



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115639570 A

(43) 申请公布日 2023. 01. 24

(21) 申请号 202211304813.0

G06V 10/80 (2022.01)

(22) 申请日 2022.10.24

G06N 20/00 (2019.01)

(71) 申请人 中国科学技术大学

地址 230026 安徽省合肥市包河区金寨路
96号

(72) 发明人 吴锋 张政新

(74) 专利代理机构 北京凯特来知识产权代理有
限公司 11260

专利代理师 郑立明 付久春

(51) Int. Cl.

G01S 17/89 (2020.01)

G01S 7/497 (2006.01)

G01C 21/00 (2006.01)

G06T 7/73 (2017.01)

G06V 10/764 (2022.01)

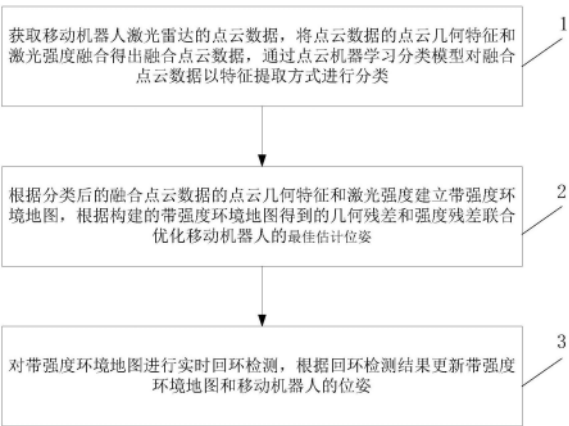
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法

(57) 摘要

本发明公开了一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,包括:步骤1,将获取的移动机器人激光雷达的点云数据的点云几何特征和激光强度融合得出融合点云数据,通过点云机器学习分类模型对融合点云数据进行分类;步骤2,根据分类后的融合点云数据的点云几何特征和激光强度建立带强度环境地图,并利用地图得到的几何残差和强度残差联合优化移动机器人的最佳估计位姿;步骤3,对带强度环境地图进行实时回环检测,更新带强度环境地图和移动机器人的位姿。该方法融合激光强度和点云特征可以减少机器人漂移问题,而且机器学习算法仅用于激光雷达点云的特征分类以及实时回环检测减少了计算压力,保证机器人的实时定位精度。



1. 一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,其特征在于,包括:

步骤1,获取移动机器人激光雷达的点云数据,将点云数据的点云几何特征和激光强度融合得出融合点云数据,通过点云机器学习分类模型对融合点云数据按特征进行分类;

步骤2,根据分类后的融合点云数据的点云几何特征和激光强度建立带强度环境地图,根据构建的带强度环境地图得到的几何残差和强度残差联合优化移动机器人的最佳估计位姿;

步骤3,对带强度环境地图进行实时回环检测,根据回环检测结果更新带强度环境地图和移动机器人的估计位姿。

2. 根据权利要求1所述的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,其特征在于,所述步骤1中,按以下方式通过点云机器学习分类模型对融合特征按特征进行分类,包括:

将移动机器人激光雷达的融合点云数据投影到参考平面,将参考平面划分为大小相等的二维网格点,记录每个二维网格点的高度 h_{min}^i 和该二维网格点相邻二维网格点的最小高度 h_{nemin}^i ,通过以下滤波公式对各二维网格点进行双阈值滤波,将各二维网格点分为非地面点和地面点,滤波公式为:

$$p_k^i = \begin{cases} NG & h_k - h_{min}^i > \delta h_1 \text{ or } h_{min}^i - h_{nemin}^i > \delta h_2 \\ G & otherwise \end{cases}$$

其中,各参数含义为: p_k^i 表示二维网格点;NG表示二维网格点为非地面点;G表示二维网格点为地面点; h_k 表示同一层网格中不同点云高度; δh_1 表示划分同一网格中点云高度阈值; δh_2 表示划分相邻网格中点云高度阈值;

计算融合点云几何特征和激光强度的非地面点及其球形邻域 \mathcal{N} 的信息矩阵,为:

$$C = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i \in \mathcal{N}} \omega_i (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T, \quad \omega_i = \exp(-\|I_i - \bar{I}\|)$$

其中, \bar{p} 是邻域 \mathcal{N} 的重心; \bar{I} 为邻域 \mathcal{N} 的激光强度均值,与非地面点具有相似激光强度的点被赋予更高的权重;

经点云机器学习分类模型按主要成分分析法处理得到各个非地面点相应的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$;

通过得到的各个非地面点相应的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 计算各非地面点的局部线性度、平面度和曲率,局部线性度 $= (\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$,平面度 $= (\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1$,曲率 $= \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$,并按局部线性度、平面度和曲率将各非地面点分为线性点、不同平面点和顶点。

3. 根据权利要求2所述的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,其特征在于,所述步骤2中,按以下方式根据分类后的融合点云数据的点云几何特征和激光强度建立带强度环境地图,根据构建的带强度环境地图得到的几何残差和强度残差联合优化得出移动机器人的最佳估计位姿,包括:

