

基于特征匹配的三维点云配准算法

刘剑*, 白迪**

沈阳建筑大学信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168

摘要 针对当前机器视觉热点研究的配准问题, 提出了一种全新的快速点特征直方图(FPFH)特征描述与 Delaunay 三角剖分相结合的三维点云配准方法。首先采用 FPFH 综合描述特征信息, 通过 Delaunay 三角网建立特征信息的局部关联性; 再根据特征点对的对应关系进行采样一致性初始变换, 实现初始配准; 最后, 根据得到的初值采用迭代最近点法进行精确配准, 获得精确转换关系。分别对简单目标物体及复杂目标物体进行配准实验。实验结果表明, 将 FPFH 特征描述与 Delaunay 三角剖分结合引入传统点云配准, 简化了特征提取复杂度, 缩小了特征点对匹配的搜索范围, 提升了配准精度及速度, 实现对目标物体高效配准, 对提高机器视觉特征点匹配效率具有一定指导作用。

关键词 机器视觉; 点云配准; 快速点特征直方图; 特征描述; Delaunay 三角剖分

中图分类号 TP242

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1215005

3D Point Cloud Registration Algorithm Based on Feature Matching

Liu Jian*, Bai Di**

Information and Control Engineering Faculty, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, Liaoning 110168, China

Abstract To address the computer vision-based registration problems, this study proposes a new three-dimensional point cloud registration algorithm that combines fast point feature histogram (FPFH) feature description with Delaunay triangulation. First, the FPFH is used to comprehensively describe feature information; then, the local correlation of feature information is established using the Delaunay triangulation. Thereafter, according to the corresponding relation of point pair features, the initial conversion of the sampling consistency is performed to implement initial registration. Finally, the iterative closest point method based on the initial values is used for accurate registration to obtain a precise conversion relation. The registration experiments are conducted on simple and complex target objects. Results reveal that traditional point cloud registration can be improved by combining FPFH feature description and Delaunay triangulation. This registration simplifies the feature extraction complexity, reduces the search range of matching feature points, improves the registration speed and accuracy, achieves an efficient registration of target objects, and considerably improves the efficiency of matching feature points in machine vision.

Key words machine vision; point cloud registration; fast point feature histogram; feature description; Delaunay triangulation

OCIS codes 150.0155; 110.6880; 100.2960; 100.6890

1 引 言

近年来,随着光学测量技术^[1-3]与三维点云图像^[4-5]的迅速发展,激光扫描得到的点云数据作为一种包含空间三维完整数据的特殊信息表达形式,受到人们广泛关注。目前,已取得诸多关于点云配准的研究成果。较为经典的算法是 Besl 等^[6]提出的迭代最近点算法,反复迭代寻求欧氏距离最小时的

最优变换矩阵,但若点云初始位置相差较大该算法易陷入局部最优化,且迭代时间较长;在精配准前进行采样一致性初始配准^[7],通过调整两点云间的初始距离和点云姿态获得较好的配准初值。点云数据容量大且模型复杂,初始配准时间较长且配准精度较低,特征匹配是实现初始配准的关键。Ouyang 等^[8]提出以 SIFT(scale-invariant feature transform)算法获得特征匹配点集,该算法采用 DOG(difference

收稿日期: 2018-06-04; 修回日期: 2018-07-04; 录用日期: 2018-07-26

基金项目: 国家自然科学基金(11704263)、辽宁省自然科学基金(201602616)、辽宁省教育厅科学研究项目(2015443)

* E-mail: jeanliu10@163.com; ** E-mail: 1582729192@qq.com

of Gaussian)图像计算关键点的过程速度较慢且不具有良好的稳定性; Manish 等^[9]提出利用 SURF (speeded-up robust features)算法提取图像的特征点,并根据映射关系实现图像匹配,该算法过于依赖局部区域像素的梯度方向,易使特征匹配出现较大误差;李仁忠等^[10]提出结合 ISS (intrinsic shape signature)算法进行特征提取,从而完成初始配准过程,该算法存在搜索特征点对的范围广泛且运算效率较低的问题。特征匹配取决于特征描述的准确性,特征描述的代表方法有局部二进制模式(LBP)^[11]、方向特征直方图(SHOT)^[12]、点特征直方图(PFH)^[13]。LBP 特征算子对特征信息的描述过于单一,SHOT 特征算子维度高,PFH 特征算子的时间复杂度以及计算复杂度较高。上述算法存在无法准确全面描述特征信息及匹配特征点对速度较慢等问题,这使三维点云配准的精度和速度受到局限,严重影响其应用。

