



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105551015 A

(43) 申请公布日 2016. 05. 04

(21) 申请号 201510869611. 4

(22) 申请日 2015. 12. 02

(71) 申请人 南京邮电大学

地址 210003 江苏省南京市亚东新城区文苑路 9 号

(72) 发明人 王保云 葛毓琴 聂建辉

(74) 专利代理机构 南京知识律师事务所 32207

代理人 汪旭东

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

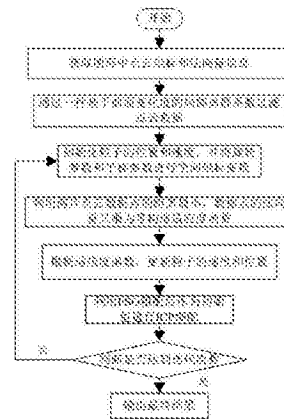
权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

一种散乱点云图像配准方法

(57) 摘要

本发明公开一种散乱点云图像配准方法,包括获取图形中点云数据的位置和法向量;通过基于曲面变化度的局部离群系数过滤点云数据;初始化粒子的位置和速度,并将旋转参数和平移参数分别转换为矩阵;构造适应度函数,求出适应度函数值;最后使得参考点集到新的目标点集的最短距离的目标函数值小于阈值 τ 。通过整体寻优,为 ICP 找到最佳的初始位置,避免了 ICP 陷入局部最优,有效的提高了 ICP 算法的准确性。



1. 一种散乱点云图像配准方法,其特征在于,包括
 步骤1、获取图形中点云数据的位置和法向量;
 步骤2、通过基于曲面变化度的局部离群系数过滤点云数据;
 步骤3、初始化粒子的位置和速度,并将旋转参数 $R=(r_x \ r_y \ r_z)$ 和平移参数 $T=(t_x \ t_y \ t_z)$ 分别转换为 $R_{3 \times 3}, T_{1 \times 3}$ 矩阵;
 步骤4、构造适应度函数,求出适应度函数值;
 步骤5、根据适应度函数值,更新粒子的速度和位置,求得最优粒子,计算出 R, T 的向量;
 步骤6、将最优粒子的位置作为ICP配准初值的参考点集,在目标点集中寻找距离参考点集的距离最近的点集作为新的目标点集,得到旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,使得参考点集到新的目标点集的最短距离的目标函数值小于阈值 τ 。

2. 根据权利要求1所述的散乱点云图像配准方法,其特征在于,所述曲面变化度为图形中获取的点云集合中的其中一点极其领域点构成的协方差矩阵的最小特征值与所有特征值之和的比值,其中协方差矩阵

$$C_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \dots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \dots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix},$$

$$\bar{p} = \frac{\sum_{i=1}^k p_i}{k},$$

其中 \bar{p} 为 p 邻域的中心,则曲面变化度 $\sigma_k(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}$,其中 k 为所用的邻近点个数, $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ 分别表示数据沿对应的特征向量的方向的变化程度, σ_k 的取值范围为 $[0, 1/3]$ 。

3. 根据权利要求2所述的散乱点云图像配准方法,其特征在于,所述基于曲面变化度的局部离群系数过滤点云数据的具体过程为:

步骤201、对于任意散乱点云 S ,利用基于距离查询的区域增长方法,设定区域增长半径 r ,区域增长的结果是一系列的点云子集 S_1, S_2, \dots, S_n ,且 $S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_n = S$,如果某子集点数过少,则该子集为孤立的离群点集合;如果某子集的包围盒体积过小,则该子集是聚集到一起的离群点;

步骤202、计算曲面变化度 σ_k ,将曲面变化度大的点识别为潜在离群点;

