



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112330604 B

(45) 授权公告日 2021.08.10

(21) 申请号 202011119366.2

G06K 9/00 (2006.01)

(22) 申请日 2020.10.19

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 108919295 A, 2018.11.30

申请公布号 CN 112330604 A

CN 107064954 A, 2017.08.18

CN 110516653 A, 2019.11.29

(43) 申请公布日 2021.02.05

审查员 赵慧敏

(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 丁可

(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 7/00 (2017.01)

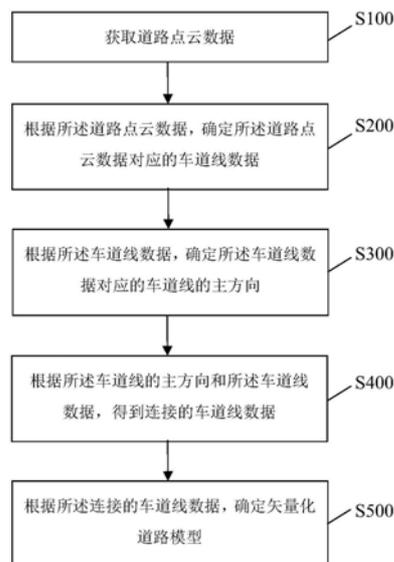
权利要求书2页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法

(57) 摘要

本发明公开了一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其特征在于,包括步骤:获取道路点云数据;根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据;根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向;根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据;根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型。由于先根据道路点云数据,确定车道线数据;根据车道线数据,确定车道线的主方向;结合车道线的主方向和车道线数据,得到连接的车道线数据;最后根据连接的车道线数据,确定矢量化道路模型。实现对于车道线的重组和矢量化,降低了生成矢量化道路模型的难度。



1. 一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其特征在于,包括步骤:
 - 获取道路点云数据;
 - 根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据;
 - 根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向;
 - 根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据;
 - 根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型;
 - 所述根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据,包括:
 - 对所述道路点云数据进行预处理,得到点云块集合;
 - 去除所述点云块集合中非车道线的点云块,得到所述道路点云数据对应的车道线数据;
 - 所述去除所述点云块集合中非车道线的点云块,得到所述道路点云数据对应的车道线数据,包括:
 - 对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配,当该点云块中匹配的内点的数量与该点云块中所有点的数量之比小于第一预设阈值时,去除该点云块;
 - 对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算,当该点云块的包围盒的长宽比小于第二预设阈值且大于第二预设阈值的倒数时,去除该点云块,以得到所述道路点云数据对应的车道线数据;
 - 所述根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向,包括:
 - 针对所述车道线数据中每一个点云块,确定该点云块中各点坐标的协方差矩阵;
 - 根据所述协方差矩阵,确定所述协方差矩阵对应的特征向量,将所述特征向量作为所述车道线数据对应的车道线的主方向;
 - 所述根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,包括:
 - 将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块;
 - 确定所述原始点云块的种子点;
 - 根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点;其中,所述扩展点为沿所述车道线的主方向上与所述种子点的距离为预设距离的点;
 - 当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量大于或等于预设数量时,根据该点所属的点云块,验证所述原始点云块;其中,所述预设数量大于1;
 - 当所述原始点云块验证通过时,将该点所属的点云块,存入所述双向链表;其中,所述扩展点的邻域为以所述扩展点为圆心,预设长度为半径的区域;
 - 所述根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型,包括:
 - 将所述连接的车道线数据的每个双向链表中各点云块拟合得到该双向链表对应的直线;
 - 连接各双向链表各自分别对应的直线,得到矢量化道路模型。
2. 根据权利要求1所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其特征在于,所述对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配,包括:
 - 通过RANSAC方法对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配;
 - 所述对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算,包括:

通过OBB方法对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算。

3. 根据权利要求2所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其特征在于,所述根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,还包括:

当所述原始点云块验证不通过时,继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤。

4. 根据权利要求2所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其特征在于,所述根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,还包括:

当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量小于预设数量时,增加所述预设距离,并继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤,直至所述预设距离大于或等于距离阈值时,继续执行将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块的步骤,直至所述车道线数据中所有点云块均存入所述双向链表,将各双向链表作为连接的车道线数据。

5. 根据权利要求1-4任意一项所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其特征在于,所述道路点云数据为由Lidar设备采集和生成的道路场景点云数据;

