

基于曲率特征的文物点云分类降采样与配准方法

朱婧怡 杨鹏程 孟杰 张津京 崔嘉宝 代阳

A point cloud classification downsampling and registration method for cultural relics based on curvature features

ZHU Jing-yi, YANG Peng-cheng, MENG Jie, ZHANG Jin-jing, CUI Jia-bao, DAI Yang

引用本文:

朱婧怡, 杨鹏程, 孟杰, 张津京, 崔嘉宝, 代阳. 基于曲率特征的文物点云分类降采样与配准方法[J]. *中国光学*, 2024, 17(3): 572–579. doi: 10.37188/CO.2023–0115

ZHU Jing-yi, YANG Peng-cheng, MENG Jie, ZHANG Jin-jing, CUI Jia-bao, DAI Yang. A point cloud classification downsampling and registration method for cultural relics based on curvature features[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(3): 572-579. doi: 10.37188/CO.2023-0115

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2023–0115>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

激光扫描匹配方法研究综述

A survey of laser scan matching methods

中国光学 (中英文). 2018, 11(6): 914 <https://doi.org/10.3788/CO.20181106.0914>

基于改进的局部表面凸性算法三维点云分割

Improved local convexity algorithm of segmentation for 3D point cloud

中国光学 (中英文). 2017, 10(3): 348 <https://doi.org/10.3788/CO.20171003.0348>

负曲率空芯光纤对飞秒超短脉冲光的压缩研究

Femtosecond pulse compression using negative-curvature hollow-core fibers

中国光学 (中英文). 2019, 12(1): 75 <https://doi.org/10.3788/CO.20191201.0075>

Seya-Namioka单色仪中光栅曲率半径误差的影响及补偿

Effect and compensate of grating curvature radius error in Seya-Namioka monochromator

中国光学 (中英文). 2018, 11(4): 623 <https://doi.org/10.3788/CO.20181104.0623>

激光诱导击穿光谱技术对烟草快速分类研究

Fast classification of tobacco based on laser-induced breakdown spectroscopy

中国光学 (中英文). 2019, 12(5): 1139 <https://doi.org/10.3788/CO.20191205.1139>

基于改进的加速鲁棒特征的目标识别

Object detection based on improved speeded-up robust features

中国光学 (中英文). 2017, 10(6): 719 <https://doi.org/10.3788/CO.20171006.0719>

文章编号 2097-1842(2024)03-0572-08

基于曲率特征的文物点云分类降采样与配准方法

朱婧怡¹, 杨鹏程^{1*}, 孟杰¹, 张津京¹, 崔嘉宝², 代阳¹
(1. 西安工程大学机电工程学院, 陕西西安 710048;
2. 中国社会科学院考古研究所, 北京 100101)

摘要: 三维重构是文物数字化的关键技术, 其中三维点云配准精度是评估重构质量优劣的重要指标之一。实际采样中, 文物点云细节信息繁多, 传统降采样后易出现细节缺失从而影响配准精度。为了解决这一问题, 本文提出了一种基于曲率特征的文物点云分类降采样与配准方法。首先, 通过线性矩阵激光测量获取文物的三维点云数据。其次, 计算所有点的曲率值, 并设置曲率阈值进行点云分类, 不同点集按照其特征属性进行不同权重的降采样, 从而最大限度地保留点云的形态特征和细节信息。最后, 通过求解刚性变换模型实现点云配准。点云配准前的降采样处理后点云数据降至原始点云的1/3, 与传统的整体降采样ICP方法相比, 平均距离从0.89 mm约降至0.59 mm, 标准偏差从0.29 mm约降至0.18 mm。在降低点云数据的同时也保证了配准的精度, 适用于不同类型的文物点云数据。

关键词: 曲率特征; 曲率阈值; 分类降采样; 点云配准; 文物数字化

中图分类号: TP394.1; TH691.9

文献标志码: A

doi: 10.37188/CO.2023-0115

A point cloud classification downsampling and registration method for cultural relics based on curvature features

ZHU Jing-yi¹, YANG Peng-cheng^{1*}, MENG Jie¹, ZHANG Jin-jing¹, CUI Jia-bao², DAI Yang¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Institute of Archaeology, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100101, China)

* Corresponding author, E-mail: yangpengcheng@xpu.edu.cn

Abstract: 3D reconstruction is crucial for digitization of cultural relics, and the accuracy of 3D point cloud registration is a significant metric for evaluating the reconstruction quality. In practice, cultural relics point cloud data includes numerous details, and using conventional downsampling methods may result in the loss of such details, thereby affecting registration accuracy. We propose a point cloud classification downsampling and registering method for cultural relics based on curvature features. First, 3D point clouds data of cultural relics are obtained using linear matrix laser measurement. Next, the curvature values of all points are calculated, and a curvature threshold is set for point cloud classification. Different point sets are carried out downsampling with different weights according to their feature attributes to retain the shape features and de-