步骤203、对潜在离群点中的点计算其SVLOF值,将SVLOF值大于设定容限的点作为离群点,从点中滤除,SVLOF值的计算公式为

$$SVLOF_k(p) = \frac{\sigma_k^\beta(p)}{\sigma_k^\alpha(p)}$$

其中 σ_k^α 为欠 k 领域中的 σ_k , σ_k^β 为饱和 k 领域中的 σ_k 。

4. 根据权利要求1所述的散乱点云图像配准方法,其特征在于,所述适应度函数为

$$||R \cdot Q_0 + T - Q_1|| + ||R \cdot Normal1 - Normal2|| = fitness$$

其中, P 和 Q 在两个不同视角下采集的点云集,保持 P 的位置不变让 Q 不断靠近 P ;令 $Q_0 = Q$,

对 Q_0 进行空间变化得到 Q_1 ;其中Normal1、Normal2分别为 Q_0 、 Q_1 的法向量,fitness为适应度函数值,通过迭代,得到最优粒子,求得的R,T作为ICP迭代配准的初始位置。

5.根据权利要求1所述的散乱点云图像配准方法,其特征在于,所述更新粒子的速度 V 和位置 X 的公式为

$$\begin{cases} v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 r_1(t)(p_{best_i} - x_i(t)) + c_2 r_2(t)(g_{best} - x_i(t)) \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases}$$

其中 c_1, c_2 为非负的学习参数, r_1, r_2 是介于(0,1)服从均匀分布的两个独立的随机数,用来保持群体的多样性; p_{best_i} 是第 i 个粒子搜索到的局部最好的位置; g_{best} 是整个粒子群搜索到的最好位置。

6.根据权利要求1所述的散乱点云图像配准方法,其特征在于,步骤6的具体过程为:步骤601、利用PSO全局搜索最优的粗略配准找到初始位置的对应点集 P 和 Q ,个数均为 n ;

步骤602、计算目标点集 P 和参考点集 Q 的重心:

$$\mu_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i, \mu_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i;$$

步骤603、由点集 P 和 Q 构造协方差矩阵:

$$\sum_{P,Q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(p_i - \mu_p)(q_i - \mu_q)] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [p_i q_i^T] - \mu_p \mu_q^T;$$

步骤604、由步骤603中的协方差矩阵构造 4×4 堆成矩阵:

$$\left(\sum_{P,Q} \right) = \begin{bmatrix} \text{tr}(\sum_{P,Q}) & \Delta \\ \Delta & \sum_{P,Q} + \sum_{P,Q}^T - \text{tr}(\sum_{P,Q}) I_3 \end{bmatrix}$$

其中: I_3 是 3×3 单位矩阵, $\text{tr}(\sum_{P,Q})$ 是矩阵 $(\sum_{P,Q})$ 的迹, $\Delta = [A_{23} \ A_{31} \ A_{12}]^T$, $A_{ij} = (\sum_{P,Q} + \sum_{P,Q}^T)_{ij}$;

步骤605、计算步骤603中协方差矩阵的特征值和特征向量,其最大特征值对应的特征向量即为最佳旋转向量;

$$q_R = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T;$$

步骤606、计算最佳平移向量:

$$q_T = \mu_q - R(q_R) \mu_p$$

$$\text{其中: } R(q_R) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_2 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix};$$

步骤607、得到完全坐标变换向量 $q = [q_R | q_T]^T = [q_0 q_1 q_2 q_3 q_4 q_5 q_6]^T$,求得最小均方差 $d_{ms} = f(q)$;

步骤608、均方差大于阈值 τ 则返回步骤3,重新迭代,小于阈值 τ 则迭代结束。

7.根据权利要求1所述的散乱点云图像配准方法,其特征在于, τ 的值为0.001。

一种散乱点云图像配准方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,尤其是一种散乱点云图像配准方法。

背景技术

[0002] 三维点云拼接技术一直是逆向工程、计算机视觉、模式识别、曲面质量检测及摄影测量学等领域的研究的热点和难点。三维点云图相配准技术在不同场合也被称之为重定位、拼接或拼合技术,其实质是把不同的坐标系下测得的数据点云进行坐标变换,问题的关键是坐标变化参数 R (旋转矩阵)和 T (平移矢量)的求取。