针对传统点云配准算法存在精度低和速度慢的问题,本文在采样一致性初始配准和迭代最近点精确配准的基础上,提出一种全新的快速点特征直方图(FPFH)特征描述与 Delaunay 三角剖分相结合的点云配准算法。该算法解决了传统算法由于搜索特征点对范围大造成点云配准速度较慢,以及由于描述特征信息不全面造成点云配准精度较低的问题,通过对目标物体进行点云配准验证了所提算法的有效性。

2 点云配准算法

鉴于目标物体的复杂性,从不同方位多个测站完整扫描目标物体,每一测站扫描数据有其各自的坐标系。不同测站获得的扫描数据,都以与本测站和扫描仪的位置和姿态有关的仪器坐标系为基准。在扫描区域中设置控制点和靶点,使相邻区域的扫描点云图上有多个同名控制点或控制靶标。通过控制点的强制附合,将相邻的扫描数据统一到同一坐标系下。

首先计算点云的 FPFH 特征描述子,根据每一样本点的 FPFH 特征信息,通过构建 Delaunay 三角网将点云数据建立局部关联性,缩小匹配点对的搜索范围;利用特征点对的对应关系,经过采样一致性初始配准,找到两个点云之间的最优旋转平移矩阵,实现两个点云的初始变换;再以此为初值,利用迭代最近点算法进一步精确配准,得到更加精确的旋转平移矩阵。点云配准流程如图 1 所示。

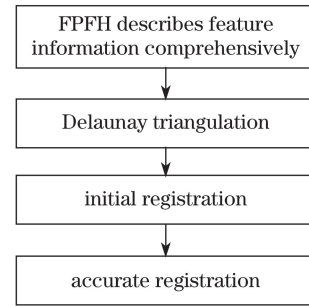


图 1 点云配准流程图

Fig. 1 Flowchart of point cloud registration

2.1 FPFH 特征描述

FPFH 是 PFH 的一种简化算法,PFH 是反映样本点周围局部几何特征的点特征直方图,对样本点 P 考察其 K 邻域内所有邻近点,定义一个局部的 UVW 坐标系:

$$\begin{cases} \mathbf{u} = \mathbf{n}_s \\ \mathbf{v} = \mathbf{u} \times \frac{\mathbf{P}_{ts}}{|\mathbf{P}_{ts}|} \\ \mathbf{w} = \mathbf{u} \times \mathbf{v} \end{cases}, \quad (1)$$

K 邻域内点对之间的关系用 $(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\theta})$ 表示为

$$\begin{cases} \mathbf{a} = \mathbf{v} \times \mathbf{n}_s \\ \boldsymbol{\beta} = \mathbf{u} \times \frac{\mathbf{P}_{ts}}{|\mathbf{P}_{ts}|} \\ \boldsymbol{\theta} = \arctan(\mathbf{w} \cdot \mathbf{n}_s, \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}_t) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: P_s, P_t 为样本点 P 的 K 邻域中的点对, \mathbf{P}_{ts} 为两点之间的向量; $\mathbf{n}_s, \mathbf{n}_t$ 为该点对所对应的估计法线。

计算所有点对的特征值,以统计方式整合输出每一个样本点 P 的 PFH,再寻找 K 邻域内每一个点的 K 邻域,形成简化点特征直方图(SPFH),将各自的 SPFH 整合形成样本点最终的 FPFH 特征描述子,则每个样本点均以 FPFH 特征描述子唯一表示,定义 FPFH 特征值函数为

$$H_{\text{FPFH}}(P) = H_{\text{SPFH}}(P) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \omega_i H_{\text{SPFH}}(P_i), \quad (3)$$