所述对所述道路点云数据进行预处理,得到点云块集合,包括:

提取根据所述道路点云数据中的道路标识线数据;

对所述道路标识线数据进行切分,得到点云块集合。

一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法

技术领域

[0001] 本发明涉及自动驾驶技术领域,尤其涉及的是一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法。

背景技术

[0002] 高精度地图是自动驾驶技术的重要组成部分,也是确保自动驾驶安全性的重要保障。现有技术中,构建高精度地图非常费力且昂贵,需要大量人工注释工作,难度较大。

[0003] 因此,现有技术还有待于改进和发展。

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,提供一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法,旨在解决现有技术中生成道路模型难度大的问题。

[0005] 本发明解决技术问题所采用的技术方案如下:

[0006] 一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,包括步骤:

[0007] 获取道路点云数据;

[0008] 根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据;

[0009] 根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向;

[0010] 根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据;

[0011] 根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型。

[0012] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据,包括:

[0013] 对所述道路点云数据进行预处理,得到点云块集合;

[0014] 去除所述点云块集合中非车道线的点云块,得到所述道路点云数据对应的车道线数据。

[0015] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述去除所述点云块集合中非车道线的点云块,得到所述道路点云数据对应的车道线数据,包括:

[0016] 对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配,当该点云块中匹配的内点的数量与该点云块中所有点的数量之比小于第一预设阈值时,去除该点云块;

[0017] 对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算,当该点云块的包围盒的长宽比小于第二预设阈值且大于第二预设阈值的倒数时,去除该点云块,以得到所述道路点云数据对应的车道线数据。

[0018] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配,包括:

[0019] 通过RANSAC方法对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配;

[0020] 所述对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算,包括:

[0021] 通过OBB方法对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算。

[0022] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向,包括:

[0023] 针对所述车道线数据中每一个点云块,确定该点云块中各点坐标的协方差矩阵;

[0024] 根据所述协方差矩阵,确定所述协方差矩阵对应的特征向量,将所述特征向量作为所述车道线数据对应的车道线的主方向。

[0025] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,包括:

[0026] 将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块;

[0027] 确定所述原始点云块的种子点;

[0028] 根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点;其中,所述扩展点为沿所述车道线的主方向上与所述种子点的距离为预设距离的点;

[0029] 当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量大于或等于预设数量时,根据该点所属的点云块,验证所述原始点云块;

[0030] 当所述原始点云块验证通过时,将该点所属的点云块,存入所述双向链表;其中,所述扩展点的邻域为以所述扩展点为圆心,预设长度为半径的区域;其中,所述预设数量大于1。

[0031] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,所述根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,还包括:

[0032] 当所述原始点云块验证不通过时,继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤。

[0033] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,所述根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,还包括:

[0034] 当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量小于预设数量时,增加所述预设距离,并继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤,直至所述预设距离大于或等于距离阈值时,继续执行将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块的步骤,直至所述车道线数据中所有点云块均存入所述双向链表,将各双向链表作为连接的车道线数据。

[0035] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型,包括:

[0036] 将所述连接的车道线数据的每个双向链表中各点云块拟合得到该双向链表对应的直线;

[0037] 连接各双向链表各自分别对应的直线,得到矢量化道路模型。

[0038] 所述的从点云数据生成矢量化道路模型的方法,其中,所述道路点云数据为由Lidar设备采集和生成的道路场景点云数据;

[0039] 所述对所述道路点云数据进行预处理,得到点云块集合,包括:

[0040] 提取根据所述道路点云数据中的道路标识线数据;

[0041] 对所述道路标识线数据进行切分,得到点云块集合。

[0042] 有益效果:由于先根据道路点云数据,确定车道线数据;根据车道线数据,确定车道线的主方向;结合车道线的主方向和车道线数据,得到连接的车道线数据;最后根据连接的车道线数据,确定矢量化道路模型。实现对于车道线的重组和矢量化,降低了生成矢量化道路模型的难度。

附图说明

[0043] 图1是本发明实施例中从点云数据生成矢量化道路模型的方法的第一流程图。

[0044] 图2是本发明实施例中从点云数据生成矢量化道路模型的方法的第一流程图。

具体实施方式

[0045] 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。

[0046] 请同时参阅图1-图2,本发明提供了一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法的一些实施例。所述从点云数据生成矢量化道路模型的方法应用于计算机、服务器等设备,通过综合考虑点云数据的提取过程,能够实现城市高速和快速道路的车道线重组,取得较优的矢量化道路模型结果,降低了生成矢量化道路模型的难度。

