



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112308889 B

(45) 授权公告日 2021.08.31

(21) 申请号 202011146501.2

(22) 申请日 2020.10.23

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 112308889 A

(43) 申请公布日 2021.02.02

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院
地址 518057 广东省深圳市南山区粤海街
道高新技术产业园南区粤兴一道18号
香港理工大学产学研大楼205室

(72) 发明人 史文中 陈彭鑫

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事
务所(普通合伙) 44268
代理人 谢松

(51) Int. Cl.
G06T 7/33 (2017.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G06T 7/136 (2017.01)
G06K 9/62 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 109493407 A, 2019.03.19
CN 111524174 A, 2020.08.11
WO 2020055272 A1, 2020.03.19
US 2016350979 A1, 2016.12.01
CN 111539432 A, 2020.08.14
付怡然. 集成ICP和NDT的地面激光扫描点云
渐进配准方法.《中国优秀硕士学位论文全文数
据库信息科技辑》.2018,第1135-71页.
Hao Ming 等. Robust Multisource Remote
Sensing Image Registration Method Based
on Scene Shape Similarity.
《Photogrammetric Engineering & Remote
Sensing》.2019,第85卷(第10期),第725-736页.
Xijiang Chen 等. Evaluating point
cloud accuracy of static three-
dimensional laser scanning based on point
cloud error ellipsoid model.《Journal of
Applied Remote Sensing》.2015,第9卷(第1
期),第095991-1-095991-14页.

审查员 李秋萍

权利要求书4页 说明书13页 附图6页

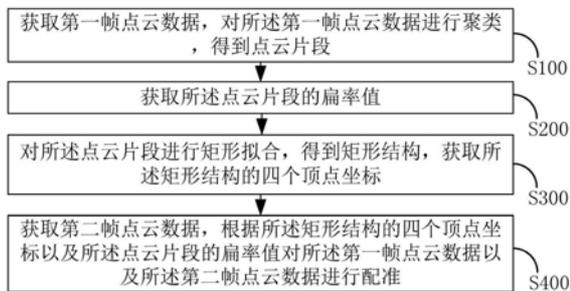
(54) 发明名称

一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法
及存储介质

(57) 摘要

本发明公开了一种利用矩形及扁率信息的
点云配准方法及存储介质,所述方法包括:获取
第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚
类,得到点云片段;获取所述点云片段的扁率值;
对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构,
获取所述矩形结构的四个顶点坐标;获取第二帧
点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点坐标以
及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数
据以及所述第二帧点云数据进行配准。本发明利
用聚类的方法对第一帧点云数据进行分割,使得
所述第一帧点云数据可以按照一定顺序增长,再
获取分割后的点云片段的扁率信息对两帧点云

数据进行匹配,提高扁率信息准确表达点云片段
的结构,从而提高了场景变换中点云配准的稳定
性和可靠性。



CN 112308889 B

1. 一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段;
 - 获取所述点云片段的扁率值;
 - 对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构,获取所述矩形结构的四个顶点的坐标数据;
 - 获取第二帧点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行配准;
 - 所述获取第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段;
 - 获取第一帧点云数据,在所述第一帧点云数据中随机选择一个测试点,并以所述测试点为球心,以预设半径作球体,得到测试球体;
 - 获取所述测试球体内的点,得到邻域点,以所述邻域点为球心,所述预设半径作球体,得到邻域球体;
 - 获取所述邻域球体中的点的数量、所述邻域球体中的点集的扁率值、所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,根据所述点的数量、所述点集的扁率值以及所述投影距离对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段;
 - 所述获取第二帧点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行配准包括:
 - 获取第二帧点云数据和迭代过程中的六自由度变化量;
 - 根据所述六自由度变化量得到基于所述第二帧点云数据的坐标系下的点生成的所述第一帧点云数据的坐标下的变换点的坐标数据,并确定所述变换点对应的点云片段;
 - 根据所述点云片段的扁率值、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述变换点的坐标数据得到目标位姿变换矩阵;
 - 根据所述目标位姿变换矩阵对所述第二帧点云数据以及所述第一帧点云数据进行配准。
2. 根据权利要求1所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述获取所述邻域球体中的点的数量、所述邻域球体中的点集的扁率值、所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,根据所述点的数量、所述点集的扁率值以及所述投影距离对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段包括:
 - 获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,得到所述邻域球体中的点集的扁率值;
 - 获取所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离;
 - 分别将所述邻域球体中的点的数量、所述投影距离、所述邻域球体中的点集的扁率值与点数阈值、投影距离阈值、点集的扁率值阈值进行比较;
 - 当所述邻域球体中的点的数量、所述投影距离、所述邻域球体中的点集的扁率值分别在所述点数阈值、所述投影距离阈值、所述点集的扁率值阈值内时,将所述邻域点与所述测试点进行聚类,得到点云片段。
3. 根据权利要求2所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述

获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,得到所述邻域球体中的点集的扁率值包括:

获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标得到所述邻域球体中的算术平均值坐标;

根据所述邻域球体中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到所述邻域球体对应的第一散布矩阵;

获取所述第一散布矩阵的第一特征值和第三特征值,根据所述第一散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述邻域球体中的点集的扁率值;

所述扁率值的计算过程如下:假设一个点云区域内的所有点都落在一个椭球中,即该区域内的每个点 $p(x,y,z)$ 均满足下列公式(1):

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} + \frac{z^2}{c^2} \leq 1 \quad (1)$$

其中, a , b , c 分别为椭球三个半轴的长度,如下所示将所述公式1以矩阵形式表示可以得到下列公式(3),根据公式(3)可以得到公式(4)、(5):

$$\mathbf{p}^T \begin{bmatrix} \frac{1}{a^2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{b^2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{c^2} \end{bmatrix} \mathbf{p} \approx \mathbf{p}^T \mathbf{S} \mathbf{p} \leq 1 \quad (3)$$

$$\mathbf{S} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{p}_i \quad (5)$$

其中, \mathbf{S} 为该点云片段的散布矩阵, m 表示点的数量, $\boldsymbol{\mu}$ 表示所有点的算术平均值坐标;获取所述邻域球体中点集的散布矩阵,根据该散布矩阵的第一特征值以及第三特征值得到该区域的扁率值,即根据公式6获取扁率值;所述公式6如下:

$$\hat{f} = \sqrt{\frac{\lambda_L^2 - \lambda_S^2}{\lambda_L^2}} \quad (6)$$

其中, λ_L , λ_S 分别是散布矩阵的最大和最小特征值,即散布矩阵的第一特征值和第三特征值。

4. 根据权利要求1所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述获取所述点云片段的扁率值包括:

获取所述点云片段中的点的数量以及点的坐标,根据所述点云片段中的点的数量以及点的坐标得到算术平均值坐标;

根据所述点云片段中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到所述点云片段对应的第二散布矩阵;

获取所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值,根据所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述点云片段的扁率值。

5.根据权利要求4所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构,获取所述矩形结构的四个顶点的坐标的坐标数据包括:

对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构;

获取所述第二散布矩阵的第二特征值;

根据所述点云片段中点的坐标、所述算术平均值坐标、所述第一特征值以及所述第二特征值,得到所述矩形结构的四个顶点的坐标数据;

所述矩形结构中的四个顶点的坐标数据的计算过程如下:假设四个顶点分别为a、b、c、d;点云片段的算术平均值坐标为 μ ;m为位于a、b连线上的点,e为位于b、c连线上的点,n为位于c、d连线上的点,f为位于a、d连线上的点,其中,m、n连线与e、f连线互相垂直且经过 μ ;通过下述公式(7)~(14)获取a、b、c、d的坐标:

$$\mathbf{m} = \mu + \min \{ (\mathbf{p}_i - \mu)^T \cdot \mathbf{v}_1 \} \cdot \mathbf{v}_1 \quad (7)$$

$$\mathbf{n} = \mu + \max \{ (\mathbf{p}_i - \mu)^T \cdot \mathbf{v}_1 \} \cdot \mathbf{v}_1 \quad (8)$$

$$\mathbf{e} = \mu + \min \{ (\mathbf{p}_i - \mu)^T \cdot \mathbf{v}_2 \} \cdot \mathbf{v}_2 \quad (9)$$

$$\mathbf{f} = \mu + \max \{ (\mathbf{p}_i - \mu)^T \cdot \mathbf{v}_2 \} \cdot \mathbf{v}_2 \quad (10)$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{m} + \mathbf{f} - \mu \quad (11)$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{m} + \mathbf{e} - \mu \quad (12)$$

$$\mathbf{c} = \mathbf{n} + \mathbf{e} - \mu \quad (13)$$

$$\mathbf{d} = \mathbf{n} + \mathbf{f} - \mu \quad (14)$$

其中, \mathbf{p}_i 表示第*i*个点, \mathbf{v}_1 , \mathbf{v}_2 分别为所述散布矩阵 Σ 第一特征值和第二特征值所对应的特征向量。