[0003] 在三维点云图相配准中,最近迭代(ICP)算法是应用最为广泛的配准算法,一般适用于精度较高的扫描任务以及存在明确对应关系的点集之间的配准,但它对点云之间的相对初始位置要求较高,如果初始位置相差太大,ICP的收敛方向将不能确定;此外,ICP的改进算法大多依赖从点云数据中提取的特征点或轮廓曲线等人为引入特征标签,普遍存在鲁棒性不够稳定、速度较慢等问题,其中基于曲面模型的改进方法在曲面逼近时需要进行点云分割与模型辨识,不能适应点云的任意拓扑外形。因此,寻找一个高效的优化ICP算法对三维点云图像配准问题十分必要。

发明内容

[0004] 为了解决上述现有技术中的不足之处,本发明提出一种散乱点云图像配准方法,用PSO算法粗配准是针对整体数据而言的迭代优化算法,不依赖于点云数据的几何特征,数据的噪声对整体影响较小,满足迭代结束条件后,找到最优平移和旋转参数,为ICP精确算法找到最优的初始位置。

[0005] 一种散乱点云图像配准方法,其特征在于,包括

[0006] 步骤1、获取图形中点云数据的位置和法向量;

[0007] 步骤2、通过基于曲面变化度的局部离群系数过滤点云数据;

[0008] 步骤3、初始化粒子的位置和速度,并将旋转参数 $R=(r_x \ r_y \ r_z)$ 和平移参数 $T=(t_x \ t_y \ t_z)$ 分别转换为 $R_{3 \times 3}$, $T_{1 \times 3}$ 矩阵;

[0009] 步骤4、构造适应度函数,求出适应度函数值;

[0010] 步骤5、根据适应度函数值,更新粒子的速度和位置,求得最优粒子,计算出 R , T 的向量;

[0011] 步骤6、将最优粒子的位置作为ICP配准初值的参考点集,在目标点集中寻找距离参考点集的距离最近的点集作为新的目标点集,得到旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,使得参考点集到新的目标点集的最短距离的目标函数值小于阈值 τ 。

[0012] 所述曲面变化度为图形中获取的点云集合中的其中一点极其领域点构成的协方差矩阵的最小特征值与所有特征值之和的比值,其中协方差矩阵

$$[0013] \quad C_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \dots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \dots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix},$$

$$[0014] \quad \bar{p} = \frac{\sum_{i=1}^k p_i}{k},$$

[0015] 其中 \bar{p} 为 p 邻域的中心, 则曲面变化度 $\sigma_k(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}$, 其中 k 为所用的邻近点个数, $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ 分别表示数据沿对应的特征向量的方向的变化程度, σ_k 的取值范围为 $[0, 1/3]$ 。

[0016] 所述基于曲面变化度的局部离群系数过滤点云数据的具体过程为:

[0017] 步骤201、对于任意散乱点云 S , 利用基于距离查询的区域增长方法, 设定区域增长半径 r , 区域增长的结果是一系列的点云子集 S_1, S_2, \dots, S_n , 且 $S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_n = S$, 如果某子集点数过少, 则该子集为孤立的离群点集合; 如果某子集的包围盒体积过小, 则该子集是聚集到一起的离群点;

[0018] 步骤202、计算曲面变化度 σ_k , 将曲面变化度大的点识别为潜在离群点;

[0019] 步骤203、对潜在离群点中的点计算其 SVLOF 值, 将 SVLOF 值大于设定容限的点作为离群点, 从点中滤除, SVLOF 值的计算公式为

$$[0020] \quad SVLOF_k(p) = \frac{\sigma_k^\beta(p)}{\sigma_k^\alpha(p)}$$

[0021] 其中 σ_k^α 为欠 k 领域中的 σ_k , σ_k^β 为饱和 k 领域中的 σ_k 。

[0022] 所述适应度函数为

$$[0023] \quad ||R \cdot Q_0 + T - Q_1|| + ||R \cdot Normal1 - Normal2|| = fitness$$

