基于自适应邻域匹配的点云配准方法

张顺利 徐艳芝 周明全 耿国华 张雨禾

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)

摘 要 针对具有不同缩放尺度点云的配准问题,本文提出了一种基于自适应邻域(General Adaptive Neighborhood,GAN)匹配的点云配准方法.首先,随机地选取初始匹配点对作为种子点,并对点云上点的GAN进行定义; 然后根据GAN的形状信息确定种子点所在特征区域及其潜在匹配关系,并对GAN进行Delaunay三角剖分,得到 能有效描述种子点局部曲面几何形状的三角网格,再通过定义残差角作为局部曲面形状描述子进行几何信息匹 配,从而确定真实匹配点对;最后,根据真实匹配点对计算旋转平移矩阵,得到点云的初始位置,并利用尺度迭代最 近点方法(Scaled Iterative Closest Point,SICP)将点云进行精确对齐.实验结果表明,该方法通过点GAN的匹配, 同时考虑了点的局部特征信息及其上下文相关的空间约束,且匹配相关约束均对尺度鲁棒,能够在有效提高点对 匹配准确率的同时,解决不同缩放尺度点云的配准问题.

关键词 点云配准;自适应邻域;迭代最近点;尺度;SICP 中图法分类号 TP391 **DOI 号** 10,11897/SP.J.1016.2019.02114

Registration of Point Clouds Based on Matching of General Adaptive Neighborhood

ZHANG Shun-Li XU Yan-Zhi ZHOU Ming-Quan GENG Guo-Hua ZHANG Yu-He (School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127)

Automatic registration of two given point fouds is widely used in 3D reconstruction, Abstract reverse engineering, target recognition, et al., which is an important theory and a key technology of point cloud processing as well. The accuracy of point cloud registration directly affects the quality of subsequent processing steps. In order to solve the problem of automatic registration of point cloud with different scales and further improve the accuracy of the registration of point cloud, a method based on General Adaptive Neighborhood (GAN) matching was proposed. The presented method involves three main steps. Firstly, randomly select the initial matching pairs of points as the seed points, afterward define and generate the GANs of the selected seed points on the given point clouds. Secondly, the shape information and geometric information of the GANs of the selected seed pairs are combined to determine the matching relation between GANs, so as to select the true matching pairs of points. In details, the feature region where the selected seed points located is determined according to the shape information of GANs, which leads to the potential matches; then, the Delaunay triangulation is applied to the GANs, and the generated triangular meshes can effectively represent the local surface shape and geometry, by defining the residual angle as the local surface curvature descriptor, the geometric information of GANs is

收稿日期:2018-02-05;在线出版日期:2018-09-17.本课题得到国家自然科学基金面上项目(61772421,61731015)资助.张顺利,博士,教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究领域为图形图像处理、并行计算、三维建模等.E-mail: slzhang@nwu.edu.cn. 徐艳芝,硕士研究生,主要研究方向为图形图像处理、三维建模等.周明全,硕士,教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)杰出会员,主 要研究领域为图形图像处理、智能信息处理及文化遗产数字化保护等.耿国华,博士,教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)杰出会员,主要研究领域为图形图像处理、可视化技术及文化遗产数字化保护等.张雨禾(通信作者),博士,讲师,中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为图形图像处理与可视化技术、文化遗产数字化保护等.E-mail: zhangyuhe0601@nwu.edu.cn.

matched, thus the true matching pairs of points are obtained. Finally, the rotation matrix and the translation matrix are calculated according to the true matching pairs of points, thus the initial position of the point cloud is acquired. After that, the initial position is used as the input for precise registration and the scale iterative closest point method (SICP) is utilized to align the given point clouds accurately. The presented method has been applied to some point clouds of public datasets, and has been applied on the point clouds of the fragments of Terracotta Warriors and Horses that are disturbed by non-uniformed noises and are non-uniformly sampled. The experimental results indicate that; thanks to the combination of the local feature and context-related space constraints of the matching points via the GANs matching, and the related matching constraints are robust to the scales of the given point clouds, thus the presented method can effectively improve the correctness of the matching of points, and meanwhile can address the registration problem of the point clouds with different scales; and the experimental results also demonstrate that although the accuracy of the initial position calculated by GANs with different scales is diverse, an accurate registration result can be obtained as well even if the GANs can cover the local surface around the initial selected seed points. Furthermore, because the adaptive neighborhood can cover the local surface of the seed points, it can get a good registration result no matter on what kind of feature or non-feature region the initial selected seed points locate.

Keywords point cloud registration; general adaptive neighborhood; iterative closest point; scale; SICP

1 引 言

近年来,用于获取三维物理物体点云模型的激 光扫描技术取得了长足的发展,使得点云模型成为 三维处理中的主流数据.高精度扫描设备虽然能够 有效获取物理物体表面的细节特征,但是,由于受测 量仪器和环境的限制,实体扫描无法一次性完成,需 要在不同视角下分别进行扫描得到点云数据,然后 将多视角点云进行配准,才能获得物理物体完整的 点云模型.因此,点云自动配准在三维重建、逆向工 程、目标识别^[1-3]等领域应用广泛,是点云数据处理 的重要环节,点云配准的精度直接影响了后续处理 技术的质量.

现有的点云配准方法主要可以分为两大类:一 是扫描过程中导航系统的精确定位,二是将不同视 角点云进行精确对齐^[4].本文工作属于第二类,即将 扫描得到的不同视角的点云进行配准,以获得完整 的点云模型.

针对点云模型的自动配准,最经典的方法是迭 代最近点法(Iterative Closest Point,ICP)^[5]及其改 进算法^[6].该方法基于点对点或点对面的搜索技术, 通过最小化待配准点云间的距离实现点云配准. ICP方法步骤简单且易于实现,但要求两个待配准的点云之间存在包含关系,同时要求两片点云的相对位置比较接近,算法结果依赖于点云的初始位置,易造成快速收敛于局部最优的问题^[7-9].因此有诸多工作针对 ICP 算法的改进展开.其中,先粗配准再精确对齐是一种行之有效的策略,在这种策略下,基于特征点匹配的方法广为流行^[10],其主要思想是通过提取有效的匹配特征点对,确定两个待配准点云的初始位置,然后再利用 ICP 算法进行精确对齐.然而,现有的特征提取方法虽然可以有效提取出特征点,但由于点云中的特征点往往被定义为具有大尺度曲面梯度的点,因此,单一离散的特征点往往具有相似的几何特征,而直接利用单一特征点进行匹配,忽略了特征点局部的结构信息,易出现误匹配,影响后续精确对齐的精度.