6.根据权利要求1所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述根据所述六自由度变化量得到基于所述第二帧点云数据的坐标系下的点生成的所述第一帧点云数据的坐标下的变换点的坐标数据,并确定所述变换点对应的点云片段包括:

根据所述六自由度变化量得到位姿变换矩阵;

根据所述位姿变换矩阵对所述第二帧点云数据的坐标系下的点进行刚体变换得到所述第一帧点云数据的坐标下的变换点;

获取所述变换点的坐标数据,根据所述变换点的坐标数据查找与所述变换点距离值最小的点云片段,得到所述变换点对应的点云片段。

7.根据权利要求1所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其特征在于,所述根据所述点云片段的扁率值、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所

述变换点的坐标数据得到目标位姿变换矩阵包括：

根据所述变换点的坐标数据、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及距离平方函数得到平方距离值；

根据所述点云片段的扁率值以及所述平方距离值得到基于所述位姿变换矩阵生成的似然函数的似然函数值；

获取当所述似然函数值为最大值时输入所述似然函数的位姿变换矩阵，得到目标位姿变换矩阵。

8. 一种存储介质，其上存储有多条指令，其特征在于，所述指令适用于由处理器加载并执行，以实现上述权利要求1-7任一项所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法的步骤。

一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及点云数据领域,尤其涉及的是一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法及存储介质。

背景技术

[0002] 点云配准是三维计算机视觉中的一个基础且重要的课题。它被广泛应用于三维重建、即时定位与建图和自动驾驶等。但是,在实际应用中存在诸多阻碍。学者们已经针对点云稀疏变化、遮挡和部分重叠等障碍做了大量的工作,但是针对于场景变换的研究还很少。目前场景变换中针对两帧点云数据的点云配准方法的稳定性和可靠性都较低,缺乏一种在场景变换中可以对两帧点云数据进行稳定、准确配准的方法。

[0003] 因此,现有技术还有待改进和发展。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法及存储介质,旨在解决现有技术中的缺乏在场景变换中可以对两帧点云数据进行稳定、准确配准的方法的问题。

[0005] 本发明解决问题所采用的技术方案如下:

[0006] 第一方面,本发明实施例提供一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,其中,所述方法包括:

[0007] 获取第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段;

[0008] 获取所述点云片段的扁率值;

[0009] 对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构,获取所述矩形结构的四个顶点坐标;

[0010] 获取第二帧点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点坐标以及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行配准。

[0011] 在一种实施方式中,所述获取第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段包括:

[0012] 获取第一帧点云数据,在所述第一帧点云数据中以预设半径作球体,得到测试球体;

[0013] 获取所述测试球体内的点,得到邻域点,以所述邻域点为球心,所述预设半径作球体,得到邻域球体;

[0014] 获取所述邻域球体中的点的数量、所述邻域球体中的点集的扁率值、所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,根据所述点的数量所述点集的扁率值以及所述投影距离对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段。

[0015] 在一种实施方式中,所述获取所述邻域球体中的点的数量、所述邻域球体中的点

集的扁率值、所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,根据所述点的数量所述点集的扁率值以及所述投影距离对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段包括:

[0016] 获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,得到所述邻域球体中的点集的扁率值;

[0017] 获取所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离;

[0018] 分别将所述邻域球体中的点的数量、所述投影距离、所述邻域球体中的点集的扁率值与点数阈值、投影距离阈值、点集的扁率值阈值进行比较;

[0019] 当所述邻域球体中的点的数量、所述投影距离、所述邻域球体中的点集的扁率值分别在所述点数阈值、投影距离阈值、点集的扁率值阈值内时,将所述邻域点与所述测试点进行聚类,得到点云片段。

[0020] 在一种实施方式中,所述获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,得到所述邻域球体中的点集的扁率值包括:

[0021] 获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标得到所述邻域球体中的算术平均值坐标;

[0022] 根据所述邻域球体中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到所述邻域球体对应的第一散布矩阵;

[0023] 获取所述第一散布矩阵的第一特征值和第三特征值,根据所述第一散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述邻域球体中的点集的扁率值。

[0024] 在一种实施方式中,所述获取所述点云片段的扁率值包括:

[0025] 获取所述点云片段中的点的数量以及点的坐标,根据所述点云片段中的点的数量以及点的坐标得到算术平均值坐标;

[0026] 根据所述点云片段中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到所述点云片段对应的第二散布矩阵;

[0027] 获取所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值,根据所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述点云片段的扁率值。

[0028] 在一种实施方式中,所述对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构,获取所述矩形结构的四个顶点的坐标的坐标数据包括:

[0029] 对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构;

[0030] 获取所述第二散布矩阵的第二特征值;

[0031] 根据所述点云片段中点的坐标、所述算术平均值坐标、所述第一特征值以及所述第二特征值,得到所述矩形结构的四个顶点的坐标数据。

[0032] 在一种实施方式中,所述获取第二帧点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行配准包括:

[0033] 获取第二帧点云数据和迭代过程中的六自由度变换量;

[0034] 根据所述六自由度变化量得到基于所述第二帧点云数据的坐标系下的点生成的所述第一帧点云数据的坐标下的变换点的坐标数据,并确定所述变换点对应的点云片段;

[0035] 根据所述点云片段的扁率值、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述变换点的坐标数据得到目标位姿变换矩阵；

[0036] 根据所述目标位姿变换矩阵对所述第二帧点云数据以及所述第一帧点云数据进行配准。

[0037] 在一种实施方式中,所述根据所述六自由度变化量得到基于所述第二帧点云数据的坐标系下的点生成的所述第一帧点云数据的坐标下的变换点的坐标数据,并确定所述变换点对应的点云片段包括:

[0038] 根据所述六自由度变化量得到位姿变换矩阵;

[0039] 根据所述位姿变换矩阵对所述第二帧点云数据的坐标系下的点进行刚体变换得到所述第一帧点云数据的坐标下的变换点;

[0040] 获取所述变换点的坐标数据,根据所述变换点的坐标数据查找与所述变换点距离值最小的点云片段,得到所述变换点对应的点云片段。

[0041] 在一种实施方式中,所述根据所述点云片段的扁率值、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述变换点的坐标数据得到目标位姿变换矩阵包括:

[0042] 根据所述变换点的坐标数据、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及距离平方函数得到平方距离值;

[0043] 根据所述点云片段的扁率值以及所述平方距离值得到基于所述位姿变换矩阵生成的似然函数的似然函数值;

[0044] 获取当所述似然函数值为最大值时输入所述似然函数的位姿变换矩阵,得到目标位姿变换矩阵。

[0045] 第二方面,本发明实施例还提供一种存储介质,其上存储有多条指令,其特征在于,所述指令适用于由处理器加载并执行,以实现上述任一项所述的一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法的步骤。

[0046] 本发明的有益效果:本发明实施例利用聚类的方法对第一帧点云数据进行分割,使得所述第一帧点云数据可以按照一定顺序增长,再获取分割后的点云片段的扁率信息对两帧点云数据进行匹配,提高扁率信息准确表达点云片段的结构,从而提高了场景变换中点云配准的稳定性和可靠性。

附图说明

[0047] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明中记载的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0048] 图1是本发明实施例提供的利用矩形及扁率信息的点云配准方法的流程示意图。

[0049] 图2是本发明实施例提供的获取点云片段的流程示意图。

[0050] 图3是本发明实施例提供的获取点云片段的扁率值的流程示意图。

[0051] 图4是本发明实施例提供的获取矩形结构的四个顶点坐标的流程示意图。

[0052] 图5是本发明实施例提供的矩形结构的示意图;

