



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113654555 A

(43) 申请公布日 2021.11.16

(21) 申请号 202111096143.3

(22) 申请日 2021.09.14

(71) 申请人 上海智驾汽车科技有限公司

地址 201203 上海市浦东新区(上海)自由  
贸易试验区盛夏路570号205室

(72) 发明人 刘甫 张辉 代华强

(74) 专利代理机构 上海诺衣知识产权代理事务  
所(普通合伙) 31298

代理人 衣然

(51) Int.Cl.

G01C 21/16 (2006.01)

G01S 17/06 (2006.01)

G01S 19/47 (2010.01)

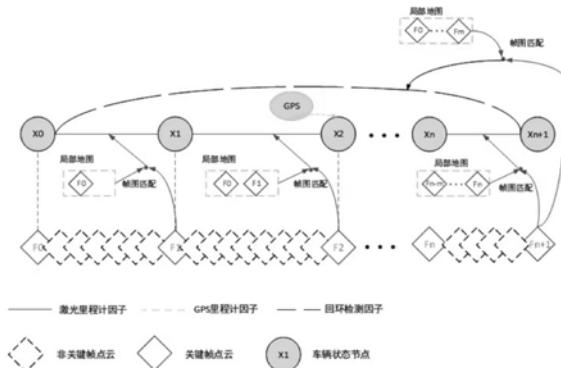
权利要求书1页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车  
辆高精定位方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于多传感器数据融合  
的自动驾驶车辆高精定位方法,包括步骤:构建  
车辆状态信息为优化变量的因子图,状态信息包  
括位置、姿态和速度,并对因子图进行处理优  
化生成场景地图;基于场景地图,并结合ENU坐  
标系下GNSS测量的经纬度信息和IMU测量的姿  
态角信息,完成车辆在场景地图坐标系下的定位初  
步化,将激光雷达测量的实时点云与场景地图匹配  
的测量位姿作为新的因子,添加到因子图中进行  
非线性优化求解高精定位结果。本发明的定位算  
法结果来自于LIDAR、IMU和GNSS三种传感器测量  
数据的融合,当由于信号遮挡,GNSS定位出现跳  
变时,基于LIDAR的特征匹配仍能为算法提供可  
靠的结果输出,改善了城区道路场景的定位精  
度。



A

CN 113654555

CN

1.一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1:构建车辆状态信息为优化变量的因子图,状态信息包括位置、姿态和速度,并对因子图进行处理优化生成场景地图;

S2:基于场景地图,并结合ENU坐标系下GNSS测量的经纬度信息和IMU测量的姿态角信息,完成车辆在场景地图坐标系下的定位初始化。

2.根据权利要求1所述的一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法,其特征在于,S1中具体包括:S101:分别建立激光雷达、惯性测量单元和GNSS测量模型,将测量值以因子的形式添加到因子图中来约束对应优化变量;S102:通过对因子图的非线性优化求解确定建图过程中的车辆位姿;S103:基于优化后的位姿拼接激光雷达测量的点云形成场景地图。

3.根据权利要求1所述的一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法,其特征在于,所述S2中还包括:将激光雷达测量的实时点云与场景地图匹配的测量位姿作为新的因子,添加到因子图中进行非线性优化求解高精定位结果。

## 一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及车辆运动定位算法领域,具体为一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法。

### 背景技术

[0002] 近年来,随着人们对车辆智能化、安全化的要求越来越高,传统车辆已经不再满足驾驶员的需求。自动驾驶车辆是指通过车载传感器采集环境信息及自身状态信息,通过计算与分析,根据场景信息决策规划行车路线,并具备一定自动驾驶能力的智能车辆。自动驾驶技术显著提高了行车安全性和舒适性。近年来,针对自动驾驶技术的研究与应用也越来越广泛,车辆实现自动驾驶功能的首要问题是如何确定自身在场景内的精确位姿信息。

[0003] 目前在缺乏高精地图的情况下,自动驾驶车辆大多采用全球导航卫星系统(GNSS)进行定位。实时动态定位(RTK)使用GNSS的载波相位观测量,利用参考站和移动站之间观测误差的空间相关性,以差分的形式去除移动站观测数据中的大部分误差,从而实现高精度的实时定位。RTK在野外空旷的环境下能够为无人车提供分米甚至厘米级定位,但在复杂的城市环境或狭窄的巷道中,由于高楼或树木的遮挡,RTK的定位精度将大大下降。