将三维空间分割成网格单元,用强度测量 I 和几何占据栅格概率联合表示每个网格单元 m_i ,当前时刻 t 观测的网格单元 m_i 的强度观测值通过以下公式得出:

$$\mathcal{M}(m_i|z_{1:t}) = \mathcal{M}(m_i|z_{1:t-1}) + \frac{\eta_{m_i} - \mathcal{M}(m_i|z_{1:t-1})}{\eta_{m_i}}$$

其中, $\mathcal{M}(m_i|z_{1:t})$ 是当前时刻t观测的网格单元 m_i 的强度观测值,若强度观测值为0,则表示没有反射信号,即网格单元不包含障碍物对象; η_{m_i} 是对网格单元 m_i 的总观测次数;

当前时刻t观测的网格单元的几何占据概率值通过以下公式得出:

$$odds(p) = \frac{p}{1-p}, \quad \mathcal{M}_p(m_i|z_{1:t}) = clamp(odds^{-1}(odds(\mathcal{M}_p(m_i|z_{1:t})) * odds(p)))$$

其中, $odds(p)$ 表示当前时刻t观测的网格单元的几何占据概率值;p表示网格单元是否被占据; $clamp()$ 为区间限定函数;

通过按不同分类的当前融合点云数据与全局地图匹配来计算几何残差估计机器人的最佳位姿,其中,

若融合点云数据的分类为线性特征点 $\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)$,从全局地图中搜索距离该线性特征点 $\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)$ 两个最近的线性点 p_1 和 p_2 ,该线性特征点 $\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)$ 到线性点 p_1 和 p_2 的几何残差定义为:

$$\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i) = \frac{(\hat{p}_i - p_1) * (\hat{p}_i - p_2)}{|p_1 - p_2|}$$

其中, p_i 为当前特征点, $\hat{p}_i = T p_i$ 为当前点 p_i 在带强度环境地图中的转换点;

若融合点云数据的分类为平面特征点 $\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)$,从全局地图中搜索距离该平面特征点 $\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)$ 三个最近的平面点 p_1 、 p_2 和 p_3 ,该平面特征点 $\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)$ 到三个平面点 p_1 、 p_2 和 p_3 的几何残差定义为:

$$\mathcal{F}_s(\hat{p}_i) = (\hat{p}_i - p_1)^T \frac{(p_1 - p_2) * (p_1 - p_3)}{|p_1 - p_2| * |p_1 - p_3|}$$

若融合点云数据的分类为顶点特征点 $\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)$,该顶点特征点 $\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)$ 的几何残差定义为:

$$\mathcal{F}_v(\hat{p}_i) = ||\hat{p}_i - p_1||$$

通过最小化当前点 p_i 与带强度环境地图中的转换点 \hat{p}_i 之间的强度残差来将特征与构建的带强度环境地图匹配计算强度残差 $\mathcal{F}_I(\hat{p}_i)$,为:

$$\mathcal{F}_I(\hat{p}_i) = \eta_i - \mathcal{M}(\hat{p}_i)$$

最后按以下公式联合优化几何残差和强度残差得出移动机器人的最佳估计位姿,为:

$$T^* = argmin_{T^*} \sum |\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_I(\hat{p}_i)|.$$

4. 根据权利要求1或2所述的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,其特征在于,所述步骤3中,按以下方式对带强度环境地图进行实时回环检测,根据回环检测结果更新带强度环境地图和移动机器人的位姿,包括:

步骤1,进行关键帧选举,得出关键帧,所述关键帧按以下标准选择:机器人位移超过预设距离20.0米,机器人的旋转角度超过预设角度0.67弧度,机器人位移经过的时间超过预设的时间30秒;

步骤2,对每个关键帧,使用扫描点云数据上下文将其提取为全局描述符,通过全局描述符得到一个二维矩阵,通过将极坐标在方位角和径向角上等分为扇区的单元格和环来计算,通过几何和强度加权得到每个单元格的标识;

步骤3,根据回环帧和候选帧单元格的标识差是否小于给定的阈值51来判定回环帧和候选帧的相似度,若小于该阈值,则确定回环后,将回环帧和候选帧之间的约束加入到后端全局优化中来校正移动机器人的漂移。

融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法

技术领域

[0001] 本发明涉及移动机器人导航领域,尤其涉及一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法。

背景技术

[0002] 移动机器人在导航过程中需要实时获取自身的位姿以及感知周围的环境。为此,首先需要在预定义的活动区域中记录固定的参照物,然后使用机器人与多个预记录的参照物之间的距离来计算机器人当前的位姿。其中记录参照物的过程称为建图,计算位姿的过程称为定位,建图和定位的过程互相存在依赖性。在实际应用中,通常采用同步定位和建图(Simultaneous Localization And Mapping, SLAM)来估计机器人位姿,SLAM是一种无源定位方案,不用依赖部署在环境中的外部标签(如GPS、UWB的基站等)。它只依赖于机器人自身的传感器(如激光雷达或相机等),来计算机器人在环境中的位姿(即定位),以及在后续移动导航过程中需要的环境地图。

