



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106940704 A

(43)申请公布日 2017.07.11

(21)申请号 201611063629.6

(22)申请日 2016.11.25

(71)申请人 北京智能管家科技有限公司

地址 101500 北京市密云县经济开发区西
统路8号西田各庄镇政府办公楼508
室-598

(72)发明人 王奇 权美香 雷宇

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限
公司 11002

代理人 李官

(51)Int.Cl.

G06F 17/30(2006.01)

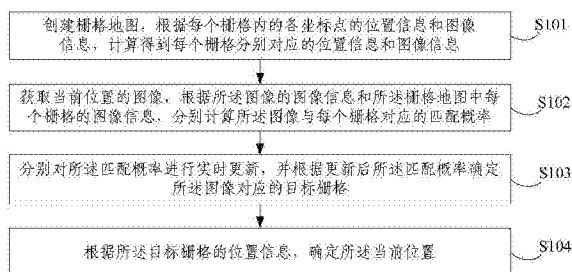
权利要求书2页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

一种基于栅格地图的定位方法及装置

(57)摘要

本发明实施例公开了一种基于栅格地图的定位方法及装置,方法包括:创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;获取当前位置的图像,根据图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;分别对匹配概率进行实时更新,并根据更新后匹配概率确定图像对应的目标栅格;根据目标栅格的位置信息,确定当前位置。本发明实施例基于创建的栅格地图进行定位,能够更快地获得更精确的结果,同时降低完全定位失败的概率,且减少定位误差;并通过图像信息来匹配目标栅格,能够在低纹理、相机散焦和运动模糊等场景下获得鲁棒性更好的结果。



1. 一种基于栅格地图的定位方法,其特征在于,包括:

创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;

获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;

分别对所述匹配概率进行实时更新,并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;

根据所述目标栅格的位置信息,确定所述当前位置;

其中,所述图像信息为运动时实时采集的图像所对应的亮度信息或灰度信息。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息,具体包括:

将原始三维地图划分为预设大小的栅格,得到栅格地图;

将所述栅格地图中每个栅格内所有坐标点的图像信息的均值作为所述栅格的图像信息,并将每个栅格内所有坐标点的位置信息的均值作为所述栅格的位置信息。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述匹配概率进行实时更新,进一步包括:

根据惯性导航的误差分布,对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据惯性导航的误差分布,对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新,具体包括:

通过零均值高斯噪声表示惯性导航的误差,所述零均值高斯噪声服从方差为 σ 的高斯分布, σ 为根据传感器精度设定的常量;

对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新的模型如下:

$$\bar{P}(x, y) = \eta \sum_{i,j} P(x, y) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(i-x)^2(j-y)^2/\sigma^2\right)$$

其中, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格cell(x,y)的后验概率, η 为归一化常量, $P(x, y)$ 更新前机器人在栅格cell(x,y)的匹配概率, x 和 y 分别对应坐标中X轴和Y轴的坐标, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述匹配概率进行实时更新,进一步包括:

获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中各栅格的图像信息,采用贝叶斯公式对所述匹配概率进行实时更新。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述贝叶斯公式为:

$$P(x,y|z,m) = \eta \prod_{i,j} \exp\left(\frac{-(m_{r(i-x,j-y)} - z_{r(i,j)})^2}{2(m_{\sigma(i-x,j-y)} + z_{\sigma(i,j)})^2}\right)^{\alpha} \cdot \bar{P}(x, y)$$

其中, z 为图像信息, m 为地图, η 为归一化常量, m_{σ} 为所述栅格地图中各栅格的图像信息标准偏差, z_{σ} 为所述图像的图像信息标准偏差, m_r 表示所述栅格地图中各栅格的平均图像信息, z_r 为所述图像的平均图像信息,指数 $\alpha < 1$ 表示数据很可能不都是完全独立的,这里

假设独立, $a \geq 1$ 时为预先设定的常量; $P(x, y | z, m)$ 表示获得图像信息后, 计算机器人在 cell (x, y) 的后验概率, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格 cell (x, y) 的后验概率, x 和 y 分别对应坐标中 X 轴和 Y 轴的可能偏差, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

7. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格, 具体包括:

计算更新后所述匹配概率的加权平均值, 并获取与所述加权平均值的差值最小的目标匹配概率, 将所述目标匹配概率对应的栅格作为所述目标栅格。

8. 根据权利要求1-7任一项所述的方法, 其特征在于, 所述获取当前位置的图像, 根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息, 分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率, 具体包括:

获取当前位置的图像, 对所述图像进行栅格化, 得到与所述栅格地图中的栅格对应的栅格图像;

根据所述栅格图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息, 分别计算所述栅格图像与每个栅格的匹配概率;

相应地, 所述根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格, 具体包括:

根据更新后所述匹配概率对应的概率分布确定目标范围, 将所述目标范围的几何中心对应的栅格作为所述栅格图像对应的目标栅格。

9. 一种基于栅格地图的定位装置, 其特征在于, 包括:

栅格地图创建模块, 用于创建栅格地图, 根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息, 计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;

概率计算模块, 用于获取当前位置的图像, 根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息, 分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;

目标栅格确定模块, 用于分别对所述匹配概率进行实时更新, 并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;

位置确定模块, 用于根据所述目标栅格的位置信息, 确定所述当前位置;

其中, 所述图像信息为运动时实时采集的图像所对应的亮度信息或灰度信息。

10. 根据权利要求9所述的装置, 其特征在于, 所述栅格地图创建模块具体包括:

栅格划分单元, 用于将原始三维地图划分为预设大小的栅格, 得到栅格地图;

