是一种稳定的关键点提取算法, 具体流程如下:

首先使用K-D树寻找点云的半径邻域点, 然后使用主成分分析(principal component analysis, PCA)方法估计每一个采样点的法向量, 构建协方差矩阵:

$$C_i = \frac{1}{|D_l|} \sum_{p_{i,j} \in D_l} (p_{i,j} - p_i)(p_{i,j} - p_i)^T \quad (1)$$

式中: D_l 为半径为 l 的近邻点的集合; $p_{i,j}$ 为采样点 p_i 的第 j 个近邻点; C_i 即为采样点 p_i 所对应的矩阵。

对得到的协方差矩阵进行特征值分解, 得到3个特征值, 按照从大到小的顺序排序, 最小特征值对应的特征向量即为采样点的法向量。使用得到的法向量为每一个采样点构建一个张量投票矩阵。第 i 个采样点的张量投票矩阵为

$$T_i^n = \frac{1}{\sum_{j \in D_l} w_{i,j}^n} \sum_{j \in D_l} w_{i,j}^n (n_j \cdot n_i^T) \quad (2)$$

式中: D_l 为半径为 l 的近邻点的集合; n_j 为采样点第 j 个近邻点的法向量; $w_{i,j}^n$ 为权值函数, 见式(3), 上角标 n 表示张量投票矩阵是通过法向量求得的。

$$w_{i,j}^n = \exp(-\|p_i - p_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (3)$$

式中: σ 为采样点 p_i 与其所有近邻点距离的平均值, p_i 与其第 j 个近邻点距离越远 $w_{i,j}^n$ 越小。

对求得的张量投票矩阵进行矩阵分解得到3个特征值 λ_{11} , λ_{22} , λ_{33} , 根据特征值与0的大小关系判断采样点的位置:

(1) 若 $\lambda_{11} \gg \lambda_{22} \approx \lambda_{33} \approx 0$, 此时采样点为面上点。

(2) 若 $\lambda_{11} \geq \lambda_{22} \gg \lambda_{33} \approx 0$, 此时采样点为边界点。

(3) 若 $\lambda_{11} \geq \lambda_{22} \geq \lambda_{33} \gg 0$, 此时采样点为角点或离群点。

为避免产生较大误差, 所有角点与离群点将不参与后续运算。边缘点由于缺失部分信息可能会造成误匹配, 同样不参与后续计算。边缘点与角点只是不参与后续计算, 并非删除这些点, 最终结果中同样会包含此部分点。

使 $k_1 = \lambda_1 / \lambda_2$, $k_2 = \lambda_2 / \lambda_3$, k_1 与 k_2 反应了采样点与其近邻点的相似程度, 越接近1表示相似度越高。若 k_1 与 k_2 均小于给定阈值(本文取经验值0.975), 则认定当前采样点为一个关键点, 此处使用的特征值为式(1)中所求矩阵分解所得, 对斯坦福兔子模型使用ISS方法所得到的关键点如图1所示。

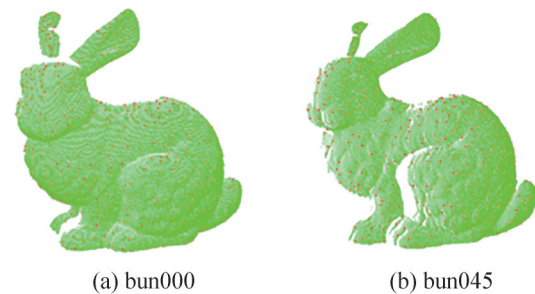


图1 斯坦福兔子提取关键点
Fig. 1 Key point extraction of Stanford bunny model

2 改进的协方差矩阵描述子构建

特征描述符是用来描述采样点的局部特征，描述子的选取将直接影响配准质量，描述子需要能充分反映采样点的邻域信息，且具有稳定性，以提高匹配精度。协方差矩阵描述子是一种利用局部邻域特征构建的描述子，可以充分反应采样点的邻域信息。构建协方差矩阵描述子，关键在于特征向量的选取，应尽可能选取鲁棒性好，代表性强的元素构建特征向量。法向量会因旋转而改变，若直接选用法向量做特征向量元素会导致描述子精度下降。角度量具有平移旋转不变性，是构造特征向量的极佳选择，同时加入曲率，以反映采样点局部邻域的整体信息，本文特征向量为

$$\varphi_{p_i} = (\cos((\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j), \mathbf{n}_i), \cos(\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j), \cos(\mathbf{w}, \mathbf{n}_j), \rho_1, \rho_2) \quad (4)$$