式中: ω_i 表示在已知度量空间内,样本点 P 与邻近点 P_i 之间的距离。

2.2 Delaunay 三角剖分

Delaunay 三角剖分是连接计算机视觉与计算机图形学的桥梁,将三维空间内散乱点云连接成优化的空间三角网格,反映数据点与其邻近点间的拓扑连接关系,保持点云数据全局信息且建立局部关联性,建立起的三角网体现散乱数据集所代表的目标物体的拓扑结构。

特性 1 三角网是唯一的,在 Delaunay 三角网中任一三角形的外接圆范围内不存在其他点,空圆特性如图 2(a)所示。

特性 2 在散点集形成的三角剖分中,Delaunay 三角剖分所形成的三角形的最小角最大,交换两个相邻的三角形构成凸四边形的对角线后,两个内角的最小角不再增大,最大化最小角特性如图 2(b)所示。

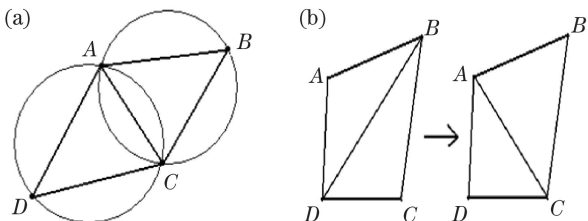


图 2 特性示意图。(a)空圆特性;(b)最大化最小角特性
Fig. 2 Characteristic diagram. (a) Empty circle characteristics; (b) maximized minimum angle characteristics

根据上述特性,利用逐点插入法生成 Delaunay 三角网,生成过程如图 3 所示,具体步骤如下。

Step1: 对于已知点集 V ,找到包含该点集的矩形 M 作为辅助窗口,连接 M 的任意一条对角线使其形成两个三角形,作为初始 Delaunay 三角网格,在初始 Delaunay 三角网格中插入点 P 。

Step2: 从 P 所在的三角形开始,搜索该三角形的邻近三角形,进行空外接圆检测。

Step3: 找到外接圆中包含点 P 的全部的三角形并将其删除,形成包含 P 的多边形空腔。

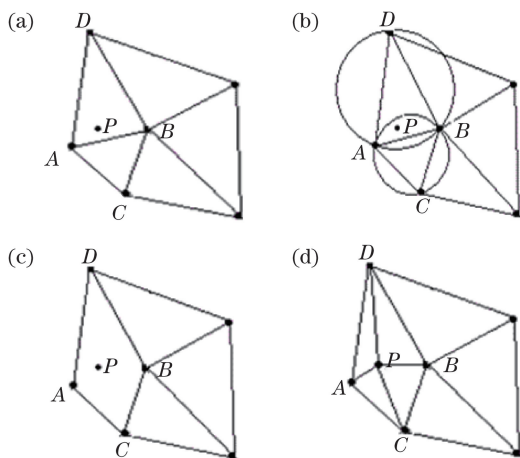


图 3 生成过程示意图。(a)插入新结点 P ; (b)空外接圆检测;(c)删除边 AB ; (d)形成三角形
Fig. 3 Generation process diagram. (a) Insert a new node P ; (b) empty circumscribed circle detection; (c) delete the edge AB ; (d) form triangles

Step4: 连接 P 与 Delaunay 腔的每一个顶点,形成新的 Delaunay 三角网格,删除辅助窗口 M 。

点集 V 中所有点全部插入到三角形网格后,将包含辅助窗口 M 的三角形全部删除,完成 Delaunay 三角网的生成过程。生成的 Delaunay 三角网如图 4 所示。

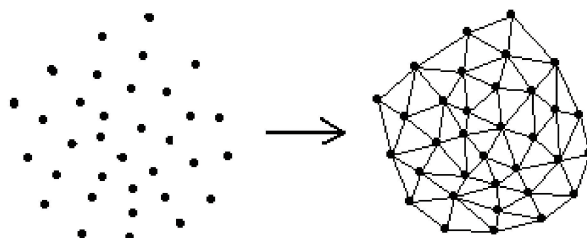


图 4 Delaunay 三角网生成图
Fig. 4 Delaunay triangulation generation chart

按照上述方法,将点云数据进行 Delaunay 三角剖分可得一组四面体,其 4 个顶点分别对应点集内的各点坐标,假定存在点集 X 和点集 Y ,且 $x_i \in X$, $y_i \in Y$,计算点 x_i 到四面体各顶点 (y_1, y_2, y_3, y_4) 的距离,若 $x_i - y_i$ 的值最小,且包含 y_i 的全部四面体搜索结束, y_i 即为要找的匹配点。Delaunay 三角剖分利用三维空间内大量散乱点云建立合理的数据结构,再对点进行定位时,定位路径唯一,准确快速地定位到四面体,缩小搜索范围,减少不必要的点对之间的匹配过程,从根本上提高特征点对匹配的整体效率。