[0003] 机器人在自主移动过程中需要同步定位和建图(SLAM),而建图和导航都需要机器人知道自身的位置。因此,精准定位是SLAM需要解决的关键问题。目前激光SLAM根据运动学模型和连续两帧激光雷达的扫描点云配准来计算机器人位姿,同时利用回环检测(Loop-Closure Detection)对全局估计的位姿进行优化调整,从而得到准确位姿和地图信息。对于场景多样性差的结构化环境(如长回廊等),由于存在大量的相似性,低层次的几何特征将严重退化。激光雷达(Lidar)仅依靠环境中几何特征点云配准会出现较大误差。同时当环境变大时,回环检测的计算时间也会增加,从而影响定位的实时性。因此,现有的激光SLAM技术为了提高在几何结构单一环境中机器人的实时定位精度,多采用多传感器融合和端到端深度神经网络训练等方式。

[0004] 多传感器融合的方法中最常见的是激光雷达和相机的信息融合。尽管相机能够提供更精确的特征检测,且高频的相机也能一定程度上减少机器人的里程计误差。但相机易受环境光影响,在暗处、无纹理等情况可能无法正常工作。同时,激光雷达和相机的标定和信息对齐也会带来额外的挑战。

[0005] 对于激光雷达和有源传感器UWB、GPS等的融合方案,这些有源传感器通常依赖电磁波的直线传播,在大范围非视距环境下存在测距误差大的问题,从而导致融合定位误差大。因此通常只适用于小规模且较为空旷的环境。而且需要在部署中部署多个基站。

[0006] 基于端到端的方法主要采用神经网络来拟合原始激光扫描数据,没有任何特定的强度分析和公式化计算。因此,将新的目标对象和已有地图中的对象进行数据关联相对困难,需要大量的训练数据来间接完成。在实际应用中,收集、标记和训练数据通常是困难和耗时的,对于不同的环境可能产生性能不一致的问题,也需要更多的计算资源。

[0007] 因此如何提供一种能在结构化环境中减少移动机器人实时定位的累计误差,提高激光点云配准,同时在回环检测过程中,减少计算开销,提供更加精确的实时定位,而且仅需要依靠激光雷达传感器,而不需要外部有源传感器融合的方法是需要解决的问题。

[0008] 有鉴于此,特提出本发明。

发明内容

[0009] 本发明的目的是提供了一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法,能在场景多样性差但强度特征丰富的结构化环境中提高激光点云配准的效率,从而提升机器人的实时定位和建图精度,进而解决现有技术中存在的上述技术问题。

[0010] 本发明的目的是通过以下技术方案实现的:

[0011] 一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,包括:

[0012] 步骤1,获取移动机器人激光雷达的点云数据,将点云数据的点云几何特征和激光强度融合得出融合点云数据,通过点云机器学习分类模型对融合点云数据按特征进行分类;

[0013] 步骤2,根据分类后的融合点云数据的点云几何特征和激光强度建立带强度环境地图,根据构建的带强度环境地图得到的几何残差和强度残差联合优化移动机器人的最佳估计位姿;

[0014] 步骤3,对带强度环境地图进行实时回环检测,根据回环检测结果更新带强度环境地图和移动机器人的位姿。

[0015] 与现有技术相比,本发明所提供的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法,其有益效果包括:

[0016] 由于先将移动机器人激光雷达的点云数据的点云几何特征和激光强度融合得出融合点云数据,通过点云机器学习分类模型对融合点云数据按特征进行分类,再构建的带强度环境地图,利用带强度环境地图得到的几何残差和强度残差联合优化移动机器人的最佳估计位姿,并且对带强度环境地图进行实时回环检测,根据回环检测结果更新带强度环境地图和移动机器人的位姿,由于利用了能很好的反映机器人周围环境特征的激光点云的强度,融合激光强度和点云特征可以减少机器人漂移问题;实时进行回环检测保证了机器人的实时定位精度。该方法仅需要激光雷达传感器,不需要跟别的传感器进行融合,这减少了多个传感器进行外部标定的挑战,也降低了计算压力。而且由于激光雷达的优点,可以很好地适用于不同的环境,也适用于大规模环境机器人的定位和建图。

附图说明

[0017] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例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的一些实施例,对于本领域的普通技术人员来讲,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附图。

[0018] 图1为本发明实施例提供的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法的流程图。

[0019] 图2为本发明实施例提供的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法的技术路线图。

[0020] 图3为本发明实施例提供的方法中的点云机器学习分类模型构成示意图。

[0021] 图4为本发明实施例提供的方法中的包含几何和强度信息的扫描上下文的示意

图。

具体实施方式

[0022] 下面结合本发明的具体内容,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述;显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例,这并不构成对本发明的限制。基于本发明的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明的保护范围。

[0023] 首先对本文中可能使用的术语进行如下说明:

[0024] 术语“和/或”是表示两者任一或两者同时均可实现,例如,X和/或Y表示既包括“X”或“Y”的情况也包括“X和Y”的三种情况。

[0025] 术语“包括”、“包含”、“含有”、“具有”或其它类似语义的描述,应被解释为非排他性的包括。例如:包括某技术特征要素(如原料、组分、成分、载体、剂型、材料、尺寸、零件、部件、机构、装置、步骤、工序、方法、反应条件、加工条件、参数、算法、信号、数据、产品或制品等),应被解释为不仅包括明确列出的某技术特征要素,还可以包括未明确列出的本领域公知的其它技术特征要素。