[0024] 其中, P 和 Q 在两个不同视角下采集的点云集, 保持 P 的位置不变让 Q 不断靠近 P ; 令 $Q_0 = Q$, 对 Q_0 进行空间变化得到 Q_1 ; 其中 $Normal1, Normal2$ 分别为 Q_0, Q_1 的法向量, $fitness$ 为适应度函数值, 通过迭代, 得到最优粒子, 求得的 R, T 作为 ICP 迭代配准的初始位置。

[0025] 所述更新粒子的速度 V 和位置 X 的公式为

$$[0026] \quad \begin{cases} v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 r_1(t)(p_{best_i} - x_i(t)) + c_2 r_2(t)(g_{best} - x_i(t)) \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases}$$

[0027] 其中 c_1, c_2 为非负的学习参数, r_1, r_2 是介于 $(0, 1)$ 服从均匀分布的两个独立的随机数, 用来保持群体的多样性; p_{best_i} 是第 i 个粒子搜索到的局部最好的位置; g_{best} 是整个粒子群搜索到的最好位置。

[0028] 步骤6的具体过程为:

[0029] 步骤601、利用 PSO 全局搜索最优的粗略配准找到初始位置的对应点集 P 和 Q , 个数均为 n ;

[0030] 步骤602、计算目标点集 P 和参考点集 Q 的重心:

$$[0031] \quad \mu_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i, \mu_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i;$$

[0032] 步骤603、由点集P和Q构造协方差矩阵：

$$[0033] \quad \sum_{P,Q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(p_i - \mu_p)(q_i - \mu_q)] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [p_i q_i^T] - \mu_p \mu_q^T;$$

[0034] 步骤604、由步骤603中的协方差矩阵构造4×4堆成矩阵：

$$[0035] \quad \left(\sum_{P,Q} \right) = \begin{bmatrix} \text{tr}(\sum_{P,Q}) & & & \Delta \\ & \Delta & & \\ & & \sum_{P,Q} + \sum_{P,Q}^T & -\text{tr}(\sum_{P,Q}) I_3 \\ & & & \end{bmatrix}$$

[0036] 其中： I_3 是3×3单位矩阵， $\text{tr}(\sum_{P,Q})$ 是矩阵 $(\sum_{P,Q})$ 的迹， $\Delta = [\Delta_{23} \ \Delta_{31} \ \Delta_{12}]^T$ ， $\Delta_{ij} = (\sum_{P,Q} + \sum_{P,Q}^T)_{ij}$ ；

[0037] 步骤605、计算步骤603中协方差矩阵的特征值和特征向量，其最大特征值对应的特征向量即为最佳旋转向量；

$$[0038] \quad q_R = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T;$$

[0039] 步骤606、计算最佳平移向量：

$$[0040] \quad q_T = \mu_q - R(q_R) \mu_p$$

$$[0041] \quad \text{其中：} R(q_R) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix};$$

[0042] 步骤607、得到完全坐标变换向量 $q = [q_R | q_T]^T = [q_0 q_1 q_2 q_3 q_4 q_5 q_6]^T$ ，求得最小均方差 $d_{ms} = f(q)$ ；

[0043] 步骤608、均方差大于阈值 τ 则返回步骤3，重新迭代，小于阈值 τ 则迭代结束。

[0044] τ 的值为0.001。

[0045] 本发明提供的基于一种粒子群和最近迭代点相结合的散乱点云匹配算法，利用曲面变化度的局部离群系数剔除噪音点，同时对PSO粒子群算法的粗略配准中适应度函数进行了改进，在点云配准中容易选取到噪音点；利用曲面变化度的局部离群系数将离群点剔除，同时控制法向量平行对点云数据进行约束，提高了散乱点云的配准精度。因此，本发明通过整体寻优，为ICP找到最佳的初始位置，避免了ICP陷入局部最优，有效的提高了ICP算法的准确性。

附图说明

[0046] 图1为本发明散乱点云图像配准方法流程图。

具体实施方式

[0047] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

[0048] 如图1所示,基于粒子群和最近迭代点相结合的散乱点云匹配算法包括如下步骤:

[0049] A. 获取图像中点云数据的位置和法向量。

[0050] B. 通过基于曲面变化度的局部离群系数过滤点云数据,参数包括:区域增长半径为0.25,点数小于100、体积小于2,将符合以上参数的区域作为离群点滤除,对于近离群点,SVLOF设定阈值为5。

[0051] 在此引入欠k领域 Nb_k^α 和饱和k领域 Nb_k^β 的概念:

[0052] 给定点集合S及其中一点p,定义该点的欠k领域 Nb_k^α 为点集S中除k点外距离p点最近的k个点的集合;给定该点的饱和k领域 Nb_k^β 为包含p点的k+1个邻近点的集合,即:

$$[0053] \quad Nb_k^\alpha(p) = \left\{ q_i \mid \sum_{i=1}^k q_i - p < \sum_{i=1}^k o_i - p, q_i \neq p, \forall o_i \in S, o_i \neq p \right\}$$

$$[0054] \quad Nb_k^\beta = \{ Nb_k^\alpha(p) \cup p \}$$

[0055] 同时引入曲面变化度 σ_k ,曲面变化度反映了曲面离开切平面的程度。定义曲面变化度 σ_k 为一点极其领域点构成的协方差矩阵 $C_{3 \times 3}$ 的最小特征值 λ_0 与所有特征值之和的比值。

[0056] 协方差矩阵:

$$[0057] \quad C_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \dots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \dots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix}$$

$$[0058] \quad \bar{p} = \frac{\sum_{i=1}^k p_i}{k}$$

[0059] 曲面变化度:

$$[0060] \quad \sigma_k(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}$$

[0061] 其中, \bar{p} 为p邻域的中心,k为计算变化度所用的邻近点个数, $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ 分别表示数据在3个主方向的变化程度,由于协方差矩阵为对称矩阵,其特征值均为正值,故 σ_k 的取值范围为 $[0, 1/3]$ 。

[0062] 曲面变化度识别出潜在离群点,因为如若一点是离群点,则该点处一定具有大的曲面变化度,但是曲面上棱线、角点等特征部分的点同样具有较大的曲面变化度。为了区分离群点与特征点,SVLOF定义为:

$$[0063] \quad SVLOF_k(p) = \frac{\sigma_k^\beta(p)}{\sigma_k^\alpha(p)}$$

[0064] 将离群点分为两类,一类为远离群点云主体的离群点,另一类为靠近点云主体的离群点。采用基于三维区域增长的方法对远离群点进行辨识,而利用SVLOF对近离群点进行鲁棒识别,具体包括以下步骤:

[0065] 步骤11:对于任意散乱点云S,利用基于距离查询的区域增长方法,设定区域增长

半径 r ,区域增长的结果是一系列的点云子集 S_1, S_2, \dots, S_n ,且 $S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_n = S$,其中的某些子集必然是离群点集合。

[0066] 为了有效识别离群点集,提出如下判定准则:

[0067] 子集点数。如果某子集点数过少,则该子集为孤立的离群点集合。

[0068] 子集包围盒体积。如果某子集的包围盒体积过小,则该子集是聚集到一起的离群点。

[0069] 步骤12:计算曲面变化度 σ_k ,识别潜在离群点。经过步骤11处理后,点云中仅剩余近离群点,将曲面变化度大的点识别为潜在离群点。

[0070] 步骤13:对离群点进行判定。对潜在离群点中的点计算SVLOF值,将所得的SVLOF值大于设定容限的点作为离群点,从点中滤除。

[0071] C. 点云数据是三维数据,在PSO中选择7个参数进行优化,即三个平移参数(t_x, t_y, t_z)和三个旋转参数(r_x, r_y, r_z)和缩放参数 μ ,其中 $\mu=1$ 。初始化粒子参数,设

$$[0072] \quad R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, T = [0 \quad 0 \quad 0]$$