2.3 初始配准

此处利用采样一致性算法进行初始配准,使两点点集有相对较好的初始位姿,假设源点云 $O_s = \{P_i\}$,目标点云 $O_t = \{Q_i\}$,具体步骤如下。

Step1: 根据每个样本点的 FPFH 特征描述子,对目标点云 O_t 进行 Delaunay 三角剖分,利用散乱的点云数据建立局部关联性。

Step2: 从源点云 O_s 中选取 n 个采样点,为保证采样点具有代表性,采样点两两之间的距离大于预先设定的最小距离阈值 d 。

Step3: 对于源点云 O_s 中的采样点,在目标点云 O_t 中搜索与其特征值接近的特征点, Delaunay 三角剖分已利用目标点云建立合理的数据结构,再进行特征匹配时,直接定位到具有较大相关性的四面体,在局部范围内搜索源点云 O_s 中的采样点在目标点云 O_t 中的对应点。

Step4: 计算对应点之间变换矩阵 $[R_0, T_0]$,通过求解对应点变换后的距离误差函数评价当前配准变换的效果。定义一个距离误差函数:

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}l_i^2, & |l_i| < m_i \\ \frac{1}{2}m_i(2|l_i| - m_i), & |l_i| > m_i \end{cases}, (4)$$

式中 m_i 为预先给定值, $|l_i|$ 为第 i 组对应点变换之后的距离差。经过上述配准过程, 误差函数值最小的一组变换即为初始配准的最优变换矩阵。

2.4 精配准

精配准对两点云的初始位置要求较高, 初始变换矩阵是得到较好匹配效果的关键, 经过上述初始配准过程, 得到最优的旋转平移矩阵 $[R_0, T_0]$, 以此为初值, 利用迭代最近点算法进行精配准, 进一步得到更为精确的变换关系。

根据初始配准得到的最优旋转平移矩阵对源点云 O_s 进行变换记为 O'_s , 将坐标变换后的源点云 O'_s 和目标点云 O_t 作为精配准的初始点集; 对于源点云 O'_s 中的每一点, 在目标点云 O_t 中寻找距离最近的对应点, 组成初始对应点对, 采用方向向量阈值剔除错误的对应点对; 计算旋转矩阵 R 与平移向量 T , R 和 T 只有 6 个自由度, 而对应点对数量庞大, 经过不断优化得到一组新的 R 和 T , 相关点转换后位置发生变化, 导致最邻近点对也随之变化, 则回到寻找最邻近点的过程, 不停进行迭代, 构造目标函数:

$$f(R, T) = \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} |O_t^{(i)} - R \cdot O_s^{(i)} - T|. (5)$$

当(5)式目标函数的变化小于一定值时, 则认为满足迭代终止条件, 即完成了精配准过程。

3 实验与分析

利用 Kinect 作为三维视觉传感器完成点云数据采集, 在 Geomagic Studio 12 平台下对采集的原始点云数据进行处理, 并在 VC++ 环境下进行编程, 分别对简单目标物体(座椅)和复杂目标物体(汽车)进行点云配准实验, 对比本研究算法与传统算法的配准时间及配准误差。传统算法^[14]是采集同一物体不同位姿下的两个点云数据, 进行初始配准和精配准。针对点云配准过程中速度和精度

两方面受到局限的问题, 加入 FPFH 特征描述以及 Delaunay 三角剖分, 有针对性地改善了传统方法存在的问题, 以传统算法作为参照分析研究所用算法的优越性。