信息处理模块, 用于将所述栅格地图中每个栅格内所有坐标点的图像信息的均值作为所述栅格的图像信息, 并将每个栅格内所有坐标点的位置信息的均值作为所述栅格的位置信息。

11. 根据权利要求9所述的装置, 其特征在于, 所述目标栅格确定模块进一步用于根据惯性导航的误差分布, 对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新。

12. 根据权利要求9所述的装置, 其特征在于, 所述目标栅格确定模块进一步用于获取当前位置的图像, 根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中各栅格的图像信息, 采用贝叶斯公式对所述匹配概率进行实时更新。

13. 根据权利要求9所述的装置, 其特征在于, 所述目标栅格确定模块具体用于计算更新后所述匹配概率的加权平均值, 并获取与所述加权平均值的差值最小的目标匹配概率, 将所述目标匹配概率对应的栅格作为所述目标栅格。

一种基于栅格地图的定位方法及装置

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及智能终端技术领域,具体涉及一种基于栅格地图的定位方法及装置。

背景技术

[0002] 机器人为了达到构建地图的目的,需要确定每个时刻的位置和姿态,基于位置和姿态,确定周围环境的位置坐标。这种实时定位和建图的过程,称为slam。slam创建的地图是对周边环境的一个描述,而定位技术则是通过构建的地图判断自身的位置。地图的创建与定位被认为是实现全自主移动机器人的关键,从而研究具有重要的意义。

[0003] 目前视觉slam研究主要分为基于特征的定位和基于直接方法的定位:基于特征的定位首先基于当前采集得到的图像,进行特征点检测,然后去构建的地图中寻找最优特征点匹配位置,进而确定机器人当前位姿。具体策略如下:基于已构建的地图进行定位时,在地图里找到与当前图像匹配度最高的图像,并计算两幅图像的匹配特征,然后将该匹配度最高的图像的特征对应的3D地图点与当前图像中对应的匹配特征对应起来,从而获得当前帧的一组2D-3D匹配,并计算出当前帧的位姿。基于直接方法的定位与基于特征的定位类似,基于像素级别去寻找最优的匹配。

[0004] 基于特征的定位虽然特征在保存图像重要信息的同时有效减少了计算量,但是图像的一些重要几何信息被忽略。而且基于特征的定位依赖于特征提取和匹配的阈值,且特征的提取与描述符的计算几乎占到整个算法执行的2/5,而且需要鲁棒的估计方法去处理错误的匹配。特征提取的准确性有一定的误差,从而在位姿估计时也会有偏差。基于直接方法的定位由于匹配粒度太细,很容易造成匹配误差。

发明内容

[0005] 由于现有的方法特征提取的准确性有一定的误差,从而在位姿估计时也会有偏差;或匹配粒度太细,很容易造成匹配误差的问题,本发明实施例提出一种基于栅格地图的定位方法及装置。

[0006] 第一方面,本发明实施例提出一种基于栅格地图的定位方法,包括:

[0007] 创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;

[0008] 获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;

[0009] 分别对所述匹配概率进行实时更新,并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;

[0010] 根据所述目标栅格的位置信息,确定所述当前位置;

[0011] 其中,所述图像信息为运动时实时采集的图像所对应的亮度信息或灰度信息。

[0012] 可选地,所述创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,

计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息,具体包括:

[0013] 将原始三维地图划分为预设大小的栅格,得到栅格地图;

[0014] 将所述栅格地图中每个栅格内所有坐标点的图像信息的均值作为所述栅格的图像信息,并将每个栅格内所有坐标点的位置信息的均值作为所述栅格的位置信息。

[0015] 可选地,所述对所述匹配概率进行实时更新,进一步包括:

[0016] 根据惯性导航的误差分布,对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新。

[0017] 可选地,所述根据惯性导航的误差分布,对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新,具体包括:

[0018] 通过零均值高斯噪声表示惯性导航的误差,所述零均值高斯噪声服从方差为 σ 的高斯分布, σ 为根据传感器精度设定的常量;

[0019] 对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新的模型如下:

$$[0020] \quad \bar{P}(x, y) = \eta \sum_{i,j} P(x, y) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(i-x)^2(j-y)^2/\sigma^2\right)$$

[0021] 其中, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格cell(x,y)的后验概率, η 为归一化常量, $P(x, y)$ 更新前机器人在栅格cell(x,y)的匹配概率, x 和 y 分别对应坐标中X轴和Y轴的坐标, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0022] 可选地,所述对所述匹配概率进行实时更新,进一步包括:

[0023] 获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中各栅格的图像信息,采用贝叶斯公式对所述匹配概率进行实时更新。

[0024] 可选地,所述贝叶斯公式为:

$$[0025] \quad P(x,y|z,m) = \eta \prod_{i,j} \exp\left(\frac{-(m_{r(i-x,j-y)} - z_{r(i,j)})^2}{2(m_{\sigma(i-x,j-y)} + z_{\sigma(i,j)})^2}\right)^{\alpha} \cdot \bar{P}(x, y)$$

[0026] 其中, z 为图像信息, m 为地图, η 为归一化常量, m_{σ} 为所述栅格地图中各栅格的图像信息标准偏差, z_{σ} 为所述图像的图像信息标准偏差, m_r 表示所述栅格地图中各栅格的平均图像信息, z_r 为所述图像的平均图像信息,指数 $\alpha < 1$ 表示数据很可能不都是完全独立的,这里假设独立, $\alpha \geq 1$ 时为预先设定的常量; $P(x, y | z, m)$ 表示获得图像信息后,计算机器人在cell(x,y)的后验概率, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格cell(x,y)的后验概率, x 和 y 分别对应坐标中X轴和Y轴的可能偏差, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0027] 可选地,所述根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格,具体包括:

[0028] 计算更新后所述匹配概率的加权平均值,并获取与所述加权平均值的差值最小的目标匹配概率,将所述目标匹配概率对应的栅格作为所述目标栅格。

[0029] 可选地,所述获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率,具体包括:

[0030] 获取当前位置的图像,对所述图像进行栅格化,得到与所述栅格地图中的栅格对应的栅格图像;

[0031] 根据所述栅格图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述栅格图像与每个栅格的匹配概率;

[0032] 相应地,所述根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格,具体包括:

[0033] 根据更新后所述匹配概率对应的概率分布确定目标范围,将所述目标范围的几何中心对应的栅格作为所述栅格图像对应的目标栅格。

[0034] 第二方面,本发明实施例还提出一种基于栅格地图的定位装置,包括:

[0035] 栅格地图创建模块,用于创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;

[0036] 概率计算模块,用于获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;

[0037] 目标栅格确定模块,用于分别对所述匹配概率进行实时更新,并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;

[0038] 位置确定模块,用于根据所述目标栅格的位置信息,确定所述当前位置;

[0039] 其中,所述图像信息为运动时实时采集的图像所对应的亮度信息或灰度信息。

[0040] 可选地,所述栅格地图创建模块具体包括:

[0041] 栅格划分单元,用于将原始三维地图划分为预设大小的栅格,得到栅格地图;

[0042] 信息处理模块,用于将所述栅格地图中每个栅格内所有坐标点的图像信息的均值作为所述栅格的图像信息,并将每个栅格内所有坐标点的位置信息的均值作为所述栅格的位置信息。

[0043] 可选地,所述目标栅格确定模块进一步用于根据惯性导航的误差分布,对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新。

[0044] 可选地,所述目标栅格确定模块进一步用于:

[0045] 通过零均值高斯噪声表示惯性导航的误差,所述零均值高斯噪声服从方差为 σ 的高斯分布, σ 为根据传感器精度设定的常量;

[0046] 对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新的模型如下:

$$[0047] \quad \bar{P}(x, y) = \eta \sum_{i,j} P(x, y) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(i-x)^2(j-y)^2/\sigma^2\right)$$

[0048] 其中, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格cell(x,y)的后验概率, η 为归一化常量, $P(x, y)$ 更新前机器人在栅格cell(x,y)的匹配概率, x 和 y 分别对应坐标中X轴和Y轴的坐标, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0049] 可选地,所述目标栅格确定模块进一步用于获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中各栅格的图像信息,采用贝叶斯公式对所述匹配概率进行实时更新。

[0050] 可选地,所述目标栅格确定模块中的所述贝叶斯公式为:

$$[0051] \quad P(x,y|z,m) = \eta \prod_{i,j} \exp\left(\frac{-(m_{r(i-x,j-y)} - z_{r(i,j)})^2}{2(m_{\sigma(i-x,j-y)} + z_{\sigma(i,j)})^2}\right)^{\alpha} \cdot \bar{P}(x, y)$$

[0052] 其中, z 为图像信息, m 为地图, η 为归一化常量, m_{σ} 为所述栅格地图中各栅格的图像信息标准偏差, z_{σ} 为所述图像的图像信息标准偏差, m_r 表示所述栅格地图中各栅格的平均图像信息, z_r 为所述图像的平均图像信息,指数 $\alpha < 1$ 表示数据很可能不都是完全独立的,这里假设独立, $\alpha \geq 1$ 时为预先设定的常量; $P(x, y|z, m)$ 表示获得图像信息后,计算机器人在

cell(x,y)的后验概率, $\bar{P}(x,y)$ 为更新后机器人在栅格cell(x,y)的后验概率,x和y分别对应坐标中X轴和Y轴的可能偏差,i和j分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0053] 可选地,所述目标栅格确定模块具体用于计算更新后所述匹配概率的加权平均值,并获取与所述加权平均值的差值最小的目标匹配概率,将所述目标匹配概率对应的栅格作为所述目标栅格。

[0054] 可选地,所述概率计算模块具体包括:

[0055] 图像栅格单元,用于获取当前位置的图像,对所述图像进行栅格化,得到与所述栅格地图中的栅格对应的栅格图像;

[0056] 概率计算单元,用于根据所述栅格图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述栅格图像与每个栅格的匹配概率;

[0057] 相应地,所述目标栅格确定模块具体用于:

[0058] 根据更新后所述匹配概率对应的概率分布确定目标范围,将所述目标范围的几何中心对应的栅格作为所述栅格图像对应的目标栅格。

[0059] 由上述技术方案可知,本发明实施例基于创建的栅格地图进行定位,能够更快地获得更精确的结果,同时降低完全定位失败的概率,且减少定位误差;并通过亮度信息或灰度信息来匹配目标栅格,能够在低纹理、相机散焦和运动模糊等场景下获得鲁棒性更好的结果。

附图说明

[0060] 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,还可以根据这些图获得其他的附图。

[0061] 图1为本发明一实施例提供的一种基于栅格地图的定位方法的流程示意图;

[0062] 图2为本发明一实施例提供的栅格地图的示意图;

[0063] 图3为本发明一实施例提供的二维栅格地图的示意图;

[0064] 图4为本发明一实施例提供的图像栅格化后与栅格地图匹配的示意图;

[0065] 图5为本发明一实施例提供的栅格地图中各栅格的概率匹配示意图;

