



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109523582 B

(45) 授权公告日 2021. 08. 06

(21) 申请号 201811050394.6

(22) 申请日 2018.09.10

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109523582 A

(43) 申请公布日 2019.03.26

(73) 专利权人 中国矿业大学(北京)
地址 100083 北京市海淀区学院路丁11号

(72) 发明人 许志华 徐二帅 吴立新

(51) Int. Cl.
G06T 7/33 (2017.01)

(56) 对比文件
CN 104143210 A, 2014.11.12
CN 105118059 A, 2015.12.02
蔡文娜等. 一种基于法向量夹角的点云配准方法.《天津理工大学学报》.2018,

李敏. 基于多尺度特征提取的3D点云配准的4PCS算法.《中国优秀硕士学位论文全文数据库(电子期刊) 信息科技辑》.2010,

蔡晋茹等. 基于散乱点云的多尺度特征点提取算法.《计算机工程与设计》.2016,

Dror Aiger等. 4-Points Congruent Sets for Robust Pairwise Surface Registration.《ACM Transactions on Graphics》.2008,

审查员 苏玉兰

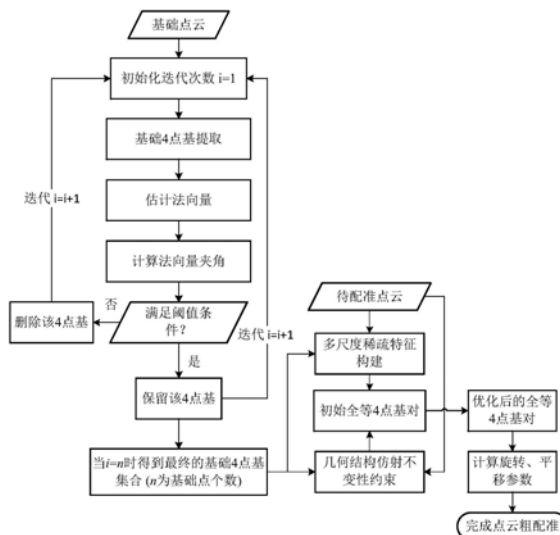
权利要求书2页 说明书6页 附图6页

(54) 发明名称

一种顾及法向量和多尺度稀疏特征的点云粗配准方法

(57) 摘要

本专利公开了一种顾及法向量和多尺度稀疏特征的点云粗配准方法: 首先, 在基础点云中迭代确定多组4点基, 并计算4点基中各点邻域范围内的法向量及任意两点法向量夹角, 通过设定向量夹角阈值, 可有效删除几何结构性较弱的4点基, 进而可减少全等4点基对的搜索次数, 提高点云配准效率; 其次, 在待匹配点云中寻找全等4点基时加入了邻域内的多维点特征匹配, 采用同名点基特征一致性准则对全等4点基进行优化调整; 最后采用优化后的全等4点基对计算两站点云间的旋转和平移参数, 完成点云粗配准, 为点云精配准提供较好的初始位置。



1. 一种顾及法向量和多尺度稀疏特征的点云粗配准方法,其特征在于,该方法包括:

(1) 顾及法向量约束的基础四点基优选,包含以下几个步骤:

(1) 初始化参数,基础点云中点数为 n ,迭代参数 $i=1$,基础点云中的4点基集合 $B=\{\Phi\}$;

(2) 从基准点云中随机选取3个点构成平面,记为 (p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}) ,按式(1)计算满足条件的第4点坐标 p_{4i} ,组成一个4点基集合,记为 $B^i = \{p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}, p_{4i}\}$,

$$\begin{cases} L = (S \times \lambda)^2 \\ \|\overline{p_{1i}p_{4i}}\| \geq L \\ \|\overline{p_{2i}p_{4i}}\| \geq L \\ \|\overline{p_{3i}p_{4i}}\| \geq L \\ \overline{Op_{4i}} = a\overline{Op_{1i}} + b\overline{Op_{2i}} + c\overline{Op_{3i}} \\ a + b + c = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, L 为常数变量,表示4点集的最小点间隔, S 为基准点云的最大覆盖长度, λ 为常数,一般设为 $0.2 \sim 0.3$, p_{4i} 为4点基中第4个点的坐标, O 为 (p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}) 平面上的任意一点坐标, a, b, c 为常数;

(3) 按式(2)计算 B^i 中各点 k 邻域范围内的法向量, k 为常数,记为 $N^i = \{\vec{n}_{p_{1i}}, \vec{n}_{p_{2i}}, \vec{n}_{p_{3i}}, \vec{n}_{p_{4i}}\}$,

$$\begin{cases} C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_{i1} - \bar{p})(p_{i1} - \bar{p})^T \\ C \cdot \vec{v}_l = \lambda_l \cdot \vec{v}_l, l \in \{1, 2, 3\} \end{cases} \quad (2)$$

k 为 p_{1i} 临近点数目, \bar{p} 表示最近邻元素三维质心, \vec{v}_l 表示第 l 个特征向量, λ_l 表示第 l 个特征值,利用主成分分析法选取 λ_1 中最小值作为 p_{1i} 处的法向量,记做 $\vec{n}_{p_{1i}}(n_{p_{1i}x}, n_{p_{1i}y}, n_{p_{1i}z})$;

(4) 按式(3)计算 $N^i = \{\vec{n}_{p_{1i}}, \vec{n}_{p_{2i}}, \vec{n}_{p_{3i}}, \vec{n}_{p_{4i}}\}$ 中任意两法向量夹角,分别记为 $\alpha_{p_{1i}p_{2i}}, \alpha_{p_{1i}p_{3i}}, \alpha_{p_{1i}p_{4i}}, \alpha_{p_{2i}p_{3i}}, \alpha_{p_{2i}p_{4i}}, \alpha_{p_{3i}p_{4i}}$,计算法向量夹角的最大值 $\alpha_{\max} = \arg \max(\alpha_{p_{1i}p_{2i}}, \alpha_{p_{1i}p_{3i}}, \alpha_{p_{1i}p_{4i}}, \alpha_{p_{2i}p_{3i}}, \alpha_{p_{2i}p_{4i}}, \alpha_{p_{3i}p_{4i}})$,若 $\alpha_{\max} < \delta$, δ 为阈值,舍弃该4点基,否则 $B \leftarrow \{B, B^i\}, i \leftarrow i+1$,

$$\alpha_{v_1v_2} = \arccos\left(\frac{\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2}{\|\vec{v}_1\| \cdot \|\vec{v}_2\|}\right) \quad (3)$$