[0026] 术语“由……组成”表示排除任何未明确列出的技术特征要素。若将该术语用于权利要求中,则该术语将使权利要求成为封闭式,使其不包含除明确列出的技术特征要素以外的技术特征要素,但与其相关的常规杂质除外。如果该术语只是出现在权利要求的某子句中,那么其仅限定在该子句中明确列出的要素,其他子句中所记载的要素并不被排除在整体权利要求之外。

[0027] 除另有明确的规定或限定外,术语“安装”、“相连”、“连接”、“固定”等术语应做广义理解,例如:可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本文中的具体含义。

[0028] 术语“中心”、“纵向”、“横向”、“长度”、“宽度”、“厚度”、“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“竖直”、“水平”、“顶”、“底”“内”、“外”、“顺时针”、“逆时针”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述和简化描述,而不是明示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本文的限制。

[0029] 下面对本发明所提供的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图方法进行详细描述。本发明实施例中未作详细描述的内容属于本领域专业技术人员公知的现有技术。本发明实施例中未注明具体条件者,按照本领域常规条件或制造商建议的条件进行。本发明实施例中所用试剂或仪器未注明生产厂商者,均为可以通过市售购买获得的常规产品。

[0030] 如图1所示,本发明实施例提供一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法,包括:

[0031] 步骤1,获取移动机器人激光雷达的点云数据,将点云数据的点云几何特征和激光强度融合得出融合点云数据,通过点云机器学习分类模型对融合点云数据按特征进行分

类；

[0032] 步骤2,根据分类后的融合点云数据的点云几何特征和激光强度建立带强度环境地图,根据构建的带强度环境地图得到的几何残差和强度残差联合优化移动机器人的最佳估计位姿；

[0033] 步骤3,对带强度环境地图进行实时回环检测,根据回环检测结果更新带强度环境地图和移动机器人的位姿。

[0034] 上述方法的步骤1中,按以下方式通过点云机器学习分类模型对融合特征按特征进行分类,包括:

[0035] 将移动机器人激光雷达的融合点云数据投影到参考平面,将参考平面划分为大小相等的二维网格点,记录每个二维网格点的高度 h_{min}^i 和该二维网格点相邻二维网格点的最小高度 h_{nemin}^i ,通过以下滤波公式对各二维网格点进行双阈值滤波,将各二维网格点分为非地面点和地面点,滤波公式为:

$$[0036] \quad p_k^i = \begin{cases} NG & h_k - h_{min}^i > \delta h_1 \text{ or } h_{min}^i - h_{nemin}^i > \delta h_2 \\ G & otherwise \end{cases}$$

[0037] 其中 p_k^i 表示二维网格点;NG表示二维网格点为非地面点;G表示二维网格点为地面点; h_k 表示投影到同一网格的不同层点云的高度; δh_1 表示划分同一网格中点云的高度阈值; δh_2 表示划分相邻网格中点云的高度阈值;

[0038] 计算融合点云几何特征和激光强度的非地面点及其球形邻域 \mathcal{N} 的信息矩阵,为:

$$[0039] \quad C = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i \in \mathcal{N}} \omega_i (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T, \quad \omega_i = \exp(-\|I_i - \bar{I}\|)$$

[0040] 其中, \bar{p} 是邻域 \mathcal{N} 的重心; \bar{I} 为邻域 \mathcal{N} 的激光强度均值,与非地面点具有相似激光强度的点被赋予更高的权重;

[0041] 经点云机器学习分类模型按主要成分分析法处理得到各个非地面点相应的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$;

[0042] 通过得到的各个非地面点相应的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 计算各非地面点的局部线性度、平面度和曲率,局部线性度 $= (\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$,平面度 $= (\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1$,曲率 $= \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$,并按局部线性度、平面度和曲率将各非地面点分为线性点、不同平面点和顶点。

[0043] 上述方法的步骤2中,按以下方式根据分类后的融合点云数据的点云几何特征和激光强度建立带强度环境地图,根据构建的带强度环境地图得到的几何残差和强度残差联合优化得出移动机器人的最佳估计位姿,包括:

[0044] 将三维空间分割成网格单元,用强度测量 I 和几何占据栅格概率联合表示每个网格单元 m_i ,当前时刻 t 观测的网格单元 m_i 的强度观测值通过以下公式得出:

$$[0045] \quad \mathcal{M}(m_i|z_{1:t}) = \mathcal{M}(m_i|z_{1:t-1}) + \frac{\eta_{m_i} - \mathcal{M}(m_i|z_{1:t-1})}{\eta_{m_i}}$$

[0046] 其中, $\mathcal{M}(m_i|z_{1:t})$ 是当前时刻 t 观测的网格单元 m_i 的强度观测值,若强度观测值为0,则表示没有反射信号,即网格单元不包含障碍物对象; η_{m_i} 是对网格单元 m_i 的总观测次数;

