

邻域特征在点云配准中的应用

贺永兴^{1*}, 欧新良², 匡小兰³

(1. 湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412008;

2. 长沙学院 计算机科学与技术系, 长沙 410003; 3. 长沙商贸旅游职业技术学院 计算机科学与技术系, 长沙 410003)

(* 通信作者电子邮箱 67122532@qq.com)

摘要: 针对大规模散乱点云的配准, 提出一种基于邻域特征的配准方法, 该方法由初始配准和精确配准组成。首先, 对目标点集进行加权处理, 以此来有效减少匹配点对的数量; 其次, 在重心距离特征的基础上, 增加了一个角度特征量来排除错误点对, 并完成初始配准; 最后, 使用特征改进的迭代最近点 (ICP) 算法进行精确配准。实验结果表明, 该方法初始配准结果良好, 二次配准效果更加准确, 达到了多视角点云的配准要求。

关键词: 点云; 初始配准; 精确配准; 邻域特征; 迭代最近点算法

中图分类号: TP391.41; TP391.7 **文献标志码:** A

Application of neighborhood feature in point cloud registration

HE Yong-xing^{1*}, OU Xin-liang², KUANG Xiao-lan³

(1. College of Computer and Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China;

2. Department of Computer Science and Technology, Changsha University, Changsha Hunan 410003, China;

3. Department of Computer Science and Technology, Changsha Commerce and Tourism College, Changsha Hunan 410003, China)

Abstract: A new registration method of large-scale scattered point clouds based on invariant features of neighborhood was proposed, which consisted of preliminary registration and exact registration. Firstly, the target point set was weighted to reduce the amount of corresponding point-pairs efficiently. Secondly, on the basis of distance features between points and their neighborhood centroids, this paper added an additional geometric feature vector of included angle to eliminate bad point-pairs, and then the preliminary registration was completed. Finally, the Iterative Closest Point (ICP) algorithm with improved invariant feature was used to register accurately. The experimental results indicate the good results of the preliminary registration and the better results of the exact registration, which have met the requirement of registering point clouds from different viewpoints.

Key words: point cloud; preliminary registration; exact registration; neighborhood feature; Iterative Closest Point (ICP) algorithm

0 引言

随着现代三维扫描技术的提高, 点云建模已经成为重要建模方式, 对点云模型的处理已成为近年来研究的热点。为了对被测物体进行三维重建, 首先需要获得物体表面的真实数据。但是, 由于测量设备和环境等因素的限制和影响, 每次测量得到的点云数据只是实体表面的一部分, 并且可能出现平移错位和旋转错位。因此, 必须对物体进行多次不同角度、不同位置的测量, 并将各个视角得到的点云数据转换到一个统一的坐标系下, 以形成物体表面完整的测量数据, 这个过程就是点云数据的配准。

点云数据配准分为初始配准和精确配准两部分。通常, 初始配准是基于几何特征的配准, 首先计算两个待配准点集的几何特征量; 其次, 通过对相似几何特征的比较来选取有效的匹配点对; 最后, 以匹配点对的几何特征 (如法向量等) 为依据, 计算刚体变换矩阵, 进而完成初始配准。初配准只能从整体上完成点云的大致对齐, 其精度并不高, 故要引入二次精确配准。常用的精确配准方法是由 Besl 等^[1] 和 Chen 等^[2] 提

出的迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法。由于 ICP 算法是一种迭代收敛的算法, 它对点云初始位置要求较高, 并且易受噪声的干扰而陷入局部最优^[3], 所以应加入初始配准来调整点云位姿, 以此来提高 ICP 算法的准确性。初始配准的关键在于确定匹配点对, 快速准确地获取匹配点对已成为点云配准的研究重点。