\vec{v}_1, \vec{v}_2 是两个三维空间向量;

(5) 重复(2)~(4),直到 $i=n$,得到基础点云中的全部4点基集合 B ;

2) 基于多尺度稀疏特征匹配的全等四点对优化,包含以下几个步骤:

(1) 寻找基础点云和待配准点云中的初始4点基对:首先,针对基础点云中的任意一组4

点基 $J = \{p_1, p_2, p_3, p_4\} \in B$, 按式(4)~(6)在待匹配点云中寻找 J 对应的近似全等4点基, 重复该步骤直到完成 B 中所有4点基的匹配, 找到初始匹配4点基集合, 记为 S , 包含4点基个数与 B 相等, 即 $\text{card}(B) = \text{card}S()$; 其次, 选取 B 、 S 中具有最大点云覆盖范围的一对4点基作为初始全等4点基对, 分别记为 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\}$ 和 $S^0 = \{q_1^0, q_2^0, q_3^0, q_4^0\}$,

$$\begin{cases} \lambda_1 = \|p_1 - e_1\| / \|p_1 - p_4\| & \lambda_3 = \|q_2 - e_2\| / \|q_1 - q_4\| \\ \lambda_2 = \|p_2 - e_1\| / \|p_2 - p_3\| & \lambda_4 = \|q_2 - e_2\| / \|q_2 - q_3\| \end{cases} \quad (4)$$

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 为距离仿射不变比值, 满足 $\lambda_1 = \lambda_3, \lambda_2 = \lambda_4$,

$$\begin{cases} \|p_4 - p_1\| - \|q_4 - q_1\| < \varepsilon \\ \|p_3 - p_2\| - \|q_3 - q_2\| < \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

ε 为阈值, 近似为零,

$$\theta_1 = \theta_2 \quad (6)$$

θ_1 和 θ_2 分别为 J 和 S 中4点基连线的夹角;

(2) 针对 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\} \in B$, 确定其初始全等4点基 $S^0 = \{q_1^0, q_2^0, q_3^0, q_4^0\}$ 各点 R 半径内所有点作为候选匹配点, 记为 $S^{0R} = \{q_1^R, q_2^R, q_3^R, q_4^R\}$;

(3) 构建多尺度点特征, 利用快速点特征直方图或旋转图像算法构建每个点 $q \in S^{0R}$ 的特征描述子, 考虑点云的复杂性, 特征描述采用三种不同的尺度半径, 即 $r, r+dr$ 和 $r+2dr$, 其中 r 为最小半径尺度, dr 为尺度增长间隔, 最终的多尺度特征描述子记为:

$$\bar{X} = \langle \bar{X}_r, \bar{X}_{r+dr}, \bar{X}_{r+2dr} \rangle;$$

(4) 按式(7)对多尺度点特征进行稀疏表达, 减少特征描述子的冗余信息,

$$\arg \min(\|\bar{X} - \vec{V}\vec{U}\|_2^2 + \lambda\|\vec{U}\|_1), \quad \|\vec{V}_k\| \leq 1, \forall k = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

其中 $\bar{X} = [x_1, x_2, \dots, x_q]^T$ 表示基于点的特征向量, $\vec{U} = [u_1, u_2, \dots, u_q]^T$ 为多维特征向量 X 的稀疏表示, N 代表字典中的单词个数, $\vec{V} = [v_1, v_2, \dots, v_N]$ 表示稀疏编码中的词汇表, λ 参数用来控制稀疏表示的维度;

(5) 按式(8)计算 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\}$ 与 $S^{0R} = \{q_1^R, q_2^R, q_3^R, q_4^R\}$ 中各点的稀疏特征相似度, 记为 ρ ,

$$\rho_{XY} = \frac{\sum(\bar{X} - \bar{\bar{X}}) \times (\bar{Y} - \bar{\bar{Y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\bar{X}_i - \bar{\bar{X}})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (\bar{Y}_i - \bar{\bar{Y}})^2}} \quad (8)$$

其中 \bar{X} , \bar{Y} 表示两点的特征向量, $\bar{\bar{X}}$, $\bar{\bar{Y}}$ 表示多维度特征的均值向量, N 表示特征维度;

(6) 确定优化后的全等4点基 $S^1 = \{q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1\}$, 满足 $S^1 = \arg \max\{\rho_{JS^{0R}}\}$, 若 $\rho_{JS^{0R}} > \sigma$, σ 为阈值, 则确定最终的全等4点基对为 $C = \{J^0, S^1\}$, 否则, $C = \{J^0, S^0\}$;

(7) 利用 C 中的一对同名4点基计算两点云的旋转矩阵, 完成点云粗配准。

一种顾及法向量和多尺度稀疏特征的点云粗配准方法

技术领域

[0001] 本发明涉及空间信息观测技术领域,具体涉及一种三维激光点云的粗配准方法。

背景技术

[0002] 近年来,三维激光扫描技术已成为获取物体表面三维信息的主要手段,在城市建设、工程测量、考古和医学等领域得到广泛应用。针对大型场景或复杂地物,为获取完备的点云信息,需要从不同角度进行多站扫描。由于每站三维扫描数据均具有独立的测站坐标系,因此将多站点云整合到统一的坐标系成为点云数据处理的首要任务,该过程称为点云配准。

[0003] 点云配准一般包括两个步骤,即全局粗配准和局部精配准。通过全局点云粗配准,获得多站点云相对统一坐标系统的初始旋转和平移参数,在此基础上使用局部点云精配准优化粗配准结果。当前,对点云粗配准的研究中,基于随机抽样一致算法(random sample consensus, RANSAC)框架的点云配准方法得到了快速的发展,其中配准效果较好的4点基(4-points congruent sets, 4PCS)^[1]算法受到广泛关注。4PCS算法的基本原理为:首先在基础点云中构建共面四点基,计算四点间具有仿射不变特性的距离比值,用来描述该4点的几何拓扑关系;然后在待配准点云中寻找与基础点云中共面4点几何拓扑关系一致的四点基;最后利用两站点云中的近似同名的4点基对计算两站点云之间的旋转和平移参数,实现点云粗配准。众多学者在4PCS算法的基础上提出了一系列衍生算法。例如,Super 4PCS^[2]算法在4PCS的基础上提出了高效的同名4点基索引机制,提高了点云配准的时间效率;K-4PCS (Keypoint based 4-Points Congruent Sets)^[3]算法提取点云中的主要关键点,以此为基础进行4点基匹配,减少了4点基搜索次数,在保证点云配准精度的基础上提高了效率。