[0047] 如图1-图2所示,本发明的一种从点云数据生成矢量化道路模型的方法,包括以下步骤:

[0048] 步骤S100、获取道路点云数据。

[0049] 具体地,所述道路点云数据为由Lidar(Light Detection And Ranging)设备采集和生成的道路场景点云数据。例如,可以采用Lidar设备采集城市高速和快速道路场景点云数据。Lidar设备是指激光探测与测量设备。Lidar设备是利用GPS(Global Position System)和IMU(Inertial Measurement Unit,惯性测量装置)机载激光扫描。Lidar设备所测得的数据为数字表面模型(Digital Surface Model,DSM)的离散点表示,数据中含有空间三维信息和激光强度信息。

[0050] 步骤S200、根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据。

[0051] 具体地,得到道路点云数据后,由于道路标记线主要是线状地物,而噪音和其他一些标记则不是,因此需要进行提取和去噪,得到车道线数据。

[0052] 具体地,步骤S200、根据所述道路点云数据,确定所述道路点云数据对应的车道线数据,包括:

[0053] 步骤S210、对所述道路点云数据进行预处理,得到点云块集合。

[0054] 具体地,所述预处理包括:道路的提取以及标识线的提取和切分。

[0055] 具体地,步骤S210、对所述道路点云数据进行预处理,得到点云块集合,包括:

[0056] 步骤S211、提取根据所述道路点云数据中的道路标识线数据。

[0057] 步骤S212、对所述道路标识线数据进行切分,得到点云块集合。

[0058] 具体地,所述预处理为点云数据提取领域中的基础步骤,所述预处理包括但不限于Z坐标梯度值筛选来提取地面,强度值筛选,SOR(StatisticalOutlierRemoval,统计异常值去除器)和区域增长提取等。通过预处理可以将道路点云最终划分为类似直线段的一块

块点云块。

[0059] 步骤S220、去除所述点云块集合中非车道线的点云块,得到所述道路点云数据对应的车道线数据。

[0060] 具体地,由于道路标识线数据得到的点云块集合包括车道线的点云块和非车道线的点云块。因此,需要将点云块集合中非车道线的点云块去除。

[0061] 具体地,步骤S230、去除所述点云块集合中非车道线的点云块,得到所述道路点云数据对应的车道线数据,包括:

[0062] 步骤S231、对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配,当该点云块中匹配的内点的数量与该点云块中所有点的数量之比小于第一预设阈值时,去除该点云块。

[0063] 具体地,通过RANSAC方法对所述点云块集合中的每个点云块进行直线匹配。随机采样一致性(RANSAC)是一种随机参数估计算法。RANSAC从样本中随机选择一个样本子集,使用最小方差估计算法为该子集计算模型参数,然后计算该模型中所有样本的偏差,然后使用预设阈值与偏差进行比较。当偏差大于阈值时,采样点属于离群值。通过重复此过程,当群内值数量最大时,该模型为最佳模型。

[0064] 具体地,使用线模型来匹配点云块集合中的每个点云块。用一个比值来进行区分:

$k = \frac{n_{inliers}}{n}$ 。其中 $n_{inliers}$ 表示该点云块中匹配的内点的数量,即该点云块中可匹配直线模型的点的数量, n 表示该点云块中所有点的数量。如果比值 k 大于或等于第一预设阈值,则在点云集合中保留该点云块,如果比值 k 小于第一预设阈值,则从点云集合中去除该点云块。

[0065] 步骤S232、对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算,当该点云块的包围盒的长宽比小于第二预设阈值且大于第二预设阈值的倒数时,去除该点云块,以得到所述道路点云数据对应的车道线数据。

[0066] 具体地,通过OBB(Oriented Bounding Box)方法对所述点云块集合中的每个点云块进行包围盒计算。边界框算法是一种求解离散点集的最佳边界空间的方法。基本思想是用稍微更大和更简单的几何形状(称为边界框)来近似表示复杂的几何对象。OBB是常用的边界框类型,它是包含对象的最小的长方体。OBB的最大特征是其方向的任意性,这使得可以根据封闭对象的形状特性将对象尽可能地包围。对于一个直线段模型,其OBB应为一个狭长的矩形。