另外,由于扫描设备分辨率不同、扫描距离不同 等,导致所获得的点云不在同一坐标系下,且不同视 角的点云可能具有不同的缩放尺度.基于此种情况, 即使利用匹配特征点对能准确定位两个待配准点云 的初始位置,直接利用 ICP 算法精确对齐两个点云 时也会陷入局部最优.而文献[11]中提出的 SICP (Scaled Iterative Closest Point)算法,虽然有效解决 了具有不同缩放尺度点云的配准问题,但是依然无 法有效避免其陷入局部最优.

针对上述两个问题,本文提出一种基于自适应 邻域匹配的点云配准算法,算法流程如图1所示:首 先,基于自适应邻域得到初始匹配点对所在曲面的 局部信息;然后,结合自适应邻域的形状信息(种子 点所在特征区域)及几何信息(通过定义残差角作为 局部曲面形状描述子)确定自适应邻域的匹配关系, 将自适应邻域的匹配作为特征点对匹配的高层约 束;最后,根据自适应邻域匹配关系确定匹配特征点 对,并计算点云的初始位置,再利用 SICP 算法将点 云进行空间对齐得到完整点云数据.



图 1 本文算法流程图

该方法通过点自适应邻域的匹配,同时结合点 所在特征区域的信息及点局部曲面的几何形状信息 进行匹配点对筛选,且匹配相关约束均对旋转、平 移、缩放尺度鲁棒,能够在有效提高点对匹配准确率 的同时,避免现有点云配准算法无法有效对齐存在 不同缩放尺度点云的问题.

2 相关工作

在诸多点云配准算法中,先粗配准再精确对齐 是当前使用最广泛的策略.其中,粗配准是将两组点 云大体对齐,如 Luo 等人^[12]和 Chen 等人^[13]提出了 标记方法,该方法在测量过程中手工标记特征信息, 并利用这些特征信息进行配准,但是人工标记的方 法耗时耗力,且无法有效支撑大规模点云的配准. 张学昌等人^[14]提出了中心重合法,戴静兰等人^[15]提 出了主方向贴合法,Diez 等人^[16]使用分层的常规空 间采样来捕捉对应点实现初始配准. Daniels 等 人[17]提出了用对应点对之间的距离限制来剔除错 误匹配点对的方法进行点云初配准,但是配准的精 度取决于阈值的设定.基于特征匹配的方法在粗配 准中的应用比较广泛,其能有效提高配准的精度.如 Jiang 等人^[18]提出将点与邻近点法向之间的夹角作 为该点的 k 维特征进行点云粗配准,但是该方法的 准确度依赖于法矢估计的准确度. Rusu 等人^[19]提 出一种快速点特征直方图作为点的特征描述子来描 述点的局部特征. Weinmann 等人^[20]提出一种基于 图像的 TSL 数据配准方法. 另外,还有一些算法基于 直线特征或面特征进行点云粗配准,如 Dos Santos 等人^[21]提出了一种利用控制线对 TLS 数据进行三 维点云计算的间接方法. Bigand 等人^[22]提出了一种 利用模糊积分法解决局部立体问题的新算法,该方 法适用于匹配线段. 何培培等人[23] 提出了一种基于 道路矢量线的机载激光雷达数据和高分辨率航空影 像的自动配准方法. Huang 等人^[24]提出用共轭平面 来解决旋转问题,用气缸和平面的轴相交点作为共 轭点来求解平移和旋转参数. Dai 等人[25] 提出了一 种新的基于局部平面不变特征进行点云粗配准的方 法. Liao 等人^[26]分析点集的特征,提出了一种新的 基于特征空间转换的方法进行点云配准. Mian 等 人⅔ 使用了一种新的张量表示方法,它代表了三阶 张量的一个范围图像的半局部三维曲面片,用多个 张量来表示每一个范围的图像,用两个范围图像的 张量匹配来确定它们之间的对应关系. Sun 等人[28] 提出了一种基于区域曲率图的点云配准方法.基于 特征匹配的方法主要涉及三步:首先计算点数据的 几何特征,然后进行特征相似性度量,最后选取具有 较高相似的点作为匹配点,计算刚体变换参数,这类 方法的准确度严重依赖于特征的辨识度,当特征的 分布在点云中具有一定的重复性或周期性时,往往 会存在大量具有高相似度的非匹配点,仅仅依据特 征相似性度量会导致错误的匹配点对,从而影响后 续初始位置的计算.

精确对齐是以粗配准的结果为初值,将两组点 云进一步配准.如 Chetverikov 等人^[29]通过向最小 二乘函数中引入重叠参数的方法,实现了部分重叠 点云的配准.Du 等人^[30]提出了仿射 ICP 算法进行 点云配准.Zhu 等人^[31]提出了一个双向距离域来实 现模型的初配准,并进一步使用 ICP 算法来实现模 型的精确对齐.Yang 等人^[32]提出了 Go-ICP 算法进 行三维模型的配准. Mavridis 等人^[33]通过结合模

2117

拟退火搜索算法和稀疏 ICP 算法来提高配准算法 的性能,在抗噪性方面取得了一定的改进效果.Du 等人^[34]提出了一种概率迭代最近点(Probability Iterative Closest Point, PICP)算法, 克服了 ICP 算 法中由噪声带来的失配问题,在一定程度上解决了 m 维含噪声点云的精确配准问题. Li 等人[35] 提出了 一种基于动态调整因子的改进 ICP 算法,在不影响 配准精度和收敛方向的情况下,可以大大提高算法 的配准速度. Han 等人^[36]提出了一种加强的 ICP 算 法实现了三维环境模型的快速和精确配准. Fan 等 人[37]提出了一种基于凸包-高斯混合模型的点云配 准方法,解决了刚性和非刚性点云的配准问题.Liu 等人^[38]提出了一种新的升压启发的方法来解决特 征匹配中出现的误匹配现象. Zhang 等人^[39]将边界 旋转角引入到最小二乘函数中,解决了旋转多样性 的点云配准问题.这类方法虽然在鲁棒性、速度及精 确度方面对 ICP 算法进行了相应的改进,但是无法 解决具有不同缩放尺度的点云配准问题.

Du 等人^[11,40-42]提出了 SICP 算法,解决不含尺度因素的点云配准问题,但是该算法并未有效解决 ICP 算法易陷入局部最优的问题.

3 自适应邻域匹配方法

给定两个待配准点云 $P = \{p_i | i = 0, 1, 2, \dots, N_p\}, p_i \in \mathbb{R}^3$ 和 $Q = \{q_{i=j} | j = 0, 1, 2, \dots, N_q\}, q_j \in \mathbb{R}^3, 其中, p_i 和 q_j 分别为两个待配准点云的点数据, N_p 和 N_q 分别为两个待配准点云的点规模. 点云配准的实质是最小化目标函数 <math>f(E(\mathbf{R}, t))($ 如式(1)所示), 其中, $E(\mathbf{R}, t)$ 表示刚体变化, \mathbf{R} 为旋转矩阵, t为平移向量.

$$f(E(\boldsymbol{R},\boldsymbol{t})) = \frac{1}{N_{p}} \sum_{i=0}^{N_{p}} \|\boldsymbol{R}p_{i} - \boldsymbol{q}_{j}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{t}\|^{2} \qquad (1)$$

点云配准主要可以分为三步:首先选择不位于 同一直线上的三组匹配点对 $p_i \in P$ 和 $q_i \in Q, i=1$, 2,3,然后根据点 p_i 和 q_i 的位置计算两个待配准点 云的初始空间位置变换,最后利用 ICP 算法将两个 点云进行精确对齐.

3.1 初始匹配点对选取

在点云配准的第一步,需要计算点云中每个点数据的几何不变量,然后根据几何不变量的相似性确定初始匹配点对.本文算法利用点曲率的相似度筛选初始匹配点对:随机的选取点 $p_i \in P$ 作为种子点,并根据式(2)在 Q 中选取与点 p_i 匹配的点 $q_i \in$

 $Q, j = 1, 2, \dots, t,$ 构成初始匹配点对,即: $p_i \odot \{q_i | i = 1, 2, \dots, t\}$,其中, ①代表点匹配, $k_x^1 和 k_x^2$ 表示点 *x* 的主曲率,且 $k_x^1 < k_x^2$.

$$\sqrt{(k_{p_i}^1 - k_{p_j}^1)^2 + (k_{p_i}^2 - k_{p_j}^2)^2} \leq \alpha \qquad (2)$$

3.2 自适应邻域构建

3.2.1 自适应邻域概述

由于初始匹配点对的约束条件过于宽泛,得到 的初始匹配点对可能为一对多的关系,其中不乏伪 匹配点对,因此需要引入更严格的约束,以得到真实 的匹配点对.本文算法利用自适应邻域信息作为上 层约束,进一步刻画初始匹配点局部的几何形状,从 而确定真实匹配点对.

自适应邻域^[43-45]最早被用于图像处理,它为点 数据提供了一种内在的多尺度表示,具有空间自适 应性.点自适应邻域的生成依赖于图像或三维模型 的局部结构和特征,如图2所示,其核心思想是自适 应性,即能够与图像或模型的上下文及分析尺度保 持一致.点的自适应邻域是图像或模型的一个子集, 这个子集由符合指定约束的相连通的点构成,即自 适应邻域中的点与种子点具有某种相似特征,例如 颜色值、对比度、曲率大小等.因此,点的自适应邻域 可以利用区域生长法计算得到.



图 2 图像上点自适应邻域示意图

3.2.2 点云自适应邻域定义

针对初始匹配点对 $p_i \odot \{q_i | i = 1, 2, \dots, t\}$ 中的 所有点,生成自适应邻域 N_a^h ,具体定义如下.

定义 1. $N_{a}^{h}(p)$ 是给定点云的一个子集,其中, h(x)为 *x* 的曲率,该子集符合如下性质:

(1)该子集中的点 $p_i \in N_a^h(p)$ 与点 p 具有相似的曲率值,即点 $p_i \in N_a^h(p)$ 与点 p 满足式(2);

(2)该子集中的点是连通的.

 N^h_a 的数学定义如式(3)所示:

 $N_{a}^{h}(p) = C_{h^{-1}([h(p)-a],[h(p)+a])}(p)$ (3) 其中, C_{x} 表示点在X上是连通的.在点云模型上,本 文利用 k 近邻(k Nearest Neighbors,kNN)刻画点 的连通性,即:若点 $x \in k$ NN(p),则点 x 与点 p 连 通.由此可见,点云模型上点的自适应邻域由该点局 部的结构和特征决定.如图 3 所示为三维模型上点 自适应邻域示意图,自适应邻域尺度均为 10.

 (a) 种子点p,q和r
 (b) 点p,q,r的自适应邻域

 图 3 点云模型上点自适应邻域示意图

3.2.3 点云自适应邻域性质

点云模型上点的自适应邻域 N^h_a具有如下性质 (相关证明见附录 I):

(1) 自反性

$$p \in N^h_{\alpha}(p)$$

(2)等值点邻域相等性

$$\begin{pmatrix} (p_i, p_j) \in D \\ p_i \in N_a^h(p_j) \\ h(p_i) = h(p_j) \\ x \in k NN(y) \\ y \in k NN(x) \end{pmatrix} \Rightarrow N_a^h(p_i) = N_a^h(p_j)$$
(5)

(3)尺度随α单调递增

$$\alpha_1 \leq \alpha_2 \Rightarrow N^h_{\alpha_1}(p) \subseteq N^h_{\alpha_2}(p) \tag{6}$$

(4) \oplus -平移不变性: $c \in E \Rightarrow N_a^{h \oplus c}(p) = N_a^h(p)$ (7)

(5)⊗-乘法兼容性:

$$m \in \mathbb{R}^+ \setminus \{0\} \Rightarrow N_{\alpha}^{m \otimes h}(p) = N_{\frac{1}{m} \otimes \alpha}^{h}(p) \qquad (8)$$

值得注意的是:图像上的点具有潜在的拓扑连接关系,因此点的连通性是对称的,即点 x = y 连通,则 y = x 也连通.而在点云中,由于点数据为非均匀采样,且点数据间缺少拓扑连接关系,通常会利用点间距 离衡量点的邻域关系,例如 kNN、球邻域等.而利用距 离刻画的邻域关系,则会出现 $x \in k$ NN(y),但 $y \notin k$ NN(x)的情况.因此,与图像中点 GAN 的"等值点 邻域相等性"不同的是,点云上点 GAN"等值点邻域 相等性"是在 $x \in k$ NN(y)且 $y \in k$ NN(x)的条件下

才能成立.本文利用 kNN 刻画点的连通性,此时点的 GAN 不具有"等值点邻域相等性".

3.3 自适应邻域匹配

点的 GAN 充分刻画了该点局部曲面的几何形状,因此,利用点 GAN 的匹配关系,可以有效筛选 真实匹配点对.

3.3.1 GAN 的形状匹配约束

点的 GAN 形状大致可以分为两类,一是线状, 如图 3(b)中点 p 的 GAN,这类点大多分布于点云 上的特征区域;二是片状,如图 3(b)中点 q 和点 r 的 GAN,这类点则大多分布于点云上的非特征区 域.因此,点云模型上点的自适应邻域 N^{*}_a可以划分 为两类.

定义 2. 线状 GAN. 处于特征区域的点 *p* 的 自适应邻域 *N*^{*h*}_{*a*}(*p*)为线状.

定义 3. 片状 GAN. 处于非特征区域的点 p的自适应邻域 $N_{a}^{h}(p)$ 为片状.

对于 $p_i \in N_a^h(p)$,计算其局部加权协方差矩阵 M_i 的特征值 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$ 和特征向量:

$$\boldsymbol{M}_{i} = \sum_{p_{j} \in knn(p_{i}) \cap N_{a}^{h}(p)} \theta(\|p_{i} - p_{j}\|) (p_{i} - p_{j})^{\mathrm{T}}(p_{i} - p_{j})$$
⁽⁹⁾

然后利用式(10)进行判断:

$$\sigma_i = \frac{\lambda_2}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \tag{10}$$

如果 σ_i 越接近 1,则有更多的点 p_j 位于其 PCA 方向 上,那么,若所有点 $p_i \in N_a^h(p)$ 符合 $\sigma_i > 0.9$,则该点 p的 GAN 为线状,否则为片状.若两点 GAN 的形 状不同,则该两点必处于点云的不同区域,那么该两 点不匹配;相反,该两点间存在潜在的匹配关系.由 此,可以得出两个点匹配的第一个约束条件:

约束1. 两个匹配点处于相同的特征区域.

片状邻域也可大致分为两类:一是点 $p_i \in N_a^h(p)$ 分布于种子点的四周,这类点大多分布于距离特征 区域较远的非特征区域,如图 3(b)中点p的 GAN; 二是点 $p_i \in N_a^h(p)$ 分布于种子点的一侧,这类点大 多分布于距离特征区域较近的非特征区域,如图 3 (b)中点r的 GAN.

针对片状 GAN,首先对其进行三角剖分,本文 算法采用 Delaunay 三角剖分方法构建三角网格,该 三角网格"最接近于规则化",满足空圆特性和最大 化最小角特性,且具有唯一性和区域性的特点^[46]. Delaunay 三角剖分方法构建的三角网格中,共享边 的三角面片为邻接三角面片,根据三角面片的邻接 关系,可以有效区分两种不同的片状 GAN.为区分 两种不同的片状 GAN,此处将经过三角剖分的 GAN 进行定义.

定义 4. n-阶 GAN:包含种子点的三角面片为 一阶 GAN;包含一阶邻域点的三角面片构成二阶 GAN,依此类推.

针对一阶 GAN 进行处理,如图 4 所示,若三角 面片构成环状,即 $\Delta_i \cdot \Delta_{i+1} \cdot \cdots \cdot \Delta_n \perp \Delta_i \cdot \Delta_n$,其中 $\Delta_x \cdot \Delta_y$ 表示三角面片 $\Delta_x 和 \Delta_y$ 邻接,则为第一类片状 邻域;否则为第二类片状邻域,即 $\Delta_i \cdot \Delta_{i+1} \cdot \cdots \cdot \Delta_n \perp \Delta_i \times \Delta_n$, $\Delta_x \times \Delta_y$ 表示三角面片 $\Delta_x 和 \Delta_y$ 非邻接.



若两个片状 GAN 的形状不同,则该两个种子 点必处于不同的非特征区域,那么该两点不匹配;相 反,该两点间存在潜在的匹配关系.由此,我们可以 得出两个点匹配的第二个约束条件:

约束 2. 两个匹配点的 GAN 具有相同的形状. 3.3.2 GAN 的几何匹配约束

根据点 GAN 的形状,可以初步判断该点所处的大致区域及其局部形状信息,然而,相同形状的点的 GAN 可能具有不同的几何信息,例如一点局部曲面的凹凸度等.因此,针对具有潜在匹配关系的点对,需要进一步确定其几何相似度从而判断其是否匹配.

针对线状 GAN,可以直接利用曲线匹配方法进行匹配,即通过计算点的几何量,逐点进行匹配.

针对片状 GAN,本文设计如下匹配方法:利用 邻域点到切平面的投影残差衡量一点局部曲面的弯 曲程度^[47],然而,该形状描述了对于点采样密度较为 敏感且大部分点云均为散乱点云.因此,本文定义残 差角 $\angle p_opp_o$,衡量一点处的弯曲度,点 p_o 为 GAN 中 三角面片的内心,点 p_o 为该内心在种子点 p 处切平 面的投影点, $\angle p_opp_o$,角越大,则局部曲面越弯曲. 根据三角面片的邻接关系,即 $\Delta_i \cdot \Delta_{i+1} \cdot \cdots \cdot \Delta_n$,可以 将各阶 GAN 的三角面片位置线性化从而得到残差 角序列 $\angle p_{io} pp_{io'} * \angle p_{(i+1)o} pp_{(i+1)o'} * \cdots * \angle p_{(i+n)o}$ 即度越高,种子点间越可能存在匹配关系.由此得出 点匹配的第三个约束条件: **约束 3.** 两个匹配点的各阶 GAN 残差角序列 匹配,即

其中, ①表示残差角序列匹配, 需满足:

 $\left| \angle p_{io} p p_{io'} - \angle q_{io} q q_{io'} \right| < \beta \tag{12}$

两个初始匹配点对的 GAN 同时满足上述三个 约束,则该两个初始匹配点为真实匹配点对,否则为 伪匹配点对.

4 点云配准方法

针对具有不同放缩尺度的点云的配准问题,本文 提出一种由粗到精的配准方法.由于 SICP 算法对于 待配准点云的初始位置较为敏感,因此,需要先对待 配准点云进行粗配准,以缩小点云间平移和旋转误 差,为后续 SICP 精确对齐提供良好的初值.

4.1 粗配准

给定匹配点对 *p_i*⊙*q_j*,利用其 GAN 的匹配关系,可以有效确定两个点云的初始位置.

若匹配种子点对 $p_i 和 q_j$ 的 GAN 均为线状,则 选取距离 $p_i \eta q_j$ 最远的两个点,分别与 $p_i \eta q_j$ 连接 构成两个直线段,并将其归一化为单位向量,如图 5 (a)所示;若匹配种子点对 $p_i \eta q_j$ 的 GAN 均为片 状,则分别选取最大阶 GAN 三角面片中,残差角 $\angle p_o p p_o$ 的最大值和最小值所在三角面片 Δ_{max} 和 Δ_{min} ,其内心为 o_{max} 和 o_{min} ,分别与 $p_i \eta q_j$ 连接构成 两个直线段,并将这两个直线段归一化为单位向量, 如图 5(b)所示.需要注意的是,两个单位向量不能 共线,若共线,则重新选择次大(或远)的点重新构成 单位向量.

给定单位向量后,可以得到三个不共线的点坐标,利用该三点坐标,可以确定两个点云的初始位置.随后,将经过初始位置变换的点云,作为下一步精确对齐的输入.





(a)线状GAN粗配准向量生成 (b)片状GAN粗配准向量生成

图 5 粗配准向量生成示意图

4.2 基于 SICP 的精确配准

给定两个具有不同缩放尺度的待配准点云 P 和

Q,利用 SICP 算法,即可找到空间变换参数(*h*,**R**,*t*) 关于式(13)的目标函数:

$$\min_{\substack{h,\boldsymbol{R},\boldsymbol{t},\boldsymbol{j}\in\{1,2,\cdots,N_q\}}} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \|\boldsymbol{h}\boldsymbol{R}\boldsymbol{p}_i + \boldsymbol{t} - \boldsymbol{q}_j \|_2^2 \right)$$
s. t. $\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R} = I_m$, det $(\boldsymbol{R}) = i$, $h > 0$ (13)

的最优解,能够使点集 P 和 Q 达到较好的配准效 果.但是此算法的一个主要问题就是当尺度因子 h 逐渐趋于 0 时,点集 P 中的点将会彼此距离较近, 会在点集 Q 中找到同一个对应点,此时就会出现局 部最优的错误匹配现象(如图 6 所示).



图 6 SICP 配准出现局部极值现象

为了解决这个问题,我们直接采用文献[11]的 方法:

$$\min_{\substack{h, \mathbf{R}, t, j \in \{1, 2, \cdots, N_q\}}} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \|h\mathbf{R}p_i + t - q_j\|_2^2 / h^n \right)$$
s. t. $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = I_m$, det $(\mathbf{R}) = i$, $h > 0$ (14).

此目标函数式中强调了尺度因子分母项的作用.在 尺度因子 h 逐渐趋于 0,分母会迅速趋于 0,而分子 部分是慢慢减小,这样就避免了出现局部极值的现 象.分母中的 n 必须慎重选择,经实验验证 n=2 时, 易得到理想的配准结果,即通过式(15)的目标函数 求解最优的配准参数:

$$(h_k, \boldsymbol{R}_k, \boldsymbol{t}_k) = \min_{\boldsymbol{h}, \boldsymbol{R}, \boldsymbol{t}} \frac{\sum_{i=1}^{N_p} \| (\boldsymbol{h} \boldsymbol{R} \boldsymbol{p}_i + \boldsymbol{t}) - \boldsymbol{q}_j \|_2^2}{h^2} \quad (15)$$

5 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,并对其性能进行分析,本节首先通过在通用点云上进行实验,测试 GAN 尺度及采样密度敏感性,以及匹配点所在特征区域 对算法性能的影响;然后利用专有文物点云数据进 行实验,测试算法的有效性及鲁棒性;最后通过与现 有算法进行对比,验证本文算法的优越性.本节实验 所用的点云模型,均为非均匀采样的离散点云模型; 专有文物点云数据为非专业人员利用 Creaform VIU 手持式扫描仪扫描获得,因此含有类型不同、尺度 不同的实际噪声.本文算法在 VS2013 环境下,结合 PCL 点云库进行实现,硬件环境 CPU 为 3.33 GHz, 内存为 8 GB.

本文实验结果中,点云配准误差利用均方根误 差 RMS 进行度量,RMS 计算如式(16)所示:

$$RMS = \left(\frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} \|\boldsymbol{R}_P_i + \boldsymbol{t} - q_i\|_2^2\right)^{\frac{1}{2}} \quad (16)$$

其中, *p*_i和 *q*_i代表待配准点云上的点, *N*_P代表点云 *P* 的点规模.

实验1. GAN 尺度敏感性验证.采用的点云为 Stanford 3D Scanning Repository 的 Bunny 模型,如图7(a)所示,为了验证本文算法对 GAN 尺度的敏感性,在生成 GAN 时,邻域尺度分别设定邻域点个数为10、20和30,待配准点云规模分别为20128和20048.实验结果如图7所示,实验数据如表1所示.



图 7 本文算法 Bunny 模型配准结果

表 1 实验 1 数据

GAN 尺度	配准误差/mm	SICP 迭代次数	耗时/s
10	0.0683	62	4.86
20	0.0543	58	5.47
30	0.0354	54	6.78

如图 7(b)所示为初始配准结果,从图中可以看 出,由于大尺度的 GAN 覆盖了更多的局部曲面信 息,因此能够得到更好的点云初始位置.如图7(c) 所示为精确对齐的结果,从实验结果可以看出,虽然 不同尺度的 GAN 得到的初始位置存在差异,但当 GAN 的尺度能够覆盖种子点的局部曲面时(本文实 验中设定 GAN 点个数为 10~30 之间),就可以得到 较好的精确配准结果,因此本文算法对于 GAN 的尺 度并不敏感. 从实验数据可以看出,随着 GAN 尺度 的增加,配准误差逐渐减小的同时,SICP 迭代次数也 逐渐减少,但耗时会随之增加,这是由于在进行粗配 准时,大尺度的 GAN 要处理更多的点数据,因此初始 位置会更加准确,但不可避免会引入过多的计算量.

另外,为进一步验证 GAN 尺度敏感性,本文实 验将 Bunny 模型进行简化,得到采样密度更小(更 稀疏)的模型,简化后待配准点云的规模分别为 简化后模型上能够得到更好的粗配准结果(图8(b)), 这是由于当点更稀疏时,相同尺度的 GAN 能够覆 盖更大的局部曲面.经过多次实验可以得出,GAN 的尺度会受到模型点采样密度的影响,但是在同一 模型上,GAN的尺度设定在10~30之间时,均可得 到较好的配准结果(简化后模型配准结果如图 8(c) 所示).

实验 2. 匹配点所处特征区域敏感性验证.

实验 2.1. 采用的实验数据为 Cat 模型,该模 型中同时包含了尖锐特征及较平滑特征,为了验证匹 配点所在特征区域对算法性能的影响,该实验中由人 工分别选定3组匹配点,这三组匹配点分别处于点云 的特征区域(图 3 点 p)、接近特征区域(图 3 点 r)及 非特征区域(图 3 点 q). 实验结果如图 9 所示.

能得到较好的配准结果,但是在实验的过程中,会出



图 8 本文算法对简化后 Bunny 模型配准结果

现如图 10 所示的情况. 这是由于该点云中的特征区 域(直线段)及非特征区域(平面)具有一定的周期 性,因此即使 GAN 匹配,也会得到位置不对应的匹 配点,造成误匹配.然而,现有点云配准算法也无法





图 10 算法 FunckyCube 模型配准结果

实验3. 算法有效性及鲁棒性验证.

为了验证本文算法对于含有尺度 实验 3.1. 点云配准的有效性,及对含有实际噪声模型的鲁棒 性,实验采用西北大学可视化技术研究所采集的秦 始皇兵马俑2号坑,38号马俑的脚踝点云模型(模 型存在的尺度比例为 0.5),点云规模分别为 23 474 和 21 321. 该点云中的非特征区域较光滑,且特征均 为尖锐特征.采用本文算法对该点云进行配准,实验 结果如图 11 所示.

(c)粗配准结果



图 11 本文算法马匹脚踝模型配准结果

从实验结果可以看出,本文算法针对含有实际 噪声的点云模型具有一定的鲁棒性,这是因为在计 算初始位置时,根据GAN的匹配确定匹配点对,而 非直接利用单一的特征点进行匹配.

有效解决该问题,也就是说,含有周期性特征及非特

征区域的点云配准问题是当前点云配准算法面临的

一个挑战.若选取点 p'作为匹配种子点,利用本文

算法能够得到较满意的配准结果.

针对该点云的配准,实验分别采用 ICP 算法和 文献[11]的算法进行配准,实验结果如图 12 所示. ICP 算法仍然会快速陷入局部最优,且无法有效解 决具有不同缩放尺度点云的配准问题.而文献[11] 算法则同样依赖于待配准点云的初始位置,即当初 始位置较接近时,可以得到较高的配准精度,当初始 位置较远时,配准效果较差.



(b) 文献[11] 配准结果 (a) ICP配准结果 图 12 对比实验结果

表 2 是 ICP 算法、文献 [11] 算法和本文算法对 马匹脚踝点云模型进行配准的实验数据.从实验结 果可以看出,ICP 算法和 SICP 算法虽然具有较快的 速度,但是无法保证配准结果的准确性,而本文算法

的一个缺点则是速度较慢,这是由于 GAN 匹配会 引入一定的计算量.

配准算法	配准误差/mm	耗时/s
ICP 算法	8.3294	5.4
文献[11]	0.0625	5.2
本文算法	0.0241	7.8

表 2 实验 3.1 数据

本组实验选取西北大学可视化技 实验 3.2. 术研究所采集的秦始皇兵马俑2号坑,46号俑的发 髻模型进行实验,点云规模分别为10434和9741. 该模型较为复杂,其中同时包含了尖锐特征及较平 滑特征,且非特征区域的潜在曲面较光滑.实验结果 如图 13 所示. 将其与 PICP 算法^[34]和文献[10]算法 进行对比实验,实验结果如图 14 所示,表 3 是三种 算法的实验数据.



- (b) 粗配准结果
 - 图 13 本文算法发髻模型配准结果



(a) PICP方法^[34]结果

(b) 文献[10]方法结果

图 14 对比实验结果

表 3 实验 3.2 数据

配准算法	配准误差/mm	耗时/s
PICP ^[34]	0.0521	3.2
文献[10]	0.0343	4.6
本文算法	0.0246	5.4

从实验结果可以看出,文献[34]算法由于在 ICP 算法中引入了高斯概率模型,在一定程度上提高了 算法对含有噪声的点云的配准精度,但控制高斯概 率模型方差的退火系数的选取较麻烦. 文献 [10]的 算法利用邻域约束虽然可以得到较好的初始位置, 但是无法有效配准具有不同缩放尺度的点云.

分析实验结果可以看出,传统 ICP 算法以及基 于特征匹配的配准算法均无法有效解决具有不同缩 放尺度的点云配准问题,而文献[11]算法同样依赖 于待配准点云的初始位置,当待配准点云的初始位 置较远时,配准结果较差,甚至会陷入局部最优,针 对非特征区域及特征区域具有一定周期性的点云配 准,是当前点云自动配准面临的一大挑战,若适当的 洗取种子点,本文算法仍然能够获得较好的配准结 果.本文算法对 GAN 邻域尺度不敏感,同时具有较 好的鲁棒性,针对大部分点云,对匹配点所在特征区 域不敏感,针对非特征区域及特征区域具有一定周 期性的点云,则对匹配点所在特征区域较敏感.本文 算法的一个缺点则表现在运行速度上,这是由于 GĀN的生成和匹配会产生一定的计算量.

6 结

在计算机视觉、计算机图形学、逆向工程等领 域,点云配准是支撑后续三维模型处理的底层环节 及关键技术,点云配准的精度会直接影响后续处理 的质量.针对现有基于特征匹配的算法无法有效解 决具有不同缩放尺度点云的配准问题,以及 SICP 算法依赖于待配准点云初始位置的问题,本文提出 一种基于自适应邻域匹配的点云配准算法.该算法 基于 GAN 的思想,结合 GAN 的形状信息及几何信 息确定 GAN 的匹配关系,从而确定真实匹配点对. 然后,根据 GAN 匹配关系确定的匹配点对计算旋 转平移矩阵,实现两片点云的自动粗配准.最后,在 粗配准的基础上采用 SICP 算法进行精确对齐.该 算法通过点的 GAN 匹配,同时结合了点所在特征 区域的信息及局部曲面的几何形状信息进行匹配点 对筛选,且匹配相关约束均对旋转、平移、缩放尺度 鲁棒,能够在有效提高点对匹配准确率的同时,避免 现有点云配准算法无法有效对齐存在不同缩放尺度 点云的问题.但 GAN 的匹配会产生一定的计算量, 因此本文算法较耗时,GAN 匹配的高效计算,将是 一个有意义的研究方向.