[0073] 点云的空间坐标变换公式为:

$$[0074] \quad R = \cos \theta I + (1 - \cos \theta) r r^T + \sin \theta \begin{bmatrix} 0 & -r_z & r_y \\ r_z & 0 & -r_x \\ -r_y & r_x & 0 \end{bmatrix}$$

[0075] 其中: $\theta = \text{norm}(r) = \sqrt{r_x^2 + r_y^2 + r_z^2}$

[0076] 反空间坐标变换公式为:

$$[0077] \quad \sin(\theta) \begin{bmatrix} 0 & -r_z & r_y \\ r_z & 0 & -r_x \\ -r_y & r_x & 0 \end{bmatrix} = \frac{R - R^T}{2}$$

[0078] 其中: $\sin(\theta)=1$ 。

[0079] D. 利用点到点距离最短和法向量平行约束双重约束构造适应度函数,该适应度函数为:

$$[0080] \quad ||R \cdot \text{data1} + T - \text{data2}|| + ||R \cdot \text{Normal1} - \text{Normal2}|| = \text{fitness}$$

[0081] 其中: R 为 3×3 矩阵, T 为 1×3 矩阵。通过不断迭代,得到最优粒子,求得的 R, T 作为ICP迭代配准的初始位置。在两个不同视角下采集的点云集 P, Q 保持 P 的位置不变让 Q 不断靠近 P ,另 $Q_0 = Q$,对 Q_0 进行空间变化得到 Q_1 ,计算所述适应度函数为

$$[0082] \quad ||R \cdot Q_0 + T - Q_1|| + ||R \cdot \text{Normal1} - \text{Normal2}|| = \text{fitness}$$

[0083] 通过不断迭代,得到最优粒子,求得的 R, T 作为ICP迭代配准的初始位置,其中 $\text{Normal1}, \text{Normal2}$ 分别为 Q_0, Q_1 的法向量, fitness 为适应度函数值。

[0084] E. 粒子更新的速度 V 和位置 X 的数学表达式如下:

$$[0085] \quad \begin{cases} v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{best_i} - x_i(t)) + c_2 r_{2j}(t)(g_{best} - x_i(t)) \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases}$$

[0086] 其中： c_1, c_2 为非负的学习参数， r_1, r_2 是介于(0,1)的随机数，用来保持群体的多样性； p_{best_i} 是第*i*个粒子搜索到的局部最好的位置； g_{best} 是整个粒子群迄今为止搜索到的最好位置，通过不断更新粒子的位置，即可得到全局最优时的粒子位置。

[0087] F. 该ICP算法是对待两片拼接的点云首先根据PSO全局搜索确定初始的点集P和Q，其中对应的点对个数为n。然后通过最小二乘法迭代计算最优的坐标变换，即旋转矩阵R和平移矢量T，使得误差函数 $E(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \|q_k - (Rp_k + t)\|^2$ 最小，从而达到精确配准的效果。

[0088] ICP的算法步骤为：

[0089] 步骤21:利用PSO全局搜索最优的粗略配准找到较好初始位置的对应点集P和Q，个数为n。

[0090] 步骤22:计算目标点集P和参考点集Q的重心：

$$[0091] \quad \mu_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i, \mu_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i$$

[0092] 步骤23:由点集P和X构造协方差矩阵：

$$[0093] \quad \sum P, Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(p_i - \mu_p)(q_i - \mu_q)] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [p_i q_i^T] - \mu_p \mu_q^T$$

[0094] 步骤24:由协方差矩阵构造4×4堆成矩阵：

$$[0095] \quad \left(\sum_{P, Q} \right) = \begin{bmatrix} tr(\sum_{P, Q}) & \Delta \\ \Delta & \sum_{P, Q} + \sum_{P, Q}^T - tr(\sum_{P, Q}) I_3 \end{bmatrix}$$

[0096] 其中： I_3 是3×3单位矩阵， $tr(\sum_{P, Q})$ 是矩阵 $(\sum_{P, Q})$ 的迹， $\Delta = [A_{2 \ 3} \ A_{3 \ 1}]^T$ ， $A_{ij} = (\sum_{P, Q} + \sum_{P, Q}^T)_{ij}$