[0053] 图6是本发明实施例提供的对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行

配准的流程示意图。

[0054] 图7是本发明实施例提供的计算变换点到矩形结构的距离平方值的参考图。

[0055] 图8是本发明实施例提供的两帧部分重叠的点云数据的示意图。

[0056] 图9是本发明实施例提供的根据本发明的方法对两帧部分重叠的点云数据进行配准后的效果图。

[0057] 图10是本发明实施例提供的对两帧部分重叠的点云数据增加离群点和噪声后的示意图。

[0058] 图11是本发明实施例提供的对添加离群点和噪声之后的两帧点云数据进行配准后的效果图。

[0059] 图12是本发明实施例提供的终端的原理框图。

具体实施方式

[0060] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚、明确,以下参照附图并举实施例对本发明进一步详细说明。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。

[0061] 需要说明,若本发明实施例中有涉及方向性指示(诸如上、下、左、右、前、后……),则该方向性指示仅用于解释在某一特定姿态(如附图所示)下各部件之间的相对位置关系、运动情况等,如果该特定姿态发生改变时,则该方向性指示也相应地随之改变。

[0062] 点云配准是三维计算机视觉中的一个基础且重要的课题。它被广泛应用于三维重建、即时定位与建图和自动驾驶等。但是,在实际应用中存在诸多阻碍。学者们已经针对点云稀疏变化、遮挡和部分重叠等障碍做了大量的工作,但是针对于场景变换的研究还很少。场景变换给点云配准带来了很大的挑战,现有技术中造成配准失败的原因包括以下两方面:

[0063] (1)线/面特征对场景挑剔。点与点的配对通常不可靠,因为在实际的激光扫描中并没有完全相同的点对,而且这种配对很容易受到噪声点的影响。点与线的配对可以缓解点对所带来的问题,但是仅仅在二维配准表现良好。为了推广至三维配准问题,点与面的配对考虑到了平面法向量以及扫描线的曲率信息,从而提高配准精度。但是,点面配对非常依赖局部法向量的精度,而且法向量的精度又会受到点云的稀疏性制约。

[0064] (2)基于点分布的特征表达可能会陷入错误假定。例如,现有技术将三维空间切割成网格结构,假定网格内的点集形状为钟形结构,从而拟合成正态分布。但这种分布假定通常是不准确的,且容易受到网格大小的影响。网格过小则会缩小算法的收敛域,而网格过大则会使细节变模糊,从而降低配准精度。

[0065] 鉴于现有技术中缺乏应用与场景变换中的点云配准方法,本发明提供一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法,通过矩形及扁率信息可以真实表达出点云的结构,从而准确实现两帧点云数据之间的配准。

[0066] 如图1所示,所述方法包括如下步骤:

[0067] 步骤S100、获取第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段。

[0068] 具体地,本实施例首先获取需要进行配准的第一帧点云数据,对所述第一帧点云

数据按预设的聚类算法进行聚类,所述聚类算法包含特定的约束条件,从而将所述第一帧点云数据切割成不同的点云片段。

[0069] 在一种实现方式中,如图2所示,所述步骤S100具体包括如下步骤:

[0070] 步骤S110、获取第一帧点云数据,在所述第一帧点云数据中以预设半径作球体,得到测试球体;

[0071] 步骤S120、获取所述测试球体内的点,得到邻域点,以所述邻域点为球心,所述预设半径作球体,得到邻域球体;

[0072] 步骤S130、获取所述邻域球体中的点的数量、所述邻域球体中的点集的扁率值、所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,根据所述点的数量所述点集的扁率值以及所述投影距离对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段。

[0073] 首先本实施例在进行配准的第一帧点云数据中随机选择一个测试点,并以该测试点为球心,预设半径作球体,得到测试球体。然后获取所述测试球体内的点,得到邻域点。为了判断这些邻域点中哪一些邻域点应该与该测试点聚类为同一类点集,本实施例需要以每一个邻域点为球心,所述预设半径作球体,得到邻域球体。然后获取所述邻域球体中的点的数量、所述邻域球体中的点集的扁率值、所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,根据所述点的数量所述点集的扁率值以及所述投影距离确定应该与所述测试点聚类为一类点集的邻域点,从而对所述第一帧点云数据进行分割。需要注意的是,所述测试球体区域内的点均为邻域点,即邻域点有若干个而非只有一个,在一种方式中,对于每一个邻域点,都需要以该邻域点为球心,预设半径作球体,再次得到一个新的邻域球体,并按上述步骤进行聚类,即该步骤是一个迭代的过程,对于已经进行过聚类的点集不再进行聚类,直至遍历完毕第一帧点云数据中的所有点。

[0074] 在一种实现方式中,为了实现所述第一帧点云数据的准确分割,本实施例首先获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,得到所述邻域球体中的点集的扁率值。同时获取所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离。然后分别将所述邻域球体中的点的数量、所述投影距离、所述邻域球体中的点集的扁率值与点数阈值、投影距离阈值、点集的扁率值阈值进行比较,当所述邻域球体中的点的数量、所述投影距离、所述邻域球体中的点集的扁率值分别在所述点数阈值、投影距离阈值、点集的扁率值阈值内时,将所述邻域点与所述测试点进行聚类,得到点云片段。

[0075] 简言之,本实施例通过三个约束条件,使得点云区域可以按照面结构、线结构、其他结构的有线顺序进行增长,从而对所述第一帧点云数据进行正确分割。其中,第一约束条件为所述邻域球体中的点的数量,所述邻域球体中的点的数量即为该邻域球体区域内的点云密度,根据该约束条件可以对空间上分离的点云进行正确分割,包括离群点。然而仅依靠点云密度这一约束条件无法对空间上连续的转折线进行正确分割,因此本实施增加了第二个约束条件,即所述邻域点与所述测试点的距离在所述第一帧点云数据对应平面的法向量上的投影距离,所述投影距离在一定程度上表示了该投影在所述法向量上的偏移程度,因此对该投影距离进行限定即相当于对点云的分割方向进行约束,增加了该约束条件以后,空间上连续的转折线可以得到良好分离。然而仅采用密度约束和方向约束无法使分离点与

转折点真实对应,因此本实施例增加了第三个约束条件,即所述邻域球体中的点集的扁率值,所述邻域球体中的点集的扁率值代表该邻域球体区域内点云的扁平程。增加了该约束条件以后,分离点与转折点可以实现正确对应,从而得到了理想的分割效果。

[0076] 在一种实现方式中,为了获取所述邻域球体中的点集的扁率值,本实施例通过首先获取所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标,根据所述邻域球体中的点的数量以及点的坐标得到所述邻域球体中的算术平均值坐标。然后根据所述邻域球体中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到所述邻域球体对应的第一散布矩阵。最后获取所述第一散布矩阵的第一特征值和第三特征值,根据所述第一散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述邻域球体中的点集的扁率值。散布矩阵的特征值是该矩阵的固有属性,在一种实现方式中,可以采用SVD分解法得到散布矩阵的特征值。通常在处理三维点云时,散布矩阵是一个3X3矩阵,其包含三个特征值,按照大小排序分别为第一特征值、第二特征值以及第三特征值。

[0077] 扁率值的正常计算过程如下:假设一个点云区域内的所有点都落在一个椭球中,即该区域内的每个点 $p(x,y,z)$ 均满足下列公式(1):

$$[0078] \quad \frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} + \frac{z^2}{c^2} \leq 1 \quad (1)$$

[0079] 其中, a , b , c 分别为椭球三个半轴的长度,则该点云片段的扁率 f 定义为下列公式(2):

$$[0080] \quad f = \sqrt{\frac{a^2 - c^2}{a^2}} \quad (2)$$

[0081] 如下所示将所述公式1以矩阵形式表示可以得到下列公式(3),根据公式(3)可以得到公式(4)、(5):

$$[0082] \quad \mathbf{p}^T \begin{bmatrix} \frac{1}{a^2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{b^2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{c^2} \end{bmatrix} \mathbf{p} \approx \mathbf{p}^T \mathbf{S} \mathbf{p} \leq 1 \quad (3)$$

$$[0083] \quad \mathbf{S} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (4)$$

$$[0084] \quad \boldsymbol{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{p}_i \quad (5)$$