3.1 简单目标物体点云配准实验

首先以座椅为例进行配准, 座椅的一部分作为点云数据, 图 5(a) 为采集的原始点云数据, 图 5(b) 为去除背景点云后的座椅点云数据, 图 5(c) 为采用传统点云配准算法得到的配准图, 图 5(d) 为采用本研究算法得到的配准图, 图中红色点云为源点云, 绿色为目标点云, 蓝色为旋转平移后的点云。

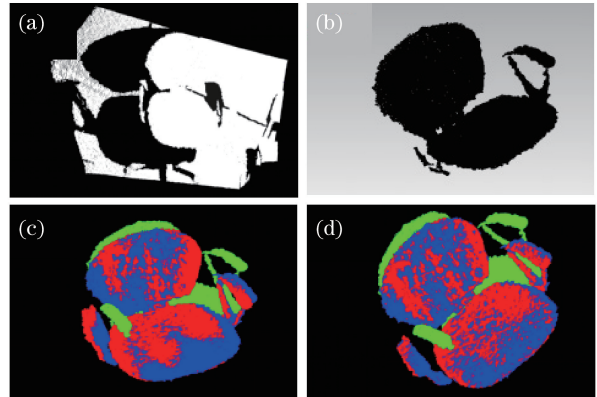


图 5 座椅配准图。(a)原始点云数据;(b)座椅点云数据;(c)传统算法配准;(d)本研究算法配准

Fig. 5 Registration charts of a seat. (a) Original point cloud; (b) point cloud of seat; (c) traditional algorithm registration; (d) proposed algorithm registration

在上述测试过程中, 对两组实验进行大量测试, 平均配准时间如表 1 所示, 对输入的点云数据作线性变换, 表 2 为其中 8 组实验平均配准误差距离及总配准时间, 经对比可知本研究所用算法的平均配准误差距离小, 总配准时间短, 这验证了本研究算法的可靠性。将多次实验的配准时间曲线图进行对比, 如图 6 所示, 由表 1 和图 6 可知, 对于同一点云样本, 当实验参数设置相同时, 传统算法的总配准时间在 26~27 s, 使用本研究算法进行配准, 总配准时间在 25~26 s, 且与图 5(c) 相比, 图 5(d) 中蓝色点云与红色点云融合度更高。

表 1 平均配准时间

Table 1 Average registration time

Algorithm	Average total registration time	Average initial registration time	Average accurate registration time
Traditional algorithm	27.055	26.938	0.117
Proposed algorithm	25.511	25.416	0.095

表 2 多组配准实验平均误差距离及总配准时间对比

Table 2 Comparison of average error distance and total registration time of multiple registration experiments

Group	Average registration error of traditional algorithm /cm	Average registration error of proposed algorithm /cm	Total registration time of traditional algorithm /s	Total registration time of proposed algorithm /s
1	0.337	0.301	27.055	25.511
2	0.339	0.301	27.051	25.505
3	0.339	0.303	27.049	25.501
4	0.343	0.311	27.058	25.511
5	0.348	0.316	27.056	25.509
6	0.338	0.307	27.052	25.507
7	0.335	0.301	27.063	25.524
8	0.340	0.306	27.046	25.497

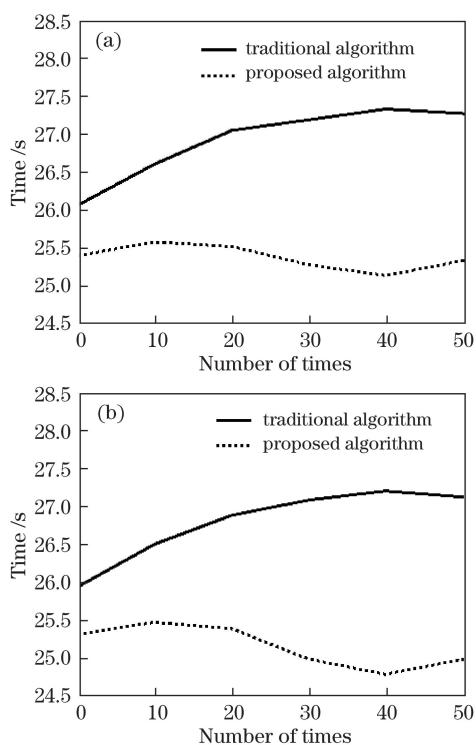


图 6 配准时间对比图。(a)总配准时间;(b)初始配准时间

Fig. 6 Contrast diagrams of registration time.