匹配点对的选取, 通常需要提取点云的几何特征, 如高斯曲率、法向量、切向量、局部张量、点与邻域重心的距离等^[4]。

曲率能够表示测点的邻域形状变化, 具有平移、旋转和缩放不变性, 是描述曲面几何特征的重要依据。曲率估算的方法主要有: 最小二乘法^[5]、Voronoi 法^[6] 和 Taubin 算法^[7]。文献[8-9]对以上的曲率估算方法进行了验证, 由于噪声对曲率估计的影响, 基于曲率特征点云配准方法鲁棒性并不高, 而且时间复杂度较大。

Jiang 等^[10] 提出了一种基于夹角特征点云配准方法, 用任意点与其邻近点法向之间的夹角作为配准的几何特征, 该方法在估计法向量时也会受噪声点的影响, 从而降低了夹角特征估计的准确性。Mian 等^[11] 提出使用包围盒来选取局

收稿日期: 2011-09-23; 修回日期: 2011-10-10。

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目 (07JJ3121); 湖南省教育厅科技重点项目 (09A010)。

作者简介: 贺永兴 (1984-), 男, 新疆乌鲁木齐人, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机图形学、计算机辅助几何设计; 欧新良 (1965-), 男, 湖南桃江人, 教授, 博士, 主要研究方向: 计算机图形学、计算机辅助几何设计; 匡小兰 (1980-), 女, 湖南祁东人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 计算机图形学、计算机辅助几何设计。

部区域,计算该区域的张量特征,并用张量特征进行粗配准。该方法抗噪声的能力强、鲁棒性好,但是要得到好的配准结果,其初始点云的重叠率必须大于50%,并且计算张量特征比较费时。

Basdogan等^[12]提出使用 k 邻近的方法来估计局部邻域点,并将点与邻域重心的距离作为点的几何特征,在邻近点数目大的点集中使用几何特征进行配准。该方法对噪声很敏感,对邻近点数目估计的准确性要求较高,并且特征量的区分度不高,时间复杂度较大。

为了提高点云配准的精度,加快配准的速度,本文提出一种基于邻域特征的点云配准方法。首先,将目标点集进行加权处理,它通过排除几何特征不明显的点来减少匹配点对的数量;其次,通过比较邻域特征值来确定匹配点对集,并根据待匹配点的几何特征完成初始配准;然后,使用特征改进的ICP算法进行精确配准;最后,采用均方误差评价点云的配准质量。

1 ICP 算法

设目标点集为 $P = \{p_i | p_i \in \mathbf{R}^3; i = 1, 2, \dots, N\}$, 参考点集为 $Q = \{q_j | q_j \in \mathbf{R}^3; j = 1, 2, \dots, M\}$, 其中 $N \leq M$ 。

算法步骤:

第1步 设定阈值 $\varepsilon > 0$, 用来判断迭代是否终止。

第2步 对于目标点集 P 中的每个点 p_i , 从参考点集 Q 中找出与之距离最近的点 p_i' 。

第3步 通过四元数法计算目标点集 P 和参考点集 Q 的最优刚体变换矩阵 R 和 T 。

第4步 将 R 和 T 作用于目标点集 P , 此时便得到了新的目标点集 $P' = RP_i + T$ 。

第5步 计算均方误差:

$$d_{m+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|R_{m+1}p_i + T_{m+1} - p_i'\|^2$$

第6步 若 $d_m - d_{m+1} < \varepsilon$, 则停止迭代; 否则反复执行第3~5步。

2 目标点集的加权

传统的匹配点对选取方法是遍历目标点集 P 和参考点集 Q 中所有的点, 然而, 并不是每个点都适合匹配, 比如平面区域的点、边界点或者不可导点。传统算法不仅有较大的时间复杂度 $O(N_p N_q)$, 这里的 N_p 是 P 中点的个数, N_q 是 Q 中点的个数, 而且容易产生错误匹配。故选取数量适中, 特征明显的匹配点是提高配准效率的关键。