[0085] 其中 \mathbf{S} 为该点云片段的散布矩阵, m 表示点的数量, $\boldsymbol{\mu}$ 表示所有点的算术平均值坐标。为了节省运算时间,本实施例中并未采用常规的扁率值计算方式,而是获取所述邻域球体中点集的散布矩阵,根据该散布矩阵的第一特征值以及第三特征值得到该区域的扁率值,即根据公式6获取扁率值。所述公式6如下:

$$[0086] \quad \hat{f} = \sqrt{\frac{\lambda_L^2 - \lambda_S^2}{\lambda_L^2}} \quad (6)$$

[0087] 其中, λ_L , λ_S 分别是散布矩阵的最大和最小特征值, 即散布矩阵的第一特征值和第三特征值。

[0088] 在一种实现方式中, 为了保障所述测试点的可靠性, 需要在选取到所述测试点以后, 还需要获取所述测试球体内的点的数量以及点集的扁率值。将所述点的数量与预设点数进行比较, 当所述点的数量小于所述预设点数时, 将所述测试点判定为无效测试点, 从所述第一帧点云数据中重新选取测试点。并且还需要将所述点集的扁率值与预设点集扁率值进行比较, 当所述点集的扁率值小于预设点集扁率值时, 同样将所述测试点判定为无效测试点, 从所述第一帧点云数据中重新选取测试点。只有当所述点的数量大于等于所述预设点数, 且所述点集的扁率值大于等于预设点集扁率值时, 所述测试点才能作为有效测试点。

[0089] 当所述第一帧点云数据进行聚合, 得到点云片段以后, 所述方法还包括如下步骤:

[0090] 步骤S200、获取所述点云片段的扁率值。

[0091] 具体地, 为了获取所述点云片段的扁率值, 在一种实现方式中, 如图3所示, 所述步骤S200具体包括如下步骤:

[0092] 步骤S210、获取所述点云片段中的点的数量以及点的坐标, 根据所述点云片段中的点的数量以及点的坐标得到算术平均值坐标;

[0093] 步骤S220、根据所述点云片段中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到所述点云片段对应的第二散布矩阵;

[0094] 步骤S230、获取所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值, 根据所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述点云片段的扁率值。

[0095] 本实施例首先获取所述点云片段中的点的数量以及点的坐标, 根据所述点云片段中的点的数量以及点的坐标得到算术平均值坐标。然后根据所述点云片段中的点的数量、点的坐标以及所述算术平均值坐标得到该点云片段对应的第二散布矩阵。最后获取所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值, 根据所述第二散布矩阵的第一特征值和第三特征值得到所述矩形结构的扁率值。该步骤与上述获取所述邻域球体区域内点集的扁率值过程相似, 在此不再累述。

[0096] 除此之外, 还需要对分割得到的点云片段进行矩形拟合, 如图1所示, 所述方法还包括如下步骤:

[0097] 步骤S300、对所述点云片段进行矩形拟合, 得到矩形结构, 获取所述矩形结构的四个顶点坐标。

[0098] 本实施例中当所述第一帧点云数据被分割成多个点云片段以后, 需要对每一个点云片段进行矩形拟合, 得到矩形结构。为了获取所述矩形结构的四个顶点坐标, 在一种实现方式中, 如图4所示, 所述步骤S300具体包括如下步骤:

[0099] 步骤S310、对所述点云片段进行矩形拟合, 得到矩形结构;

[0100] 步骤S320、获取所述第二散布矩阵的第二特征值;

[0101] 步骤S330、根据所述点云片段中点的坐标、所述算术平均值坐标、所述第一特征值以及所述第二特征值, 得到所述矩形结构的四个顶点的坐标数据。

[0102] 具体地,对点云片段进行矩形拟合,即相当于计算图5中每个标记点的坐标,本实施例主要通过下述公式(7)~(14)获取图5中每个标记点的坐标:

$$[0103] \quad \mathbf{m} = \boldsymbol{\mu} + \min \{ (\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})^T \cdot \mathbf{v}_1 \} \cdot \mathbf{v}_1 \quad (7)$$

$$[0104] \quad \mathbf{n} = \boldsymbol{\mu} + \max \{ (\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})^T \cdot \mathbf{v}_1 \} \cdot \mathbf{v}_1 \quad (8)$$

$$[0105] \quad \mathbf{e} = \boldsymbol{\mu} + \min \{ (\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})^T \cdot \mathbf{v}_2 \} \cdot \mathbf{v}_2 \quad (9)$$

$$[0106] \quad \mathbf{f} = \boldsymbol{\mu} + \max \{ (\mathbf{p}_i - \boldsymbol{\mu})^T \cdot \mathbf{v}_2 \} \cdot \mathbf{v}_2 \quad (10)$$

$$[0107] \quad \mathbf{a} = \mathbf{m} + \mathbf{f} - \boldsymbol{\mu} \quad (11)$$

$$[0108] \quad \mathbf{b} = \mathbf{m} + \mathbf{e} - \boldsymbol{\mu} \quad (12)$$

$$[0109] \quad \mathbf{c} = \mathbf{n} + \mathbf{e} - \boldsymbol{\mu} \quad (13)$$

$$[0110] \quad \mathbf{d} = \mathbf{n} + \mathbf{f} - \boldsymbol{\mu} \quad (14)$$

[0111] 其中, p_i 表示第*i*个点, μ 为点云片段的算术平均值坐标, v_1 , v_2 分别为所述散布矩阵 Σ 第一特征值和第二特征值所对应的特征向量, a , b , c , d 为所述矩形结构的四个顶点坐标。

[0112] 为了实现两帧点云数据的准确配准,如图1所示,所述方法还包括如下步骤:

[0113] 步骤S400、获取第二帧点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点坐标以及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行配准。

[0114] 本步骤首先获取需要进行点云配准的第二帧点云,然后根据所述矩形结构的四个顶点坐标以及所述点云片段的扁率值得到两帧点云数据配准的最佳条件进而对两帧点云数据进行配准。

[0115] 在一种实现方式中,如图6所示,所述步骤S400具体包括如下步骤:

[0116] 步骤S410、获取第二帧点云数据和迭代过程中的六自由度变换量;

[0117] 步骤S420、根据所述六自由度变化量得到基于所述第二帧点云数据的坐标系下的点生成的所述第一帧点云数据的坐标下的变换点的坐标数据,并确定所述变换点对应的点云片段;

[0118] 步骤S430、根据所述点云片段的扁率值、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述变换点的坐标数据得到目标位姿变换矩阵;

[0119] 步骤S340、根据所述目标位姿变换矩阵对所述第二帧点云数据以及所述第一帧点云数据进行配准。

[0120] 为了实现第一帧点云数据与第二帧点云数据之间的配准,本实施例首先需要获取第二帧点云数据和迭代过程中的六自由度变换量。具体地,任何物体的空间复杂运动都可以将其简化为在空间的平动和转动所构成,而在空间的平动和转动具体可以表述为X、Y、Z方向上的平移以及绕X、Y、Z轴的转动,即六个自由度的变换。因此,当确定了某一帧点云数据的坐标系下的某个点在迭代过程中的六自由度上的变换量,即可得到迭代后该点在另外

一帧点云数据的坐标系下的对应点即变换点。因此,根据所述六自由度变化量对所述第二帧点云数据的坐标系下的点进行变换,得到所述第一帧点云数据的坐标下的变换点。然后按预设条件查找该变换点对应的点云片段,得到目标点云片段。

[0121] 在一种实现方式中,根据所述六自由度变化量得到基于所述第二帧点云数据的坐标系下的点生成的所述第一帧点云数据的坐标下的变换点的坐标数据,并确定所述变换点对应的点云片段步骤具体为:根据所述六自由度变化量得到位姿变换矩阵;根据所述位姿变换矩阵对所述第二帧点云数据的坐标系下的点进行刚体变换得到所述第一帧点云数据的坐标下的变换点。然后获取所述变换点的坐标数据,根据所述变换点的坐标数据查找与所述变换点距离值最小的点云片段,得到所述变换点对应的点云片段。

[0122] 举例说明,假设已知第二帧点云数据中的一点 $p = [p_x, p_y, p_z]^T$ 和迭代过程中的六自由度变换量 $\xi = [t_x, t_y, t_z, \alpha, \beta, \gamma]^T$, 通过刚体变换 $T(\xi)$ 计算得到变换之后的点 p' , 认为点 p' 在参考点云的坐标系下。具体过程如公式 (15) 所示:

$$[0123] \quad p' = T(p, \xi) = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \gamma & -\sin \gamma \\ 0 & \sin \gamma & \cos \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} \quad (15)$$