(a) Total registration time; (b) initial registration time

简单目标物体的配准实验表明,研究所用算法与传统算法相比,配准精度更高,配准速度更快,其优势具体体现在三个方面。

- 1) FPFH 特征描述子准确地描述特征信息,减少特征点对匹配错误,提高配准精度。
- 2) Delaunay 三角网反映数据点与其邻近点间的拓扑连接关系,建立局部最优关联性,缩小搜索范围,减少不必要的匹配次数,加快配准速度。
- 3) 将 FPFH 特征描述与 Delaunay 三角剖分结合,准确快速地匹配相似点对,是配准过程高效进行

的关键。

3.2 复杂目标物体点云配准实验

对于三维点云的配准,目标物体通常形状结构复杂且数据量较大,此处以汽车模型为例:图 7(a)为汽车模型点云数据;图 7(b)为汽车模型三维重构图;图 7(c)为汽车模型侧面初始配准图,其中红色为源点云,绿色为目标点云,蓝色为粗配准后的点云;图 7(d)为汽车模型侧面精配准图,蓝色为粗配

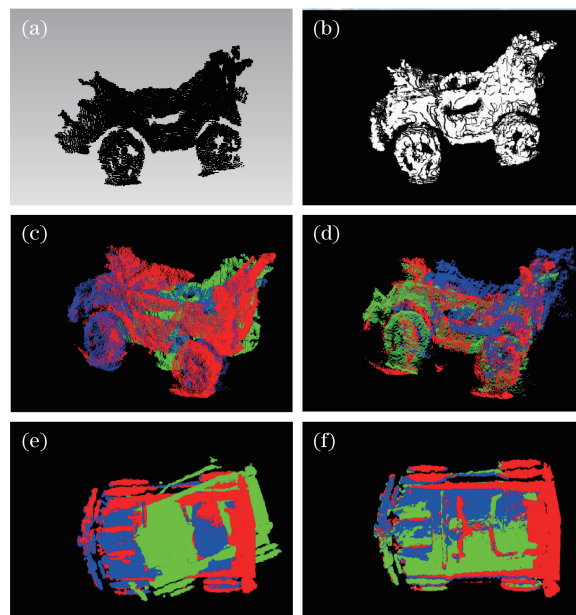


图 7 汽车模型配准图。(a)点云数据;(b)三维重构图;(c)侧面初始配准图;(d)侧面精配准图;(e)顶部初始配准图;(f)顶部精配准图

Fig. 7 Registration charts of car model. (a) Point cloud data; (b) 3D reconstruction diagram; (c) side initial registration chart; (d) side accurate registration chart; (e) top initial registration chart; (f) top accurate registration chart

准后的点云,绿色为精配准后的点云;图 7(e)为汽车模型顶部初始配准图,绿色为目标点云,蓝色为粗配准后的点云;图 7(f)为汽车模型顶部精配准图,蓝色为粗配准后的点云,绿色为精配准后的点云。根据图 7(c)和图 7(d)、图 7(e)和图 7(f),汽车模型经过初始配准,图 7(c)、图 7(e)中绿色目标点云作初始变换,为精配准提供相对较好的初始位置,经过精配准过程,图 7(d)、图 7(f)中粗配准后的点云经

过细微的旋转平移调整,实现两个点云间的精确配准。

在上述测试过程中,使用不同算法进行点云配准,实验参数设置如表 3 所示。采用传统算法和本研究算法进行实验,得到目标点云转换结果如表 4 所示,表 4 反映了目标物体位姿的相对变化关系。两种算法每组实验测试 50 次,得出平均配准时间,如表 5 所示。

表 3 实验参数

Table 3 Experimental parameters

Number of point cloud		ICP accurate registration parameter			
		Threshold	Maximum number of iterations	Transform matrix difference	Mean square error
Source point cloud	25717	0.01	500	1×10^{-10}	0.1
Target point cloud	50887				