本文提出一种对目标点集加权处理的方法。由于高斯曲率值的大小反映了曲面的变化程度, 曲率值大的点, 其几何特征更明显, 更适用于点云配准, 故可以根据高斯曲率值的大小来选取合适的匹配点。此外, 邻域内的凹点会影响匹配的精度^[13], 应予以排除。

算法步骤:

第1步 在目标点集 P 中, 计算每个点 p_i 的邻域重心 o_i 和高斯曲率 K_{p_i} , 则高斯曲率的平均值为 $\widetilde{K}_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K_{p_i}$ 。

第2步 若 $K_{p_i} < \widetilde{K}_p$, 则 p_i 被看作是几何特征不明显的点, 予以排除。此外, 若 $(p_i - o_i) \cdot n_i > 0$, 则 p_i 为凹点, 予以排除。其中 n_i 为 p_i 点的法向量。

第3步 对目标点集 P 中点的数量 N 进行加权处理, 即: $N = \sigma N$, 这里 σ 表示权重, N 为目标点集 P 中点的总数。 $\sigma = \alpha \frac{s}{N} 100\%$, 其中 α 为调节参数 ($0 < \alpha \leq 1$), s 为 P 中高斯曲率值大于平均高斯曲率值的点的数量。

本文仅对目标点集进行加权, 对参考点集不作处理, 这样可以有效保证在参考点集中选取匹配点对时搜索范围的完整性。对于 α 的取值, 当高斯曲率值大于平均高斯曲率值的点的数量超过50%时, α 值可适当取小(如 $0 < \alpha \leq 0.5$); 否则取大(范围可在 $0.5 < \alpha \leq 1$ 内)。对目标点集加权处理后, 匹配点对算法的时间复杂度将从 $O(N_p N_q)$ 降低为 $O(\sigma N_p N_q)$ 。

3 基于邻域特征的配准

空间中的点云数据, 如果只有三维坐标值, 而没有其他的拓扑信息, 那将无法计算点云的几何特征。故在点云数据配准之前, 应构建点的邻域, 通过邻域信息来提取几何特征^[14]。 k -最近邻域是距离采样点 p 最近的 k 个点的集合, 本文采用欧氏距离, k 取值50。

点的邻域特征主要包括邻域点的数量、邻域点的重心、点到重心的距离等。通常情况下, 若曲面上点的邻域点数量或者邻域点的位置不同, 则其重心距离也不同, 故这些具有区分性的特征可作为点云配准的几何特征量, 通常称为重心距离特征。

然而, 在不规则曲面的凸起区域中, 当点云数据的规模较大或存在噪声点时, 点到邻域重心距离相等的点可能有很多, 这就导致重心距离特征量的区分度降低, 因此, 算法容易产生错误匹配, 影响点云配准的效率。如图1(a), 其中 O 为邻域重心, P_1 、 P_2 和 P_3 为与邻域重心距离相等的点。

为增加算法的鲁棒性, 提高初始配准点对选取的准确度, 本文在重心距离特征的基础上, 增加一个角度特征量 θ , 即点 P_1 到邻域重心 O 的矢量与重心到邻域最远点 P_n 的矢量之间的夹角, 如图1(b)。

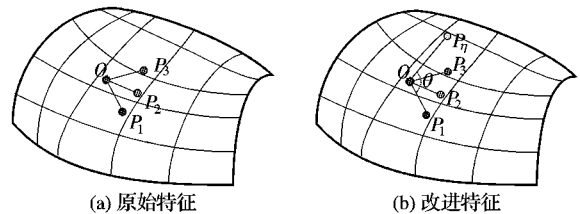


图1 邻域特征

基于邻域特征的配准方法是由初始配准和精确配准组成的, 初始配准不仅快速地调整了点云之间的位姿关系, 同时获取了较为准确的匹配点对, 为后续的迭代配准提供了良好的初值。在精确配准过程中, 由于ICP算法是一个不断迭代最近邻点的算法, 当点云规模较大、初始位姿不佳或存在噪声点时, 最邻近点对的选取具有很大的不确定性, 这容易导致迭代陷入局部最优。故本文在ICP迭代过程中加入了两个新的邻域特征, 这样可有效排除错误匹配, 加快迭代收敛, 并提高配准精度。