[0124] 然后根据所述点云片段的扁率值、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及所述变换点的坐标数据得到目标位姿变换矩阵。简言之,本实施例最终的目标是对两帧点云数据的位姿变换矩阵进行优化,优化后得到的位姿变换矩阵即为目标位姿变换矩阵,该矩阵可以实现两帧点云数据之间的准确配准。

[0125] 为了获取所述目标位姿变换矩阵,在一种实现方式中,本实施例首先根据所述变换点的坐标数据、所述点云片段对应的矩形结构的四个顶点的坐标数据以及距离平方函数得到平方距离值,然后根据所述点云片段的扁率值以及所述平方距离值得到基于所述位姿变换矩阵生成的似然函数的似然函数值,最后获取当所述似然函数值为最大值时输入所述似然函数的位姿变换矩阵,得到目标位姿变换矩阵。

[0126] 举例说明,如图7所示,假设以a、b、c、d四个坐标点为顶点的矩形结构与所述变换点相距最近,则根据a、b、c、d四个坐标点得到一个矩形,并对该矩形的四条边作延长线,得到图中的虚线,再将虚线按矩形所在平面的法向量的方向拓展成面,则最终将空间分割成9个互不重叠的子空间。图中圆点表示落在不同子空间中的变换点 p' , 箭头指向矩形上离 p' 最近的一点,而箭头的长度代表点到矩形的距离。具体地,点到矩形的距离可以分为以下三类:

[0127] 1) 点到点的距离:在子空间 2, 3, 4, 5 中, p' 的最近点为矩形的顶点 a, b, c, d, 所以点 p' 到顶点的距离作为点到矩形距离。

[0128] 2) 点到线的距离:在子空间 6, 7, 8, 9 中, p' 的最近点变成距其最近矩形边上的垂足,所以点 p' 到最近矩形边线的距离作为点到矩形距离。

[0129] 3) 点到平面的距离:在子空间 1 中, p' 的最近点变成其沿着法向量在矩形所在平面上的投影点,所以点 p' 到矩形所在平面的距离作为点到矩形距离。

[0130] 因此将所述变换点的坐标代入距离平方函数 $D(p')$, 即可求解出平方距离值d, 下述公式16即为距离平方函数 $D(p')$:

[0131] 如下述公式 (16) 所示,将刚体变换得到的点 p' 代入距离平方函数 $D(p')$, 求解平

方距离d:

$$[0132] \quad d = D(\mathbf{p}') = \begin{cases} \|\mathbf{p}' - \mathbf{a}\|^2, & 0 \leq r_1 \leq 1 \text{ and } 0 \leq r_2 \leq 1 \text{ (zone : 1)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{a}\|^2, & r_1 < 0 \text{ and } r_2 < 0 \text{ (zone : 2)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{b}\|^2, & r_1 < 0 \text{ and } r_2 > 1 \text{ (zone : 3)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{c}\|^2, & r_1 > 1 \text{ and } r_2 > 1 \text{ (zone : 4)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{d}\|^2, & r_1 > 1 \text{ and } r_2 < 0 \text{ (zone : 5)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{a}\|^2 - \|(\mathbf{p}' - \mathbf{a})\mathbf{e}_1\|^2, & 0 \leq r_1 \leq 1 \text{ and } r_2 < 0 \text{ (zone : 6)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{b}\|^2 - \|(\mathbf{p}' - \mathbf{b})\mathbf{e}_1\|^2, & 0 \leq r_1 \leq 1 \text{ and } r_2 > 1 \text{ (zone : 7)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{a}\|^2 - \|(\mathbf{p}' - \mathbf{a})\mathbf{e}_2\|^2, & r_1 < 0 \text{ and } 0 \leq r_2 \leq 1 \text{ (zone : 8)} \\ \|\mathbf{p}' - \mathbf{d}\|^2 - \|(\mathbf{p}' - \mathbf{d})\mathbf{e}_2\|^2, & r_1 > 1 \text{ and } 0 \leq r_2 \leq 1 \text{ (zone : 9)} \\ \text{s.t. } \mathbf{e}_1 = \frac{\mathbf{d} - \mathbf{a}}{\|\mathbf{d} - \mathbf{a}\|}, \mathbf{e}_2 = \frac{\mathbf{b} - \mathbf{a}}{\|\mathbf{b} - \mathbf{a}\|}, r_1 = \frac{(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T(\mathbf{d} - \mathbf{a})}{\|\mathbf{d} - \mathbf{a}\|^2}, r_2 = \frac{(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T(\mathbf{b} - \mathbf{a})}{\|\mathbf{b} - \mathbf{a}\|^2} \end{cases} \quad (16)$$

[0133] 其中,a、b、c、d即为图中的矩形的四个顶点,e1、e2为图中矩形相邻边的单位方向向量,r1、r2代表图7中的分割平面。然后根据所述点云片段的扁率值以及所述平方距离值得到基于所述位姿变换矩阵生成的似然函数的似然函数值。

[0134] 举例说明,将平方距离 d 代入中似然函数 L(d)即下述公式(17)中,得到该点的似然值:

$$[0135] \quad \mathcal{L}(d) = \frac{1}{1 + e^{2\hat{f} \cdot d}} \quad (17)$$

[0136] 其中, \hat{f} 为所述扁率值。将所有点的似然函数值进行累加,则得到最终的似然值如下述公式(18)所示:

$$[0137] \quad \mathcal{L}(\mathcal{P}^{k+1} | \xi, \mathcal{R}^k) = \sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\xi) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{1 + e^{2\hat{f}_i \cdot D_i(\xi)}} \quad (18)$$

[0138] 其中, \mathcal{P}^{k+1} 为第二帧点云数据, \mathcal{R}^k 表示从第一帧点云数据中提取扁率信息。最后获取当所述似然函数值为最大值时输入所述似然函数的位姿变换矩阵,得到目标位姿变换矩阵。

[0139] 在数理统计学中,似然函数是一种关于统计模型中的参数的函数,表示模型参数中的似然性。似然函数在统计推断中有重大作用,“似然性”与“或然性”或“概率”意思相近,都是指某种事件发生的可能性,但是在统计学中,“似然性”和“或然性”或“概率”又有明确的区分。概率用于在已知一些参数的情况下,预测接下来的观测所得到的结果,而似然性则是用于在已知某些观测所得到的结果时,对有关事物的性质的参数进行估计。简言之,本实施例正是采用似然函数确定第一帧点云数据以及第二帧点云数据之间进行转换时的最优位姿变换矩阵,当似然函数的函数值越大,代表第二帧点云数据中的点经过该位姿变换矩阵后所得到的变换点所在位置正确的概率越大,反之越小,因此采用似然函数值最大时输入的位姿变换矩阵作为目标位姿变换矩阵从而实现两帧点云数据之间的准确配准。

[0140] 为了获取似然函数值最大时输入的位姿变换矩阵,本实施例提供最终的似然函数的一阶导数的解析式,将求解似然函数最大值的问题转换成求解一个无约束的最小化问题,如下述公式(19)所示:

$$[0141] \quad \min_{\xi \in \mathbf{R}^6} f = - \sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\xi) : \mathbf{R}^6 \longrightarrow \mathbf{R} \quad (19)$$

[0142] 根据函数微分的链式法则,可以求解似然函数的一阶导数为公式(20):

$$[0143] \quad \frac{\partial \mathcal{L}(\xi)}{\partial \xi} = \frac{\partial \mathcal{L}(d)}{\partial d} \cdot \frac{\partial D(\mathbf{p}')}{\partial \mathbf{p}'} \cdot \frac{\partial T(\xi)}{\partial \xi} \quad (20)$$