[0004] 点云精配准,多采用迭代最近点匹配算法(iterative closest point, ICP)^[4],该算法采用迭代搜索不同点云中的最邻近点估计旋转和平移参数,不断优化点云配准精度。然而该方法的点云精配精度和效率取决于点云粗配准的质量,即粗配准后多站点云间的相对位置,粗配准结果越准,ICP算法的结果越好,反之亦反。因此,点云粗配准在点云配准过程中显得尤为重要。当前,4PCS算法在确定同名4点基对的过程中采用降采样策略,导致得到的4点基对并非严格意义上的同名点基,以此计算多站点云间的旋转和平移参数,易导致较大的粗配准偏差,因此在多站点云中寻找准确的名同4点基对提高点云配准精度具有重要意义。

[0005] 本专利针对点云粗配准的特点,设计了一种顾及法向量和多尺度稀疏特征约束的同名4点基确定方法,服务于点云粗配准。该方法在提取多站点云4点基的过程中加入了法向量的阈值约束,滤除法向量夹角较小的4点基,提高了点云配准的效率和可靠性;同时,为了获得多站点云间的同名4点基,本专利在初始同名4点基的基础上,加入了邻域特征相似度判断,优化多站点云中的同名4点基,从而提高点云粗配准精度,该专利可满足大型场景或复杂地物多站点云自动、高精度配准的需求。

[0006] 参考文献

[0007] [1]Aiger D,Mitra N J,Cohen-Or D.4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[C]//ACM Transactions on Graphics(TOG).ACM,2008,27(3):85.

[0008] [2]Mellado N,Aiger D,Mitra N J.Super 4pcs fast global pointcloud registration via smart indexing[C]//Computer Graphics Forum.2014,33(5):205-215.

[0009] [3]Theiler P W,Wegner J D,Schindler K.Markerless point cloud registration with keypoint-based 4-points congruent sets[J].ISPRS Annals of Photogrammetry,Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2013,1(2):283-288.

[0010] [4]Besl,P.J.and McKay,N.D.,1992.A method for registration of 3-D shapes.IEEE T.Pattern Anal.14(2),pp.239-256.

三、发明内容

[0011] (一)解决的技术方案

[0012] 本发明所要解决的技术问题是:针对大型场景或复杂地物三维信息获取,三维激光扫描测站多,分辨率不同,导致点云配准效率低、精度差的问题,设计一种针对三维激光扫描点云的粗配准方法。该发明以主流的4PCS点云粗配准算法为基础,在提取基础4点基时加入4点间的法向量角度限制,增强了4点基的几何拓扑结构;同时,在确定多站点云间的同名4点基时加入邻域点间的特征相似度判断,提高了多站点间同名4点基的特征一致性;最后利用确定后的同名4点基计算多站点间的旋转和平移参数,实现点云粗配准,从而为点云精配准提供较优的初始位置。

[0013] (二)技术方案

[0014] 1.顾及法向量约束的基础四点基优选

[0015] 4PCS及其衍生算法采用随机采样的方式在基础点云中选取平面4点基,易导致所选4点基在一个平面地物中,缺乏较强的空间几何拓扑结构,以该类平面4点基对进行配准参数估计,易导致较大的配准偏差。此外,该类4点基的匹配过程耗费了大量时间,导致点云配准的效率低。针对上述问题,本专利采用顾及法向量角度约束的基础4点基优选方法,在保证基础4点基具有较强空间拓扑结构的基础上精简基础4点基个数,进而提高点云配准的效率和精度。具体实现步骤如下:

[0016] 1) 初始化参数,基础点云中点数为 n ,迭代参数 $i=1$,基础点云中的4点基集合 $B=\{\Phi\}$;

[0017] 2) 从基准点云中随机选取3个点构成平面,记为 (p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}) ,按共面条件计算第4个点的坐标 p_{4i} ,组成一个4点基集合,记为 $B^i = \{p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}, p_{4i}\}$;

[0018] 3) 计算 B^i 中各点 k 邻域(k 为常数)范围内的法向量,记为 $N^i = \{\vec{n}_{p_{1i}}, \vec{n}_{p_{2i}}, \vec{n}_{p_{3i}}, \vec{n}_{p_{4i}}\}$;

[0019] 4) 计算 $N^i = \{\vec{n}_{p_{1i}}, \vec{n}_{p_{2i}}, \vec{n}_{p_{3i}}, \vec{n}_{p_{4i}}\}$ 中任意两法向量夹角,分别记为 $\alpha_{p_{1i}p_{2i}}, \alpha_{p_{1i}p_{3i}}, \alpha_{p_{1i}p_{4i}}, \alpha_{p_{2i}p_{3i}}, \alpha_{p_{2i}p_{4i}}, \alpha_{p_{3i}p_{4i}}$,计算法向量夹角的最大值 $\alpha_{\max} =$

$\arg \max (\alpha_{p_{1i}p_{2i}}, \alpha_{p_{1i}p_{3i}}, \alpha_{p_{1i}p_{4i}}, \alpha_{p_{2i}p_{3i}}, \alpha_{p_{2i}p_{4i}}, \alpha_{p_{3i}p_{4i}})$, 若 $\alpha_{\max} < \delta$ (δ 为阈值), 舍弃该4点基, 否则 $B \leftarrow \{B, B^i\}$, $i \leftarrow i+1$;

[0020] 5) 重复2) ~4), 直到 $i=n$, 得到基础点云中的全部4点基集合B。

[0021] 2. 基于多尺度稀疏特征匹配的全等四点对优化方法

[0022] 利用4PCS或其衍生算法确定的不同点云中拓扑结构相似的4点基对并完全匹配的同名4点基对, 也即该4个点基对之间可能存在少量的偏差或错误。针对该问题, 本专利提出了基于多尺度稀疏特征匹配的全等4点对优化方法, 具体方法如下:

[0023] 1) 使用仿射不变约束寻找基础点云和待配准点云中匹配的初始4点基对, 分别记为 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\}$ 和 $S^0 = \{q_1^0, q_2^0, q_3^0, q_4^0\}$;

[0024] 2) 针对 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\} \in B$, 确定其初始全等4点基 $S^0 = \{q_1^0, q_2^0, q_3^0, q_4^0\}$ 中各点R半径内的所有点作为候选匹配点, 记为 $S^{OR} = \{q_1^R, q_2^R, q_3^R, q_4^R\}$;

[0025] 3) 构建多尺度点特征, 利用多种点特征提取算法, 如快速点特征直方图, 旋转图像等构建每个点 $q \in S^{OR}$ 的特征描述子, 考虑点云的复杂性, 特征描述采用三种不同的尺度半径, 即 $r, r+dr$ 和 $r+2dr$, 其中 r 为最小半径尺度, dr 为尺度增长间隔, 得到最终的多尺度特征描述子记为: $\bar{X} = \langle \bar{X}_r, \bar{X}_{r+dr}, \bar{X}_{r+2dr} \rangle$;

[0026] 4) 对多尺度点特征进行稀疏表达, 减少特征描述子的冗余信息;

[0027] 5) 计算 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\}$ 与 $S^{OR} = \{q_1^R, q_2^R, q_3^R, q_4^R\}$ 中各点的稀疏特征相似度, 记为 ρ ;

[0028] 6) 确定优化后的全等4点基 $S^1 = \{q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1\}$, 满足 $S^1 = \arg \max \{\rho_{JS^{OR}}\}$, 若 $\rho_{JS^{OR}} > \sigma$, (σ 为阈值, 如0.8), 则确定最终的全等4点基对为 $C = \{J^0, S^1\}$, 否则, $C = \{J^0, S^0\}$ 。

[0029] 7) 利用C中的一对同名4点基计算两点云的旋转矩阵, 完成点云粗配准。

[0030] (三) 有益效果

[0031] 1、利用本发明, 能够有效滤除不合理4点基, 在保证最终配准精度的情况下, 提高配准时间效率。

[0032] 2、利用本发明, 使用点局部多尺度稀疏特征, 找到多站点云中具有拓扑结构仿射不变性和邻域特征相似性的全等4点基对, 能够极大提高点云粗配准精度。

四、附图说明

[0033] 图1顾及法向量和多尺度稀疏特征约束的三维激光点云粗配准方法流程图。

[0034] 图2基础点云中第i次迭代生成的具有几何结构仿射不变性的共面4点基示意图。

[0035] 图3共面四点基构建四点邻域法向量示意图。

[0036] 图4(a) ~ 图4(f) 计算第i个4点基任意两点法向量夹角示意图。

[0037] 图5(a) ~ 图5(f) 计算第i+1个4点基中任意两点法向量夹角示意图。

[0038] 图6具有几何结构仿射不变性的全等4点对示意图。

[0039] 图7利用多尺度稀疏特征匹配策略优化全等4点对示意图。

五、具体实施方式

[0040] 1. 顾及法向量约束的基础四点基优选

[0041] 以图2、图3、图4、图5为例, 详细说明顾及法向量约束的基础四点基优选过程, 图中圆点代表了基础4点基的位置, 两对点的连线及其交点使该4点基具有了几何结构仿射不变特点。其具体实施方式如下:

[0042] 步骤1: 初始化参数, 基础点云中点数为 n , 迭代参数 $i = 1$, 基础点云中的4点基集合 $B = \{\Phi\}$;

[0043] 步骤2: 如图2所示, 利用4PCS算法迭代 i 次后在基础点云中确定的共面四点: 从基准点云中随机选取3个点构成平面, 记为 (p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}) , 按式(1)计算满足条件的第4点坐标 p_{4i} , 组成一个4点基集合, 记为 $B^i = \{p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}, p_{4i}\}$,

$$[0044] \begin{cases} L = (S \times \lambda)^2 \\ \|\overline{p_{1i}p_{4i}}\| \geq L \\ \|\overline{p_{2i}p_{4i}}\| \geq L \\ \|\overline{p_{3i}p_{4i}}\| \geq L \\ \overline{Op_{4i}} = a\overline{Op_{1i}} + b\overline{Op_{2i}} + c\overline{Op_{3i}} \\ a + b + c = 1 \end{cases} \quad (1)$$

[0045] 其中, L 为常数变量, 表示4点集的最小点间隔, S 为基准点云的最大覆盖长度, λ 为常数, 一般设为 $0.2 \sim 0.3$, p_{4i} 为4点基中第4个点的坐标, O 为 (p_{1i}, p_{2i}, p_{3i}) 平面上的任意一点坐标, a, b, c 为常数。

[0046] 步骤3: 如图3所示, 按式(2)计算 B^i 中每个4点基中各点 k 邻域(k 为常数)范围内的法向量, 记为 N^i

$$[0047] \begin{cases} C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_{i1} - \bar{p})(p_{i1} - \bar{p})^T \\ C \cdot \vec{v}_l = \lambda_l \cdot \vec{v}_l, l \in \{1, 2, 3\} \end{cases} \quad (2)$$

[0048] k 为 p_{i1} 临近点数目, \bar{p} 表示最近邻元素三维质心, \vec{v}_1 表示第1个特征向量, λ_1 表示第1个特征值, 利用主成分分析法选取 λ_1 中最小值作为 p_{i1} 处的法向量, 记做 $\vec{n}_{p_{i1}}(n_{p_{i1}x}, n_{p_{i1}y}, n_{p_{i1}z})$;