[0067] 具体地,用一个比值 s 来进行区分: $S = \frac{p_1 \cdot x - p_2 \cdot x}{p_1 \cdot y - p_2 \cdot y}$,其中 p_1 和 p_2 是该矩形的一对对顶点的坐标且有 $p_1 \cdot x > p_2 \cdot x, p_1 \cdot y > p_2 \cdot y$ 。 $p_1 \cdot x$ 表示第一顶点的 x 轴坐标值, $p_1 \cdot y$ 表示第一顶点的 y 轴坐标值, $p_2 \cdot x$ 表示第二顶点的 x 轴坐标值, $p_2 \cdot y$ 表示第二顶点的 y 轴坐标值,比值 s 表示包围盒的长宽比,由于无法明确包围盒的长和宽的方向,因此,采用第二预设阈值和第二预设阈值的倒数来判定。如果比值 s 大于第二预设阈值或小于第二预设阈值的倒数,则在点云集合中保留该点云块;如果比值 s 小于第二预设阈值且大于第二预设阈值的倒数,则去除该点云块。通过RANSAC和OBB结合的方式得到所述道路点云数据对应的车道线数据。

[0068] 步骤S300、根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向。

[0069] 具体地,由于道路线的长实线和虚线被提取并分割成点云块,在形成道路模型时,需要将这些点云块连接起来形成车道线。首先先确定所述车道线数据的车道线的主方向,

然后连接车道线的主方向相同,且位置上相邻的点云块,形成车道线。这里使用PCA(主成分分析)来计算主要方向。PCA(主成分分析)是一种用于分析和简化数据集的技术,在这里,PCA被用于计算特征值和特征向量进行主方向分析。

[0070] 具体地,步骤S300、根据所述车道线数据,确定所述车道线数据对应的车道线的主方向,包括:

[0071] 步骤S310、针对所述车道线数据中每一个点云块,确定该点云块中各点坐标的协方差矩阵。

[0072] 步骤S320、根据所述协方差矩阵,确定所述协方差矩阵对应的特征向量,将所述特征向量作为所述车道线数据对应的车道线的主方向。

[0073] 设点云中点的 x, y 和 z 坐标为随机变量 X, Y 和 Z ,则协方差矩阵为:

$$[0074] \quad A = \begin{bmatrix} \text{cov}(X,X) & \text{cov}(X,Y) & \text{cov}(X,Z) \\ \text{cov}(Y,X) & \text{cov}(Y,Y) & \text{cov}(Y,Z) \\ \text{cov}(Z,X) & \text{cov}(Z,Y) & \text{cov}(Z,Z) \end{bmatrix}$$

[0075] 其中, cov 表示两个变量的协方差。

[0076] 对于此矩阵 A ,如果存在一个数 λ 和一个非零的三维列向量 u ,使得: $Au = \lambda u$,则该数 λ 称为特征值,列向量 u 称为特征向量。

[0077] 通过PCA可以通过特征向量来表示点云的局部方向,从而达到后续对车道线进行重组的目的。

[0078] 步骤S400、根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据。

[0079] 具体地,确定车道线的主方向后,根据车道线的主方向和车道线数据,得到连接的车道线数据,也就是说,连接车道线的主方向相同,且位置上相邻的点云块,形成连接的车道线数据。

[0080] 具体地,步骤S400、根据所述车道线的主方向和所述车道线数据,得到连接的车道线数据,包括:

[0081] 步骤S410、将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块。

[0082] 具体地,创建空的双向链表 P ,并从线段点云块集合 Q 中选择一个随机点云块 A 并将其推入双向链表 P 。因此可以将该点云块 A 作为双向链表 P 的原始点云块。每个双向链表 P 中有一个原始点云块。双向链表 P 是一个向量,原始点云块为双向链表 P 的第一个元素或最后一个元素。

[0083] 步骤S420、确定所述原始点云块的种子点。

[0084] 具体地,根据原始点云块,确定原始点云块的种子点,例如,可以将原始点云块的重心作为种子点,种子点的坐标为 (x_0, y_0, z_0) 。

[0085] 步骤S430、根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点;其中,所述扩展点为沿所述车道线的主方向上与所述种子点的距离为预设距离的点。