[0144] 更具体地,复合函数中每个子函数 $\frac{\partial \mathcal{L}(d)}{\partial d}$ 、 $\frac{\partial D(\mathbf{p}')}{\partial \mathbf{p}'}$ 、 $\frac{\partial T(\xi)}{\partial \xi}$ 的导数及求导过程如下所示:

$$[0145] \quad \frac{\partial \mathcal{L}(d)}{\partial d} = \frac{-e^{2\hat{f}}}{(1 + e^{2\hat{f}} \cdot d)^2}$$

$$[0146] \quad \frac{\partial T(\xi)}{\partial \xi} = \left[\frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial t_x} \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial t_y} \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial t_z} \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial \alpha} \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial \beta} \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial \gamma} \right]$$

$$[0147] \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial t_x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial t_y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial t_z} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$[0148] \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial \alpha} = \begin{bmatrix} -\cos \beta \sin \alpha & -\cos \alpha \cos \gamma - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma & \cos \alpha \sin \gamma - \cos \gamma \sin \alpha \sin \beta \\ \cos \alpha \cos \beta & -\cos \gamma \sin \alpha + \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma & \sin \alpha \sin \gamma + \cos \alpha \cos \gamma \sin \beta \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} = M_\alpha \cdot \mathbf{p}$$

$$[0149] \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial \beta} = \begin{bmatrix} -\cos \alpha \sin \beta & \cos \alpha \cos \beta \sin \gamma & \cos \alpha \cos \beta \cos \gamma \\ -\sin \alpha \sin \beta & \cos \beta \sin \alpha \sin \gamma & \cos \beta \cos \gamma \sin \alpha \\ -\cos \beta & -\sin \beta \sin \gamma & -\cos \gamma \sin \beta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} = M_\beta \cdot \mathbf{p}$$

$$[0150] \quad \frac{\partial \mathbf{p}'}{\partial \gamma} = \begin{bmatrix} 0 & \sin \alpha \sin \gamma + \cos \alpha \cos \gamma \sin \beta & \cos \gamma \sin \alpha - \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma \\ 0 & -\cos \alpha \sin \gamma + \cos \gamma \sin \alpha \sin \beta & -\cos \alpha \cos \gamma - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma \\ 0 & \cos \beta \cos \gamma & -\cos \beta \sin \gamma \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} = M_\gamma \cdot \mathbf{p}$$

$$[0151] \quad \frac{\partial D(\mathbf{p}')}{\partial \mathbf{p}'} = \begin{cases} 2(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T \cdot \mathbf{n} \cdot \mathbf{n}^T, & 0 \leq r_1 \leq 1 \text{ and } 0 \leq r_2 \leq 1 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T, & r_1 < 0 \text{ and } r_2 < 0 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{b})^T, & r_1 < 0 \text{ and } r_2 > 1 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{c})^T, & r_1 > 1 \text{ and } r_2 > 1 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{d})^T, & r_1 > 1 \text{ and } r_2 < 0 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T - 2(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T \cdot \mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_1^T, & 0 \leq r_1 \leq 1 \text{ and } r_2 < 0 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{b})^T - 2(\mathbf{p}' - \mathbf{b})^T \cdot \mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_1^T, & 0 \leq r_1 \leq 1 \text{ and } r_2 > 1 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T - 2(\mathbf{p}' - \mathbf{a})^T \cdot \mathbf{e}_2 \cdot \mathbf{e}_2^T, & r_1 < 0 \text{ and } 0 \leq r_2 \leq 1 \\ 2(\mathbf{p}' - \mathbf{d})^T - 2(\mathbf{p}' - \mathbf{d})^T \cdot \mathbf{e}_2 \cdot \mathbf{e}_2^T, & r_1 > 1 \text{ and } 0 \leq r_2 \leq 1 \end{cases}$$

[0152] 最后,如下述公式(21)所示,总似然函数的一阶导数为每个点的似然函数导数之和:

$$[0153] \quad \frac{\partial \mathcal{L}(\mathcal{P}^{k+1} | \xi, \mathcal{R}^k)}{\partial \xi} = \sum_{i=1}^m \frac{\partial \mathcal{L}_i(\xi)}{\partial \xi} \quad (21)$$

[0154] 结合以上公式,可以获得似然函数和其一阶导数的解析式,可以证明,该似然函数是连续可导的。由此,可以采用常用的数学优化方法求解 $-\sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\xi)$ 的最小值,即相当于

求解似然函数 $\sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\xi)$ 的最大值。在一种实现方式中,为了获取更快的收敛速度,可以继

续求解 $-\sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\xi)$ 的二阶导数,并通过牛顿法求解出最小值。虽然二阶导数只在每个子空

间内连续可导,而在空间分界面上存在跳变,但是由于点云的离散性,点落在分界面上的几率可以忽略不计,从而不会影响优化效果。如下述公式(22)所示,本实施例还提供通过牛顿

法求解 $-\sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\xi)$ 的二阶导数时所需的Hessian矩阵的求解方法:

$$[0155] \quad \frac{\partial^2 f(\xi)}{\partial \xi_j \partial \xi_k} = -\sum_{i=1}^m \left[\frac{\partial^2 \mathcal{L}}{\partial d^2} \cdot \frac{\partial D}{\partial \mathbf{p}'} \cdot \frac{\partial T}{\partial \xi_k} \cdot \frac{\partial D}{\partial \mathbf{p}'} \cdot \frac{\partial T}{\partial \xi_j} + \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial d} \left(\frac{\partial T^T}{\partial \xi_j} \cdot \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{p}'^2} \cdot \frac{\partial T}{\partial \xi_k} + \frac{\partial D}{\partial \mathbf{p}'} \cdot \frac{\partial^2 T}{\partial \xi_j \partial \xi_k} \right) \right] \quad (22)$$

[0156] 如图8所示,该图为选取的城市街道场景的两帧部分重叠的点云,图9为根据本发明提供的方法得到的效果图,可以看出两帧点云得到了有效配准。此外,如图10所示,对部分重叠的两帧点云添加离群点和噪声以后的图片,图11为采用本发明提供的方法对添加离群点和噪声以后的两帧点云进行配准,可见依旧可以成功配准,因此本方法对点云配准中的噪声也具有较高的鲁棒性。

[0157] 基于上述实施例,本发明还提供了一种智能终端,其原理框图可以如图12所示。该

智能终端包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口、显示屏。其中,该智能终端的处理器用于提供计算和控制能力。该智能终端的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该智能终端的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种利用矩形及扁率信息的点云配准的方法。该智能终端的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏。

[0158] 本领域技术人员可以理解,图12中示出的原理框图,仅仅是与本发明方案相关的部分结构的框图,并不构成对本发明方案所应用于其上的智能终端的限定,具体的智能终端可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0159] 在一种实现方式中,所述智能终端的存储器中存储有一个或者一个以上的程序,且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于进行利用矩形及扁率信息的点云配准的方法的指令。

[0160] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本发明所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink) DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0161] 综上所述,本发明提供了一种利用矩形及扁率信息的点云配准方法即存储介质,所述方法包括:获取第一帧点云数据,对所述第一帧点云数据进行聚类,得到点云片段;获取所述点云片段的扁率值;对所述点云片段进行矩形拟合,得到矩形结构,获取所述矩形结构的四个顶点坐标;获取第二帧点云数据,根据所述矩形结构的四个顶点坐标以及所述点云片段的扁率值对所述第一帧点云数据以及所述第二帧点云数据进行配准。本发明利用聚类的方法对第一帧点云数据进行分割,使得所述第一帧点云数据可以按照一定顺序增长,再获取分割后的点云片段的扁率信息对两帧点云数据进行匹配,提高扁率信息准确表达点云片段的结构,从而提高了场景变换中点云配准的稳定性和可靠性。

[0162] 应当理解的是,本发明的应用不限于上述的举例,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