[0049] 步骤4: 按式(3)计算 N^i 中任意两点法向量夹角。图4、图5分别表示第 i 和第 $i+1$ 组4点基中各点法向量的计算结果, 分别为 $\alpha_{p_{i1}p_{i2}} = 60^\circ$, $\alpha_{p_{i1}p_{i3}} = 33^\circ$, $\alpha_{p_{i1}p_{i4}} = 8^\circ$, $\alpha_{p_{i2}p_{i3}} = 12^\circ$, $\alpha_{p_{i2}p_{i4}} = 55^\circ$, $\alpha_{p_{i3}p_{i4}} = 28^\circ$, $\alpha_{p_{(i+1)1}p_{(i+1)2}} = 30^\circ$, $\alpha_{p_{(i+1)1}p_{(i+1)3}} = 20^\circ$, $\alpha_{p_{(i+1)1}p_{(i+1)4}} = 35^\circ$, $\alpha_{p_{(i+1)2}p_{(i+1)3}} = 16^\circ$, $\alpha_{p_{(i+1)2}p_{(i+1)4}} = 13^\circ$, $\alpha_{p_{(i+1)3}p_{(i+1)4}} = 19^\circ$ 。

[0050] 步骤5: 计算四点基法向量夹角的最大值 $\alpha_{\max i} = \alpha_{p_{i1}p_{i2}} = 60^\circ$, $\alpha_{\max(i+1)} = \alpha_{p_{(i+1)1}p_{(i+1)4}} = 35^\circ$, 设置四点基法向量夹角限制阈值 $\delta = 50^\circ$ 。

[0051] 判断: $\alpha_{\max i} = 60^\circ > \delta = 50^\circ$ 满足共面四点基点间法向量最小差异阈值, 4点基具有较

强的几何鲁棒性,更新 $B \leftarrow \{B, (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, p_{i4})\}$; $\alpha_{\max(i+1)} = 35^\circ < \delta = 50^\circ$,表明4点基 $(p_{(i+1)1}, p_{(i+1)2}, p_{(i+1)3}, p_{(i+1)4})$ 中各点间的法向量方向相差较小,可能在一个平面地物上,导致该4点基具有较弱的几何结构,导致点云配准精度较差,因此舍弃该共面四点基。

[0052] 步骤6:重复步骤2-5,迭代寻找所有符合角度 δ 限制的基础四点基,直到 $i = n$, n 为基础点云中的点个数,得到优化四点基集合 B 。

[0053] 至此,所有符合 δ 角度限制的四点基寻找完毕,滤除了不合理四点基集合,提高了四点基空间分布合理性,精简了基础点云中的4点基个数,进而减少了目标点云中搜索同名4点基的次数,提高了点云配准的时间效率。

[0054] 2.基于多尺度稀疏特征匹配的全等四点对优化方法

[0055] 本专利提出使用仿射不变约束联合多尺度稀疏点特征的方式来完成复杂点云配准工作。首先使用仿射不变约束寻找最优全等四点集,完成多站激光点云粗略配准,然后构建目标点云中全等四点集 R 邻域半径,计算 R 邻域内所有点多尺度稀疏特征,通过与对应基础四点基特征匹配的方式寻找同名四点对。具体实施方式如下:

[0056] 步骤1:如图6所示,寻找基础点云和待配准点云中的初始4点基对:首先,针对基础点云中的任意一组4点基 $J = \{p_1, p_2, p_3, p_4\} \in B$,按式(4)~(6)在待匹配点云中寻找 J 对应的近似全等4点基,重复该步骤直到完成 B 中所有4点基的匹配,找到初始匹配4点基集合,记为 S ,包含4点基个数与 B 相等,即 $\text{card}(B) = \text{card}(S)$;其次,选取 B, S 中具有最大点云覆盖范围的一对4点基作为初始全等4点基对,分别记为 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\}$ 和 $S^0 = \{q_1^0, q_2^0, q_3^0, q_4^0\}$;

$$[0057] \quad \begin{cases} \lambda_1 = \|p_1 - e_1\| / \|p_1 - p_4\| \\ \lambda_2 = \|p_2 - e_1\| / \|p_2 - p_3\| \end{cases}, \begin{cases} \lambda_3 = \|q_2 - e_2\| / \|q_1 - q_4\| \\ \lambda_4 = \|q_2 - e_2\| / \|q_2 - q_3\| \end{cases} \quad (4)$$

[0058] $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 为距离仿射不变比值,满足 $\lambda_1 = \lambda_3, \lambda_2 = \lambda_4$ 。

$$[0059] \quad \begin{cases} \|p_4 - p_1\| - \|q_4 - q_1\| < \varepsilon \\ \|p_3 - p_2\| - \|q_3 - q_2\| < \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

[0060] ε 为阈值,近似为零。

$$[0061] \quad \theta_1 = \theta_2 \quad (6)$$

[0062] θ_1 和 θ_2 分别为 J 和 S 中4点基连线的夹角。

[0063] 步骤2:针对 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\} \in B$,确定其初始全等4点基 $S^0 = \{q_1^0, q_2^0, q_3^0, q_4^0\}$ 各点 R 半径内所有点作为候选匹配点,记为 $S^{0R} = \{q_1^R, q_2^R, q_3^R, q_4^R\}$;

[0064] 步骤3:构建多尺度点特征,即利用多种点特征提取算法,如快速点特征直方图,旋转图像和多维几何特征等构建每个点 $q \in S^{0R}$ 的特征描述子,考虑点云的复杂性,特征描述采用三种不同的尺度半径,即 $r, r+dr$ 和 $r+2dr$,其中 r 为最小半径尺度, dr 为尺度增长间隔,最终的多尺度特征描述子记为: $\bar{X} = \langle \bar{X}_r, \bar{X}_{r+dr}, \bar{X}_{r+2dr} \rangle$,由于上述特征描述子在既定尺度半径中的特征维度分别为33,153和26,三个尺度半径提取的最终多尺度特征描述子为一个636维的向量;

[0065] 步骤4:按式(7)对多尺度点特征进行稀疏表达,减少特征描述子的冗余信息;

$$[0066] \quad \arg \min(\|\vec{X} - \vec{V}\vec{U}\|_2^2 + \lambda\|\vec{U}\|_1), \|\vec{V}_k\| \leq 1, \forall k = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

[0067] 其中 $\vec{X} = [x_1, x_2, \dots, x_q]^T$ 表示基于点的特征向量, $\vec{U} = [u_1, u_2, \dots, u_q]^T$ 为多维特征向量X的稀疏表示, N代表字典中的单词个数, $\vec{V} = [v_1, v_2, \dots, v_N]$ 表示稀疏编码中的词汇表, λ 参数用来控制稀疏表示的维度;