参考文献

- [1] Guo Y L, Bennamoun M, Sohel F, et al. An integrated framework for 3-D modeling, object detection, and pose estimation from point-clouds. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(3): 683-693
- [2] Zhou Ming-Quan, Yuan Jie, Geng Gou-Hua, et al. Interactive reassembly of fractured fragments based on feature points of contour line. Opticsand Precision Engineering, 2017, 25(6): 1597-1606(in Chinese)

(周明全,袁洁,耿国华等.基于轮廓线特征点的交互式文物 拼接.光学精密工程,2017,25(5):1597-1606)

- [3] Alhamz K, Elmogy M, Barakat S. 3D object recognition based on local and global features using point cloud library. International Journal of Advancements in Computing Technology, 2015, 7(3): 43-54
- [4] Marani R, Renō V, Nitti M, et al. A modified herative closest point algorithm for 3D point cloud registration. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2016 31(7): 515-534
- [5] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256
- [6] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155
- [7] Fusiello A. Castellani U. Ronchetti L, et al. Model acquisition by registration of multiple acoustic range views//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany, 2002: 805-819
- [8] Gruen A, Akca D. Least squares 3D surface and curve matching. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2005, 59(3): 151-174
- [9] Salvi J, Matabosch C, Fofi D, et al. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. Image & Vision Computing, 2007, 25(5): 578-596
- [10] Geng N, Ma F F, Yang H J, et al. Neighboring constraintbased pairwise point cloud registration algorithm. Multimedia Tools & Applications, 2016, 75(24): 16763-16780
- [11] Xu S Y, Zhu J H, Li Y C, et al. Effective scaling registration approach by imposing emphasis on scale factor. Electronics Letters, 2018, 54(7): 422-424
- [12] Luo X B, Zhong Y X, Li R J. Data registration in 3-D scanning systems. Journal of Tsinghua University, 2004, 44(8): 1104-1106

- [13] Cheng L, Tong L H, Li M C, et al. Semi-automatic registration of airborne and terrestrial laser scanning data using building corner matching with boundaries as reliability check. Remote Sensing, 2013, 5(12): 6260-6283
- [14] Zhang Xue-Chang, Xi Jun-Tong, Yan Juan-Qi. Research on digital measurement technology based on point cloud data of complex surfaces. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2005, 11(5): 727(in Chinese)
 (张学昌,习俊通,严隽琪.基于点云数据的复杂型面数字化 检测技术研究.计算机集成制造系统, 2005, 11(5): 727)
- [15] Dai Jing-Lan, Chen Zhi-Yang, Ye Xiu-Zi. The application of ICP algorithm in point cloud alignment. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 517-521(in Chinese)
 (戴静兰,陈志杨,叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 517-521)
- [16] Diez Y, Martí J, Salvi J. Hierarchical normal space sampling to speed up point cloud coarse matching. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(16): 2127-2133
- [17] Daniels I J, Ochotta T, Ha L K, et al. Spline-based feature curves from point-sampled geometry. The Visual Computer, 2008, 24(6): 449-462
- [18] Jiang J, Cheng J, Chen X L. Registration for 3-D point cloud using angular-invariant feature. Neurocomputing, 2009, 72(16-18): 3839-3844
- [19] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2009; 3212-3217
- [20] Weinmann M, Jutzi B. Fully automatic image-based registration of unorganized TLS data. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2011, 38(5); W12
- [21] Dos Santos D R. Dal Poz A P, Khoshelham K. Indirect georeferencing of terrestrial laser scanning data using control lines. The Photogrammetric Record, 2013, 28 (143): 276-292
- Bigand A, Bouwmans T, Dubus J P. A new stereomatching algorithm based on linear features and the fuzzy integral. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(2): 133-146
- [23] He Pei-Pei, Wan You-Chuan, Yang Wei, et al. Automatic registration of urban laser point cloud with aerial image data based on straight-lines. Acta Optica Sinica, 2015, 35(5): 360-368(in Chinese)
 (何培培,万幼川,杨威等. 基于线特征的城区激光点云与影像自动配准.光学学报, 2015, 35(5): 360-368)
- [24] Huang T, Zhang D, Li G, et al. Registration method for terrestrial LiDAR point clouds using geometric features. Optical Engineering, 2012, 51(2): 021114
- [25] Dai J, Yang J. A novel two-stage algorithm for accurate registration of 3-D point clouds//Proceedings of the International Conference on Multimedia Technology. Hangzhou, China, 2011. 6187-6191

- [26] Liao Y, Xu F, Zhao X, et al. A point cloud registration method based on point cloud region and application samples// Proceedings of the Asian Simulation Conference. Berlin, Germany, 2014; 216-227
- [27] Mian A S, Bennamoun M, Owens R A. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pairwise registration of range images. International Journal of Computer Vision, 2006, 66(1): 19-40
- [28] Sun J, Zhang J, Zhang G. An automatic 3D point cloud registration method based on regional curvature maps. Image and Vision Computing, 2016, 56: 49-58
- [29] Chetverikov D, Stepanov D, Krsek P, Robust Euclidean alignment of 3D point sets: The trimmed iterative closest point algorithm. Image and Vision Computing, 2005, 23(3): 299-309
- [30] Du S, Zheng N, Ying S, et al. Affine iterative closest point algorithm for point set registration. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(9): 791-799
- [31] Zhu J, Du S, Yuan Z, et al. Robust affine iterative closest point algorithm with bidirectional distance, IET Computer Vision, 2012, 6(3): 252-261
- [32] Yang J, Li H, Jia Y. Go-ICP: Solving 3D registration efficiently and globally optimally//Proceedings of the JEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia, 2013: 1457-1464
- [33] Mavridis P, Andreadis A, Papaioannou G. Efficient sparse
 [45]
 ICP. Computer Aided Geometric Design, 2015, 35 (C).
 16-26
- [34] Du S, Liu J, Zhang C. Probability iterative closest point algorithm for m-D point set registration with noise. Neurocomputing, 2015, 157(CAC): 187-198
- [35] Li W M, Song P F. A modified ICP algorithm based on dynamic adjustment factor for registration of point cloud and CAD model. Pattern Recognition Letters, 2015, 65: 88-94
- [36] Han J, Yin P, He Y Q, et al. Enhanced ICP for the registration of large scale 3D environment models: An experimental study. Sensors, 2016, 16(2): 228
- [37] Fan J, Yang J, Ai D, et al. Convex hull indexed Gaussian

附录 1.