式中： $\cos((\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j), \mathbf{n}_i)$ 为采样点 \mathbf{p}_i 与其最近邻点 \mathbf{p}_j 的方向向量和 \mathbf{p}_i 的法向量 \mathbf{n}_i 的夹角余弦值； $\cos(\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j)$ 为采样点法向量与其最近邻点法向量夹角的余弦值； $\cos(\mathbf{w}, \mathbf{n}_j)$ 为 \mathbf{w} 与采样点的最近邻点的法向量夹角余弦值， \mathbf{w} 采用PFH(特征直方图)构造坐标系的方式求得； ρ_1 为采样点处的平均曲率； ρ_2 为采样点处的高斯曲率。具体如图2所示。平均曲率采用主曲率的平均值表示，反映了空间曲面的弯曲程度，高斯曲率为2个主曲率的乘积，可以反映曲面内在弯曲性，反映采样点局部邻域的整体性质。

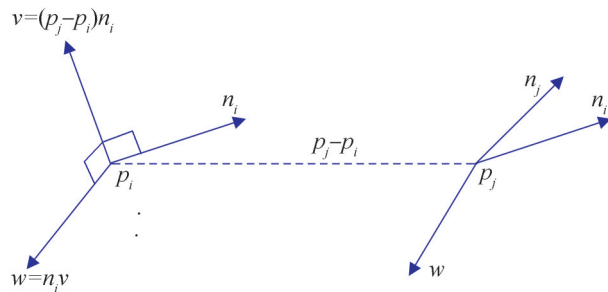


图2 PFH构建坐标系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of PFH building coordinate system

利用特征向量，并结合协方差原理，构建协方差矩阵描述子：

$$\mathbf{Cov}_i = \frac{1}{|D_l|} \sum_{\varphi_{i,j} \in D_l} (\varphi_{i,j} - \mathbf{v}_i)(\varphi_{i,j} - \mathbf{v}_i)^T \quad (5)$$

式中： \mathbf{Cov}_i 为第 i 个采样点的协方差矩阵； D_l 为采样点半径为 l 的近邻点集合(包括采样点本身)， $|D_l|$ 为集合中的近邻点数； $\varphi_{i,j}$ 为第 i 个采样点的第 j 个近邻点的特征向量； \mathbf{v}_i 为第 i 个采样点的所有近邻点的特征向量的平均值。通过改变半径 l 即可获得不同尺度的特征描述符，本文为每一个关键点构建了一个 5×5 的协方差矩阵描述子，根据选取的特征向量不同，构建的协方差矩阵描述子的维度也会不同。

3 点云配准

最为常用的匹配对寻找算法为最近距离法，为降低误匹配率和避免出现重复匹配，本文采用双向最近距离法寻找匹配对：对源点云中每个点在目标点云中寻找其最近距离点，找到后若小于给定阈值则认定存在匹配点，对此匹配点在源点云中寻找最近距离点，若两点互为最近距离点，则认定为一组匹配对。

依据文献[2,19]，协方差矩阵描述子不依赖于欧式空间，而是属于一种黎曼流形，因此无法计算欧氏距离，但可计算测地线距离。为简化计算，本文采用对数特征值法来计算测地线距离，此方法在文献[19]中已得到验证。计算特征值先要计算广义协方差矩阵：

$$\mathbf{C}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{X} \quad (6)$$

式中： \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 分别为源点云和目标点云的关键点的协方差矩阵描述子，因为协方差矩阵是正定矩阵，所以其逆矩阵必定存在。

对所得广义矩阵进行特征分解，使用对数特征值法计算距离：

$$d(p_s, p_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln^2 \lambda_i \quad (7)$$