[0068] 步骤5: 按式 (8) 计算 $J^0 = \{p_1^0, p_2^0, p_3^0, p_4^0\}$ 与 $S^{0R} = \{q_1^R, q_2^R, q_3^R, q_4^R\}$ 中各点的稀疏特征相似度, 记为 ρ

$$[0069] \quad \rho_{XY} = \frac{\sum(\bar{X} - \bar{\bar{X}}) \times (\bar{Y} - \bar{\bar{Y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\bar{X}_i - \bar{\bar{X}})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (\bar{Y}_i - \bar{\bar{Y}})^2}} \quad (8)$$

[0070] 其中 \bar{X}, \bar{Y} 表示两点的特征向量, $\bar{\bar{X}}, \bar{\bar{Y}}$ 表示多维度特征的均值向量, N表示特征维度。

[0071] 步骤6: 确定优化后的全等4点基 $S^1 = \{q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1\}$, 满足 $S^1 = \arg \max\{\rho_{JS^{0R}}\}$, 若 $\rho_{JS^{0R}} > \sigma$, (σ 为阈值, 如 0.8), 则确定最终的全等4点基对为 $C = \{J^0, S^1\}$, 否则, $C = \{J^0, S^0\}$ 。

[0072] 图7为特征相似判断示意图, 初始匹配的全等4点基对为 $J_0 = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$, $S^0 = \{q_1, q_2, q_3, q_4\}$, 设置全等阈值 $\lambda = 0.8$ (λ 的取值范围为 $(-1, 1)$, λ 的值越靠近 1 匹配效果越好), 依次匹配 J_0 中各点与 S^0 各点邻域候选点的特征相似度。图示结果表明, $\rho_{p_1q_1}$ 为 p_1 与 q_1 邻域点特征相似度最大值, 且 $\rho_{p_1q_1} > 0.8$, 因此更新 p_1 点的匹配点为 q_1^1 , 同理, 更新 p_2 和 p_4 的匹配点为 q_2^1 和 q_4^1 。然而, $\rho_{p_3q_3}$ 为 p_3 点与 q_3 邻域点特征相似度最大值, 但 $\rho_{p_3q_3} < 0.8$, 则保持 p_3 的初始匹配点不变, 为 q_3 。据此, 得到 $J_0 = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ 优化后的全等匹配4点基为 $S^1 = \{q_1^1, q_2^1, q_3, q_4^1\}$ 。

[0073] 步骤7: 利用 J_0 和 S^1 中的一对同名4点基计算两点云的旋转和平移矩阵, 完成点云粗配准。

[0074] 以上所述的具体实施例, 对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明, 所应理解的是, 以上所述仅为本发明的具体实施例而已, 并不用于限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内, 所做的任何修改、等同替换、改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