收稿日期: 2023-07-11; 修订日期: 2023-08-22

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划——面上项目 (No. 2022JM-219); 陕西省教育厅专项科研计划 (No. 22JK0404)

Supported by Basic Research Program of Shaanxi Province - Surface Project (No. 2022JM-219); Special Research Program of Shaanxi Education Department (No. 22JK0404)

tails of the point cloud as much as possible. Finally, point cloud registration is achieved through calculating the rigid transformation model. Compared to the traditional global downsampling ICP method, the point cloud data of the downsampling processing before point cloud registration reduces to 1/3 of the original size. The average distance decreases from approximately 0.89 mm to 0.59 mm, while the standard deviation decreases from about 0.29 mm to 0.18 mm. This approach guarantees the accuracy of downsampling and registration and is applicable to various cultural relics point cloud data.

Key words: curvature feature; curvature threshold; classification downsampling; point cloud registration; digitization of cultural relics

1 引言

文物是无价的物质文化遗产,有重要的历史、文化、科学等价值。然而,随着时间和环境的变迁,许多文物和古建筑都难免受损,而文物不可再生的特性决定了最大限度地保留文物自身所蕴含的信息非常重要^[1]。采集文物的三维点云数据并进行精确建模已成为文物数字化保护和展示的重要手段^[2]。在点云重建过程中,通过配准来自不同位置的点云数据,获取文物的三维数字化信息^[3]。因此,点云配准精度直接决定了文物重建的质量^[4]。

点云配准是将文物点云数据与同一文物不同采集角度或不同文物的相似形态的点云数据进行重合或融合的过程^[5]。近年来,许多研究工作致力于点云配准技术。利用点云配准算法,可以在一定程度上消除文物数字化过程中的系统偏差,提高重建精度^[6]。林森等^[7]人提出了一种基于三尺度特征的特征点云配准方法,通过融合曲率变化、测量角度和特征值性质指标,显著提高了配准的精度。然而,该方法获取多尺度特征点描述符参数较多,增加了数据计算的复杂性。Zhao等^[8]人提出了基于ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征提取和虚拟视点投影图像的点云配准技术,实现了高速、高精度的大规模彩色点云配准,但使用ORB特征提取可能会对点云数据进行过度简化,导致一些细节信息丢失^[9]。伍济钢等^[10]人提出了一种基于ISS FPFH特征融合改进ICP(Iterative Closest Point)配准方法。该方法在减少点云配准数量的同时,也保留了点云表面的细微特征,提高了复杂机械零件的测量精度和效率,但在处理复杂点云场景、计算效率和初始位姿选择等

方面仍存在一些劣势和限制。Qin等^[11]人提出了一种基于硬边缘约束的部分最优传输的点云配准算法,当点云中包含大量离群点和缺失点时,该方法提高了点云配准的鲁棒性和准确性,但该方法依赖于传统的最优传输理论,需要计算大规模的传输矩阵,因此在处理大规模点云数据时可能面临较高的计算复杂度和内存消耗。在文物数字化领域中,点云数据量庞大,因此在进行点云配准处理前,需要对文物点云数据进行降采样以提高配准效率,并减少计算和存储成本。

点云降采样是在保证点云数据中包含最重要信息的前提下,减少点云的规模,从而降低存储和处理的成本^[12-13]。近年来,国内外已经有许多研究工作致力于点云降采样技术。Garland等人提出了一种称为“简化包络(simplification envelopes)”的点云降采样算法^[14]。其将点云数据表示为包围点密度的曲面,通过最小化包络表面的误差来保持点云的形状及重要的形态特征,但在计算包络表面误差和进行点云降采样时需要进行较为复杂的计算,因此在处理大规模点云数据时可能需要较长的处理时间和较高的计算资源。Su, H等^[15]人提出了一种基于格点结构的点云处理算法。该算法使用卷积神经网络(CNN)进行处理,实现高效的点云降采样和特征提取,但由于使用了格点结构,对于点云数据的密度分布和采样密度会有一些的要求,在非均匀采样情况下或稀疏区域,可能会导致降采样或特征提取的精度有所降低。汪千金等^[16]人提出了尺度滑移算法来滤除高频细节信息、保留轮廓数据,并结合体素网格邻域法来实现点云数据的降采样。上述方法虽然对于减少点云规模有较好的效果,但特征点分布不均匀,且存在大量噪声和具有局部细节脱失等问题,配准精度和效率仍然需要进一步提高。