式中： N 为矩阵维度，本文为5； λ_i 为广义矩阵分

解后的特征值。

使用双向最近距离法寻找两团点云中的匹配对, 并将所找到的匹配对构建两组新点云, 同一序号的点为一组匹配对。

所谓配准即计算一组平移旋转矩阵, 源点云经过此线性变换与目标点云拼接为一组完整的点云。源点云中的点与目标点云中的匹配点存在一一对应的线性变换, 利用此关系可进行误匹配剔除。每组匹配对经过同样的旋转矩阵, 每组匹配对的 2 个法向量夹角应基本相同。因此, 可通过计算每组匹配对夹角的余弦值, 并对计算结果进行聚类, 选取最大聚类块作为最终求解变换矩阵的匹配对。

采用匹配对求解平移旋转矩阵, 本质上为一个最小二乘的优化问题, 即源点云中的点经过变换矩阵变换后与目标点云中的对应点求得的均方误差最小, 其核心是对旋转矩阵的估计。利用旋转矩阵为正交矩阵, 使用 SVD 法, 即可估计平移旋转矩阵。将源点云经过求得的平移旋转矩阵变换后, 再使用 ICP 进行精配准。

4 实验结果分析

本文方法在 Windows10 系统下使用 vs2019+ PCL1.92 编码, 使用斯坦福模型中兔子模型与龙模型做测试, 配准结果见图 3~5。

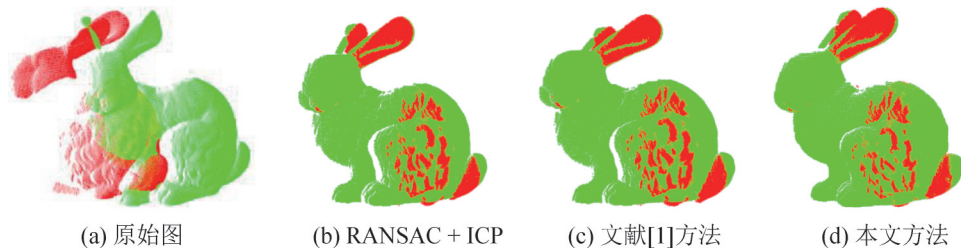


图 3 斯坦福 bun045 与 bun090 配准结果

Fig. 3 Registration results of Stanford bun045 and bun090

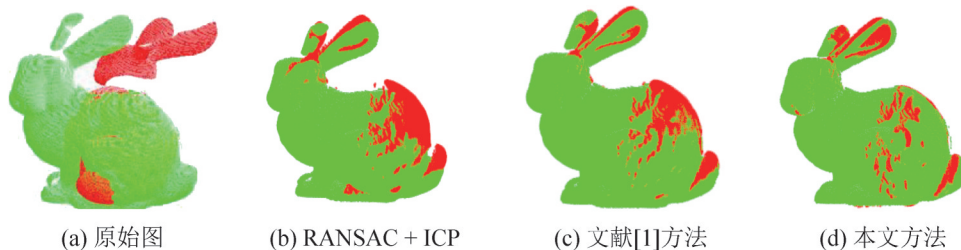


图 4 斯坦福 bun000 与 bun090 配准结果

Fig. 4 Registration results of Stanford bun000 and bun090

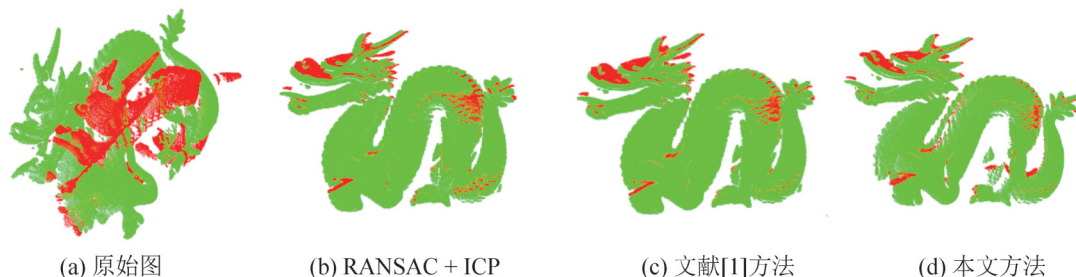


图 5 斯坦福 dragon000 与 dragon048 配准结果

Fig. 5 Registration results of Stanford dragon000 and dragon048

为验证本文方法的适用性对扫描的文物模型(含噪声)也进行了测试,扫描仪为 CREAFORM 手持扫描仪,具体配准结果见图 6, 7。

均方根误差是目前最为常用的描述配准精度的指标,可以很好地表示配准之后模型之间的具

体误差。为定量描述本文方法的配准精度,参照文献[19-20],本文使用均方根误差(RMSE)作为精度描述指标,并与 G-ICP, RANSAC+ICP, 以及文献[1]中方法进行比较,具体结果见表 1。