[0004] 然而在同样的道路环境下,激光雷达(LIDAR)可以从实时扫描的点云中提取丰富的环境特征信息,将这些特征信息与之前建好的高精地图进行匹配,就可以获得比RTK定位更高的精度。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法,以解决上述背景技术中提出的问题。

[0006] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法,包括如下步骤:

[0007] S1:构建车辆状态信息为优化变量的因子图,状态信息包括位置、姿态和速度,并对因子图进行处理生成场景地图;

[0008] S2:基于场景地图,并结合ENU坐标系下GNSS测量的经纬度信息和IMU测量的姿态角信息,完成车辆在场景地图坐标系下的定位初始化。

[0009] 优选的,S1中具体包括:S101:分别建立激光雷达、惯性测量单元和GNSS测量模型,将测量值以因子的形式添加到因子图中来约束对应优化变量;S102:通过对因子图的非线性优化求解确定建图过程中的车辆位姿;S103:基于优化后的位姿拼接激光雷达测量的点云形成场景地图。

[0010] 优选的,S2中还包括:将激光雷达测量的实时点云与场景地图匹配的测量位姿作为新的因子,添加到因子图中进行非线性优化求解高精定位结果。

[0011] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0012] 1、本发明的定位算法结果来自于LIDAR、IMU和GNSS三种传感器测量数据的融合,

当由于信号遮挡,GNSS定位出现跳变时,基于LIDAR的特征匹配仍能为算法提供可靠的结果输出,改善了城区道路场景的定位精度。

[0013] 2、本发明采用基于因子图的增量式平滑建图定位方法,求解的位姿增量结果更平滑可靠。

[0014] 3、本发明的算法实现过程中将多组测量因子分别添加到两幅因子图中,这样可以采用多线程的方式并行计算两幅因子图优化结果,有效降低计算量,保证了定位算法的实时性。

[0015] 4、本发明采用不依赖初始值的回环检出方法,大大地提升了系统的鲁棒性,保证了建图环节的特征一致性。

## 附图说明

[0016] 图1为本发明的LIDAR里程计因子、GNSS因子和回环检测因子构成的因子图;

[0017] 图2为本发明的回环检测流程;

[0018] 图3为本发明的优化后的里程计因子和IMU预积分因子构成的因子图;

[0019] 图4为本发明的建图定位算法框架。

## 具体实施方式

[0020] 下面将结合本发明实施例中的附图,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。基于本发明中的实施例,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,都属于本发明保护的范围。

[0021] 本发明提供一种技术方案:一种基于多传感器数据融合的自动驾驶车辆高精定位方法,包括如下步骤:

[0022] S1:构建车辆状态信息为优化变量的因子图,状态信息包括位置、姿态和速度,并对因子图进行处理优化生成场景地图;

[0023] S2:基于场景地图,并结合ENU坐标系下GNSS测量的经纬度信息和IMU测量的姿态角信息,完成车辆在场景地图坐标系下的定位初始化。

[0024] 在本实施例中,S1中具体包括:S101:分别建立激光雷达、惯性测量单元和GNSS测量模型,将测量值以因子的形式添加到因子图中来约束对应优化变量;S102:通过对因子图的非线性优化求解确定建图过程中的车辆位姿;S103:基于优化后的位姿拼接激光雷达测量的点云形成场景地图。

[0025] 在本实施例中,S2中还包括:将激光雷达测量的实时点云与场景地图匹配的测量位姿作为新的因子,添加到因子图中进行非线性优化求解高精定位结果。

[0026] 如图1,S1中具体算法为:以车辆位置、速度和姿态为顶点,LIDAR里程计、GNSS测量位置和回环检出位姿为边构建第一幅因子图;

[0027] 如图2,以车辆位置、速度和姿态,加速度计零偏和陀螺仪零偏为顶点,IMU预积分测量值和第一幅因子图的优化位姿为边构建第二幅因子图,第二幅因子图的优化结果作为第一幅因子图中迭代计算LIDAR里程计的初始值。通过两幅因子图的信息交互实现多传感器融合建图定位,得到场景的点云地图。