[0086] 具体地,若原始点云块为双向链表 P 的第一个元素,则车道线的主方向为 (a, b, c) ,若原始点云块为双向链表 P 的最后一个元素,则车道线的主方向为反向 $(-a, -b, -c)$,例如,预设距离可以是 i 个(i 的初始值为1)单位长度。将种子点沿原始点云块的车道线的主方向延伸预设距离,得到扩展点 (x_0+ia, y_0+ib, z_0+ic) 或 (x_0-ia, y_0-ib, z_0-ic) 。

[0087] 步骤S440、当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量大于或等于预设数量时,根据该点所属的点云块,验证所述原始点云块;其中,所述预设数量大于1。

[0088] 具体地,当车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量大于或等于预设数量时,则需要根据该点所属的点云块(需要指出的是,车道线数据中所述扩展点的邻域内的点属于同一点云块),对原始点云块进行验证,当验证通过时,再将该点云块存入双向链表。这样可以避免车道线的方向的偏移带来的不准确的问题。

[0089] 在验证时,根据车道线数据中所述扩展点的邻域内的点所属的点云块的车道线的主方向的反方向,确定该点所属的点云块对应的参考扩展点,如果原始点云块中的至少存在K个点位于参考扩展点的邻域内,也就是说,原始点云块中的至少存在K个点与参考扩展点的距离小于或等于预设距离且原始点云块位于该点所属的点云块的主方向的反方向上,则原始点云块验证通过。如果原始点云块位于参考扩展点的邻域外,也就是说,原始点云块中所有点与参考扩展点的距离均大于预设距离,则原始点云块验证不通过。

[0090] 具体地,根据车道线数据中所述扩展点的邻域内的点所属的点云块,确定该点所属的点云块的参考种子点,例如,可以将该点所属的点云块的重心作为参考种子点,参考种子点的坐标为 (x_1, y_1, z_1) 。根据所述车道线的主方向和车道线数据中所述扩展点的邻域内的点所属的点云块的参考种子点,确定所述种子点对应的参考扩展点。

[0091] 步骤S450、当所述原始点云块验证通过时,将该点所属的点云块,存入所述双向链表;其中,所述扩展点的邻域为以所述扩展点为圆心,预设长度为半径的区域。

[0092] 具体地,确定在扩展点的邻域内范围内点所属的点云块,将该点所属的点云块存入双向链表。预设长度为R,扩展点的邻域是半径为R的区域,扩展点位于该区域的圆心。具体地,可以采用K最近邻算法选取出扩展点在车道线数据中相邻的点云块。

[0093] 步骤S460、当所述原始点云块验证不通过时,继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤。

[0094] 具体地,如果原始点云块验证不通过时,需要重新确定扩展点,也就是说返回到步骤S430。

[0095] 步骤S470、当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量小于预设数量时,增加所述预设距离,并继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤,直至所述预设距离大于或等于距离阈值或所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点云块的数量小于预设数量时,继续执行将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块的步骤,直至所述车道线数据中所有点云块均存入所述双向链表,将各双向链表作为连接的车道线数据。

[0096] 具体地,当所述车道线数据中所述扩展点的邻域内的点的数量小于预设数量K时,增加所述预设距离,例如,i的值可以是增加1,则预设距离为i+1个单位长度,并继续执行根据所述车道线的主方向和所述种子点,确定所述种子点对应的扩展点的步骤,也就是说,返回到步骤步骤S430,由于预设距离增加了,也就是说,扩展点与种子点之间的距离增加了。增加所述预设距离,直至所述预设距离大于或等于距离阈值时,继续执行将所述车道线数据中任意一点云块存入空的双向链表,并将该点云块作为所述双向链表的原始点云块的步骤,当预设距离大于或等于距离阈值I时,则返回步骤S410,也就是说,重新创建空的双向链表,并继续存入点云块,直至所述车道线数据中所有点云块均存入所述双向链表,将各双向

链表作为连接的车道线数据。

[0097] 步骤S500、根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型。

[0098] 具体地,步骤S500、根据所述连接的车道线数据,确定矢量化道路模型,包括:

[0099] 步骤S510、将所述连接的车道线数据的每个双向链表中各点云块拟合得到该双向链表对应的直线。

[0100] 步骤S520、连接各双向链表各自分别对应的直线,得到矢量化道路模型。

[0101] 具体地,利用最小二乘算法对每一双向链表P中的已完成连接的车道线的点云块进行拟合,每一条车道线中的线段点云块可以拟合成一条直线,再对这些直线根据其点云块在双向链表P中的位置进行连接,即可得到最终的矢量化车道线数据。

[0102] 表1和表2分别表示本方法中的关键指标。其中TP (True Positive points) 表示真正类点的数量,具体表现为检测出为正样本的值中真值也为正样本的点的数量;FP (False Positive points) 表示假正类点的数量,具体表现为检测出正样本的值中真值为负样本的点的数量;FN (False Negative points) 表示假负类点的数量,具体表现为检测出负样本的值中真值为正样本的点的数量。另外,一些相关参数计算公式如下:

$$[0103] \quad \text{准确率} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$[0104] \quad \text{召回率} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$[0105] \quad \text{F1 分数} = \frac{2 \times \text{准确率} \times \text{召回率}}{\text{准确率} + \text{召回率}}。$$

[0106] 表1步骤S200中车道线数据的关键指标表

指标	值
TP	2,765,585
TP+FP	2,811,337
TP+FN	2,838,729
准确率	0.984
召回率	0.974
F1-分数	0.979

[0108] 表2步骤S400中连接的车道线数据的关键指标表

指标	值
TP	2,613,492
TP+FP	2,765,585
准确率	0.945

[0110] 综上所述,本方法对道路点云数据进行预处理(包括道路的提取和标识线的提取和切分);根据预处理后的点云数据,从所有的标识线数据中通过RANSAC和OBB结合的方式去进一步提取和去噪并作为车道线数据;分别对所有的车道线数据进行主成分分析(PCA),得到所有的车道线的主方向;根据车道线的主方向判断出邻近相似主方向的车道线并连接;再通过点云中的直线提取方法,得到最终的矢量化道路模型结果。本发明综合考虑道路

中车道标识线的空间几何特征:提出一种基于PCA的车道标识线连接和矢量化方法,对于道路标识线的自动化提取和重组有着较好的效果。

[0111] 与现有道路提取和点云矢量化技术相比,本发明实施例综合考虑道路中车道标识线的空间几何特征:

[0112] 1) 在全面分析现有道路点云车道线提取算法的基础上,提出一种有效的针对高速公路和城市快速路车道线的提取方法:仅依靠非结构化的点云数据通过车道线空间特征进行车道线提取,利用基于点云强度值和空间结构特征进行提取和筛选,最终得到所有车道线的分段点云块。

[0113] 2) 通过基于PCA的方法,对点云块方向进行判断并选取相邻的点云块,从而达到对虚线车道线中虚线段点云块进行连接的目的,最终可以实现对于车道线的重组和矢量化。