 $y \in k NN(x)$

点云模型上点的自适应邻域 N_a^h 具有如下性质: (1) 自反性 $p \in N_a^h(p)$. 证明. 如果 $p \xrightarrow{h} p$,那么 $p \in N_a^h(p)$, $\therefore p \in N_a^h(p)$. (2) 等值点邻域相等性. $\begin{pmatrix} (p_i, p_j) \in D \\ p_i \in N_a^h(p_j) \\ h(p_i) = h(p_j) \\ x \in k NN(y) \end{pmatrix} \Rightarrow N_a^h(p_i) = N_a^h(p_j).$ mixture model (CH-GMM) for 3D point set registration. Pattern Recognition, 2016, 59: 126-141

- [38] Liu Y, Liu H, Martin R R, et al. Accurately estimating rigid transformations in registration using a boosting-inspired mechanism. Pattern Recognition, 2016, 60: 849-862
- [39] Zhang C, Du S, Liu J, et al. Robust 3D point set registration using iterative closest point algorithm with bounded rotation angle. Signal Processing, 2016, 120: 777-788
- [40] Du S, Zheng N, Xiong L, et al. Scaling iterative closest point algorithm for registration of m-D point sets. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2010, 21(5-6): 442-452
- [41] Ying S, Peng J, Du S, et al. A scale stretch method based on ICP for 3D data registration. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2009, 6(3): 559-565
- [42] Du S, Zhu J, Zheng N, et al. Isotropic scaling iterative closest point algorithm for partial registration. Electronics Letters, 2011, 47(14): 799-800
- [43] Debayle J, Presles B. Rigid image registration by general adaptive neighborhood matching. Pattern Recognition, 2016, 55: 45-57
- [44] Debayle J, Pinoli J C. General adaptive neighborhood image processing. Part I: Introduction and Theoretical Aspects. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2006, 25: 245-266
- [45] Debayle J, Pinoli J C. General adaptive neighborhood image processing. Part II: Practical Applications Issues. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2006, 25: 267-284
- [46] Dao Jia-Zhi. The Research of Space Delaunay Triangulation Constrainted by Surface[Ph. D. dissertation]. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, 2013 (in Chinese)

(廖家志.基于曲面约束的空间 Delaunay 三角剖分方法研究 [博士学位论文]. 电子科技大学,成都,2013)

[47] Daniels J I, Ha L K, Ochotta T, et al. Robust smooth feature extraction from point clouds//Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications. Lyon, France, 2007: 123-136

证明.

假设 $z \in N_a^h(p_i)$ 中的一个点,那么存在一条路径 $P_{p_i}^z$,由此可得:

 $\forall w \in P_{p_i}^z([0,1]) | h(w) - h(p_i) | \leq_{\alpha}.$

另外, $p_i \in N^h_a(p_j)$,那么存在一条路径 $P^{p_i}_{p_i}$,由此可得:

 $\forall u \in P_{p_i}^{p_i}([0,1]) | h(u) - h(p_j) | \leq \alpha.$

那么,存在一条路径 $P_{p_j}^{z}$: $P_{p_j}^{z}$ [0,1] = $P_{p_i}^{z}$ ([0,1]) $\bigcup P_{p_i}^{p_i}$ ([0,1]).

因此,对于路径 $P_{p_j}^{z}([0,1])$ 中的所有 t: 如果 $t \in P_{p_j}^{\delta_i}([0,1]), 那么|h(t)-h(p_j)| \leq \alpha$,

а

нIJ

如果 $t \in P_{p_j}^z$ ([0,1]) 并且 $|h(t) - h(p_j)| = |h(t) - h(p_j)| \le \alpha$. 那么,对于所有 $t \in P_{p_j}^z$ ([0,1]): $|h(t) - h(p_j)| \le \alpha$ 且

 $p \in N^h_{\alpha}(p).$

因此, $z \in N^h_{\alpha}(p_j)$,

同理可得 $z \in N^h_{\alpha}(p_i)$.

若点的连通性由距离性度量限定,例如本文所采用的 *k*NN,那么该性质则不成立.这是由于:

假设 $z \in N_a^h(p_i)$ 中的一个点,那么存在一条路径 $P_{p_i}^z$, 即 $z \in kNN(p)$,由此可得:

 $\forall w \in P_{p_i}^z([0,1]) | h(w) - h(p_i) | \leq \alpha.$

另外, $p_i \in N_a^h(p_j)$, 那么存在一条路径 $P_{p_j}^{p_i}$, 即 $p_i \in kNN(p_j)$,

∀*u*∈*P*^{*p*_{*j*}</sup>_{*j*}([0,1])|*h*(*u*)−*h*(*p*_{*j*})|≤*α*. 然而,不一定存在一条路径*P*^{*z*}_{*p*_{*j*}}:*P*^{*z*}_{*p*_{*j*}}[0,1]=*P*^{*z*}_{*p*_{*i*}}([0,1])∪</sup>}

 $P_{p_i}^{p_i}([0,1]),$

即 $z \in k \operatorname{NN}(p_j)$ 不一定成立. (3)尺度随 α 単调递增 $\alpha_1 \leq \alpha_2 \Rightarrow N_{\alpha_1}^z(p) \subseteq N_{\alpha_2}^z(p)$.



ZHANG Shun-Li, Ph. D., professor,

Ph. D. supervisor. His main research interests include computer graphics and image processing, parallel computing and 3D modeling.

XU Yan-Zhi, M. S. candidate. Her main research interests include computer graphics and image processing, and 3D modeling.

ZHOU Ming-Quan, M.S., professor, Ph. D. supervi-

Background

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 61772421 and No. 61731015. Developments in computer-aided design and reverse engineering mean that point cloud registration has become an important research topic, which generally consists of an initial registration and an exact registration. Featurebased registration methods have recently become popular, because they do not require an exhaustive search of all points to find the correspondence. However, the most existing

sor. His main research interests include computer graphics and image processing, intelligent information processing and digital protection of cultural heritage.

GENG Guo-Hua, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. Her main research interests include computer graphics and image processing, visualization technology and digital protection of cultural heritage.

ZHANG Yu-He, Ph. D., lecturer. Her main research interests include computer graphics and image processing, visualization technology and digital protection of cultural heritage.

methods cannot deal with the registration for point clouds of different scales, and feature matching is always influenced by similar features with different local structures, resulting false matches. In this work, we employ the GAN idea, and utilize the matching of GAN to consider both the features local similarity and their spatial consistency, in order to register the point clouds. The method is effective, robust, and outperforms the state of the arts.