[0028] 在本发明提出的基于多传感器融合的自动驾驶车辆建图定位系统开始工作之前，还需要进行初始化工作，包括LIDAR、IMU和GNSS的空间坐标系对齐和时间戳对齐，初始化过程基于开源工具进行，在此不再赘述。

[0029] 为方便本发明阐述，定义运动坐标系LIDAR坐标系和IMU坐标系，固定坐标系map坐标系和ENU坐标系。

[0030] LIDAR系位置与LIDAR的安装位置重合，x轴朝向为正左，y轴朝向为正前，z轴朝向为正上；

[0031] IMU系位置与IMU的安装位置重合，x轴朝向为正左，y轴朝向为正前，z轴朝向为正上；

[0032] 地图系(map)与建图起始时刻LIDAR系位置与朝向均相同，东北天(ENU)系与建图起始时刻IMU系位置相同，x轴朝向为正东，y轴朝向为正北，z轴朝向为正天，map系和ENU系的变换关系可通过初始化过程得到。

[0033] 在本实施例中，关于LIDAR里程计因子：

[0034] LIDAR里程计因子是通过计算当前帧点云与先前帧点云拼接形成地图做配准得到的。

[0035] 为计算LIDAR里程计因子，当接收到一个新的LIDAR扫描数据，首先通过逐点计算反射点的曲率来提取特征，当点的曲率大于0.1时，将该特征点设置为角特征点，当点的曲率小于0.1时，将该特征点设置为面特征点，这样，假设时刻i从扫描点云中提取的角特征点集合为 $F_i^e$ ，面特征点集合为 $F_i^p$ ，时刻i的特征点集合 $F_i = \{F_i^e, F_i^p\}$ 。

[0036] 为兼顾实时性和匹配结果准确性，取当前帧的前10帧点云拼接形成局部地图，再降采样得到 $M_i$ ：

$$[0037] M_i = \{M_i^e, M_i^p\} \quad (1)$$

[0038] 式中， $M_i^e = \bar{F}_{i-1}^e \cup \bar{F}_{i-2}^e \cup \dots \cup \bar{F}_{i-10}^e$ ， $M_i^p = \bar{F}_{i-1}^p \cup \bar{F}_{i-2}^p \cup \dots \cup \bar{F}_{i-10}^p$ ，

[0039]  $\bar{F}_i^e, \bar{F}_i^p$ 表示经过位姿变换后在map系下的角特征点集合和面特征点集合。

[0040] 接下来计算特征点与匹配特征之间的残差。 $F_{i+1}$ 中角特征点对应的特征为搜索 $M_i$ 中最近2个匹配点所确定的直线， $F_{i+1}$ 中面特征点对应的特征为搜索 $M_i$ 中最近3个匹配点所确定的平面， $F_{i+1}$ 中第k个角特征点对应的残差为k到u,v确定直线的距离 $d_{e_k}$ ， $F_{i+1}$ 中第k个面特征点对应的残差为k到u,v,w确定平面的距离 $d_{p_k}$ ，计算方式如下：

$$[0041] d_{e_k} = \frac{|(p_{i+1,k}^e - p_{i,u}^e) \times (p_{i+1,k}^e - p_{i,v}^e)|}{|p_{i,u}^e - p_{i,v}^e|}$$

$$[0042] d_{p_k} = \frac{\left| (p_{i,u}^p - p_{i,v}^p) \times (p_{i,u}^p - p_{i,w}^p) \right|}{\left| (p_{i,u}^p - p_{i,v}^p) \times (p_{i,u}^p - p_{i,w}^p) \right|}$$

[0043] (2)式中，k,u,v,w为点的索引， $p_{i,u}^e$ 表示i时刻u点的xyz坐标，其余符号类似。

[0044] 通过高斯-牛顿法迭代优化求解各个特征点累加的残差和:

$$[0045] \min \left\{ \sum_{p_{i+1,k}^e} d_{e_k} + \sum_{p_{i+1,k}^p} d_{p_k} \right\} \quad (3)$$

[0046] 可以得到i时刻和i+1时刻之间的位姿变换矩阵 $\Delta T_{i,i+1}$ , $\Delta T_{i,i+1}$ 作为本发明的激光里程计测量约束(因子)。

[0047] 在本实施例中,关于GNSS因子:

[0048] GNSS作为绝对位置观测传感器,输出数据为地理坐标系下的车辆位置经纬度,为了用于车辆在场景地图中的定位,需要将测量经纬度坐标先转换到通用横轴墨卡托投影系(UTM)下,再从UTM系转到ENU系,在ENU系下计算车辆运动里程,再转到map坐标下计算当前车辆相对map原点的位置作为GNSS测量因子。具体坐标系转换过程在此不做赘述。

[0049] 在本实施例中,关于回环检测因子:

[0050] 车辆在建图过程中,经过以前行驶过的区域时,由于里程计存在累计误差,导致新建地图与原区域地图存在一定偏差,造成地图出现重影,因此需要进行回环检出。当发现车辆当前时刻扫描的点云与之前某一时刻扫描的点云具有高度相似性时,应当建立回环约束以表示车辆正在行驶经过之前的建图区域,并进行全局位姿优化以纠正里程计偏差。

[0051] 本发明的回环检测方法主要通过将360度的3D LIDAR(激光雷达)点云沿径向切割成15份圆环,沿切向切割成20份扇形,这样原本的点云被分为300份。使用一个15行\*30列的二维矩阵来代表点云的特征描述子(Scan Context),矩阵的每一行对应每一份圆环,每一列代表每一份扇形,矩阵内的每一个元素值是对应点云区域内的所有点z坐标的最大值(3D LIDAR对每个反射点通常有4个测量属性:反射点在LIDAR坐标系下的位置x、y、z坐标和反射强度)。

[0052] 在自动驾驶车辆建图行驶过程中,将当前帧点云索引与其计算的Scan Context用KD Tree(一种平衡搜索树的数据结构)保存下来,方便之后快速搜索相似帧。这种回环检出方法不依赖里程计提供初始位姿,故在LIDAR里程计测量误差较大时仍能正常工作,提高了整个建图定位系统的鲁棒性。

[0053] 回环检测流程如图2所示。在提取当前帧Scan Context之后,通过比较当前帧的Scan Context与数据库内的Scan Context距离来判断是否存在回环,若存在回环,则使用迭代最近邻点方法求解当前帧与回环帧之间的相对位姿作为闭环检测因子。以上三个因子参与到图1所示的非线性优化进程中,得到的两个相邻关键帧的位姿变换作为图3的测量约束。

[0054] 在本实施例中,关于IMU预积分因子:

[0055] 6轴IMU由3轴陀螺仪和3轴加速度计组成,可测得当前车辆绕IMU坐标系xyz轴的角度速度和沿xyz轴的加速度,因此通过对角速度和加速度的积分可以得到对当前位姿的观测。

[0056] 连续时间导航微分方程如下式(4)所示。

$$[0057] \begin{aligned} \dot{p}_{wb_t} &= v_t^w \\ \dot{v}_t^w &= a_t^w \\ \dot{q}_{wb_t} &= q_{wb_t} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{2} \omega^{bt} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

[0058] 式中： $p_{wb_t}$ 表示t时刻车辆(IMU坐标系)在ENU坐标系下的位移， $v_t^w$ 表示t时刻车辆在ENU坐标系下的速度， $q_{wb_t}$ 表示t时刻车辆在ENU坐标系下的姿态四元数， $\omega^{bt}$ 表示t时刻车辆在IMU坐标系下的角速度。

[0059] 根据式(4)，对i时刻到j时刻内的IMU测量数据积分，得到导航递推方程为：

$$\begin{aligned} p_{wb_j} &= p_{wb_i} + v_i^w \Delta t + \iint_{t \in [i,j]} (q_{wb_t} a^{bt} - g^w) \delta t^2 \\ v_j^w &= v_i^w + \int_{t \in [i,j]} (q_{wb_t} a^{bt} - g^w) \delta t \\ q_{wb_j} &= \int_{t \in [i,j]} q_{wb_t} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{2} \omega^{bt} \\ 2 \end{bmatrix} \delta t \end{aligned} \quad (5)$$

[0061] 式中： $p_{wb_j}$ 表示j时刻车辆(IMU坐标系)在ENU坐标系下的位移， $p_{wb_t}$ 表示i时刻车辆(IMU坐标系)在ENU坐标系下的位移， $\Delta t$ 表示i时刻到j时刻的时间间隔， $\delta t$ 表示连续两帧IMU数据之间的时间间隔，其余符号同上。