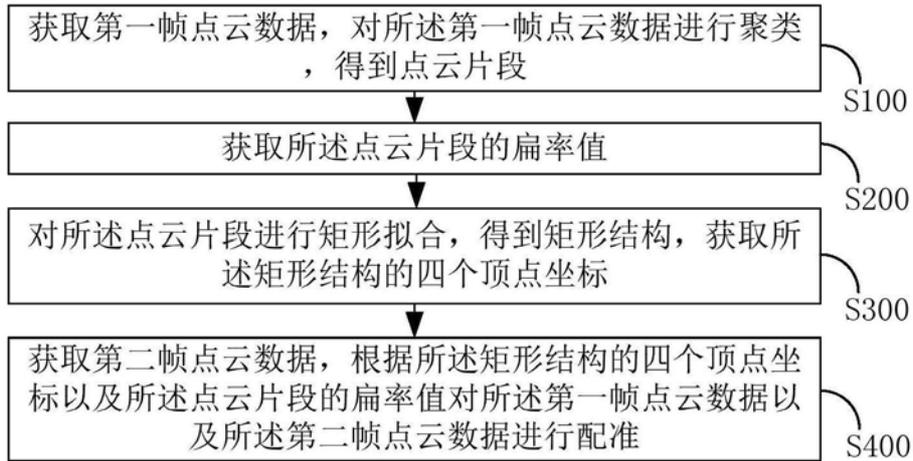


图1

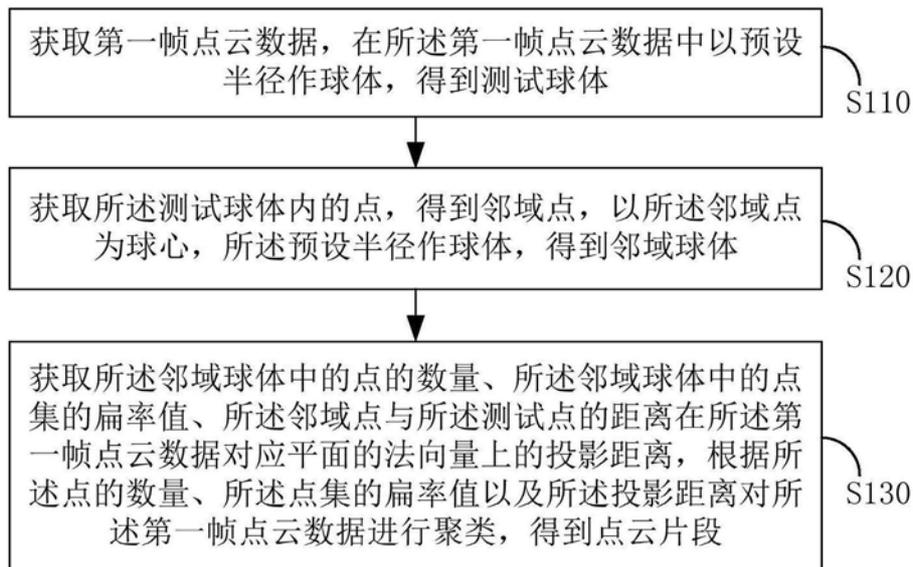


图2

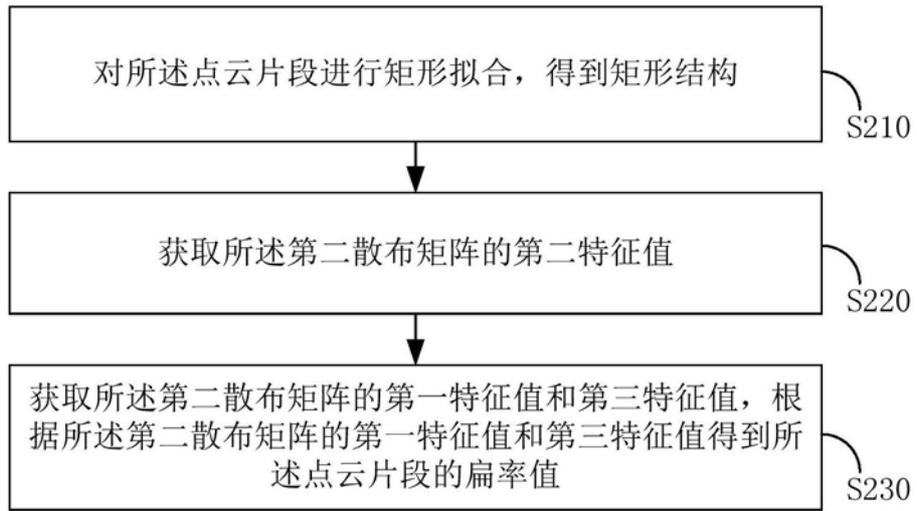


图3

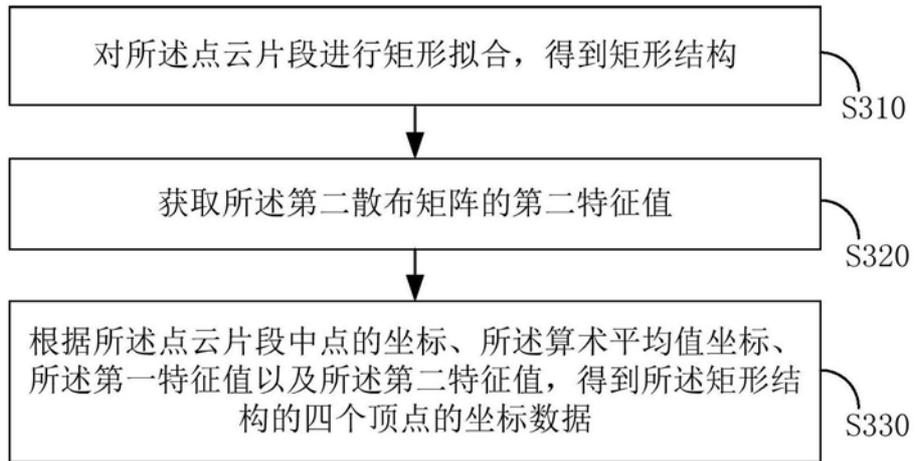


图4

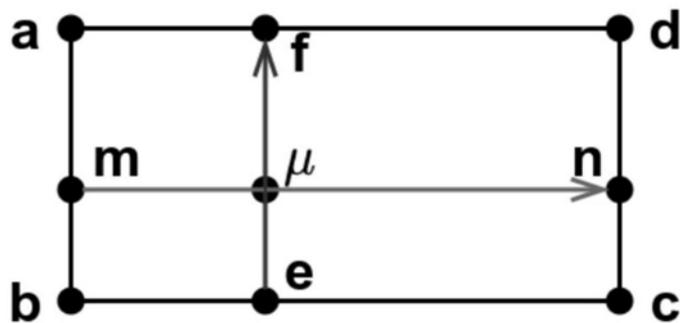


图5

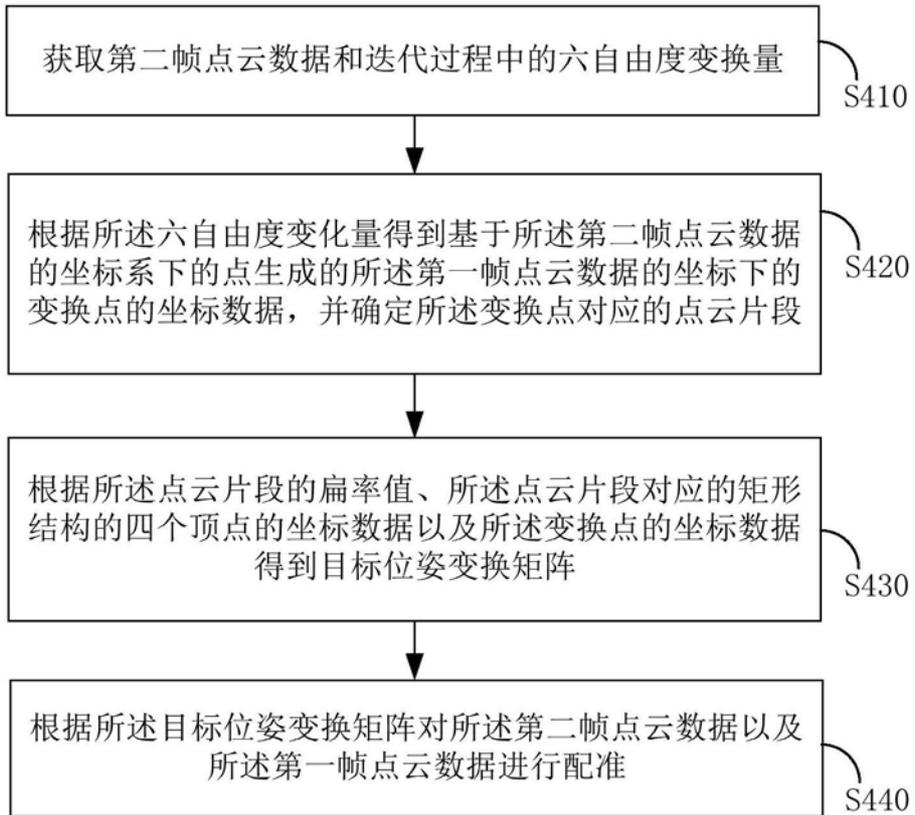


图6