表 4 不同算法的点云转换结果

Table 4 Point cloud conversion results of different algorithms

Algorithm	Rotational translation matrix of initial registration				Rotational translation matrix of accurate registration			
	Traditional algorithm	$\begin{bmatrix} 0.980 & -0.154 & 0.125 & -0.246 \\ 0.158 & 0.987 & -0.021 & 0.057 \\ -0.120 & 0.040 & 0.992 & -0.142 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$				$\begin{bmatrix} 0.975 & -0.180 & 0.127 & -0.251 \\ 0.188 & 0.980 & -0.060 & 0.089 \\ -0.114 & 0.082 & 0.990 & -0.144 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		
Proposed algorithm	$\begin{bmatrix} 0.986 & -0.166 & 0.194 & -0.007 \\ 0.167 & 0.970 & -0.176 & 0.155 \\ -0.010 & 0.177 & 0.984 & -0.006 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$				$\begin{bmatrix} 0.988 & -0.144 & 0.054 & -0.044 \\ 0.149 & 0.982 & -0.119 & 0.099 \\ -0.036 & 0.126 & 0.991 & -0.009 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$			

表 5 不同算法的平均配准时间

Table 5 Average registration time of different algorithms

Algorithm	Average total registration time	Average initial registration time	Average accurate registration time
Traditional algorithm	46.358	46.210	0.148
Proposed algorithm	45.033	44.892	0.141

对上述实验进行分析,以源点云姿态为参考,将目标物体姿态分解为 XYZ 三个方向,以三个方向的旋转角度及源点云与转换后点云的匹配误差距离作为评价指标,表 6 为多次实验平均的旋转角度和配准误差距离。由表 3 和表 5 可知,对于同一点云

样本,当实验参数设置相同时,传统算法的总配准时间为 46.358 s,本研究算法的总配准时间为 45.033 s;表 5 将两种方案进行对比,传统算法的点云配准平均误差距离为 5.64 mm,研究所用算法的点云配准平均误差距离为 5.33 mm。

表 6 不同算法的实验结果

Table 6 Experimental results of different algorithms

Algorithm	X-direction rotation	Y-direction rotation	Z-direction rotation	Average error distance /cm
	angle /rad	angle /rad	angle /rad	
Traditional algorithm	0.038	0.564	0.291	0.564
Proposed algorithm	0.023	0.534	0.277	0.533

点云配准阈值的设定对配准精度和速度有一定影响,实验过程中设定 5 组不同阈值,对配准精度和速度进行比较,阈值与平均误差距离及精配准时间关系曲线如图 8 所示。

由图 8(a)可知,阈值与配准精度成正比关系,随着阈值的减小,配准误差减小;由图 8(b)可知,阈值与配准速度成正比关系,随着阈值的减小,精配准时间增大。同一阈值下,本研究算法较传统算法相比配准误差小,配准速度快,采用该算法对汽车模型侧面进行配准,精配准过程三个方向旋转角度较小,匹配平均误差距离小于 6 mm,对复杂目标物体点云配准较准确。

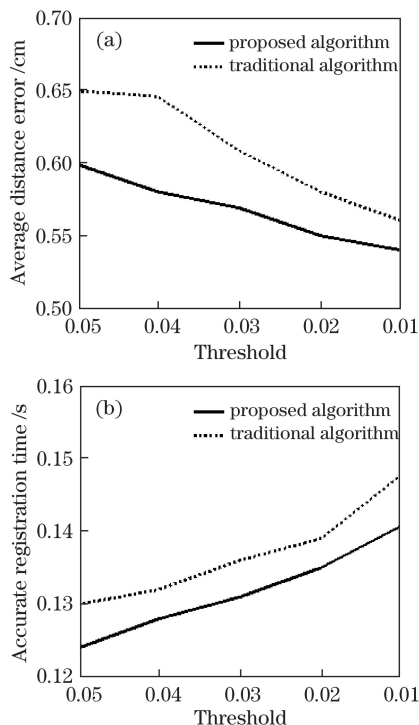


图 8 阈值影响关系曲线图。(a)平均误差距离与阈值关系曲线图;(b)精配准时间与阈值关系曲线图

Fig. 8 Threshold influence curves. (a) Relation curves between average error distance and threshold; (b) relation curves between accurate registration time and threshold