[0047] 当前时刻 t 观测的网格单元的几何占据概率值通过以下公式得出：

$$[0048] \quad odds(p) = \frac{p}{1-p}, \quad \mathcal{M}_p(m_i|z_{1:t}) = clamp(odds^{-1}(odds(\mathcal{M}_p(m_i|z_{1:t})) * odds(p))$$

[0049] 其中, $odds(p)$ 表示当前时刻 t 观测的网格单元的几何占据概率值; p 表示网格单元是否被占据; $clamp()$ 为区间限定函数;

[0050] 通过按不同分类的当前融合点云数据与全局地图匹配来计算几何残差估计机器人的最佳位姿,其中,

[0051] 若融合点云数据的分类为线性特征点 $\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)$,从全局地图中搜索距离该线性特征点 $\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)$ 两个最近的线性点 p_1 和 p_2 ,该线性特征点 $\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)$ 到线性点 p_1 和 p_2 的几何残差定义为:

$$[0052] \quad \mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i) = \frac{(\hat{p}_i - p_1) * (\hat{p}_i - p_2)}{|p_1 - p_2|}$$

[0053] 其中, p_i 为当前点, $\hat{p}_i = T p_i$ 为当前点 p_i 在带强度环境地图中的转换点;

[0054] 若融合点云数据的分类为平面特征点 $\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)$,从全局地图中搜索距离该平面特征点 $\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)$ 三个最近的平面点 p_1 、 p_2 和 p_3 ,该平面特征点 $\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)$ 到三个平面点 p_1 、 p_2 和 p_3 的几何残差定义为:

$$[0055] \quad \mathcal{F}_s(\hat{p}_i) = (\hat{p}_i - p_1)^T \frac{(p_1 - p_2) * (p_1 - p_3)}{|p_1 - p_2| * |p_1 - p_3|}$$

[0056] 若融合点云数据的分类为顶点特征点 $\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)$,该顶点特征点 $\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)$ 的几何残差定义为:

$$[0057] \quad \mathcal{F}_v(\hat{p}_i) = ||\hat{p}_i - p_1||$$

[0058] 通过最小化当前点 p_i 与带强度环境地图中的转换点 \hat{p}_i 之间的强度残差来将特征与构建的带强度环境地图匹配计算强度残差 $\mathcal{F}_I(\hat{p}_i)$,为:

$$[0059] \quad \mathcal{F}_I(\hat{p}_i) = \eta_i - \mathcal{M}(\hat{p}_i)$$

[0060] 最后按以下公式联合优化几何残差和强度残差得出移动机器人的最佳估计位姿,为:

$$[0061] \quad T^* = argmin_{T^*} \sum |\mathcal{F}_\varepsilon(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_I(\hat{p}_i)|。$$

[0062] 上述方法的步骤3中,按以下方式对带强度环境地图进行实时回环检测,包括:

[0063] 步骤1,进行关键帧选举,得出关键帧,所述关键帧按以下标准选择:机器人位移超过预设距离20米,机器人的旋转角度超过预设角度0.67弧度,机器人位移经过的时间超过预设的时间30秒;

[0064] 步骤2,对每个关键帧,使用扫描点云数据上下文将其提取为全局描述符,通过全局描述符得到一个二维矩阵,通过将二维矩阵的极坐标在方位角和径向角上等分为扇区的单元格和环来计算,通过几何和强度加权得到每个单元格的标识;

[0065] 步骤3,根据回环帧和候选帧单元格的标识差是否为小于给定阈值51来判定回环

帧和候选帧的相似度,若小于该阈值,则确定回环后,将回环帧和候选帧之间的约束加入到后端全局优化中来校正移动机器人的漂移。

[0066] 本发明实施例还提供一种处理设备,包括:

[0067] 至少一个存储器,用于存储一个或多个程序;

[0068] 至少一个处理器,能执行所述存储器所存储的一个或多个程序,在一个或多个程序被处理器执行时,使得所述处理器能实现上述的方法。

[0069] 本发明实施例进一步提供一种可读存储介质,存储有计算机程序,当计算机程序被处理器执行时能实现上述的方法。

[0070] 综上所述,本发明实施例的方法,对于场景多样性差的但强度信息丰富的结构化环境,激光点云的强度能很好的反映机器人周围环境特征的,融合激光强度和点云特征可以减少机器人漂移问题。而且该方法中的点云机器学习分类模型仅用于激光雷达点云的特征分类,具有可以减少计算量,提高前端实时性,同时,分类后可以提高点云配准,以及在回环检测时采取了关键帧选举和扫描上下文匹配的方法,减少了计算压力,保证了机器人的实时定位精度。

[0071] 为了更加清晰地展现出本发明所提供的技术方案及所产生的技术效果,下面以具体实施例对本发明实施例所提供的融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法进行详细描述。

[0072] 实施例1

[0073] 如图1所示,本发明实施例提供一种融合激光强度和点云几何特征的机器人定位和建图的方法。该方法在场景多样性差但强度特征丰富的结构化环境中不需要其它外部传感器,仅依靠激光雷达的情况下,提高点云配准,减少机器人的累计误差,同时减少回环检测的计算速度,提高机器人的实时定位精度。