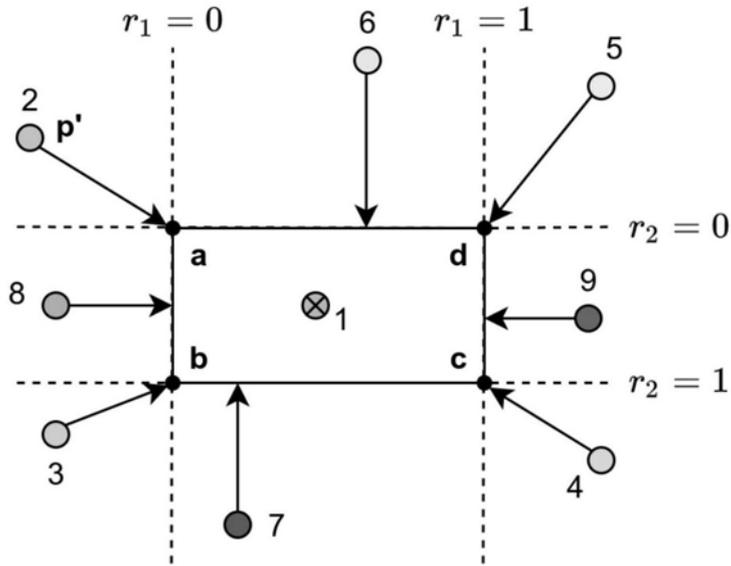


图7

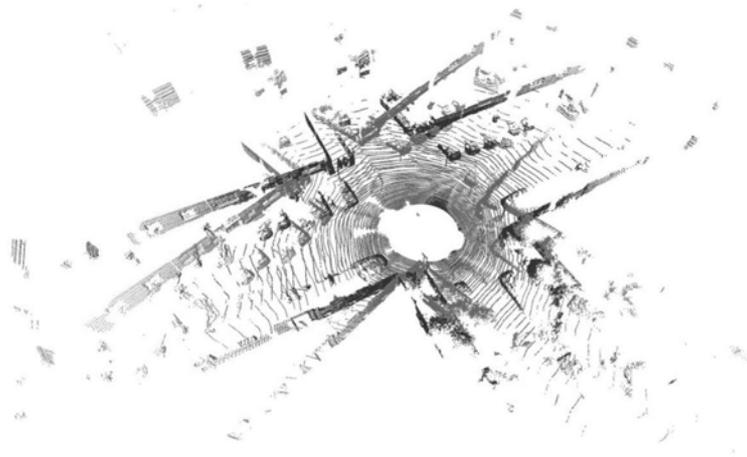


图8

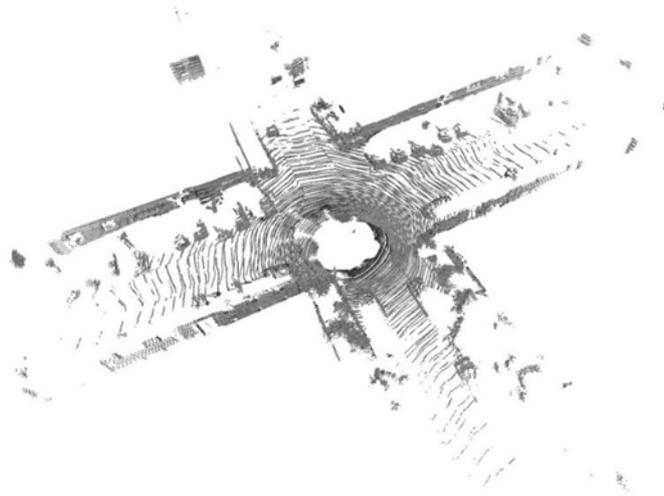


图9

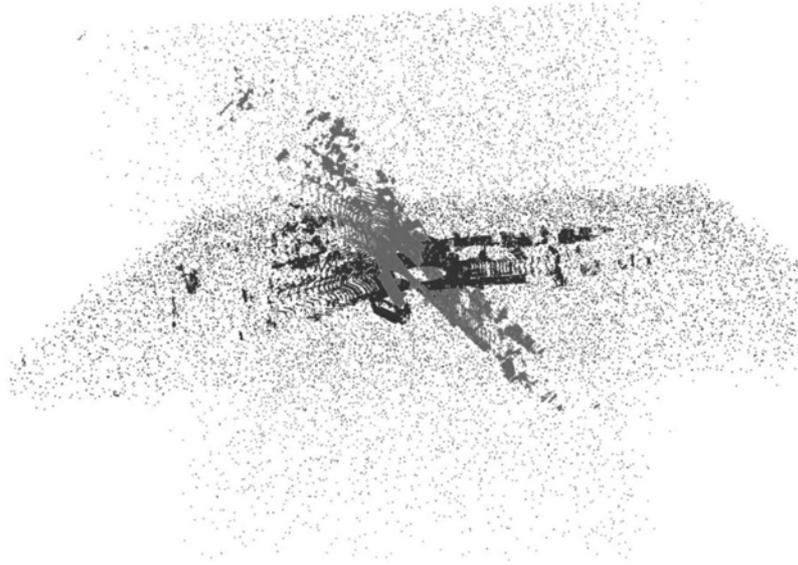


图10

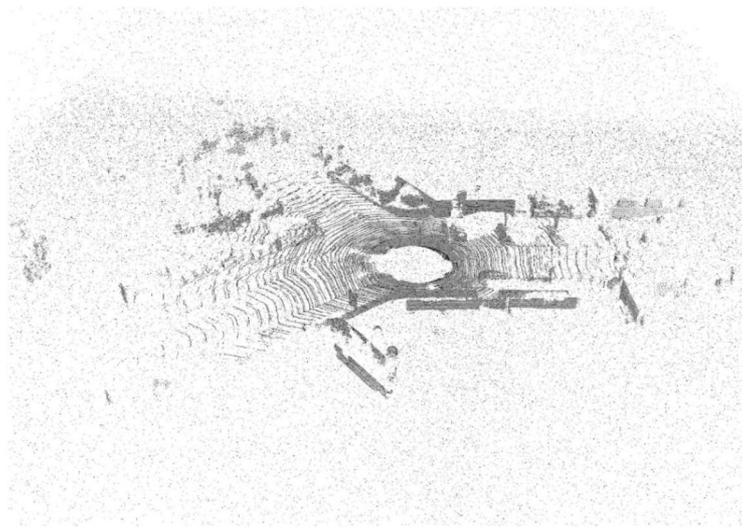


图11

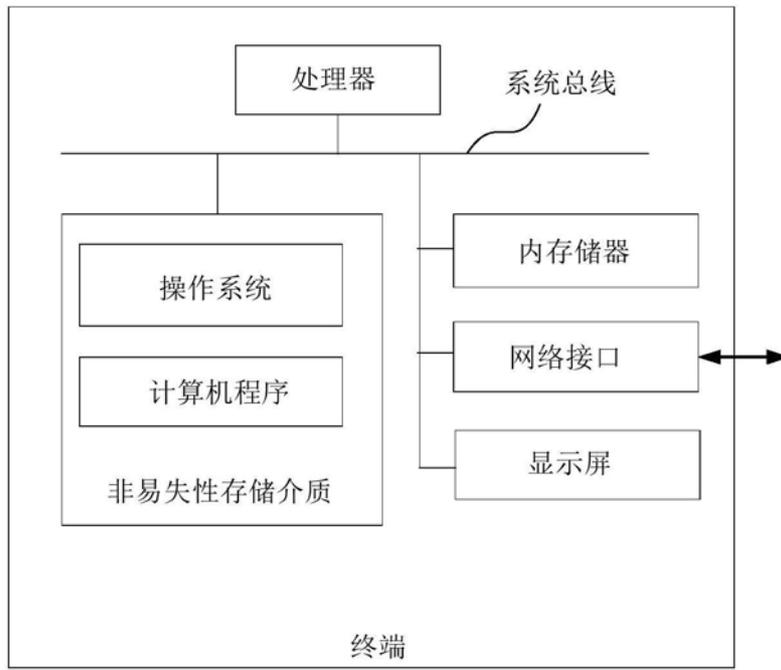


图12