4 方法描述

4.1 初始配准

首先, 计算加权目标点集 P 和参考点集 Q 中每一点 p_i 和

q_j 的邻域重心, 记为:

$$O_i = \frac{\sum p_n}{N}$$

$$O_j = \frac{\sum q_m}{M}$$

其中: $p_n \in Nbhd(p_i)$, $q_m \in Nbhd(q_j)$, 则点到邻域重心的距离分别为 $d_i = \|p_i - O_i\|$, $d_j = \|p_j - O_j\|$ 。

其次, 用余弦定理计算每个点到邻域重心 O 的矢量与重心到邻域最远点 P_n 的矢量之间的夹角 θ_i , 如图 1(b)。这样, P 和 Q 中的点可分别记为 $s_i(d_i, \theta_i)$, $s_j(d_j, \theta_j)$, 至此, 可构建基于几何特征的集合 $S_1 = \{s_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 和 $S_2 = \{s_j | j = 1, 2, \dots, M\}$ 。

第三, 根据几何特征的值, 在 S_1 和 S_2 中确定匹配点对。

最后, 对匹配点对使用四元数法, 计算刚体变换矩阵。

算法步骤:

第 1 步 设定阈值 $\varepsilon_1 > 0, \varepsilon_2 > 0, Z > 0, \varepsilon_1$ 和 ε_2 是用来判断迭代是否终止的条件, Z 用于限定有效点对的数量。

第 2 步 计算 P 和 Q 中每个有效点的邻域重心和该点到邻域重心的距离, 分别记为 O_i, O_j, d_i, d_j 。

第 3 步 计算 P 和 Q 中有效点的角度特征量, 记为 θ_i, θ_j , 并构建几何特征集合 S_1, S_2 。

第 4 步 通过判断约束条件来确定最优匹配点对:

$$(\|d_i - d_j\| < \varepsilon_1) \&\& (\|\cos \theta_i - \cos \theta_j\| < \varepsilon_2)$$

第 5 步 记有效点对的数量为 S , 若 $S > Z$, 转第 6 步, 否则转第 4 步。

第 6 步 对匹配点对使用四元数法, 计算刚体变换矩阵 R 和 T 。

第 7 步 将刚体变换矩阵 R 和 T 代入目标点集 P , 完成初始配准。

4.2 精确配准

ICP 算法是最常用的精确配准算法, 该算法在最邻近点距离的基础上, 迭代地进行“确定匹配点对”——“计算最优刚体变换”这一过程, 直到某个表示正确配准的收敛准则得到满足。然而, 当点云规模较大、初始位姿不佳或存在噪声点时, 使用该方法容易产生很多错误点对。

本文在 ICP 迭代过程中加入了两个新的邻域特征来排除错误点对。经过初始配准后, 两片点云已基本在统一的坐标系下, 此时, 计算两个最邻近匹配点 p_i' 和 q_j' 与原点 o 的距离, 以及这两点与原点组成的矢量之间的夹角 φ , 通过判断这两个邻域特征来排除错误点对, 将该方法称为改进 ICP 算法, 如图 2 所示。

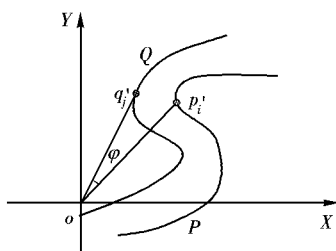


图2 两个新的邻域特征

设初次配准后的目标点集为:

$$FP = \{p_i' | p_i' \in \mathbf{R}^3; i = 1, 2, \dots, N'\}$$

参考点集为:

$$FQ = \{q_j' | q_j' \in \mathbf{R}^3; j = 1, 2, \dots, M'\}$$

其中: p_i' 和 q_j' 为一组最邻近点对, o 为初配准后的坐标系原点, p_i' 和 q_j' 与原点 o 的距离分别记为 d_i' 和 d_j' , op_i' 与 oq_j' 的夹角为 φ 。