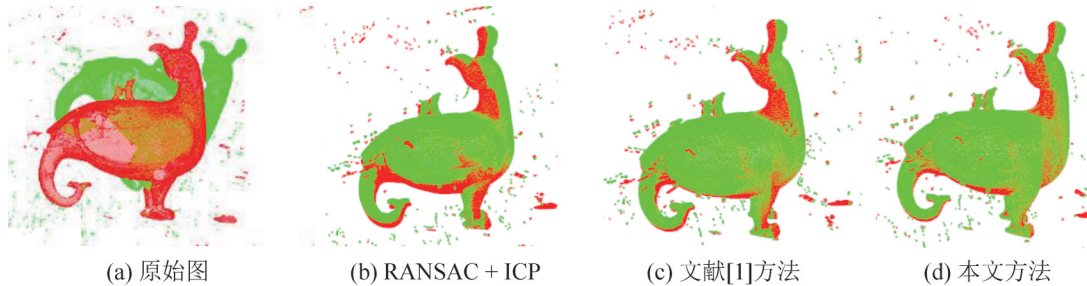


图 6 青铜鸟尊模型配准结果
Fig. 6 Registration results of bronze bird statue

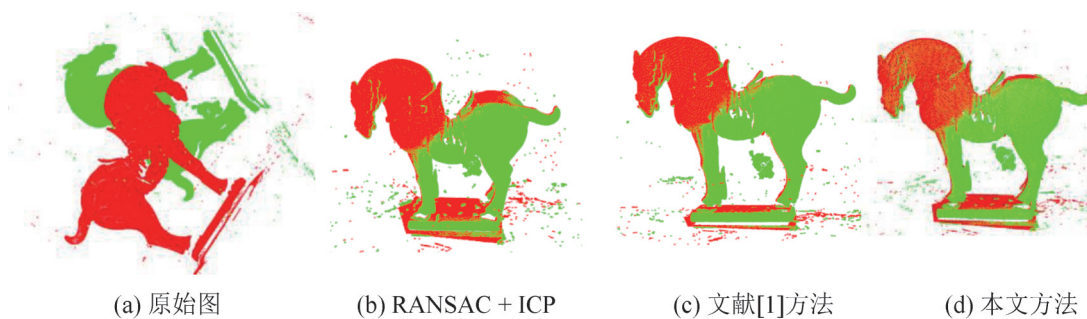


图 7 唐三彩模型配准结果
Fig. 7 Registration results of trio-colored glazed pottery of Tang Dynasty

表 1 配准精度对比
Table 1 Comparison of registration accuracy

点云模型	Go-ICP	RANSAC+ICP	文献[1]方法	本文方法
斯坦福 bun045 and bun090	0.010 6	0.009 8	0.007 1	0.006 4
斯坦福 bun000 and bun090	0.113 0	0.057 5	0.021 3	0.010 7
斯坦福 dragon000 and dragon048	0.005 4	0.005 3	0.005 1	0.004 4
青铜鸟尊	1.05	0.93	0.71	0.55
唐三彩模型	1.97	1.51	1.46	1.38

综上所述,本文方法与文献[1]方法在配准精度方面要好于 GO-ICP 和 RANSAC+ICP 方法。dragon000 和 dragon048 初始位置较好且重叠度较高,各种方法均可获得良好的配准结果。bun045 和 bun090 以及 bun000 和 bun090 重叠度小于 60%,属于低重叠度模型,从表 1 可知本文方法在处理低重叠度模型也可以得到较好结果。因为协方差

矩阵描述子可充分结合点云邻域信息,在元素选取得当的情况下具有鲁棒性,可以降低误匹配的概率;并且本文在选取匹配对时加入了旋转约束,进一步降低误匹配率。但是 bun000 和 bun090 的重叠度不足 50%,从图 4 和表 1 可知随着模型重叠度降低,配准精度有所下降,由此可知本文方法对模型的重叠度依旧有一定要求。对于扫描模型从