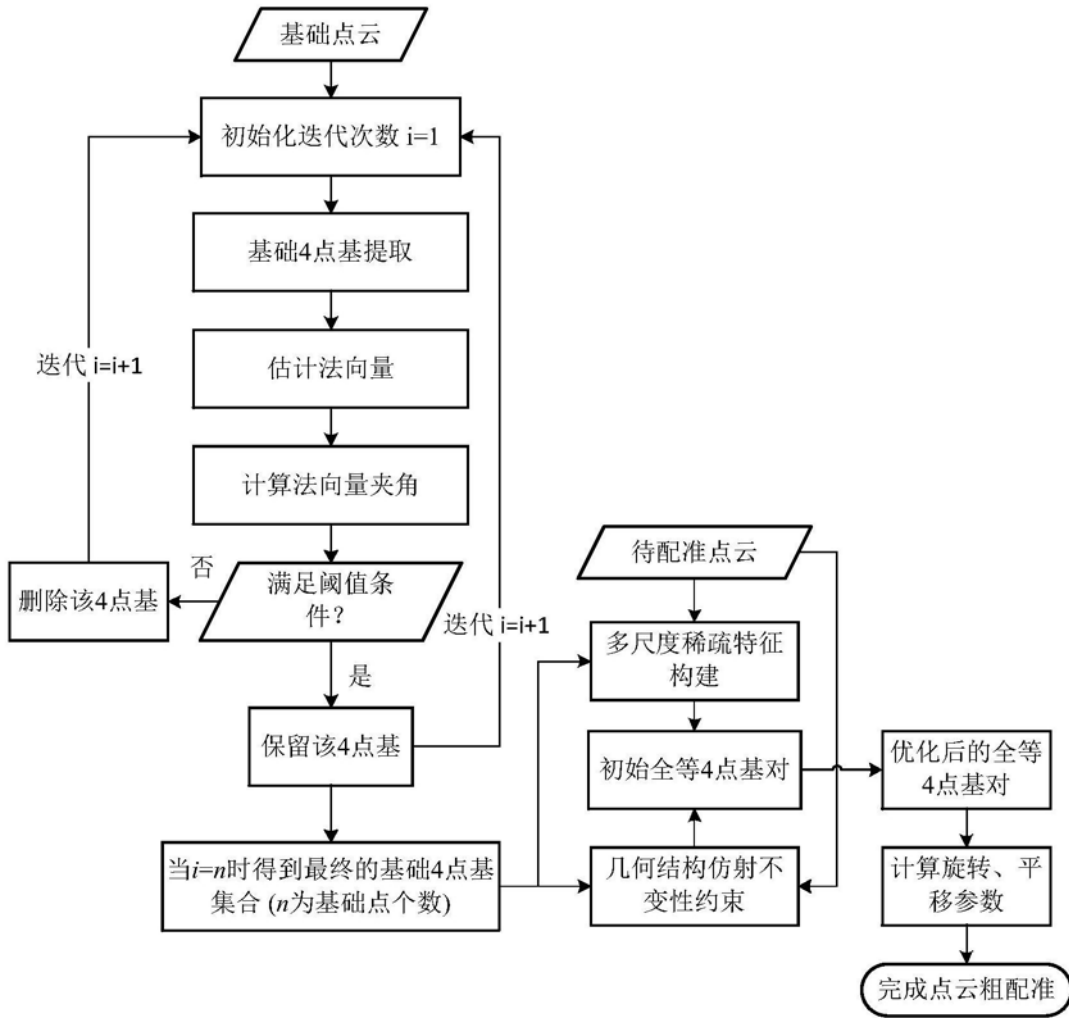


图1

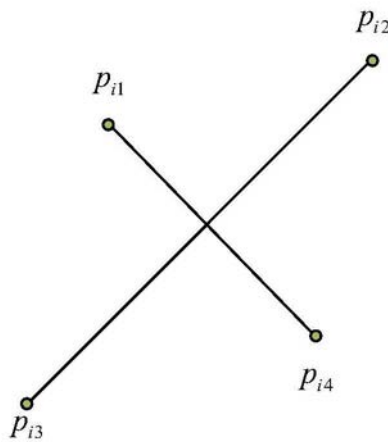


图2

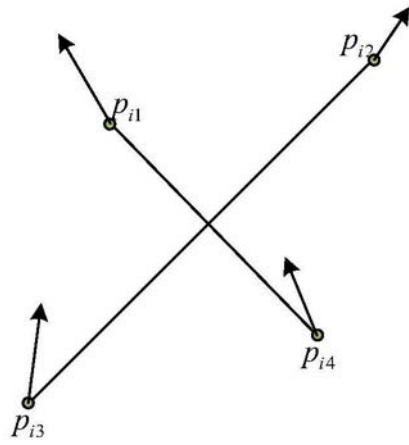


图3

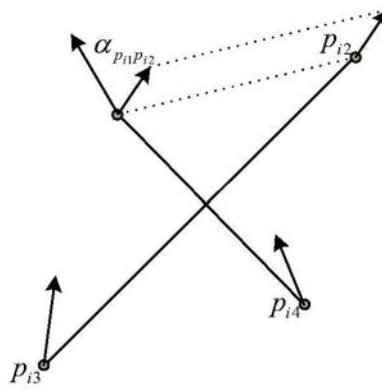


图4 (a)

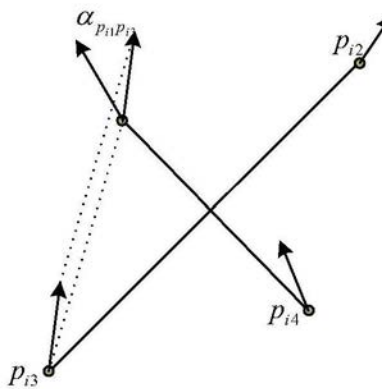


图4 (b)

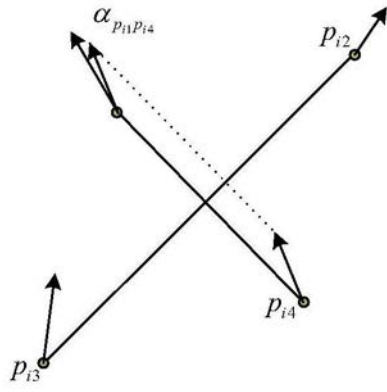


图4(c)

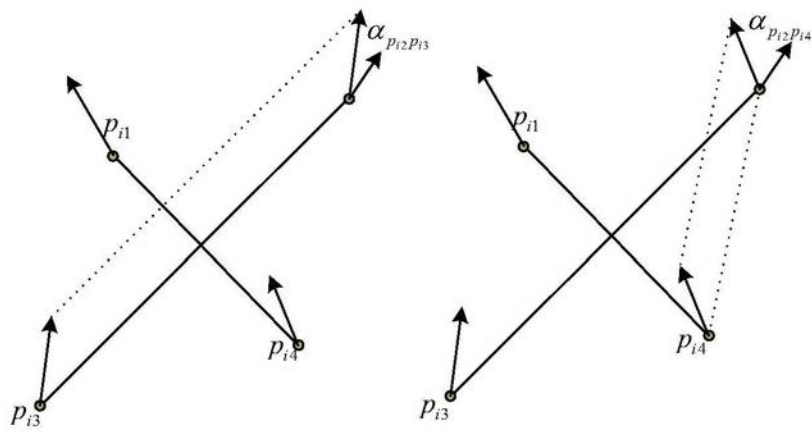


图 4(d)

图 4(e)

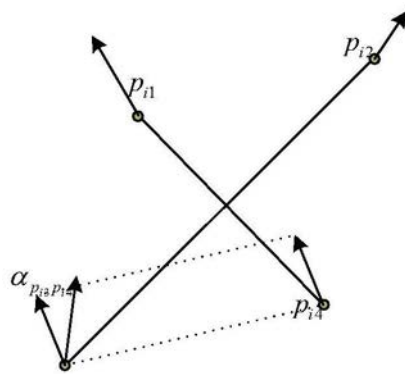


图4(f)

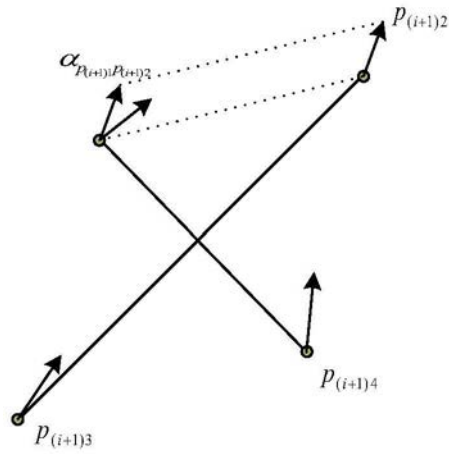


图5 (a)

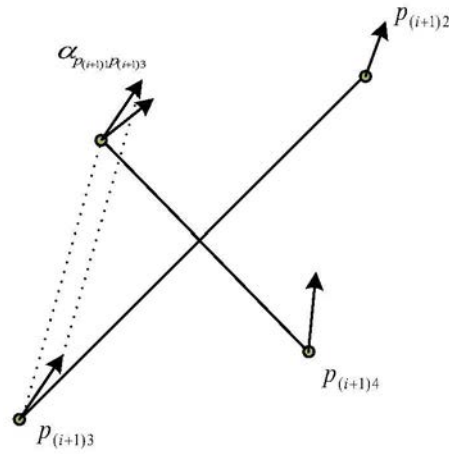


图5 (b)