算法步骤:

第 1 步 设定阈值 $\varepsilon_3 > 0, \varepsilon_4 > 0, \gamma > 0, \gamma$ 是用来判断迭代是否终止的条件。

第 2 步 使用 k -最近邻域方法计算目标点集 FP 中每个点在参考点集 FQ 中的最邻近点对。

第 3 步 计算新的邻域特征量 d_i', d_j' 和 φ 。

第 4 步 通过判断约束条件来排除错误点对:

$$(\|d_i' - d_j'\| < \varepsilon_3) \&\& (\sin \varphi_i < \varepsilon_4)$$

第 5 步 使用四元数法计算刚体变换矩阵 R 和 T , 使得均方误差:

$$e_k = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} \|R_k p_i + T_k - p_i'\|^2 \rightarrow \min$$

第 6 步 将 R 和 T 作用于目标点集 FP , 完成刚体变换。

第 7 步 迭代终止判断。当 $\|e_k - e_{k+1}\| < \gamma$ 时, 迭代终止; 否则转第 2 步。

5 实验与分析

5.1 算法的对比实验

本实验使用由 Dr. Battle 提供的点云数据进行配准。图 3 为两个不同视角的点云数据, 其中图 3(a) 所示点云包含 72346 个数据点, 图 3(b) 所示点云包含 79087 个数据点。

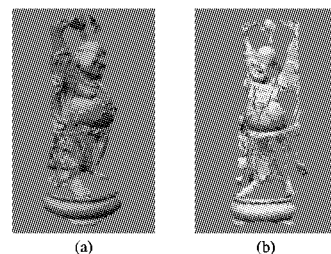


图3 两个不同视角的点云数据

对于实验的阈值, 取 α 的值为 0.8, ε_1 和 ε_2 为 0.005, 在理想状态下, ε_3 和 ε_4 的值应该为 0, 考虑到实际点云数据不可能完全满足该约束条件, 若选取的阈值造成匹配失败, 则可以适当地放松约束阈值。本文所取的阈值为 $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.005, \varepsilon_3 = \varepsilon_4 = 0.1$ 。

本文采用以下几种算法或算法的组合进行点云配准并比较配准的效果: 传统的初始配准算法^[15]、传统的 ICP 算法^[15]、改进初配准算法、改进初配准算法 + ICP 算法、改进初配准算法 + 改进 ICP 算法, 此外还考虑了对目标点集不作加权处理的情况。

图 4(a) 所示为使用传统初配准算法的效果图, 其配准误差为 6.13326。图 4(b) 为使用传统 ICP 算法的效果图, 其配准误差为 3.28425。图 4(c) 所示为使用改进的初配准算法的效果图, 相应的配准误差为 3.86117。对比可知, 本文提出的改进初始配准算法具有更好的配准效果, 大部分数据点已达到配准精度, 不过在一些形状变化较大处或边缘处有轻微的分叉, 比如嘴角、手腕。在初配准的基础上, 对新获取的匹配

点对采用 ICP 配准算法,可进一步提高配准精度,如图 4(d) 所示,其精确配准的误差为 0.043 52。图 4(e) 为加入了改进 ICP 算法的配准效果图,与前几种方法相比,其配准效果明显更好,配准误差为 0.013 74。此外,对目标点集不作加权处理的配准效果如图 4(f) 所示,其配准误差与前一方法的误差近似,为 0.024 86,但其配准时间却很长,如表 1 所示。