[0097] 步骤25:计算协方差的特征值和特征向量，其最大特征值对应的特征向量即为最佳旋转向量：

$$[0098] \quad q_R = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$$

[0099] 步骤26:计算最佳平移向量：

$$[0100] \quad q_T = \mu_q - R(q_R) \mu_p$$

$$[0101] \quad \text{其中: } R(q_R) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_2 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}$$

$$[0102] \quad \text{步骤27:得到完全坐标变换向量 } q = [q_R \ | \ q_T]^T = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ q_5 \ q_6 \ q_7]^T,$$

求得最小均方差 $d_{ms} = f(q)$ ；

[0103] 步骤28:均方差大于阈值返回C,重新迭代,小于阈值则迭代结束。

[0104] 表1为改进后的PSO-ICP算法和PSO-ICP优化结果。

[0105] 表1

enhanced PSO-ICP		PSO-ICP	
数据点数	运行时间/s	数据点数	运行时间/s
43044	183.36	43044	
258.43			
88330	178.20	81499	
697.12			
120943	171.64	117102	
955.66			

[0107] 本发明方案所公开的技术手段不仅限于上述实施方式所公开的技术手段,还包括由以上技术特征任意组合所组成的技术方案。

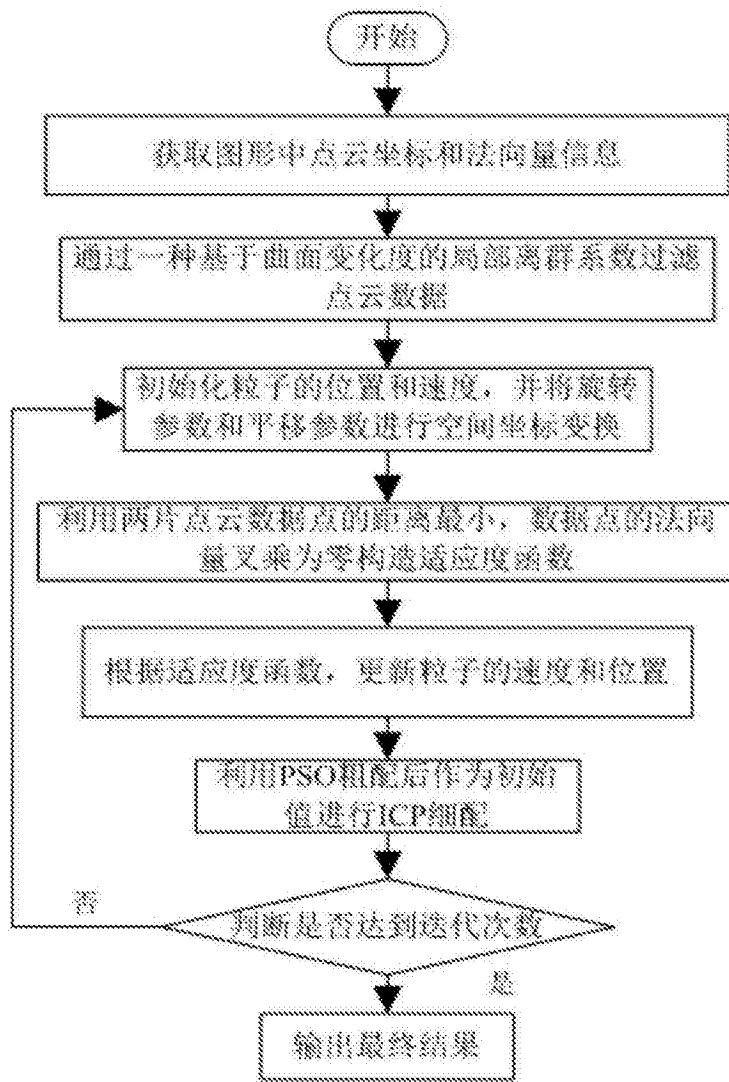


图1