4 结 论

对点云配准进行了深入研究分析,在传统的采样一致性初始配准和迭代最近点精配准的基础上,将 FPFH 特征描述与 Delaunay 三角剖分相结合,提出一种全新的点云配准算法。所提算法以点云数据三个维度信息改进二维图像的信息量,保留完整数据信息;以 FPFH 特征综合描述样本点周围的局部几何特征信息,简化传统特征提取复杂度,提高配

准精度;应用 Delaunay 三角剖分解决点云配准特征点对搜索范围宽泛问题,减少匹配次数,加快配准速度。

研究结果表明:FPFH 特征描述子能有效地降低计算复杂度, Delaunay 三角剖分建立优化的空间三角网格,缩小特征点对搜索范围,初始配准找到两个点云之间近似的旋转平移矩阵,将该旋转平移关系作为初值,进一步精配准,得到更加精确的旋转平移矩阵,即得到目标物体位姿的相对变化关系。将 FPFH 特征描述与 Delaunay 三角剖分环节结合,优化了传统配准算法,提高了配准精度,加快了配准速度,高效准确地实现了目标物体的配准。

参 考 文 献

- [1] Wei S B, Wang S Q, Zhou C H, *et al.* An iterative closest point algorithm based on biunique correspondence of point clouds for 3D reconstruction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0515003.
韦盛斌, 王少卿, 周常河, 等. 用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(5): 0515003.
- [2] An D, Gai S Y, Da F P. A new model of three-dimensional shape measurement system based on fringe projection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 0512004.
安冬, 盖绍彦, 达飞鹏. 一种新的基于条纹投影的三维轮廓测量系统模型[J]. *光学学报*, 2014, 34(5): 0512004.
- [3] Chen M L, Lu W X, Wan Y C, *et al.* Automatic registration of terrestrial point clouds without additional information[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(4): 0414003.
陈茂霖, 卢维欣, 万幼川, 等. 无附加信息的地面激光点云自动拼接方法[J]. *中国激光*, 2016, 43(4): 0414003.
- [4] Chen K, Zhang D, Zhang Y S. Point cloud data processing method of cavity 3D laser scanner[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(8): 0812003.
陈凯, 张达, 张元生. 采空区三维激光扫描点云数据处理方法[J]. *光学学报*, 2013, 33(8): 0812003.
- [5] Chen X, He B W. A fast global registration algorithm based on correcting point cloud principal component coordinate system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 061003.
陈旭, 何炳蔚. 一种基于矫正点云主成分坐标系的全局配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(6): 061003.
- [6] Besl P J, McKay N D. A method for registration of

- 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [7] Qiu L W, Zhou Z W, Guo J X, *et al.* An automatic registration algorithm for 3D maxillofacial model[J]. 3D Research, 2016, 7(3): 20.
- [8] Ouyang J L, Liu Y Z, Shu H Z. Robust hashing for image authentication using SIFT feature and quaternion Zernike moments[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 76(2): 2609-2626.
- [9] Patel M I, Thakar V K, Shah S K. Image registration of satellite images with varying illumination level using HOG descriptor based SURF[J]. Procedia Computer Science, 2016, 93: 382-388.
- [10] Li R Z, Yang M, Tian Y, *et al.* Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111503.
李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111503.
- [11] Xu J F, Liu Z G, Han Z W, *et al.* Application of point cloud registration in 3D reconstruction of catenary parts based on SIFT and LBP[J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(10): 76-81.
徐建芳, 刘志刚, 韩志伟, 等. 基于 SIFT 和 LBP 点云配准的接触网零部件三维重建研究[J]. 铁道学报, 2017, 39(10): 76-81.
- [12] Jia Y J, Xiong F G, Han X, *et al.* SHOT-based multi-scale key point detection technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071013.
贾勇杰, 熊风光, 韩燮, 等. 基于 SHOT 的多尺度关键点检测技术研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 071013.
- [13] Huang J J. The research of real-time 3D reconstruction in mobile scenery based on point feature histogram and information fusion[D]. Shanghai: Donghua University, 2014.
黄军君. 基于 PFH 与信息融合的移动场景实时三维重构研究精简算法[D]. 上海: 东华大学, 2014.
- [14] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 0308002.
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308002.