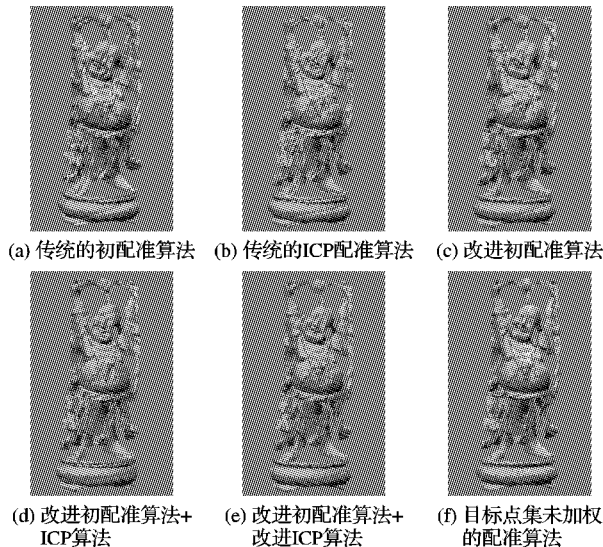


图4 点云配准效果的比较

表 1 列出了使用以上配准算法或算法组合进行配准的均方误差和配准时间。从图 4(b) 和表 1 可看出:传统 ICP 算法由于没有优化点云的初始位置,导致配准精度较低,配准速度也较慢。

由于利用余弦定理求解矢量夹角具有较大的运算量,这导致算法的每一次迭代时间会略长,当点对的数量较大时,其配准时间会大幅度地增加。故本文加入了目标点集的加权处理,通过选取几何特征明显的点来减少待匹配点对的数量,然后再使用本文的改进算法进行配准,这样就在保证精度的同时,降低了时间复杂度,如表 1 所示。

表1 点云数据配准的时间与精度

算 法	均方误差 e/mm	运行时间/s
传统的初配准算法	6.133 26	96.32
传统的 ICP 配准算法	3.284 25	204.65
改进初配准算法	3.861 17	54.36
改进初配准算法 + ICP 算法	0.043 52	59.22
改进初配准算法 + 改进 ICP 算法	0.013 74	63.17
目标点集未加权的配准算法	0.024 86	244.81

5.2 多视点云的配准实验

实验使用由 Dr. Battle 提供的点云数据进行配准,如图 5 为 6 个不同视角的点云数据,该样本是一个摩托车架。无论采用平面扫描还是选择扫描,都不可能一次获得其表面完整的数据,必须要从多个角度分布测量,然后再进行配准处理。

使用本文提出的基于邻域特征点云配准方法进行初始配准,如图 6(a) 所示,该图是以视角 1 为目标点云,以视角 2 为参考点云的配准效果。图 6(b) 是以先前初配准的结果作为初始位置,以初配准获得的匹配点对作为新的匹配点对,采用改进 ICP 算法进行配准的效果。可以看出,经过两次配准,点云数据已基本对齐。图 6(c) 是以视角 1 与视角 2 的点云配准结果为初始点云数据,并与视角 3 的点云进行初配准与

精配准后的效果。同样地,使用类似的方法,将 6 个不同视角的点云数据进行配准,最终结果见图 6(d)。实验结果表明,使用本文算法解决形状复杂的多视点云数据的配准是有效的、鲁棒的。