[0062] 在全局位姿图优化过程中，积分起始时刻的状态 $p_{wb_i}$ ,  $q_{wb_i}$ ,  $v_i^w$ 也可能发生改变，若每次位姿改变都对IMU测量数据重新积分则会带来巨大计算量，因此引入预积分因子对两关键帧之间的IMU测量数据积分。引入预积分因子 $\alpha_{b_i b_j}$ ,  $\beta_{b_i b_j}$ ,  $q_{b_i b_j}$ 后，即使 $p_{wb_i}$ ,  $q_{wb_i}$ ,  $v_i^w$ 发生改变，也不必重新积分，只需要将优化后的 $p_{wb_i}$ ,  $q_{wb_i}$ ,  $v_i^w$ 和预积分因子 $\alpha_{b_i b_j}$ ,  $\beta_{b_i b_j}$ ,  $q_{b_i b_j}$ 作简单的数学相加运算便可得到优化后的 $p_{wb_j}$ ,  $q_{wb_j}$ ,  $v_j^w$ ，从而避免每次优化后对IMU数据再次积分带来巨大计算量的问题。根据预积分项都只与从i时刻到j时刻之间的测量值相关，而与历史状态无关的定义积分项的表达式为：

$$\begin{aligned} \alpha_{b_i b_j} &= \iint_{t \in [i,j]} (q_{b_i b_t} a^{bt}) \delta t^2 \\ \beta_{b_i b_j} &= \iint_{t \in [i,j]} (q_{b_i b_t} a^{bt}) \delta t \\ q_{b_i b_j} &= \int_{t \in [i,j]} q_{b_i b_t} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{2} \omega^{bt} \\ 2 \end{bmatrix} \delta t \end{aligned} \quad (6)$$

[0064] 式中： $\alpha_{b_i b_j}$ 表示i时刻到j时刻预积分位移项， $\beta_{b_i b_j}$ 表示i时刻到j时刻预积分速度项， $q_{b_i b_j}$ 表示i时刻到j时刻预积分姿态项， $q_{b_i b_t}$ 表示t时刻IMU坐标系在i时刻IMU坐标系下的姿态四元数。

[0065] 预积分结果项中包含陀螺仪零偏 $b_i^\omega$ 和加速度计零偏 $b_i^a$ ，在优化过程中零偏作为状态变量也会发生改变，为避免反复计算积分，可通过计算预积分结果项相对零偏的雅可比矩阵来获得零偏改变后的预积分结果项增量，以预积分位移项计算为例：

$$\alpha_{b_i b_j} = \bar{\alpha}_{b_i b_j} + J_{b_i^a} \delta b_i^a + J_{b_i^\omega} \delta b_i^\omega \quad (7)$$

[0067] 式中： $\alpha_{b_i b_j}$ 表示零偏改变后的预积分位移项， $\bar{\alpha}_{b_i b_j}$ 表示零偏改变后的预积分位移项， $J_{b_i^a}$ 表示预积分位移项相对于加速度计零偏 $b_i^a$ 的雅可比矩阵， $J_{b_i^\omega}$ 表示预积分位移

项相对于陀螺仪零偏 $b_i^\omega$ 的雅可比矩阵,  $\delta b_i^a$ 表示优化后的加速度计零偏 $b_i^a$ 增量,  $\delta b_i^\omega$ 表示优化后的陀螺仪零偏 $b_i^\omega$ 增量。具体预积分推导,  $J_{b_i^a}, J_{b_i^\omega}$ 求解均为现有常识技术, 再此不做赘述。

[0068] 在建立场景地图的基础上, 先根据GNSS和IMU测量数据完成全局初始化, 再创建因子图, 以车辆位置、姿态和速度作为优化变量, 将LIDAR里程计因子, IMU预积分因子添加到因子图中, 基于滑动窗口的方法执行非线性优化。