为了解决这些问题,本文提出了一种基于曲率阈值的文物点云分类降采样与配准方法。该方法首先利用曲率特征将文物点云数据分为高曲率点集和低曲率点集两个子集,然后对两类点集分别进行分类降采样处理,以达到减少点云数量和维持点云特征的目的,为点云配准做好准备。该方法在提高点云配准效率的同时,提高了配准精度,并验证了其鲁棒性和可行性。

2 点云分类与降采样

点云分类与降采样是三维重建过程中重要的预处理步骤,旨在从高维、大量、复杂的点云数据中提取出有意义的特征信息,以实现点云数据的简化和提炼。然而,直接对整体点云进行降采样的方法,虽然简化了点云处理流程,相对提高了计算速度,但容易出现关键特征点丢失的问题,因此不足以有效表达点云数据的局部特征和高频信息。因此,本文在点云分类过程中,通过提取曲率等特征,可以将点云进行分类处理,从而能够针对不同的特征采用不同的降采样策略。最后,将两类分点云合并,能够更好地展现点云的整体结构,并为点云配准做好准备,具体流程如图 1 所示。

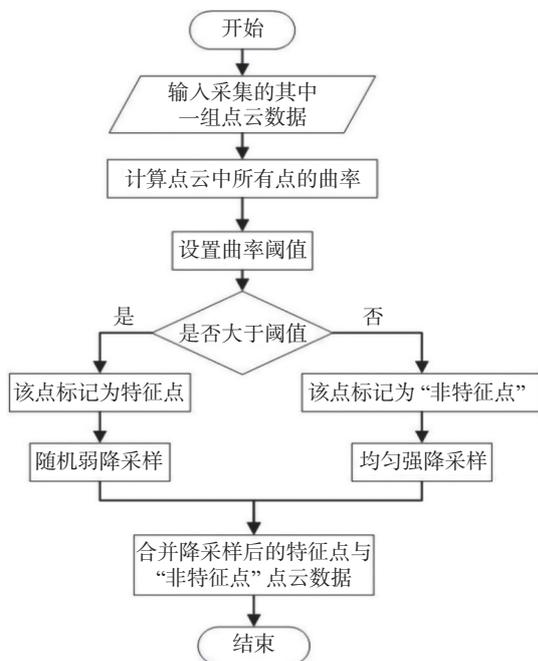


图 1 点云分类与降采样方法流程图

Fig. 1 Flowchart of point cloud classification and down-sampling methods

2.1 曲率计算

点云的曲率是指在点云上某个点处的曲面变化程度^[17]。当曲率值较大时,表明该点处变化剧烈,可标记为关键特征点。通过计算点云中每个点的曲率值,可以在点云中准确地提取各个关键特征点。基于 k 近邻搜索^[18] 和协方差矩阵^[19] 分解的曲率计算方法是计算点云数据中每个点曲率值的一种常用方法。该方法在点云空间内实现了对每个点位置的局部统计,进而根据近邻点的变化,确定该点的关键特征点。首先,对于每一个点 P ,在其周围使用 k 近邻搜索算法,找出其临近的 k 个点。将每个邻域点坐标减去其邻域所有点的平均值,以此实现去质心化^[20]。构造协方差矩阵 H ,协方差矩阵 H 是一个对称的 3×3 矩阵,每个元素表示两个坐标之间的协方差,即:

$$H = \begin{bmatrix} \sigma_{xx} & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} \\ \sigma_{yx} & \sigma_{yy} & \sigma_{yz} \\ \sigma_{zx} & \sigma_{zy} & \sigma_{zz} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中, σ_{ij} 表示点云数据中所有点在第 i 维和第 j 维上的协方差, $i, j=1, 2, 3$ 。矩阵 H 的对角线元素表示每个坐标维度上的方差,非对角线元素表示不同维度之间的相关性。

计算协方差矩阵 H 是基于 k 近邻搜索和去质心化处理的。对于每个点 P ,找到其 k 个最近邻点,然后将这些点的坐标与质心坐标进行运算,得到去质心化后的数据。通过协方差矩阵的奇异值分解,可以得到该点邻域内所有点构成的曲面的各个主曲率值^[21]。主曲率计算公式(2)如下:

$$\lambda = \frac{1}{2} \left(k_1 + k_2 \pm \sqrt{(k_1 - k_2)^2 + 4k_3^2} \right), \quad (2)$$