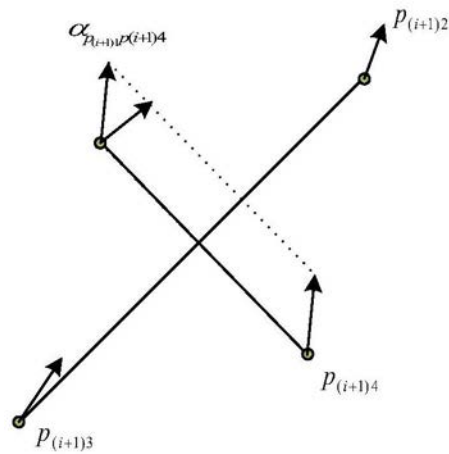


图5 (c)

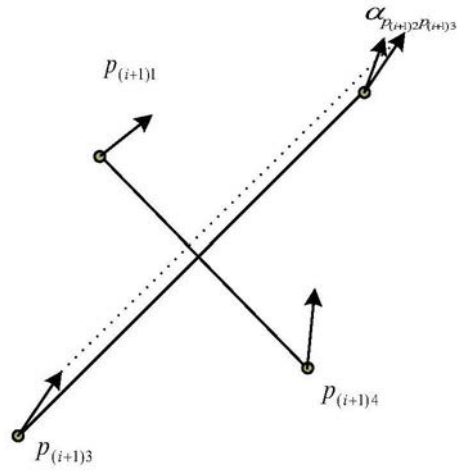


图5 (d)

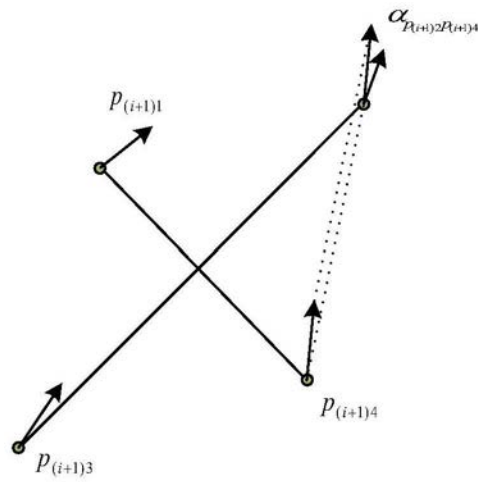


图5 (e)

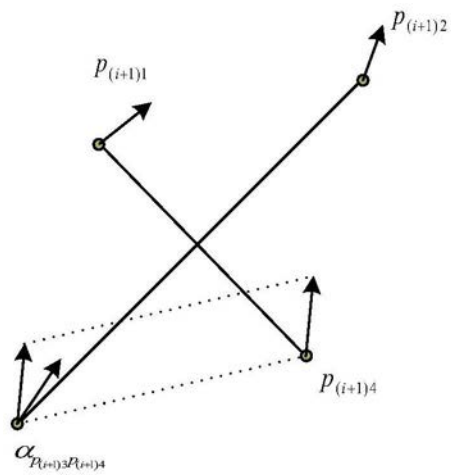


图5 (f)

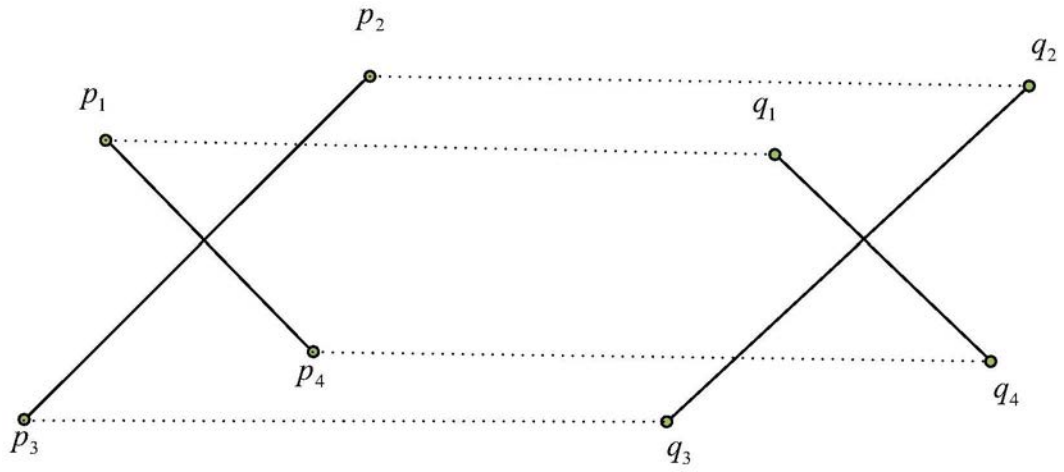


图6

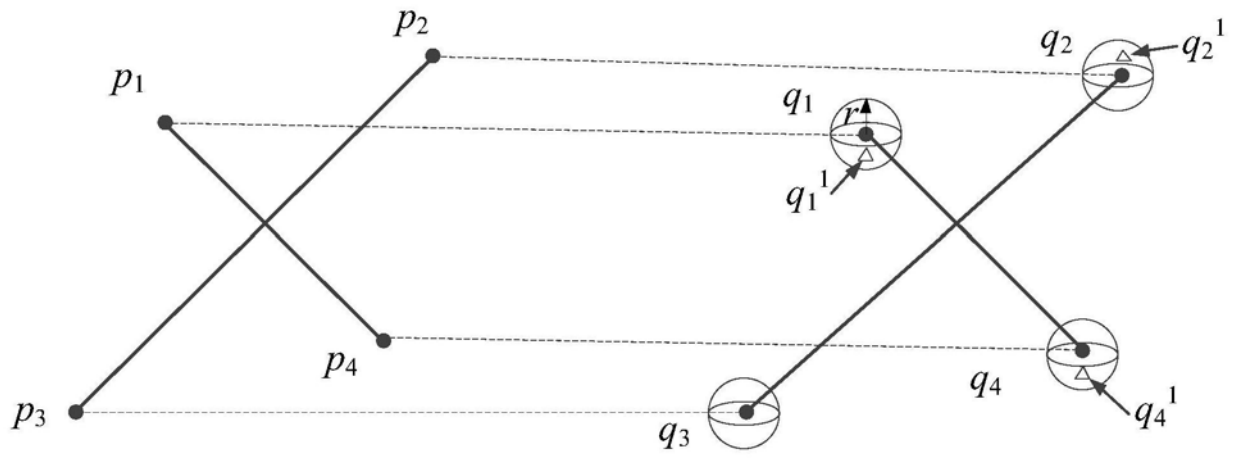


图7