表 1 可知, 本文方法的配准结果要好于其他三种方法, 因为本文方法在提取关键点时进行了一轮张量投票, 相当于对点云做了一次滤波处理, 规

避了噪声点可能带来的影响。

同时本文对各种方法处理不同模型的时间也进行了统计, 具体见表 2。

表 2 配准时间对比
Table 2 Comparison of registration time

点云模型	Go-ICP	RANSAC+ICP	文献[1]方法	本文方法
斯坦福 bun045 and bun090	73.24	69.81	128.63	57.85
斯坦福 bun000 and bun090	93.31	63.27	127.19	57.99
斯坦福 dragon000 and dragon048	81.57	55.63	125.74	51.54
青铜鸟尊	72.05	63.35	126.48	53.31
唐三彩模型	113.15	89.23	163.95	77.06

从表 2 可知, 本文方法在处理时间上优于其他三种方法, 本文相较于其他三种方法加入了关键点提取步骤, 有效减少了后续计算量, 而其它三种方法是进行全局采样, 因此处理时间较长。本文方法的运行时间主要受到关键点数和邻域半径的影响, 其中邻域半径数影响更大。缩小邻域半径可减少算法运行时间, 但可能因采样点过少, 造成误差增大或配准失败。扩大邻域半径会显著增加算法运行时间, 但配准精度与邻域半径并非正相关。调整公式(1)中的 l 即可改变邻域半径。此外, 通过减小 ISS 算法的阈值可减少提取到的关键点数, 也可降低算法运行所需的时间, 但是可能会造成匹配对减少甚至出现配准失败的情况。

5 结论

本文提出一种基于改进的协方差矩阵描述子的配准方法。通过将张量投票与 ISS 相结合的关键点提取方法, 有效规避噪声点可能带来的影响且降低后续计算量; 将点云局部信息结合合法向量、PFH 以及曲率构建了一组 5×5 的多尺度协方差矩阵描述子; 使用双向最近距离法寻找匹配对, 并且使用旋转约束进行误匹配剔除。本文方法具有较高的配准精度, 且适用于低重叠率模型与含噪声模型。但是在时间效率上还需继续改进, 此外由于空间和时间限制, 本文方法暂时不适用于大

场景配准。后续会针对不同分辨率的点云进行配准工作, 用以结合激光扫描和图像重建的工作, 进一步完善数字化文物保护的工作。

参考文献:

- [1] 熊风光, 蔡晋茹, 况立群, 等. 三维点云模型中特征点描述子及其匹配算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(3): 640-644.
Xiong Fengguang, Cai Jinru, Kuang Liqun, et al. Study on Descriptor and Matching Algorithm of Feature Point in 3D Point Cloud[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017, 38(3): 640-644.
- [2] 李霞, 熊风光, 李定主, 等. 基于协方差矩阵的多尺度特征描述子[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(3): 795-800.
Li Xia, Xiong Fengguang, Li Dingzhu, et al. Multi-scale Feature Descriptor Based on Covariance Matrix[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(3): 795-800.
- [3] 赵明富, 黄铮, 宋涛, 等. 融合采样一致性和迭代最近点算法的点云配准方法[J]. 激光杂志, 2019, 40(10): 45-50.
Zhao Mingfu, Huang Zheng, Song Tao, et al. Point Cloud Registration Method Based on Sample Consensus Initial Alignment and Iterative Closest Point Algorithm[J]. Laser Journal, 2019, 40(10): 45-50.
- [4] 孙文潇, 王健, 梁周雁, 等. 法线特征约束的激光点云精确配准[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(7): 988-995.
Sun Wenxiao, Wang Jian, Liang Zhouyan, et al. Accurate Registration of Laser Point Cloud with Normal Feature Constraints[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(7): 988-995.
- [5] 杨稳, 周明全, 郭宝, 等. 基于曲率图的颅骨点云配准方法[J]. 光学学报, 2020, 40(16): 1-11.
Yang Wen, Zhou Mingquan, Guo Bao, et al. Skull Point