其中, k_1, k_2, k_3 表示协方差矩阵 H 的 3 个特征值,“ \pm ”表示两个不同的取值,分别对应两个主曲率值。

最后,通过计算特定曲率(公式(3))可以得到曲率值,用于描述该点邻域曲面的变化情况。

$$c = \frac{S_3}{\sum_{i=1}^3 S_i}, \quad (3)$$

其中, S_1, S_2, S_3 分别是协方差矩阵 H 的 3 个特征值, $\sum_{i=1}^3 S_i$ 是所有特征值的和。该公式用于计算点

云中每个点的曲率值,并且可以根据曲率值的大小判断该点是否为关键特征点。

2.2 点云分类

根据设置的曲率阈值,提取特征点,将一片点云分为特征点与“非特征点”,以便下面的分类降采样^[22]。提取点云数据各个点的局部曲率信息,并根据曲率阈值筛选出关键特征点并丢弃一些无关紧要的点。通过这样的方式,可以把点云数据进行分类,去除冗余数据,同时保留包含形状信息的关键特征点。

本文仿真文物数据集中的“特征点”点云多为起伏不平、边缘较多的曲线或曲面,具有较大的平均曲率值,而另一组“非特征点”数据集中的平滑点云则具有较小的平均曲率值。在计算每个点的曲率值后,就可以使用曲率阈值来决定是否将其标记为关键特征点。曲率阈值就是将平均曲率值乘以一个倍数,作为判别标准。假设曲率值的分布近似高斯分布,在统计学中可以将位于平均值加减两倍标准差之外的值视为相对较极端的值或离群点。因此,选择高于平均值1.5倍作为阈值可以筛选出比较显著的曲率变化点,此时判别公式(4)即为:

$$c > 1.5 \cdot \bar{c} \quad (4)$$

其中 \bar{c} 表示所有点曲率值的均值,如果该点的曲率值大于平均曲率的1.5倍,则将该点标记为关键特征点。经校园内仿真文物数据集验证,分类前所有点曲率值的均值为0.0113,分类后“特征点”点集与“非特征点”点集的平均曲率分别为0.0272和0.0014。由此可知,两个点集的平均曲率计算结果皆满足假设,即:高于曲率平均值1.5倍作为阈值可以尽可能多地筛选出所需的“特征点”,低于曲率平均值1.5倍的点则多为“非特征点”。

2.3 点云降采样

由于点云数据量大,需要对点云数据进行降采样。本文所采用的点云降采样方法需尽可能保留文物的形态特征和细节信息,同时减少点云数据量,提高处理效率。针对“特征点”与“非特征点”,采用了不同的降采样方法。图2为校园内仿真青铜文物实物图,黑色线框内区域为肩部铠甲、腹部铠甲和头部鬃角,该部分特征点较为密集、不规则,即为初始设定的“特征点”,其余平滑部分点云则为“非特征点”。

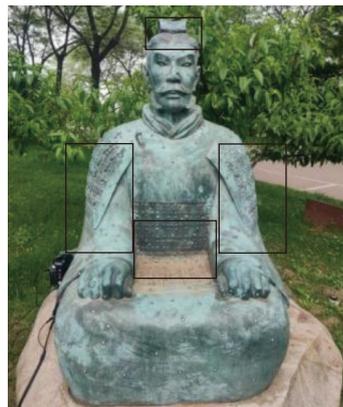


图2 文物雕像实物

Fig. 2 Cultural relics and physical statues

对于特征点,选用随机弱降采样法。随机采样法是一种常用的点云数据降采样方法,适用于不规则或密集的点云数据^[23]。通过设置较小的降采样比例,确保点云数据具有较高密度和完整性,有助于后续的点云配准和重建等操作。随机降采样过程如式(5)所示:

$$P' = \{P_{r_i}\}_{i=1}^k \quad (5)$$

其中, P 表示原始点云数据, P' 表示降采样后的点云数据, k 表示降采样后的点云数量, $\{r_i\}_{i=1}^k$ 表示从1到 n 中不重复随机选择 k 个数的集合, P_{r_i} 表示原始点云数据中第 r_i 个点。

对于“非特征点”,选用均匀强降采样法。均匀降采样法是按照指定步长将原始点云中的点进行等间距降采样^[24]。该方法适用于具有一定平滑性和连续性的点云数据。通过设置较大的降采样比例,相比于其他降采样方法,随机强降采样法可以大量减少“非特征点”数据量,同时,尽量减小对点云形态信息的影响,提高整体降采样效率。均匀降采样过程如公式(6)所示:

$$\begin{cases} P'_i = P_i, i = 1 \\ P'_i = P_i, \forall i \in N, \frac{1}{n} < d(P_i, P'_{i-1}) \end{cases} \quad (6)$$

其中 P_i 表示原始点云中的第 i 个点, P'_i 表示降采样后的第 i 个点, n 表示点云中点的总数。

最后,将“特征点”点云与“非特征点”点云的非重叠部分合并。这样做可以最大限度地保留点云的形态特征和细节信息,同时避免不必要的重叠和冗余。通过以上分类降采样方法以及点云合并操作,可以为后续的点云配准提供高质量的点云数据。

3 点云配准

本文配准时,首先对降采样后的两组点云进行初始手动配准^[25]。手动选择代表性的特征点,并利用旋转、平移等操作使两组点云的位置对齐,为后续处理提供更加准确的信息。接着,进一步采用了经典 ICP 算法^[26]对初始配准后的点云进行精配准^[27]。ICP 算法是一种常用的点云配准算法,用于对不同位置、不同姿态或不同传感器获取的点云数据进行配准。通过迭代计算每个点在目标点云中的最短距离,从而实现点云的精确匹配。可以通过以下步骤进行 ICP 精配准。

读取已手动配准好的两组点云数据。其中,点云 A 为源点云数据,点云 B 为目标点云数据,需要将点云 A 精确地匹配到点云 B 上,并计算映射后的点与目标点云中距离最近的点之间的距离,以此更新变换矩阵。通过迭代计算,逐步优化变换矩阵,使得映射后的点能够更加准确地匹配到目标点云 B 上。ICP 的具体迭代过程如下:

$$T_{i+1} = \arg \min_T \sum_{p \in P_A} \|T \cdot p - q_i\|^2, \quad (7)$$

其中, P_A 为源点云, q_i 为目标点云与源点云最近的点, T 为变换矩阵。通过变换矩阵 T , 将源点云 P_A 中的每个点 p 变换到目标点云中与之最近的点 q_i 的位置,使得匹配误差 $\|T \cdot p - q_i\|$ 的平方和最小。

T 为一个 4×4 的局部点云配准的变换矩阵 T , T 的形式如下:

$$T = \begin{bmatrix} a & b & c & 0 \\ d & e & f & 0 \\ g & h & i & 0 \\ t_x & t_y & t_z & 1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中, $\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$ 为点云旋转矩阵, $(t_x \ t_y \ t_z)$ 为点云平移矩阵。

最后,进行误差评估。通过对比本文方法和传统方法的平均距离和标准偏差,以评估本文的配准效果。若误差较小且满足实际要求,则说明本文方法的配准精度较好,有利于后续的三维建模。

4 实验分析及验证

本实验采用 Handyscan300 手持式三维扫描仪作为硬件设备,该设备属于 II 级激光,符合人

眼安全要求,并能够快速建立精细的三维可视化模型。为了提高测量准确度,本实验采用了反光标定贴纸进行拼接和定位。通过标定点信息定位续接完成数据再次采集,以提高文物扫描数据的准确性和精度。

本实验对西安工程大学校园内仿真青铜文物雕像进行数据采集,线性矩阵激光通过扫描仪发射 3 条线性阵列激光,激光照射到被测物体上经反射获得扫描截面的点云数据,仿真文物雕像实物与扫描系统如图 2、图 3 所示。对具有多种复杂特征信息的仿真文物雕像点云数据进行处理,并通过与传统方法进行对比,验证本文方法的可行性。

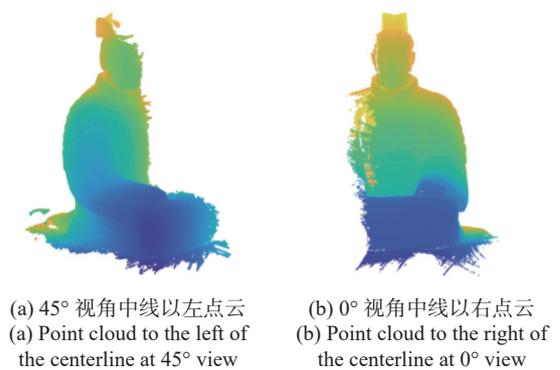


(a) 扫描仪实物图
(a) Physical picture of scanner
(b) 测量系统实物图
(b) Measurement system of scanner

图 3 扫描系统实物图

Fig. 3 Physical picture of scanning system

点云数据采集过程中,为了解决数据量大而难以一次性采集完整点云这一问题,以正对雕像中线位置为基准,分两次完成整体仿真文物雕像的点云数据,两片点云数目分别为 1521124 和 1950581,采集到的原始点云数据如图 4 所示。



(a) 45° 视角中线以左点云
(a) Point cloud to the left of the centerline at 45° view
(b) 0° 视角中线以右点云
(b) Point cloud to the right of the centerline at 0° view

图 4 原始点云图

Fig. 4 Original point cloud diagrams

接着,对两片点云进行预处理,这里以正面中线以右的点云数据为例。首先对该片点云所有点集进行曲率计算,特征点与“非特征点”点云如图 5 (彩图见期刊电子版)所示。

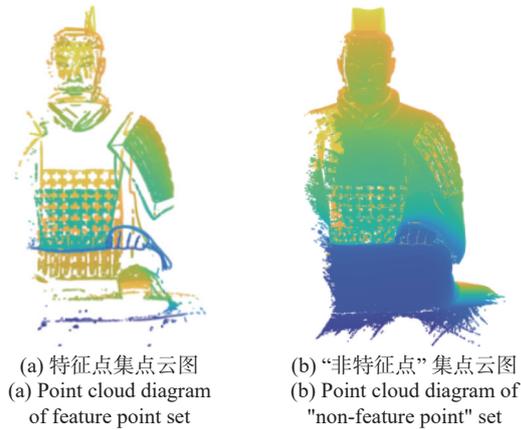


图 5 特征点提取示意图

Fig. 5 Schematic diagram of feature point extraction

之后对点云进行分类降采样。对于特征点, 选用随机弱降采样法, 该部分点云降采样比例设为 0.3; 对于“非特征点”, 选用均匀强降采样法, 该部分点云降采样比例设为 0.7。最后, 将特征点点云与“非特征点”点云的非重叠部分合并, 即完成点云的分类降采样。以正面中线以右的点云数据为例, 分类降采样前后点云数据如表 1 所示。

表 1 本文分类降采样数据

Tab. 1 The classification downsampling data of this paper

原始点云数量	配准后点云数量	平均距离/mm	标准偏差/mm
1950581	422423	152816	575239

最后, 对处理后的两片点云进行配准实验。为了验证点云配准精度, 将本文方法与传统的 ICP 方法做对比, 结果如图 6(彩图见期刊电子版)所示。图 6(a)、6(b)(彩图见期刊电子版)为校园内仿真铜像点云配准后正视图。从图中蓝色框区域(铜像的手部以及手部周围衣服褶皱处等特征区域)可以看出, 本文方法较传统方法精度更高; 图 6(c)、6(d)(彩图见期刊电子版)是从仿真铜像点云配准后 90°视角观察, 从图中蓝色框区域(铜像的肩部盔甲等特征区域)可以看出, 本文方法较传统方法的配准结果更加准确。

点云精配准采用平均距离和标准偏差作为评判指标。二者数值越小, 说明点云配准的精度越高, 与配准后点云的距离分布更加紧密。其平均距离和标准偏差的公式为:

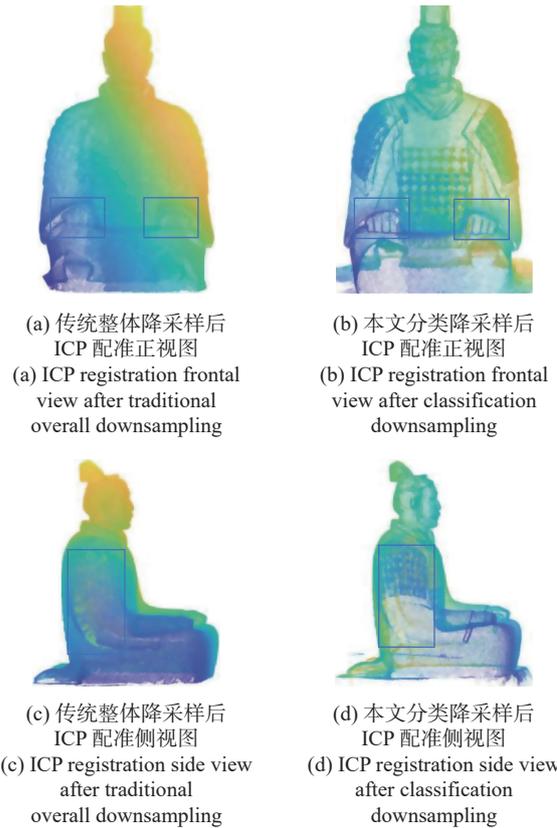


图 6 本文方法与传统 ICP 方法点云图对比

Fig. 6 Comparison of point cloud maps of proposed method and the traditional ICP method

$$MeanDistance = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(P_i, Q_i) \quad (9)$$

$$StandardDeviation = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d(P_i, Q_i) - \bar{d})^2} \quad (10)$$

对点云配准实验过程进行数据分析, 如表 2 所示。可见, 点云配准前降采样处理后点云数据降至原始点云的 1/3, 点与点之间平均距离从 0.89 mm 约降至 0.59 mm, 标准偏差从 0.29 mm 约降至 0.18 mm。实验结果表明, 本文分类降采样与配准方法相比传统整体降采样 ICP 方法在精度方面有很大提高。

表 2 仿真铜像点云配准实验过程数据分析

Tab. 2 Experiment process data analysis of point cloud registration for simulated copper statue

方法	原始点云数量	配准后点云数量	平均距离/mm	标准偏差/mm
传统整体降采样后	3471705	985621	0.891086	0.296167
本文分类降采样后	3471705	981584	0.591977	0.180786

由于户外采集点云数据时会受到多个因素的影响,如光照条件、植被遮挡、天气变化等,因此采集数据的效果存在一定局限性。未来研究应着重解决户外采集点云数据中的噪声和不连续性的问题,以提高点云配准的精度和可靠性。

5 结 论

本文提出了一种基于曲率特征的文物点云分类降采样与配准方法,该方法通过对文物三维点云数据进行预处理后,计算所有点的曲率值,并设

置曲率阈值进行点云分类,之后进行不同权重的降采样,从而最大限度地保留点云的形态特征和细节信息,最后通过求解刚性变换模型实现点云配准。实验结果表明,平均距离从 0.89 mm 约降至 0.59 mm,标准偏差从 0.29 mm 约降至 0.18 mm。上述结果表明该方法可以在文物点云配准中具有较好的精度。

该方法不仅可以应用于文物数字保护领域,还可以被广泛运用于建筑信息可视化、农作物状态监测等领域,可以预见具有广阔的应用场景。

参考文献:

- [1] 阎春生,黄晨,韩松涛,等. 古代纸质文物科学检测技术综述[J]. *中国光学*, 2020, 13(5): 936-964.
YAN CH SH, HUANG CH, HAN S T, *et al.*. Review on scientific detection technologies for ancient paper relics[J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(5): 936-964. (in Chinese).
- [2] 张瑞,骆岩林,周明全,等. 文物数字化的关键技术[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2007, 43(2): 150-153.
ZHANG R, LUO Y L, ZHOU M Q, *et al.*. The key technology in digital cultural relics[J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2007, 43(2): 150-153. (in Chinese).
- [3] 陈辉,马世伟, NUECHTER A. 基于激光扫描和 SFM 的非同步点云三维重构方法[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(5): 1148-1157.
CHEN H, MA SH W, NUECHTER A. Non-synchronous point cloud algorithm for 3D reconstruction based on laser scanning and SFM[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(5): 1148-1157. (in Chinese).
- [4] 王蕊,李俊山,刘玲霞,等. 基于几何特征点云配准算法[J]. *华东理工大学学报(自然科学版)*, 2009, 35(5): 768-773.
WANG R, LI J SH, LIU L X, *et al.*. Registration of point clouds based on geometric properties[J]. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2009, 35(5): 768-773. (in Chinese).
- [5] 张新荣,王鑫,王瑶,等. 基于转动式二维激光扫描仪和多传感器的三维重建方法[J]. *中国光学(中英文)*, 2023, 16(3): 663-672.
ZHANG X R, WANG X, WANG Y, *et al.*. 3D reconstruction method based on a rotating 2D laser scanner and multi-sensor[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(3): 663-672. (in Chinese).
- [6] 杨鹏程,杨朝,孟杰,等. 基于法向量和面状指数特征的文物点云棱界配准方法[J]. *中国光学(中英文)*, 2023, 16(3): 654-662.
YANG P CH, YANG ZH, MENG J, *et al.*. Aligning method for point cloud prism boundaries of cultural relics based on normal vector and faceted index features[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(3): 654-662. (in Chinese).
- [7] 林森,张强. 应用邻域点信息描述与匹配的点云配准[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(8): 984-997.
LIN S, ZHANG Q. Point cloud registration using neighborhood point information description and matching[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(8): 984-997. (in Chinese).
- [8] ZHAO H, ZHANG Y J, ZHANG L, *et al.*. Fast color point cloud registration based on virtual viewpoint image[J]. *Frontiers in Physics*, 2022, 10: 1026517.
- [9] 毕勇,潘鸣奇,张硕,等. 三维点云数据超分辨率技术[J]. *中国光学*, 2022, 15(2): 210-223.
BI Y, PAN M Q, ZHANG SH, *et al.*. Overview of 3D point cloud super-resolution technology[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(2): 210-223. (in Chinese).
- [10] 伍济钢,马佳康,杨康,等. 基于改进 ICP 的复杂机械零件测量点云配准方法[J]. *光电子·激光*, 2023, 34(6): 620-627.
WU J G, MA J K, YANG K, *et al.*. Measurement point cloud registration method for complex mechanical parts based on improved ICP[J]. *Journal of Optoelectronics-Laser*, 2023, 34(6): 620-627. (in Chinese).

- [11] QIN H X, ZHANG Y CH, LIU ZH T, *et al.*. Rigid registration of point clouds based on partial optimal transport[J]. *Computer Graphics Forum*, 2022, 41(6): 365-378.
- [12] ZHANG K X, CHEN H, WU H, *et al.*. Point cloud registration method for maize plants based on conical surface fitting—ICP[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 6852.
- [13] 张彬, 熊传兵. 基于体素下采样和关键点提取的点云自动配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041008.
ZHANG B, XIONG CH B. Automatic point cloud registration based on voxel downsampling and key point extraction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041008. (in Chinese).
- [14] GARLAND M, HECKBERT P S. Surface simplification using quadric error metrics[C]. *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, ACM, 1997: 209-216.
- [15] SU H, JAMPANI V, SUN D Q, *et al.*. SPLATNet: sparse lattice networks for point cloud processing[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2018: 2530-2539.
- [16] 汪千金, 崔海华, 张益华, 等. 面向光学测量跨源点云的多尺度采样配准方法[J]. 光学学报, 2022, 42(10): 1015002.
WANG Q J, CUI H H, ZHANG Y H, *et al.*. Multi-scale sampling registration method for optical measurement of cross-source point clouds[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(10): 1015002. (in Chinese).
- [17] LU J, WANG ZH, HUA B W, *et al.*. Automatic point cloud registration algorithm based on the feature histogram of local surface[J]. *PLoS One*, 2020, 15(9): e0238802.
- [18] CHEN Y W, ZHOU L D, TANG Y, *et al.*. Fast neighbor search by using revised *k*-d tree[J]. *Information Sciences*, 2019, 472: 145-162.
- [19] 金泽芬芬, 侯志强, 余旺盛, 等. 基于协方差矩阵的多特征融合跟踪算法[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 0915005.
JIN Z F F, HOU ZH Q, YU W SH, *et al.*. Multi-feature fusion tracking algorithm based on the covariance matrix[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(9): 0915005. (in Chinese).
- [20] ILEA I, BOMBRUN L, TEREDES R, *et al.*. An M-estimator for robust centroid estimation on the manifold of covariance matrices[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(9): 1255-1259.
- [21] FU Y J, LI Z CH, DENG Y, *et al.*. Pairwise registration for terrestrial laser scanner point clouds based on the covariance matrix[J]. *Remote Sensing Letters*, 2021, 12(8): 788-798.
- [22] WANG X H, CHEN H W, WU L SH. Feature extraction of point clouds based on region clustering segmentation[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(17-18): 11861-11889.
- [23] 李韦童, 邓念武. 一种预拼装钢构件的点云自动分割算法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(3): 247-252.
LI W T, DENG N W. An automatic point cloud data segmentation algorithm for pre-assembled steel structures[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2022, 55(3): 247-252. (in Chinese).
- [24] 魏磊, 万帅, 王哲诚, 等. 面向点云无损压缩的快速细节层次优化方法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(9): 88-96.
WEI L, WAN SH, WANG ZH CH, *et al.*. Optimization method for level of detail of lossless point cloud compression[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(9): 88-96. (in Chinese).
- [25] 郭培闪, 杜黎明. 运用 Geomagic Studio 实现点云数据的曲面重建及误差分析[J]. 地理信息世界, 2015, 22(1): 57-60.
GUO P SH, DU L M. Realized the surface reconstruction of point clouds and error analysis by using the Geomagic Studio[J]. *Geomatics World*, 2015, 22(1): 57-60. (in Chinese).
- [26] 戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 517-521.
DAI J L, CHEN ZH Y, YE X Z. The application of ICP algorithm in point cloud alignment[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(3): 517-521. (in Chinese).
- [27] SOUZA NETO P, MARQUES SOARES J, PEREIRA THÉ G A. Uniaxial partitioning strategy for efficient point cloud registration[J]. *Sensors*, 2022, 22(8): 2887.

作者简介:



杨鹏程(1985—), 河南南阳人, 男, 博士, 副教授, 2013 年于西安交通大学获得工学博士学位, 主要从事激光干涉测量、三维数据精确建模、数字图像处理的研究。E-mail: yangpengcheng@xpu.edu.cn