[0074] 本发明实施例中,建图和定位系统接收激光雷达传回的点云数据,实现机器人自主位姿估计和环境地图构建。系统整体分为3个部分:1)融合激光强度信息和点云几何特征信息,并进行特征提取;2)对相邻帧的几何、强度特征进行配准,并构建带强度环境地图;3)进行回环检测,更新地图和位姿。本实施例的方法需要根据激光点云的几何信息和强度信息利用机器学习方法进行点云分类,分类后的点云用于点云配准和回环检测。

[0075] 如图1、图2所示,本发明方法的技术路线图主要包括:融合点云几何特征和激光强度特征,并利用机器学习方法进行特征提取、机器人位姿估计,并构建强度地图和进行实时的回环检测。

[0076] 图3给出了点云的机器学习分类框架,该分类框架通过线性变换,将激光点云数据划分到不同的特征类别中。首先对于激光雷达的点云数据,将其投影到参考平面。然后将参考平面划分为大小相等的二维网格,记录每个网格的高度 h_{min}^i 及其相邻网格的最小高度 h_{nemin}^i ,通过双阈值滤波将其分为非地面点 (Non-Ground, NG) 和地面点 (Ground, G)。具体的划分公式如下:

$$p_k^i = \begin{cases} NG & h_k - h_{min}^i > \delta h_1 \text{ or } h_{min}^i - h_{nemin}^i > \delta h_2 \\ G & otherwise \end{cases}$$

[0078] 对于非地面点,融合几何和强度信息,计算该点及其球形邻域 \mathcal{N} 的信息矩阵:

$$[0079] \quad \mathbf{C} = \frac{1}{|\mathcal{N}|} \sum_{i \in \mathcal{N}} \omega_i (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})^T, \quad \omega_i = \exp(-\|\mathbf{I}_i - \bar{\mathbf{I}}\|)$$

[0080] 其中 $\bar{\mathbf{p}}$ 是邻域 \mathcal{N} 的重心, $\bar{\mathbf{I}}$ 为邻域强度均值。与特征点具有相似强度的点被赋予了更高的权重。然后采用主成分分析法得到各个点相应的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$,最后计算该点的局部线性度、平面度和曲率并据此将点云分为不同平面点、线性点和顶点。

[0081] 本发明实施例中所述的强度地图通过占据栅格来维护和更新,三维空间被分割成网格单元,每个网格单元 m_i 使用强度测量 I 和几何占据栅格概率联合表示。对于时间 t 观察网格单元,其强度测量以下公式得到:

$$[0082] \quad \mathcal{M}(m_i|z_{1:t}) = \mathcal{M}(m_i|z_{1:t-1}) + \frac{\eta_{m_i} - \mathcal{M}(m_i|z_{1:t-1})}{\eta_{m_i}}$$

[0083] 其中 $\mathcal{M}(m_i|z_{1:t})$ 是当前的强度观测值, η_{m_i} 是对单元网格 m_i 的总观测次数,如果网格不包含对象,则强度值为0,表示没有反射信号。

[0084] 对于时间 t 观测网格单元,其几何占据概率值可以通过:

$$[0085] \quad odds(p) = \frac{p}{1-p}, \quad \mathcal{M}_p(m_i|z_{1:t}) = clamp(odds^{-1}(odds(\mathcal{M}_p(m_i|z_{1:t})) * odds(p)))$$

[0086] 其中 p 表示栅格是否被占据,clamp为区间限定函数。

[0087] 为了估计机器人的最佳位姿,将当前分类的不同特征点云与全局地图匹配来计算几何残差,可以通过给定点 p_i 及其变换点 $\hat{p}_i = T p_i$,从全局地图中搜索对应的特征点计算。

[0088] 对于线性特征点,搜索两个最近的线性点 p_1 和 p_2 ,该点到线性特征点的残差定义为:

$$[0089] \quad \mathcal{F}_e(\hat{p}_i) = \frac{(\hat{p}_i - p_1) * (\hat{p}_i - p_2)}{|p_1 - p_2|}$$

[0090] 对于平面特征点,搜索其三个最近的平面点 p_1, p_2, p_3 ,该点到平面特征点的残差定义为:

$$[0091] \quad \mathcal{F}_s(\hat{p}_i) = (\hat{p}_i - p_1)^T \frac{(p_1 - p_2) * (p_1 - p_3)}{|p_1 - p_2| * |p_1 - p_3|}$$

[0092] 对于顶点特征的残差定义为:

$$[0093] \quad \mathcal{F}_v(\hat{p}_i) = \|\hat{p}_i - p_1\|$$

[0094] 同时将特征与构建的强度地图匹配计算强度残差,可以通过最小化当前点 p_i 与强度地图中的变换点 \hat{p}_i 之间的强度残差来实现:

$$[0095] \quad \mathcal{F}_I(\hat{p}_i) = \eta_i - \mathcal{M}(\hat{p}_i)$$

[0096] 最后按以下公式联合优化几何残差和强度残差得到最佳位姿估计:

$$[0097] \quad \mathbf{T}^* = argmin_{\mathbf{T}} \sum |\mathcal{F}_e(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_s(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_v(\hat{p}_i)| + \sum |\mathcal{F}_I(\hat{p}_i)|$$