[0069] 依据图4描述的流程实现在地图中的重定位, 从图4中可以看出建图和重定位的流程基本相同, 不同的是初始化和地图匹配环节, 初始化是通过GNSS测得的初始时刻车辆所在位置经纬度和IMU测得的初始时刻车辆在ENU系下的姿态角, 结合ENU原点经纬度, 计算车辆初始时刻在ENU下的位姿完成; 离线场景中, 将建图节点中的匹配地图替换为离线地图, 也即用全局地图代替局部增量式地图得到车辆在map系下的位姿矩阵, 提高匹配的准确度, 实现基于点云地图的多传感器融合高精实时定位。

[0070] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例, 对于本领域的普通技术人员而言, 可以理解在不脱离本发明的原理和精神的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型, 本发明的范围由所附权利要求及其等同物限定。

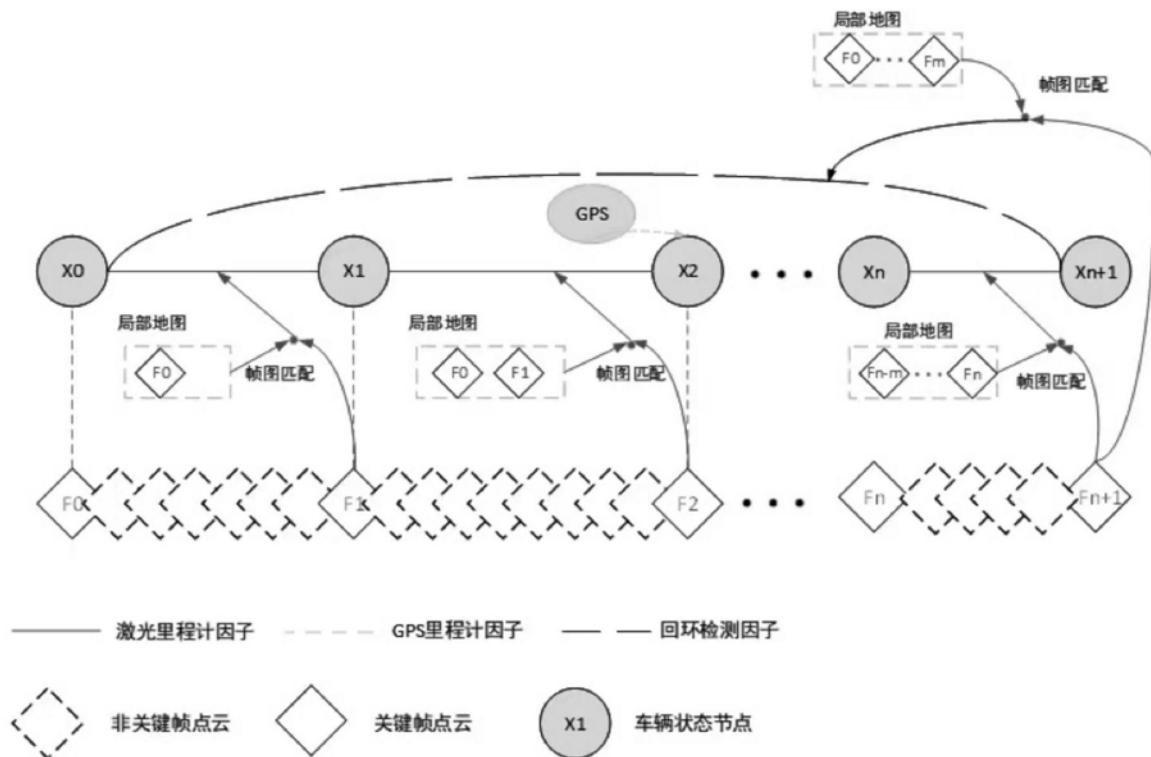


图1

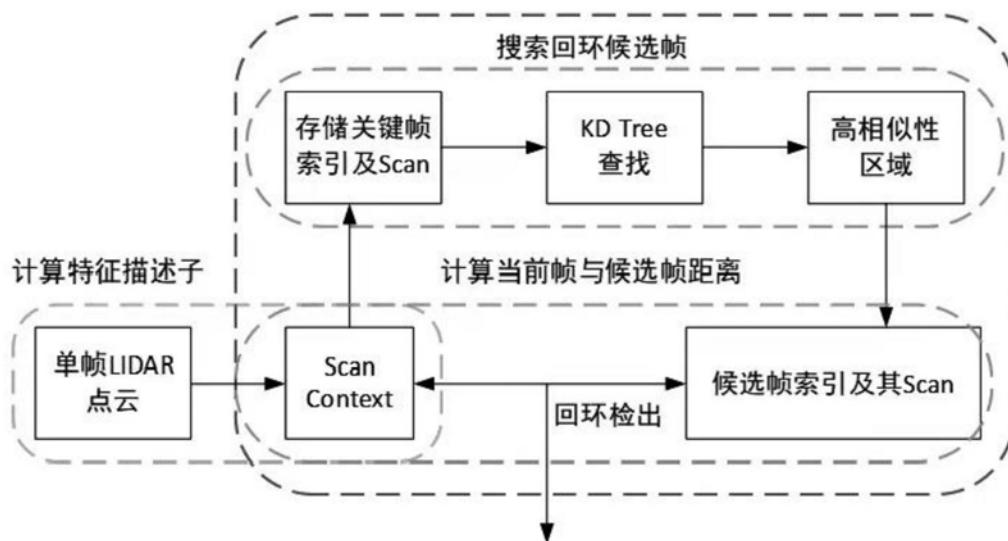


图2

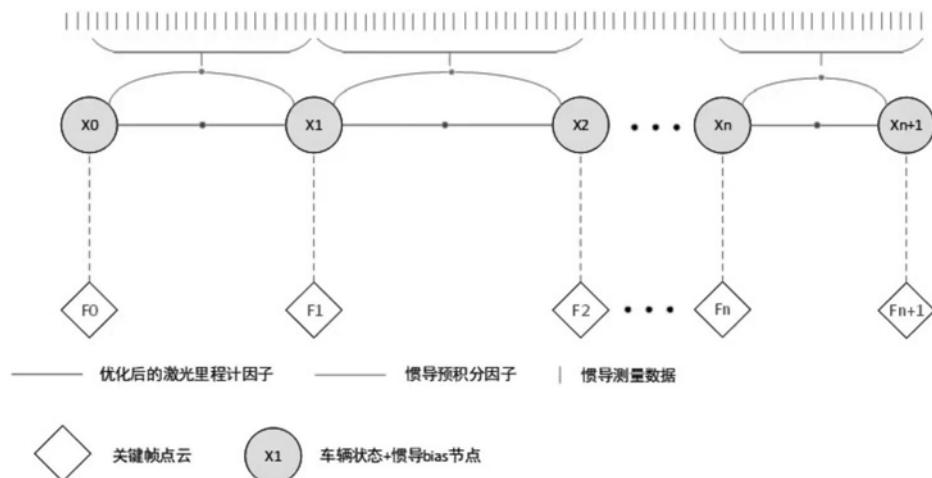


图3

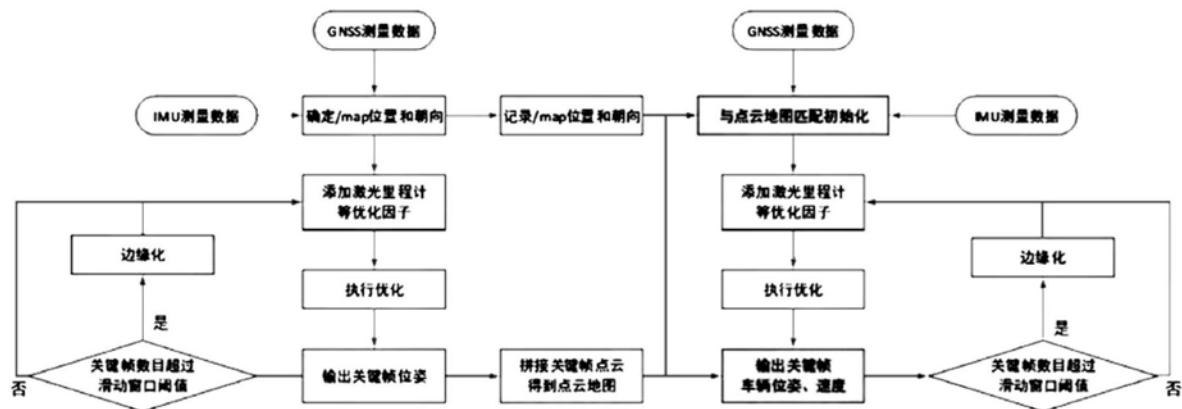


图4