- Cloud Registration Based on Curvature Maps[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(16): 1-11.
- [6] 张元, 李晓燕, 韩燮. 一种低重叠率的三维点云配准方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 170-179.
Zhang Yuan, Li Xiaoyan, Han Xie. A 3D Point Cloud Registration Method with Low Overlap Rate[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(8): 170-179.
- [7] Jacopo Serafin, Giorgio Grisetti. Using Extended Measurements and Scene Merging for Efficient and Robust Point Cloud Registration[J]. *Robotics and Autonomous Systems* (S0921-8890), 2017, 92: 91-106.
- [8] Mohammed Lamine Tazir, Tawsif Gokhool, Paul Checchin, et al. CICP: Cluster Iterative Closest Point for Sparse-Dense Point Cloud Registration[J]. *Robotics and Autonomous Systems* (S0921-8890), 2018, 108: 66-86.
- [9] Seunggyu Chang, Chanho Ahn, Minsik Lee, et al. Graph-matching-Based Correspondence Search for Nonrigid Point Cloud Registration[J]. *Computer Vision and Image Understanding* (S1077-3142), 2020, 192: 102899.
- [10] Carlos Sánchez-Belenguier, Simone Ceriani, Pierluigi Taddei, et al. Global Matching of Point Clouds for Scan Registration and Loopdetection[J]. *Robotics and Autonomous Systems* (S0921-8890), 2020, 123: 109963.
- [11] Bauer Philipp, Heckler Lars, Worack Mario, et al. Registration Strategy of Point Clouds Based on Region-Specific Projections and Virtual Structures for Robot-Based Inspection Systems[J]. *Measurement* (S0263-2241), 2021, 185: 103324.
- [12] Mirza Tahir Ahmed, Sheikh Ziauddin, Joshua A. Marshall, et al. Point Cloud Registration Using Virtual Interest Points from Macaulay's Resultant of Quadric Surfaces[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* (S1573-7683), 2021, 63: 457-471.
- [13] 魏亮, 薛牧遥, 霍炬, 等. 基于 ICP 算法的非合作目标特征点云配准优化[J]. *系统仿真学报*, 2020, 32(12): 2383-2387.
Wei Liang, Xue Muyao, Huo Ju, et al. Non-Cooperative Target Feature Point Cloud Registration Optimization Based on ICP Algorithm[J]. *Journal of System Simulation*, 2020, 32(12): 2383-2387.
- [14] 张旭春, 周洪军, 郑津津, 等. 基于多尺度特征及点距离约束的点云配准[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(24): 2415004.
Zhang Xuchun, Zhou Hongjun, Zheng Jinjin, et al. Point Cloud Registration Based on Multi-scale Feature and Point Distance Constraint[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(24): 2415004.
- [15] 孙水发, 李准, 夏坤, 等. 变尺度点云配准算法[J]. *系统仿真学报*, 2018, 30(7): 2466-2474.
Sun Shuifa, Li Zhun, Xia Kun, et al. Variable Scale Point Cloud Registration Algorithm[J]. *Journal of System Simulation*, 2018, 30(7): 2466-2474.
- [16] Yu Zhong. Intrinsic Shape Signatures: A Shape Descriptor for 3D Object Recognition[C]// *IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops*. Kyoto, Japan: IEEE, 2009: 689-696.
- [17] 韩浩宇, 张元, 韩燮. 一种改进的激光点云滤波算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(20): 93-99.
Han Haoyu, Zhang Yuan, Han Xie. An Improved Filtering Method of Laser Point Cloud[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(20): 93-99.
- [18] Liu Zheng, Xiao Xiaowen, Zhong Saishang, et al. A Feature-Preserving Framework for Point Cloud Denoising[J]. *Computer-Aided Design* (S0010-4485), 2020, 127: 102857.
- [19] 熊风光. 三维点云配准技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2018.
Xiong Fengguang. Research on Registration Technology of 3D Point Cloud[D]. Taiyuan: North University of China, 2018.
- [20] Konstantinos Zampogiannis, Cornelia Fermuller, Yiannis Aloimonos. Topology-Aware Non-Rigid Point Cloud Registration[J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (S0162-8828), 2021, 43(3): 1056-1069.