[0098] 本发明实施例中,实时的回环检测通过使用关键帧选举和扫描上下文来减少检索时间。关键帧的选择主要基于以下标准:机器人位移超过预设距离,机器人的旋转角度超过预设角度,机器人位移经过的时间超过预设的时间。扫描点云数据上下文得出的全局描述符是一个二维矩阵(参见图4),通过将二维矩阵的极坐标在方位角和径向角上等分为扇区

和环来计算,每个单元格的标识通过几何和强度加权得到。同时考虑到随着时间的增长、地图增大,计算压力会变大。为解决这一问题,使用一个逻辑判断,即根据单元格内的标识是否为0的标准来判定回环帧和候选帧的相似度。当确定回环后,可以将两帧之间的约束加入到优化中来校正机器人的漂移,提高定位精度。

[0099] 实施例2

[0100] 本实施例根据场景多样性差但强度信息丰富的结构化环境,所述的激光雷达数据由16线LiDAR采集,其输出频率为10Hz,垂直视场为 $[+15^{\circ}, -15^{\circ}]$,水平视场为 360° ;垂直分辨率为 2° ,水平分辨率为 0.2° ;测距的最小和最大范围分别是0.2米和100米;支持输出各点的三维坐标和强度信息。以三维仿真环境为基础,模拟一条长直隧道的场景,隧道长约400米,墙壁两侧以20米的间隔交错设置反射标志。数据采集时,机器人移动速度保持在15~20km/h,共采集1000帧点云数据,包含了几何和强度信息。

[0101] 所述的点云机器学习分类模型的算法为主成分分析算法,融合激光点云强度和几何特征信息,将其输出按特征分类为地面点、平面点、线性点和顶点。

[0102] 所述的用于估计最佳位姿的联合优化几何残差和强度残差的算法为Levenberg-Marquardt优化算法。用于回环检测的扫描上下文如图4所示,对于当前帧回环的判断,通过取每个扇区的平均余弦值来得到其相似度得分,得分超过阈值即确定为回环,用来全局优化校正位姿和更新地图。

[0103] 综上所述,本发明实施例的方法,对于场景多样性差的但强度信息丰富的结构化环境,激光点云的强度能很好的反映机器人周围环境的特征,融合激光强度和点云特征可以减少机器人漂移问题。而且该方法中的机器学习算法仅用于激光雷达点云的特征分类,以及回环检测采取了关键帧选举和扫描上下文匹配的方法,减少了计算压力,保证了机器人的实时定位精度。此外,该方法仅需要激光雷达传感器,不需要跟别的传感器进行融合。这减少了多个传感器进行外部标定的挑战,也降低了计算压力。而且由于激光雷达的优点,可以很好地适用于不同的环境,也适用于大规模环境机器人的定位和建图。

[0104] 可以知道,应用本发明的方法,在几何结构匮乏但强度信息丰富的环境中,可采用基于统计方法来提取更多的几何空间特征(如顶点、线、柱面、墙面等),同时采用退化因子算法来评估位姿估计退化情况,并确定退化方向。

[0105] 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程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory, ROM)或随机存储记忆体(Random Access Memory, RAM)等。

[0106] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明披露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应该以权利要求书的保护范围为准。本文背景技术部分公开的信息仅仅旨在加深对本发明的总体背景技术的理解,而不应当被视为承认或以任何形式暗示该信息构成已为本领域技术人员所公知的现有技术。

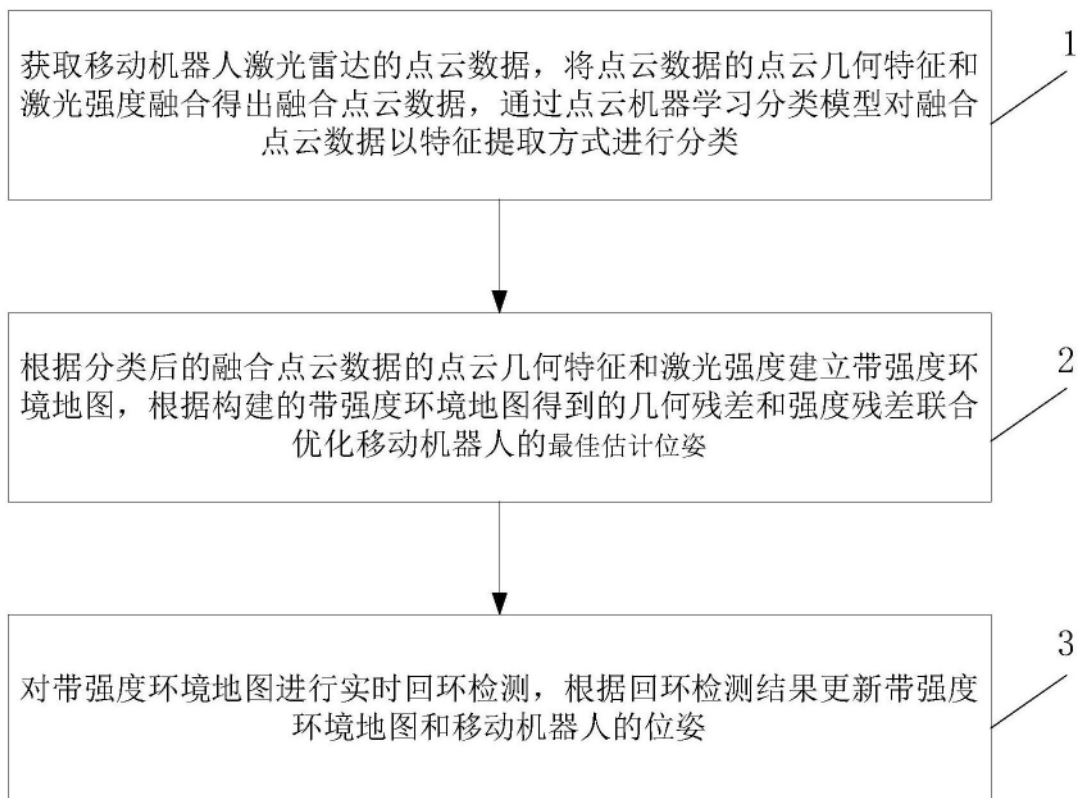


图1

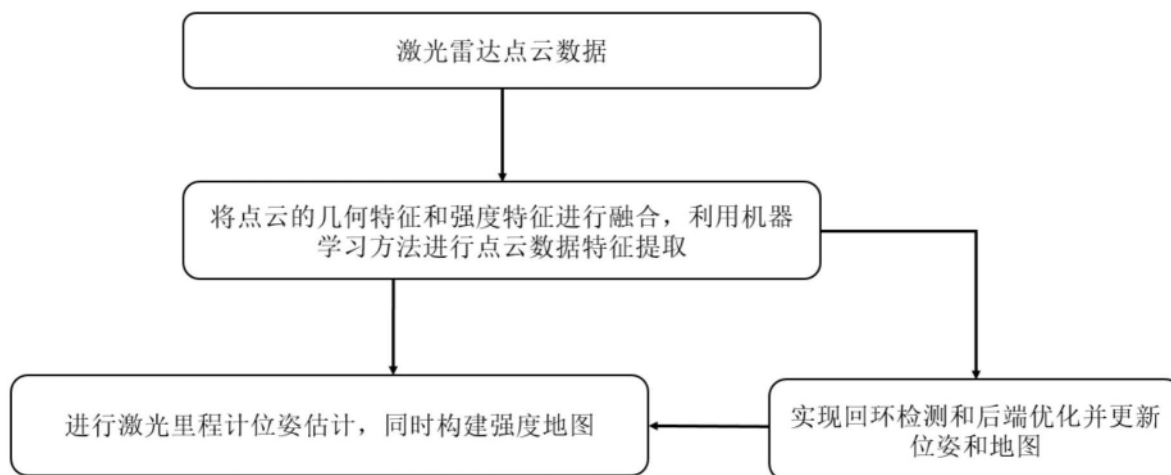


图2

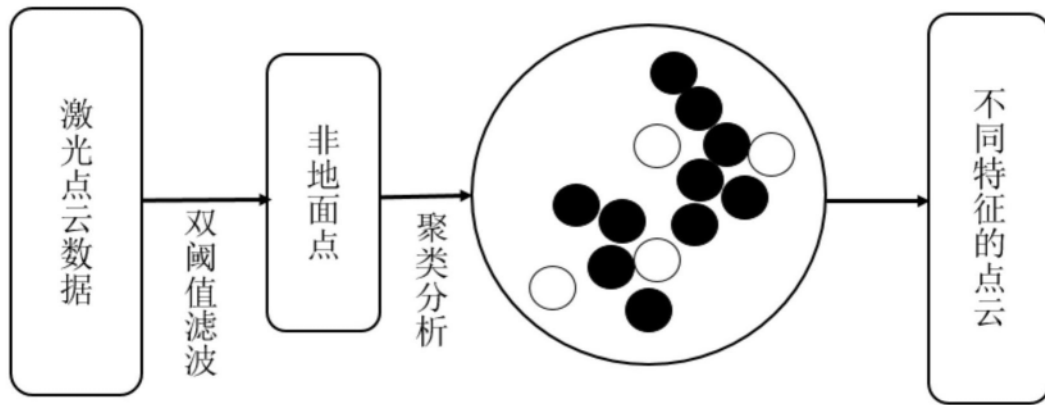


图3

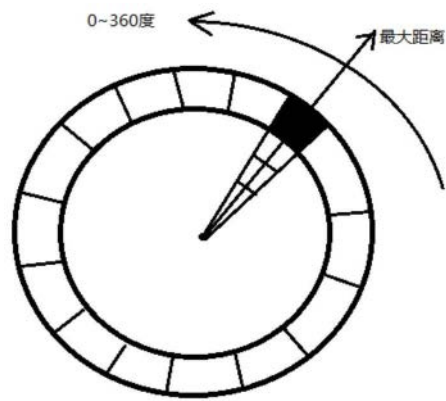


图4