[0066] 图6为本发明一实施例提供的一种基于栅格地图的定位装置的结构示意图。

具体实施方式

[0067] 下面结合附图,对本发明的具体实施方式作进一步描述。以下实施例仅用于更加清楚地说明本发明的技术方案,而不能以此来限制本发明的保护范围。

[0068] 图1示出了本实施例提供的一种基于栅格地图的定位方法的流程示意图,包括:

[0069] S101、创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;

[0070] 其中,所述图像信息为运动时实时采集的图像所对应的亮度信息或灰度信息。

[0071] 所述栅格地图用于表示划分为多个栅格的三维地图,例如,每个栅格对应 $w \times w$ (w

可以取10-100cm)的实际地面。

[0072] 每个栅格内包含若干个坐标点,每个坐标点对应位置信息和该位置对应物体的图像信息。

[0073] 具体地,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,采用各种数学模型,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息。

[0074] 所述数学模型包括求平均值、加权平均值等。

[0075] S102、获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;

[0076] 其中,所述图像为通过摄像头等设备拍摄得到的当前位置的图像。

[0077] 所述当前位置为拍摄所述图像的摄像头的实际位置,在本实施例中,所述当前位置可以为机器人位置。

[0078] 所述匹配概率为所述图像与单个栅格通过图像信息的计算,得到的图像信息匹配的概率。

[0079] 本实施例不同于传统的最优匹配和卡尔曼融合策略,采用每个栅格的匹配概率来描述所述图像的当前位置。

[0080] S103、分别对所述匹配概率进行实时更新,并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;

[0081] 其中,所述目标栅格为栅格地图中与机器人位置对应的栅格。

[0082] S104、根据所述目标栅格的位置信息,确定所述当前位置。

[0083] 具体地,当有图像输入时,计算并更新每个栅格的匹配概率。其中,假设摄像头方向信息相对于机器人是固定的,基于机器人行走方向,建立当前帧的图像,然后确定该图像在栅格地图中每一个栅格的匹配概率,用该匹配概率去更新每个栅格的位置概率,最终以该位置概率值作为相应偏差的权值进行加权计算,从而得到最有可能的机器人位置。

[0084] 本实施例基于创建的栅格地图进行定位,能够更快地获得更精确的结果,同时降低完全定位失败的概率,且减少定位误差;并通过亮度信息或灰度信息来匹配目标栅格,能够在低纹理、相机散焦和运动模糊等场景下获得鲁棒性更好的结果。

[0085] 进一步地,在上述方法实施例的基础上,S101具体包括:

[0086] S1011、将原始三维地图划分为预设大小的栅格,得到栅格地图;

[0087] S1012、将所述栅格地图中每个栅格内所有坐标点的图像信息的均值作为所述栅格的图像信息,并将每个栅格内所有坐标点的位置信息的均值作为所述栅格的位置信息。

[0088] 具体地,栅格地图的创建包括以下三个步骤:

[0089] A1、基于slam技术进行地图构建

[0090] slam技术包括基于特征点的方法和非特征点的直接方法。

[0091] 基于特征点建立的地图包括轨迹集合和三维特征点集合。基于特征的方法建立的地图为特征点地图,每个点包含三维坐标。在采集的每帧图像里提取n个特征,然后通过特征的描述符对不同帧图像间的特征进行匹配,用随机采样求出匹配的两个特征的极线几何约束,然后优化。通过求得的极线约束,计算相机的位姿T以及特征点对应地图点的3D坐标。最终,通过最小化重投影误差进行位姿T和地图点的3D坐标的优化,从而得到稀疏的特征点地图。

[0092] 非特征点的直接方法以像素为单位进行处理,不再进行特征点检测,处理流程与基于特征点的方法类似。最终得到稠密或半稠密的三维点云,每个点云包含三维坐标。

[0093] A2、网格切分

[0094] 通过slam技术建立了三维特点地图或者稠密的点云地图,划分地图为 $n \times n \times n$ 的栅格,每个栅格的大小为固定值,比如50cm。则每个特征点/稠密点云都属于某一个固定的栅格。

[0095] 稠密的点云地图具有丰富的信息,所以可直接对稠密地图进行栅格地图创建。特征点地图由于特征比较稀少,需要根据不同设备进行处理,然后才进行栅格地图创建。

[0096] A3、栅格地图的创建

[0097] 每个栅格需要用一些参数描述,以为后续定位服务。亮度和灰度是对图像最直观的描述,基于亮度信息或灰度信息,可以建立均值和方差的描述策略。

[0098] 每个栅格cell包含很多三维点,每个点除了位置信息还包括亮度信息或灰度信息,假设用 $dis(x,y,z)$ 描述每个点,其中 x,y 和 z 分别对应坐标中X轴、Y轴和Z轴的坐标。则每个cell(i,j)包括很多三维点描述值 $dis(x,y,z)$,其中, i 和 j 分别为每个栅格对应 $w \times w$ 的实际地面中的两个维度的序号。进一步可以统计出cell(i,j)的所有描述值的均值 $u(i,j)$ 和方差 $v(i,j)$ 。以均值 $u(i,j)$ 和方差 $v(i,j)$ 为信息来描述cell(i,j)。

[0099] 以稠密地图为例,slam技术建立的稠密地图包括轨迹集合{Position($x,y,z,yaw,roll,pith$)}(其中 x,y,z 表示位置, $yaw,roll,pith$ 表示姿态)和三维点集合{Point(x,y,z,rgb)}, x,y,z 表示三维坐标, rgb 表示颜色属性。

[0100] 首先,基于 $Gray=R*0.299+G*0.587+B*0.114$,将 rgb 颜色转换为灰度图。

[0101] 然后,划分地图为 $n \times n \times n$ 的栅格。每个栅格大小为50cm,则每个栅格包括很多个三维地图点Point($x,y,z,gray$)。

[0102] 最后,计算每个栅格中三维点灰度值的均值 u 和方差 v 。以该均值和方差描述整个地图,如图2所示。

[0103] 同样的,在某些环境下,如居家环境,只需要二维 $x-y$ 坐标定位就可以了,将三维点投影到二维平面上,然后进行均值、方差等信息计算,进而可以获得二维栅格地图,如图3所示。

[0104] 需要说明的是:

[0105] 一、当设备为激光点云数据时,以激光数据的反色强度计算每个网格的均值和方差。

[0106] 二、如果建立的是特征点地图{ $F|f(x,y,z)$ },且视觉设备为单目相机,每个特征点 $f(x,y,z)$ 对应其在照片中的像素点 $p(x,y)$,像素 $p(x,y)$ 周围有八个像素点,八个像素点分别与 $p(x,y)$ 取差,然后取平均值 u_1 。计算每个栅格中,所有特征点 u_1 的均值 u_1' 和方差 v_1' 。以 u_1' 和 v_1' 去描述整个栅格地图。

[0107] 三、如果建立的是特征点地图,且设备为双目或深度相机。双目可以恢复深度信息,深度相机直接输出深度信息,因此,可以在特征点地图的基础上{ $F|f(x,y,z)$ },按照一定的比例扩充更多的点,进而使用稠密地图同样的方法获得栅格地图。

[0108] 本实施例提出通过三维点进行网格融合进而进行地图创建,由于使用图像的大量信息,因此在低纹理,相机散焦和运动模糊的场景下都能比传统方法获得更鲁棒的结果,且

能够获得更精确的定位结果,对环境变化及动态障碍物有更好的鲁棒性。

[0109] 进一步地,在上述方法实施例的基础上,S102具体包括:

[0110] 获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中各栅格的图像信息,采用贝叶斯公式分别计算所述图像与所述各栅格的匹配概率。

[0111] 具体地,以二维栅格地图为例,计算所述图像与所述各栅格的匹配概率可以选择运动更新,也可以选择测量更新,具体如下:

[0112] B1、运动更新

[0113] 运动更新的目的是,根据惯性导航的误差分布,来更新机器人在每个栅格的匹配概率。假设惯性导航的误差,用零均值高斯噪声来表示,高斯噪声服从方差为 σ 的高斯分布, σ 为根据传感器精度设定的常量。运动模型更新每个栅格的匹配概率可以表示如下:

$$[0114] \quad \bar{P}(x, y) = \eta \sum_{i,j} P(x, y) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(i-x)^2(j-y)^2/\sigma^2\right)$$

[0115] 其中, $\bar{P}(x, y)$ 为运动更新后,机器人在cell(x,y)的后验概率, η 为归一化常量。 $P(x, y)$ 表示上一时刻,测量或运动更新后,机器人在网格cell(x,y)的匹配概率,x和y分别对应坐标中X轴和Y轴的坐标,i和j分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0116] B2、测量更新

[0117] 输入的图像信息被用于更新机器人的位置估计。通过输入图像的图像信息,构建与栅格地图形式相同的该时刻的一个子栅格图,能够直接对地图与该子栅格图进行比较。

[0118] 具体地,S102包括:

[0119] S1021、获取当前位置的图像,对所述图像进行栅格化,得到与所述栅格地图中的栅格对应的栅格图像;

[0120] S1022、根据所述栅格图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述栅格图像与每个栅格的匹配概率;

[0121] 相应地,S103具体包括:

[0122] 根据更新后所述匹配概率对应的概率分布确定目标范围,将所述目标范围的几何中心对应的栅格作为所述栅格图像对应的目标栅格。

[0123] 举例来说,设z为图像信息,m为地图,x和y是可能的偏差,则由贝叶斯公式,有:

$$[0124] \quad P(x, y | z, m) = \eta \cdot P(z | x, y, m) \cdot P(x, y)$$

[0125] 其中,

$$[0126] \quad P(x, y) = \eta \cdot \bar{P}(x, y)$$

$$[0127] \quad P(z | x, y, m) = \prod_{i,j} \exp\left(\frac{-(m_{r(i-x, j-y)} - z_{r(i, j)})^2}{2(m_{\sigma(i-x, j-y)} + z_{\sigma(i, j)})^2}\right)^{\alpha}$$

[0128] m_{σ} 为二维地图里每个网格的图像信息的标准偏差,对应方差 $v(i, j)$; z_{σ} 为图像数据里的图像信息的标准偏差。 r 表示栅格的平均图像信息, m_{σ} 对应 $u(i, j)$,指数 $\alpha < 1$ 表示数据很可能不都是完全独立的,这里假设独立, $\alpha \geq 1$ 时为预先设定的常量。 $P(x, y | z, m)$ 表示获得图像信息后,计算机器人在cell(x,y)的后验概率值。 $\bar{P}(x, y)$ 为运动更新后的概率值, η 为归一化常量, m_r 表示所述栅格地图中各栅格的平均图像信息, z_r 为所述图像的平均图像信息,x和y分别对应坐标中X轴和Y轴的可能偏差,i和j分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两

个维度的序号。

[0129] 从而：

$$[0130] \quad P(x,y|z,m) = \eta \prod_{i,j} \exp\left(\frac{-(m_{r(i-x,j-y)} - z_{r(i,j)})^2}{2(m_{\sigma(i-x,j-y)} + z_{\sigma(i,j)})^2}\right) \cdot \bar{P}(x, y)$$

[0131] B3、最有可能的估计

[0132] 考虑最终的后验分布，即运动更新后的概率值 $\bar{P}(x, y)$ 或者测量更新后的概率值 $P(x, y|z, m)$ ，统一用 $P(x, y)$ 表示，最后一步是选择一个能够最好地代表估计的 x, y 偏差。

[0133] 选择偏差 x, y 为 $\max_{x,y} P(x, y)$ ，即选择概率最大的偏差，但这样的选择可能增加不确定性危险；或者选择后验分布构成的团的中心，这将改善一致性，但是选择的偏差将偏离中心太多。作为一种妥协，本实施例使用变换的团的中心，即：

$$[0134] \quad x = \frac{\sum_{x,y} P(x,y) \cdot x}{\sum_{x,y} P(x,y)}$$

$$[0135] \quad y = \frac{\sum_{x,y} P(x,y) \cdot y}{\sum_{x,y} P(x,y)}$$

[0136] 最终， (x, y) 偏差将作为最终值传给机器人。

[0137] 以家用机器人为例，描述目标栅格的确定，即家用机器人的定位。

[0138] 为了提高稳定性，可以考虑将所有的点投影为 x, y 平面，只在 x, y 平面进行定位，这也符合家用机器人的特点。假设当前设备为深度相机，初始化时，栅格地图每个栅格的概率值相同。

[0139] 当接受到IMU位置时，则进行运动更新，计算位置偏离真实位置的位置偏差 $\bar{P}(x, y)$ 。

[0140] 当接受到视觉输入时，首先构建与地图形式相同的该时刻的一个子栅格图。然后计算所有位置偏差 $P(x, y|z, m)$ 。

[0141] 输出最优的偏差估计。

[0142] 用二维栅格地图进行定位时，首先通过IMU的数据，计算出某时刻的位置，并更新该栅格地图里每个栅格的匹配概率。当家用机器人捕捉到图像，并输入图像信息后，可以构建出与该栅格地图相同形式的子栅格图，如图4中所示的黑色栅格。并再次更新每个栅格的匹配概率，如图5所示。

[0143] 进一步地，S103具体包括：

[0144] 计算更新后所述匹配概率的加权平均值，并获取与所述加权平均值的差值最小的目标匹配概率，将所述目标匹配概率对应的栅格作为所述目标栅格。

[0145] 具体地，在更新每个栅格的匹配概率之后，最终以计算出的匹配概率作为相应偏差的权值进行加权计算从而得到最有可能的机器人相对于当前位置的偏差，以该偏差修正当前机器人位置，进而获得最终机器人最优位置，如图5中的最优位置。

[0146] 图6示出了本实施例提供的一种基于栅格地图的定位装置的结构示意图，所述装置包括：栅格地图创建模块601、概率计算模块602、目标栅格确定模块603和位置确定模块

604,其中:

[0147] 所述栅格地图创建模块601用于创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;

[0148] 所述概率计算模块602用于获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;

[0149] 所述目标栅格确定模块603用于分别对所述匹配概率进行实时更新,并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;

[0150] 所述位置确定模块604用于根据所述目标栅格的位置信息,确定所述当前位置;

[0151] 其中,所述图像信息为运动时实时采集的图像所对应的亮度信息或灰度信息。

[0152] 具体地,所述栅格地图创建模块601创建栅格地图,根据每个栅格内的各坐标点的位置信息和图像信息,计算得到每个栅格分别对应的位置信息和图像信息;所述概率计算模块602获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息,分别计算所述图像与每个栅格对应的匹配概率;所述目标栅格确定模块603分别对所述匹配概率进行实时更新,并根据更新后所述匹配概率确定所述图像对应的目标栅格;所述位置确定模块604根据所述目标栅格的位置信息,确定所述当前位置。

[0153] 本实施例基于创建的栅格地图进行定位,能够更快地获得更精确的结果,同时降低完全定位失败的概率,且减少定位误差;并通过亮度信息或灰度信息来匹配目标栅格,能够在低纹理、相机散焦和运动模糊等场景下获得鲁棒性更好的结果。

[0154] 进一步地,在上述装置实施例的基础上,所述栅格地图创建模块601具体包括:

[0155] 栅格划分单元,用于将原始三维地图划分为预设大小的栅格,得到栅格地图;

[0156] 信息处理模块,用于将所述栅格地图中每个栅格内所有坐标点的图像信息的均值作为所述栅格的图像信息,并将每个栅格内所有坐标点的位置信息的均值作为所述栅格的位置信息。

[0157] 进一步地,在上述装置实施例的基础上,所述目标栅格确定模块603进一步用于根据惯性导航的误差分布,对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新。

[0158] 进一步地,在上述装置实施例的基础上,所述目标栅格确定模块603进一步用于:

[0159] 通过零均值高斯噪声表示惯性导航的误差,所述零均值高斯噪声服从方差为 σ 的高斯分布, σ 为根据传感器精度设定的常量;

[0160] 对每个栅格的所述匹配概率进行实时更新的模型如下:

$$[0161] \quad \bar{P}(x, y) = \eta \sum_{i,j} P(x, y) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(i-x)^2(j-y)^2/\sigma^2\right)$$

[0162] 其中, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格cell(x,y)的后验概率, η 为归一化常量, $P(x, y)$ 更新前机器人在栅格cell(x,y)的匹配概率, x 和 y 分别对应坐标中X轴和Y轴的坐标, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0163] 进一步地,在上述装置实施例的基础上,所述目标栅格确定模块603进一步用于获取当前位置的图像,根据所述图像的图像信息和所述栅格地图中各栅格的图像信息,采用贝叶斯公式对所述匹配概率进行实时更新。

[0164] 进一步地,在上述装置实施例的基础上,所述目标栅格确定模块603中的所述贝叶斯公式为:

$$[0165] \quad P(x,y|z,m) = \eta \prod_{i,j} \exp\left(\frac{-(m_{r(i-x,j-y)} - z_{r(i,j)})^2}{2(m_{\sigma(i-x,j-y)} + z_{\sigma(i,j)})^2}\right)^{\alpha} \cdot \bar{P}(x, y)$$

[0166] 其中, z 为图像信息, m 为地图, η 为归一化常量, m_{σ} 为所述栅格地图中各栅格的图像信息的标准偏差, z_{σ} 为所述图像的图像信息的标准偏差, m_r 表示所述栅格地图中各栅格的平均图像信息, z_r 为所述图像的平均图像信息, 指数 $\alpha < 1$ 表示数据很可能不都是完全独立的, 这里假设独立, $\alpha \geq 1$ 时为预先设定的常量; $P(x, y | z, m)$ 表示获得图像信息后, 计算机器人在 $\text{cell}(x, y)$ 的后验概率, $\bar{P}(x, y)$ 为更新后机器人在栅格 $\text{cell}(x, y)$ 的后验概率, x 和 y 分别对应坐标中 X 轴和 Y 轴的可能偏差, i 和 j 分别为二维栅格地图中每个栅格对应的两个维度的序号。

[0167] 进一步地, 在上述装置实施例的基础上, 所述目标栅格确定模块 603 具体用于计算更新后所述匹配概率的加权平均值, 并获取与所述加权平均值的差值最小的目标匹配概率, 将所述目标匹配概率对应的栅格作为所述目标栅格。

[0168] 进一步地, 在上述装置实施例的基础上, 所述概率计算模块 602 具体包括:

[0169] 图像栅格单元, 用于获取当前位置的图像, 对所述图像进行栅格化, 得到与所述栅格地图中的栅格对应的栅格图像;

[0170] 概率计算单元, 用于根据所述栅格图像的图像信息和所述栅格地图中每个栅格的图像信息, 分别计算所述栅格图像与每个栅格的匹配概率;

[0171] 相应地, 所述目标栅格确定模块 603 具体用于:

[0172] 根据更新后所述匹配概率对应的概率分布确定目标范围, 将所述目标范围的几何中心对应的栅格作为所述栅格图像对应的目标栅格。

[0173] 本实施例所述的基于栅格地图的定位装置可以用于执行上述方法实施例, 其原理和技术效果类似, 此处不再赘述。

[0174] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的, 其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的, 作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元, 即可以位于一个地方, 或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下, 即可以理解并实施。

[0175] 通过以上的实施方式的描述, 本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现, 当然也可以通过硬件。基于这样的理解, 上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来, 该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中, 如 ROM/RAM、磁碟、光盘等, 包括若干指令用以使得一台计算机设备 (可以是个人计算机, 服务器, 或者网络设备等) 执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0176] 应说明的是: 以上实施例仅用以说明本发明的技术方案, 而非对其限制; 尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明, 本领域的普通技术人员应当理解: 其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改, 或者对其中部分技术特征进行等同替换; 而这些修改或者替换, 并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

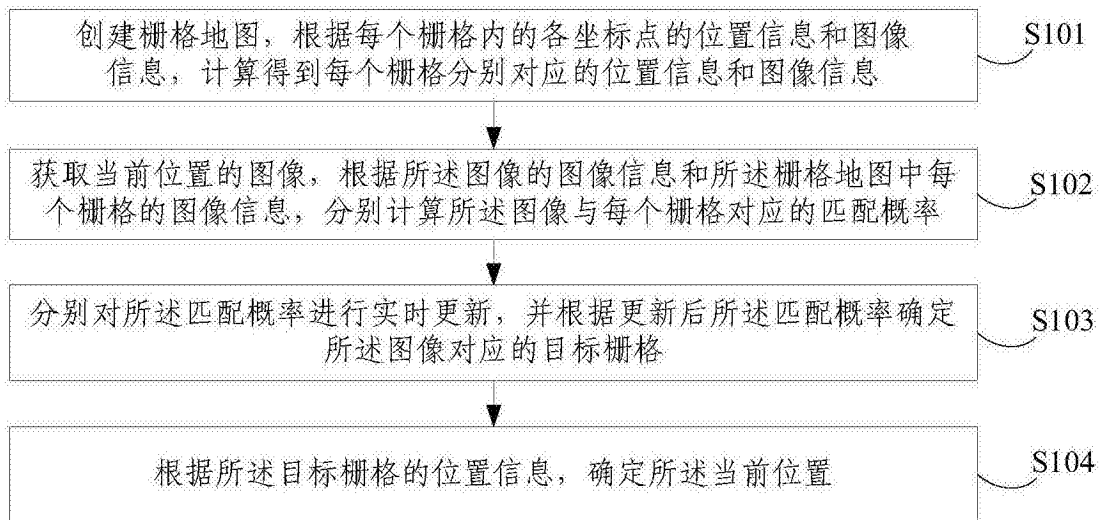


图1

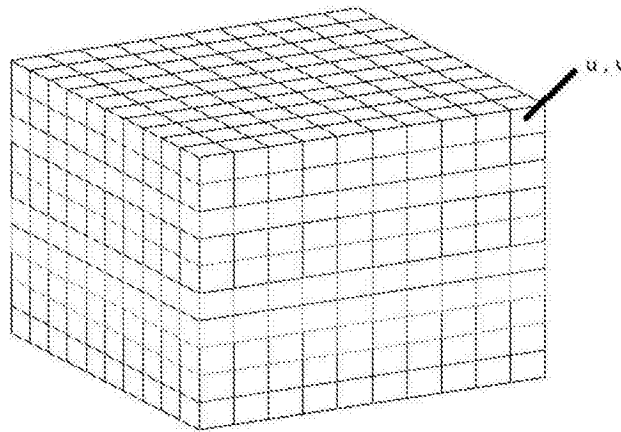


图2

						u
						v

图3

						u
						v

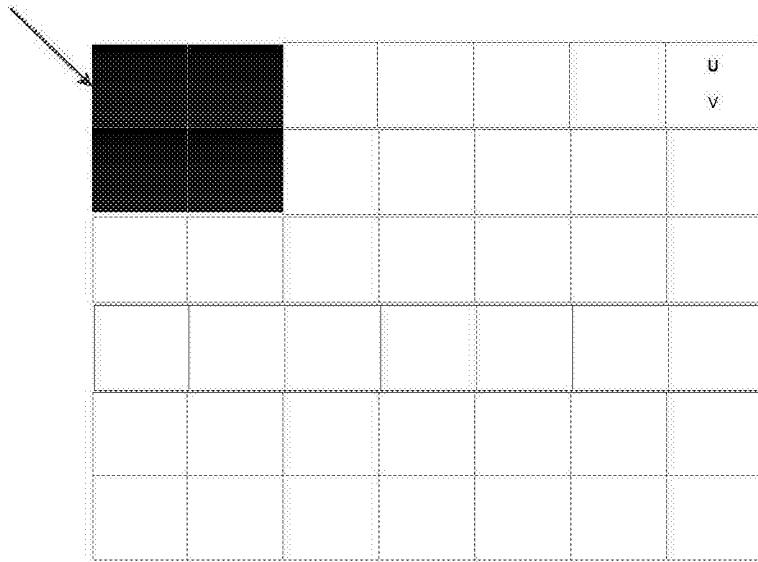


图4

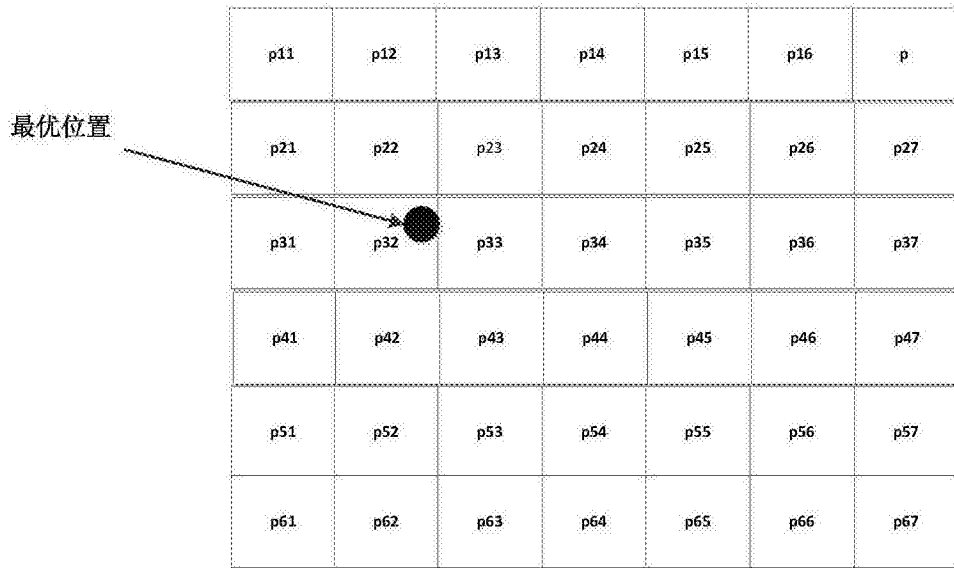


图5

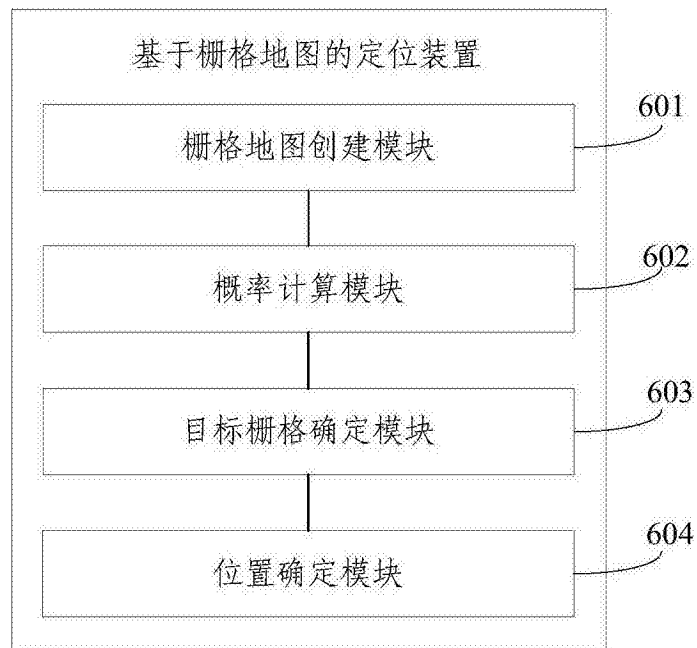


图6