[0114] 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。

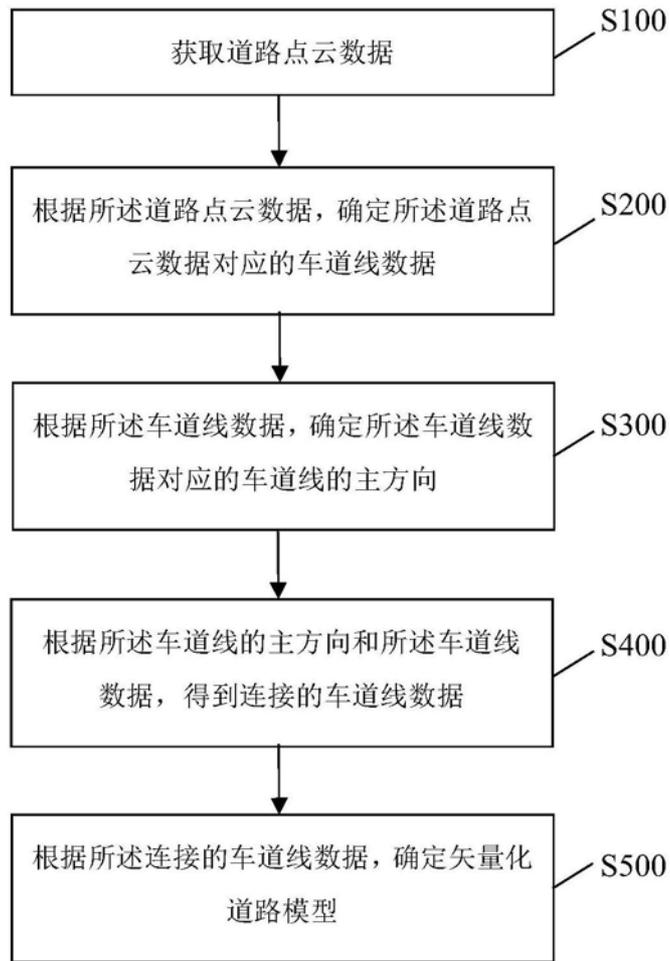


图1

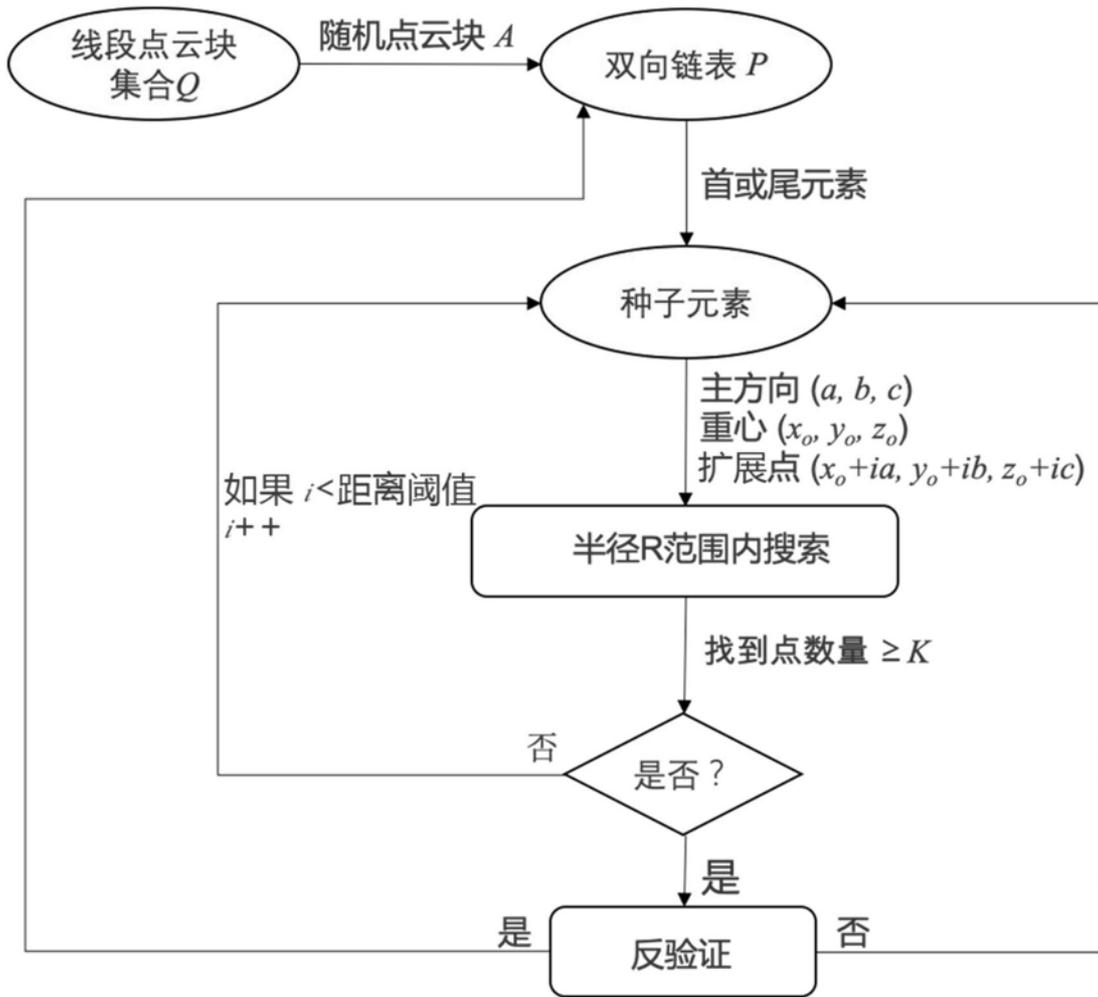


图2