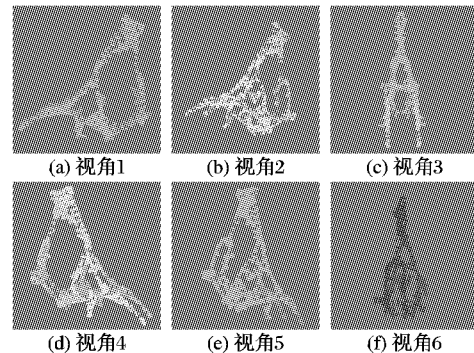


图5 6个不同视角的点云数据

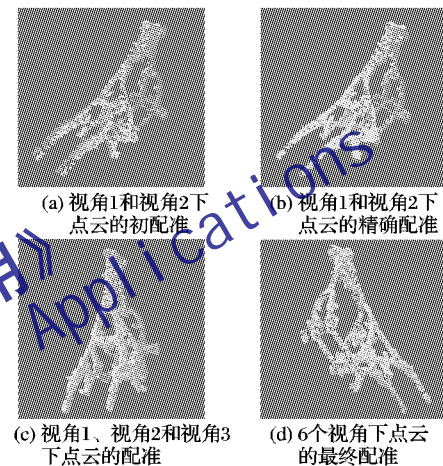


图6 多视点云的配准

表 2 列出了使用本文算法对摩托车架的点云数据进行配准的相关误差测度,主要包括:数据点个数、有效点对的数量、均方误差和运行时间。

表2 多视点云配准的误差测度

视角	数据点个数	有效点对数	均方误差 e/mm	运行时间/s	
				初配准	精配准
视角 1	9 318	1 082	0.262 234	9.57	2.62
视角 2	12 362				
前 3 个视角	28 736	2 056	0.058 115	34.26	14.22
全部 6 个视角	56 042	8 058	0.013 661	71.82	29.23

6 结语

本文在大量研究国内外点云配准方法的基础上,针对传统算法配准精度低、时间长的问题,提出了基于邻域特征的配准方法。该方法首先根据点云的曲率信息排除了几何特征不明显的点,这就大幅度地减少了待匹配点的数量,进而有效地降低了配准的时间复杂度;此外,在重心距离特征的基础上,该算法又通过增加一个角度特征量的方法来排除错误点对,这样就得到了数量少且精度高的初始匹配点对;最后,在 ICP 迭代过程中,本文引入了两个新的邻域特征来排除错误匹配,进一步提高了二次配准的精度。实验结果表明,该方法不仅对形状规则、简单的物体进行配准,对形状复杂的物体同样有效,是一种有效可行的点云配准方法。

(下转第 769 页)

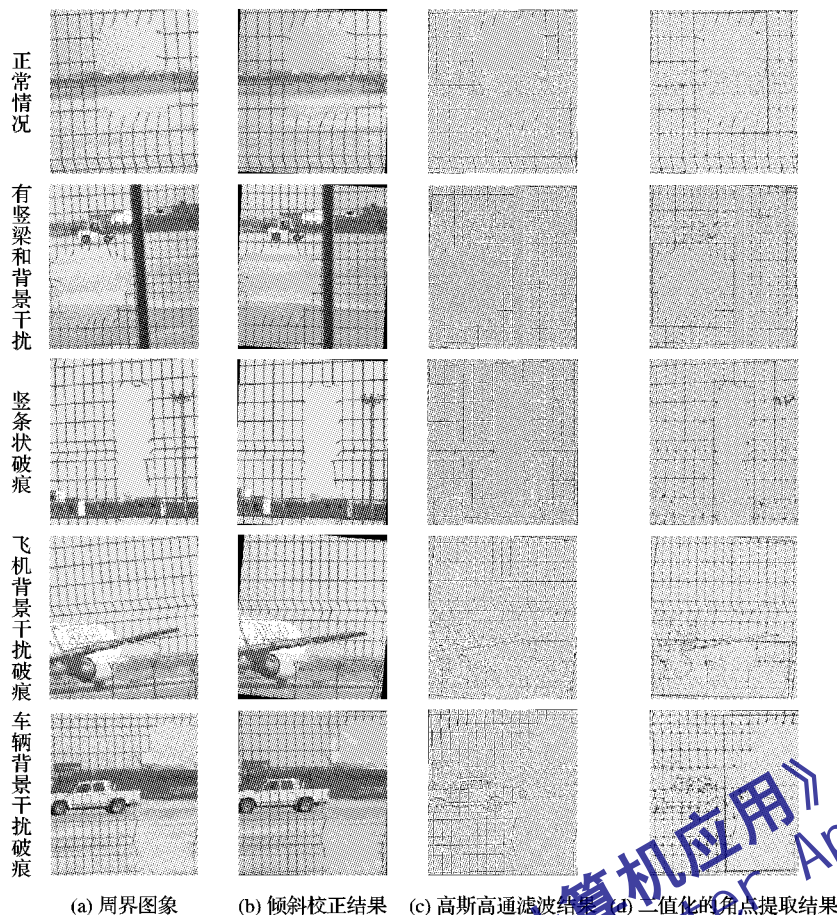


图7 部分图像实验结果

参考文献:

- [1] ZHENG YEFENG, LI HUIPING, DOERMANN D. A parallel line detection algorithm based on HMM decoding[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 777 - 792.
- [2] 沈玉峰, 汪继文, 林胜华. 网格提取的图像修复方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(20): 173 - 174.
- [3] 张坤华, 王敬儒, 张启衡. 多特征复合的角点提取方法[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(4): 319 - 324.
- [4] 刘韶军, 王库. 基于自适应链码的棉种周长测量[J]. 计算机应用, 2008, 28(11): 2881 - 2883.
- [5] WANG H, BRADY M. Real time corner detection algorithm for motion estimation[J]. Image and Vision Computing, 1995, 13(9): 695 - 703.
- [6] BRUCE N D B, KORNPROBST P. Harris corners in the real world: a principled selection criterion for interest points based on ecological statistics [C]// CVPR 2009: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 2160 - 2167.
- [7] JIANG XIONGDONG, PONSOND, KRZYSAK A. Cursive word skew/slant corrections based on Radon transform[C]// IEEE International Conference on Document Analysis and Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 478 - 483.
- [8] 朱冰, 祝小平, 余瑞星. 一种基于改进高斯滤波器的水平集停止项函数[J]. 宇航学报, 2009, 29(5): 1652 - 1655.
- [9] 王葳, 唐一平, 任娟莉. 一种改进的 Harris 角点提取算法[J]. 光学精密工程, 2008, 16(10): 1995 - 2001.
- [10] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239 - 256.
- [11] CHEN Y, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145 - 155.
- [12] GREGORY C, SANG W, DAVID K. ICP registration using invariant features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(1): 90 - 102.
- [13] WANG SEN, WANG YANG, JIN MIAO, et al. Conformal geometry and its applications on 3D shape matching, recognition, and stitching[J]. Medical Engineering & Physics, 2007, 29(7): 1209 - 1220.
- [14] CHEN XIN, SCHMITT F. Intrinsic surface properties from surface triangulation[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 1992: 739 - 743.
- [15] MEYER M, DESBRUN M, SCHRODER P, et al. Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-manifolds[J]. Visualization and Mathematics, 2002, 3(2): 52 - 58.
- [16] TAUBIN G. Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation[C]// Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1995: 902 - 908.
- [17] 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.
- [18] YANG SHEN, SHEN XUKUN, QI YUE, et al. An automated registration method for range images[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Technologies for E-Learning and Digital Entertainment. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 772 - 783.
- [19] JIANG JUN, CHENG JUN, CHEN XINGLIN. Registration for 3-D point clouds using angular-invariant feature[J]. Neuro Computing, 2009, 72(16/17/18): 3839 - 3844.
- [20] MIAN A S, BENNAMOUN M, OWENS R A. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pairwise registration of range image[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 66(1): 19 - 40.
- [21] BASDOGAN C, OZTIRELI A C. A new feature based method for robust and efficient rigid-body registration of overlapping point clouds[J]. The Visual Computer, 2008, 24(7/8/9): 679 - 688.
- [22] 辛伟, 普杰信. 点到邻域重心距离特征的点云拼接[J]. 中国图象图形学报, 2011, (5): 886 - 891.
- [23] 周儒荣, 张丽艳, 苏旭, 等. 海量散乱点的曲面重建算法研究[J]. 软件学报, 2001, 12(2): 249 - 255.
- [24] 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4): 475 - 481.

(上接第 765 页)

参考文献: