



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103278170 B

(45) 授权公告日 2016. 01. 06

(21) 申请号 201310183577. 6

(22) 申请日 2013. 05. 16

(73) 专利权人 东南大学

地址 210096 江苏省南京市玄武区四牌楼 2 号

(72) 发明人 钱堃 马旭东 戴先中 房芳

(74) 专利代理机构 南京苏高专利商标事务所 (普通合伙) 32204

代理人 柏尚春

(51) Int. Cl.

G01C 21/34(2006. 01)

G06T 7/00(2006. 01)

(56) 对比文件

CN 101619985 A, 2010. 01. 06, 全文.

CN 102402225 A, 2012. 04. 04, 全文.

US 2007/0293985 A1, 2007. 12. 20, 全文.

梁志伟. 基于分布式感知的移动机器人同时定位与地图创建. 《机器人 ROBOT》. 2009, 第 31

卷 (第 1 期), 第 33-39 页.

钱堃. 基于层次化 SLAM 的未知环境级联地图创建方法. 《机器人 ROBOT》. 2011, 第 33 卷 (第 6 期), 第 736-741 页.

王璐. 未知环境中移动机器人视觉环境建模与定位研究. 《中国博士学位论文全文数据库》. 2008, 论文正文第 60 页.

审查员 沈新华

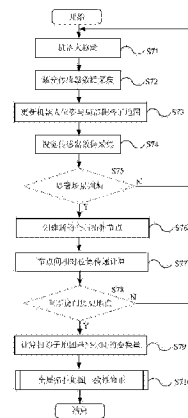
权利要求书 2 页 说明书 12 页 附图 5 页

(54) 发明名称

基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法

(57) 摘要

本发明涉及移动机器人导航技术领域。本发明公开了一种基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法。包括如下步骤:1) 根据移动机器人传感器采集的图像数据,在线检测显著场景对应的自然场景路标,生成全局地图中的拓扑节点;2) 更新移动机器人位姿和局部栅格子地图;3) 以显著场景点作为拓扑节点创建全局拓扑地图结构,在机器人轨迹闭合检测的基础上,引入加权扫描匹配法和松弛法对拓扑结构进行优化,确保拓扑地图的全局一致性。该发明适用于各类移动机器人在包含多个房间、走廊等区域的室内大范围环境中进行自主路径规划和导航应用。



1. 基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法, 其特征在于, 所述方法包括:

根据移动机器人的视觉传感器采集的图像数据, 进行在线显著场景点检测, 生成全局拓扑节点; 所述显著场景点检测方法包括场景图像特征提取与场景显著性计算, 步骤如下:

1) 通过视觉注意机制引导 SURF 特征采样聚集到显著区域, 剔除大量无利于表征地点特征的信息;

2) 通过 K-mean 聚类算法对图像的 SURF 特征向量集合进行聚类, 并采用融合空间关系的空间词袋模型构造场景表现特征描述, 将场景图像描述为一种融合空间关系的视觉单词直方图;

3) 利用视觉单词直方图建立基于该特征描述的地点 Multivariate Polya 模型, 并通过计算期望 Bayesian Surprise 阈值, 判断当前机器人所处的地点是否为显著场景点;

更新移动机器人位姿和局部栅格子地图: 根据激光传感器数据、航位推算传感器、上一周期对移动机器人的位姿估计和前期构建得到的局部栅格子地图, 估计当前周期移动机器人的局部位姿, 并更新栅格子地图局部坐标框架;

以显著场景点作为拓扑节点创建全局拓扑地图结构, 在机器人轨迹闭合检测的基础上, 引入加权扫描匹配法和松弛法对拓扑结构进行优化, 修正全局拓扑地图的一致性; 所述的全局拓扑地图是采用以显著场景点为全局拓扑节点、以连接边连接了相邻的拓扑节点构成的图结构; 每个节点与一个局部占有栅格子地图相关联, 每条边对应了相邻子地图坐标框架的变换关系, 创建步骤为:

1) 机器人采集视觉传感器数据, 并进行场景显著性检测, 当检测到新的显著场景点时在全局拓扑地图中创建新的拓扑节点, 以机器人在上一个节点中的结束位姿作为新子地图的坐标原点, 即新节点的基坐标, 另外将当前场景点的特征加入历史数据;

2) 迭代使用 coupling summation 公式对机器人全局位置方差进行在线估计和更新, 将相邻节点之间的基坐标变换关系附加在节点间的连接边上, 实现节点间相对位置传递计算;

3) 每次创建新的拓扑节点, 均与拓扑节点的历史数据进行匹配, 从而判断移动机器人是否重新到达了已访问过的地点; 其中采用场景图像 SURF 特征模型的相似距离匹配法计算当前场景地点和历史场景地点的相似度概率;

4) 当检测出机器人访问地点轨迹闭合后, 对已创建的拓扑节点按各节点的连接顺序, 采用加权扫描匹配法计算相邻节点对应子地图基坐标之间的相对位移变换量。

2. 根据权利要求 1 所述的基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法, 其特征在于: 所述的局部栅格子地图中包含障碍物占有栅格、场景地点特征这两个混合特征的精确描述; 局部栅格子地图采用以当前周期移动机器人位置为原点、以当前周期移动机器人正方向为 X 轴的坐标系;

所述的局部栅格子地图的同时机器人定位与地图创建采用 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法, 完成初始定位后创建首个全局拓扑节点, 并将当前创建的栅格地图保存为所述首个全局拓扑节点对应的子地图。

3. 根据权利要求 1 所述的基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法, 其

特征在于：所述的全局一致性修正方法是，将由机器人传感器观测量获取的节点间相互关系视作节点之间一种位置约束，采用松弛法求解满足约束而最优的拓扑组织结构，步骤如下：

1) 针对某节点 i ，利用所述节点的每个邻节点 j 位置计算所述节点的估算位置和方差；

2) 再根据所有邻节点所得到的关于节点 i 的估算量，加权平均得到关于 i 的新坐标；

3) 重复以上步骤，直到整个地图中所有节点的位置在先后两次迭代中误差的和小于某个给定阈值，或者迭代超过一定总次数时，结束该松弛算法过程。

4. 根据权利要求 1 所述的基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法，其特征在于：所述视觉传感器为单目摄像头，所述激光传感器为激光测距仪。

5. 根据权利要求 4 所述的基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法，其特征在于：所述的激光测距仪获得的数据是激光在测距高度 35cm 平面上扫描得到的环境中障碍物上各个点相对于移动机器人的距离和角度，在 0° - 180° 范围内每 1° 分辨率获得一个激光束数据，共计 181 个激光束。

基于显著场景点检测的机器人级联地图创建方法

技术领域

[0001] 本发明涉及移动机器人导航技术领域,特别是涉及一种基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法。

背景技术

[0002] 智能机器人对其工作空间环境的深层次理解和利用是机器人实现自主智能行为的重要前提。移动机器人只有获取了环境地图,才能进行路径规划、轨迹跟踪、全局定位等,从而顺利达到目的地。目前,移动机器人常用的自主地图创建方法主要分为以下三类:

[0003] 1、机器人在环境中自主探索导航,通过激光传感器扫描环境信息,里程计等传感器创建栅格地图(参见“Grisetti G.Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters.IEEE Transaction on Robotics,2007,23(1):34-46”),该类地图容易维护并用于定位计算,但是度量信息的准确性依赖于里程计精度以及测距传感器的不确定性处理程度,存储和维护的数据量大。

[0004] 2、机器人在环境中根据一定规则自主导航,在一段时间内通过声纳和里程计等传感器进行拓扑定位,并将移动路径连通成为拓扑结构,形成拓扑地图(参见“B.Kuipers.Local Metrical and Global Topological Maps in the Hybrid Spatial Semantic Hierarchy.IEEE International Conference on Robotics and Automation,2004,4845-4851”)。拓扑地图着重于时空坐标上对象的定量描述,优点是精确且表述简约,但是无法提供环境几何信息的精确描述。

[0005] 3、机器人在操作人员控制下运动,利用带云台的激光传感器或立体摄像机获得深度图像,通过点云拼接重建环境的三维深度点云地图(参见“P.Henry.RGB-D mapping:Using Kinect-style depth cameras for dense3D modeling of indoor environments,The International Journal of Robotics Research,2012”)。三维点云地图能够描述障碍物高度信息,但是创建过程计算量巨大,大范围环境中沉重的计算负担难以满足实时要求。

[0006] 传统基于栅格的同时定位与地图环境建模方法虽然能够在机器人自身位姿与环境特征耦合不确定的条件下,解决在线栅格地图创建的联合概率估计问题,但是随着环境规模的增大、环境复杂程度以及未知性的提高,该方法存在环境描述过于简单、计算效率低下的问题,制约了机器人对环境的深层次理解能力。如何从人类理解自然环境场景的特性出发,不借助人工路标手段,利用机器人车载视觉、测距等多传感器信息融合,建立高效的环境描述模型,并在解决同步机器人定位与在线地图创建问题,具有重要的意义。

[0007] 当需要描述大规模复杂环境的路标、地点、栅格、环境传感器位姿等混合信息时,应建立混合形式的环境模型,例如拓扑/栅格混合地图、栅格/特征混合地图等(参见“Z.Lin.Recognition-based Indoor Topological Navigation Using Robust Invariant Features.IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems.2005,3975-3980”)。此类环境描述下的同时机器人定位与地图创建(SLAM)

方法一般遵循层次化(Hierarchical)基本思路,也称为子地图方法。一般该方法需要依赖某种地图分割原则,利用测距传感器建立若干相互独立的子地图,再利用子地图之间的共享信息对子地图进行拼接融合(参见“J. Tardós. Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data, The International Journal of Robotics Research, 2002, 21(4):311-330.”)。层次化 SLAM 方法的关键难点包括栅格子地图中的同时定位与地图创建、子地图的自动分割、子地图间拓扑关联,以及全局层面全局一致性问题,是决定地图创建结果精度和可靠性的关键。

[0008] 栅格子地图中的同时定位与地图创建(SLAM)一般采用以下几种方法:扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)、Rao-Blackwellized 粒子滤波(Rao-Blackwellized Particle Filter, RBPF)、稀疏扩展信息滤波(Sparse Extended Information Filter, SEIF)。EKF 众所周知的缺点是,当估计值与真实值偏离较大时,对非线性模型进行一阶线性近似的方式会引入较大的线性化误差。RBPF 算法在处理复杂环境地图建立问题比较有效,但是由于每一个粒子都对应保存了一张完整的环境地图,所以较大规模环境下使用 RBPF 进行单纯栅格地图创建的计算复杂度很高,较难以实施。稀疏扩展信息滤波(SEIF)在实际应用中也存在缺点,每次将信息向量和信息矩阵转换为状态向量的估计均值和方差计算复杂度很高,也较难以在大规模环境中实施。

[0009] 子地图的自动分割是级联地图创建的难点之一。目前的各种子地图方法,基本都是借助识别人工路标来使得机器人自动分割子地图。也有方法利用事先人工训练场景特征库,却不能实现机器人对关键路标的自动获取(参见“Schleicher D. Real-time hierarchical stereo Visual SLAM in large-scale environments. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 58:991-1002.”)。还有一些方法使用环境几何变化信息识别自然场景路标,实现子地图自动分割,例如 Voronoi 单元之间的交叉点等,但是该方法结果会得到大量路标,而损失了拓扑结构的简约优势。

[0010] 基于视觉显著性的自然场景检测为子地图自动分割提供了一种解决思路,也成为移动机器人在未知环境中理解环境的重要手段。它绕过图像目标检测问题,提取有意义的场景描述作为拓扑地图的路标,同时也带来了新的问题,即如何选择有意义的场景兼顾存储需求及路标匹配问题。一些研究人员在人类视觉关注机制(Visual Attention)的启发下,提出了多种用于图像感兴趣区域检测的视觉感知模型。其基本原理在于,生物体观察周围环境时,往往由于行为目的需求或局部景象线索如突出物体将注意力有选择地集中在某个或某些景物上,将这样的景物作为路标可以有效区分和代表各种环境。近年来新出现了一种场景视觉特征奇异变化的 Bayesian Surprise 模型,它相比视觉显著性(Saliency)和 Shannon 熵具有更优性能(参见“A. Ranganathan. Bayesian Surprise and Landmark Detection, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009”)。Bayesian Surprise 模型在视频异常事件监控、自然路标检测等领域取得了初步成功应用,展现了其对场景显著变化的定向能力。但至目前,尚未有文献报道从 Bayesian Surprise 显著性检测的角度讨论级联环境地图模型及其创建问题。

[0011] 另外,如何解决子地图间拓扑关联,并确保拓扑节点的全局一致性,是级联地图创建问题的另一个难点。在栅格/拓扑级联地图中,如果为了降低级联地图计算与存储的复杂度,而忽略路标与全局层面之间的相关性,会引入全局地图的不一致性,导致所创建出来

的拓扑结构无法闭合成环。

[0012] 经专利检索查新,熊蓉等人申请了中国发明专利第 200610053690.2 号,名称为“移动机器人在未知环境中同时定位与地图构建的方法”。公开了一种移动机器人在未知环境中同时定位与地图构建的方法,利用测距传感器获得的数据,构建局部线段特征地图和栅格地图,利用当前机器人位姿估计结果对局部地图进行坐标变换,从而更新全局线段特征地图和全局栅格地图。该方法基于扩展卡尔曼滤波器,对于较复杂环境的鲁棒性不够高。另外,该方法同时创建了环境几何线段特征地图和占有栅格地图两种地图,而非采用层次化级联地图策略。在大规模环境下,由于机器人定位容易出现错误,这会导致创建的两种地图出现明显的拼接误差;此外,若对大规模环境创建一个完整的栅格地图,会导致庞大的计算量和存储量,实际难以满足。

[0013] 温丰等人申请了中国发明专利第 201110376468.7 号,名称为“一种实现移动机器人同时定位与地图构建的方法”。该方法根据航位推测里程计及路标观测数据,采用“强跟踪滤波器”来提高机器人定位与地图创建的精度。但是该发明方法所创建的地图属于特征地图,而非栅格或拓扑地图,并不能直接用于机器人路径规划和导航。另外,该方法也仅用于室内较小规模环境和人工设置的路标物体,这也都限制了该方法的应用范围。

[0014] 梁化为等人申请了中国发明专利第 200710019784.2 号,名称为“一种移动机器人地图创建系统与地图创建方法”。该发明公开了一种基于无线传感器网络的移动机器人地图创建系统和方法。该方法利用形成的无线传感器网络数据来创建含有多元信息的环境地图。这属于一种借助外部传感器的机器人地图创建方法,然而由于无线传感器节点测量精度较低,只能对机器人进行粗略的定位,所创建的环境地图也达不到精确导航的需求。另外,该方法需要将无线传感器网络节点布撒于监控区域内,在不具备此条件的室内环境下该方法并不适用。

发明内容

[0015] 技术问题:针对级联地图创建中存在的两个主要问题,即如何选择有意义的场景兼顾存储需求及路标匹配问题,实现子地图自动分割;如何解决子地图间拓扑关联,并确保拓扑节点的全局一致性;本发明提出了一种基于显著场景点的移动机器人级联地图创建方法。

[0016] 技术方案:基于显著场景点检测的移动机器人级联地图创建方法,所述方法包括:

[0017] 根据移动机器人的传感器采集的图像数据,进行在线显著场景点检测,生成全局拓扑节点;

[0018] 更新移动机器人位姿和局部栅格子地图:根据激光传感器数据、航位推算传感器、上一周期对移动机器人的位姿估计和前期构建得到的局部栅格子地图,估计当前周期移动机器人的局部位姿,并更新栅格子地图局部坐标框架;

[0019] 以显著场景点作为拓扑节点创建全局拓扑地图结构,在机器人轨迹闭合检测的基础上,引入加权扫描匹配法和松弛法对拓扑结构进行优化,修正全局拓扑地图的一致性。

[0020] 其中,显著场景点检测方法包括场景图像特征提取与场景显著性计算,步骤如下:

[0021] 1) 通过视觉注意机制引导 SURF 特征采样聚集到显著区域,剔除大量无利于表征地点特征的信息;

[0022] 2) 通过 K-mean 聚类算法对图像的 SURF 特征向量集合进行聚类,并采用融合空间关系的空间词袋模型构造场景表现特征描述,将场景图像描述为一种融合空间关系的视觉单词直方图;

[0023] 3) 利用视觉单词直方图建立基于该特征描述的地点 Multivariate Polya 模型,并通过计算期望 Bayesian Surprise 阈值,判断当前机器人所处的地点是否为显著场景点。

[0024] 所述的局部栅格子地图中包含障碍物占有栅格、场景地点特征等混合特征的精确描述;局部栅格子地图采用以当前周期移动机器人位置为原点、以当前周期移动机器人正方向为 X 轴的坐标系;

[0025] 所述的局部栅格子地图的同时机器人定位与地图创建采用 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法,完成初始定位后创建首个全局拓扑节点,并将当前创建的栅格地图保存为所述首个全局拓扑节点对应的子地图。

[0026] 所述的全局拓扑地图是采用以显著场景点为全局拓扑节点、以连接边连接了相邻的拓扑节点构成的图结构;每个节点与一个局部占有栅格子地图相关联,每条边对应了相邻子地图坐标框架的变换关系。

[0027] 所述全局拓扑地图创建步骤为:

[0028] 1) 机器人采集视觉传感器数据,并进行场景显著性检测,当检测到新的显著场景点时在全局拓扑地图中创建新的拓扑节点,以机器人在上一个节点中的结束位姿作为新子地图的坐标原点,即新节点的基坐标,另外将当前场景点的特征加入历史数据;

[0029] 2) 迭代使用 coupling summation 公式对机器人全局位置方差进行在线估计和更新,将相邻节点之间的基坐标变换关系附加在节点间的连接边上,实现节点间相对位置传递计算;

[0030] 3) 每次创建新的拓扑节点,均与拓扑节点的历史数据进行匹配,从而判断移动机器人是否重新到达了已访问过的地点;其中采用场景图像 SURF 特征模型的相似距离匹配法计算当前场景地点和历史场景地点的相似度概率;

[0031] 4) 当检测出机器人访问地点轨迹闭合后,对已创建的拓扑节点按各节点的连接顺序,采用加权扫描匹配法计算相邻节点对应子地图基坐标之间的相对位移变换量。

[0032] 所述的全局一致性修正方法是,将由机器人传感器观测量获取的节点间相互关系视作节点之间一种位置约束,采用松弛法求解满足约束而最优的拓扑组织结构,步骤如下:

[0033] 1) 针对某节点 i,利用所述节点的每个邻节点 j 位置计算所述节点的估算位置和方差;

[0034] 2) 再根据所有邻节点所得到的关于节点 i 的估算量,加权平均得到关于 i 的新坐标;

[0035] 3) 重复以上步骤,直到整个地图中所有节点的位置在先后两次迭代中误差的和小于某个给定阈值,或者迭代超过一定总次数时,结束该松弛算法过程。

[0036] 优选的,所述的传感器包括单目摄像头和激光测距仪。所述的激光测距仪获得的数据是激光在测距高度 35cm 平面上扫描得到的环境中障碍物上各个点相对于移动机器人

的距离和角度,在 $0^{\circ} \sim 180^{\circ}$ 范围内每 1° 分辨率获得一个激光束数据,共计 181 个激光束。

[0037] 本发明采用上述技术方案,具有以下有益效果:

[0038] 1、针对移动机器人工作所处的较大规模复杂环境,建立了包含局部栅格子地图与全局拓扑地图的两层级联地图结构,相比常规的地图模型,有效地兼顾了栅格子地图对环境障碍物的精确描述,和拓扑地图子地图间相对位置关系的简约表述这两个优点。针对障碍物、移动机器人自身位姿均未知的情况,实现了包含局部栅格子地图与全局拓扑地图的两层级联地图在线创建,并解决了地图创建过程中机器人位姿不确定性与地图不确定性相互耦合关联、相互影响的问题。

[0039] 2、在无人工路标物的自然场景情况下,提出了通过机器人自主检测环境中的显著场景点来作为子地图之间的分割。引入人类视觉注意模型,采用一种基于显著场景 Bayesian Surprise 的自然路标检测方法,在大规模复杂室内环境中具有较低的漏检率和误检率,从而解决了环境级联地图创建中的子地图自动分割关键问题。

[0040] 3、在全局拓扑地图创建过程中,动态推算节点间相对坐标关系,并在机器人轨迹闭合检测的基础上,引入加权扫描匹配法和松弛法对全局地图的拓扑结构进行优化,确保其全局一致性。最终由机器人创建的级联地图所占存储空间和计算资源较少,可以实现较大规模复杂未知环境的地图在线创建,所得到的级联地图适于各类机器人进行路径规划和导航应用。

附图说明

[0041] 图 1 为本发明实施例的初始定位及首个全局拓扑节点流程图;

[0042] 图 2 为本发明实施例的环境混合级联地图模型结构示意图,包括局部栅格子地图和全局拓扑地图;

[0043] 图 3 为本发明实施例的两个全局拓扑节点之间的坐标变换关系示意图;

[0044] 图 4 为本发明实施例的显著场景点检测方法流程图;其中包括图像采集、SURF 特征提取、视觉注意引导的 sBoW 特征构造、基于表观 Surprise 计算的显著场景判断;

[0045] 图 5a、5b、5c 为本发明实施例的显著场景点检测方法在包括 (a) 走廊、(c) 办公室、(b) 实验室等多个区域的实际环境中典型场景的环境视觉注意图与 SURF 特征提取示意图;其中每个子图的左侧小图显示了视觉注视的强度,右侧小图中的圆圈为视觉注意引导下的场景 SURF 特征图;

[0046] 图 6 为本发明实施例的局部栅格子地图创建过程和相应全局拓扑节点之间的坐标变换关系示意图;

[0047] 图 7 为本发明实施例的整体环境级联地图的创建流程图;

[0048] 图 8 为本发明在实例环境中机器人创建并拼接而成的两层栅格 / 拓扑级联地图。在全局拓扑中检测到重新访问某路标时,进行拓扑地图的全局一致性优化,将图中的全局拓扑节点用线段相连接;图中曲线为机器人定位结果轨迹,显示了机器人在地图创建过程中的运动路径图;

[0049] 图 9 为图 8 所示实例中创建的若干局部栅格子地图。

具体实施方式

[0050] 下面结合具体实施例,进一步阐明本发明,应理解这些实施例仅用于说明本发明而并不用于限制本发明的范围,在阅读了本发明之后,本领域技术人员对本发明的各种等价形式的修改均落于本申请所附权利要求所限定的范围。

[0051] 本发明实施例的方法步骤是:

[0052] 根据移动机器人车载单目摄像头采集的图像数据,在线检测显著场景对应的自然场景路标,生成全局地图中的拓扑节点;

[0053] 根据测距激光传感器数据、航位推算里程计传感器、上一周期对移动机器人的位姿估计和前期构建得到的局部栅格子地图,估计当前周期移动机器人的局部位姿,并更新栅格子地图局部坐标框架;

[0054] 以显著场景点作为拓扑节点创建全局拓扑地图结构,在机器人轨迹闭合检测的基础上,引入加权扫描匹配法和松弛法对拓扑结构进行优化,确保拓扑地图的全局一致性。

[0055] 具体实现方式为:

[0056] 如图 1 所示为本实施例的初始定位和首个全局拓扑节点创建。首先移动机器人从未知环境中的任意位置开始向任意方向启动(S1),在当前房间内初始运动一段距离,采集激光传感器数据(S2),并在运动过程中采用局部栅格子地图内的同时机器人定位与地图创建方法进行初始定位(S3),此时创建得到的子地图将作为全局拓扑地图中首节点所对应的子地图,此时机器人的运动范围仅限于在初始所在的房间内。当粒子集合仍未收敛到一定范围内时,判断初始定位未完成(S4),此时循环反复直至初始定位完成;如果初始定位完成,则获取机器人当前在局部坐标系下的位姿,然后机器人继续移动,并可以出入各个房间及走廊等区域,与此同时进行基于显著场景点检测的级联地图创建(S5)。

[0057] 在实施例子中,机器人车载的测距激光传感器获得的数据是激光在测距高度 35cm 平面上扫描得到的环境中障碍物上各个点相对于移动机器人的距离和角度,在 $0^{\circ} \sim 180^{\circ}$ 范围内每 1° 分辨率获得一个激光束数据,共计 181 个激光束。机器人车载的视觉传感器为 PTZ CCD 摄像头,采集 RGB 图像分辨率 320*240。

[0058] 优选的,本实施例中环境级联地图结构适于描述例如医院、办公室、实验室等面积较大、包含走廊、多个房间等空间区域的楼层室内环境,具有局部栅格子地图与全局拓扑地图的两层结构,如图 2 所示。其中:

[0059] 1) 局部栅格子地图中包含了障碍物占有栅格、场景地点特征等混合特征的精确描述,适于移动机器人使用车载测距传感器在局部子地图框架下进行精确的定位。局部占有栅格子地图采用以当前周期移动机器人位置为原点、以当前周期移动机器人正方向为 X 轴的坐标系;

[0060] 子地图 M 包含了机器人当前位姿 $\mathbf{x}_R^B = (x_{robot}, y_{robot}, \theta_{robot})^T$ 、概率栅格 P、n 个地点路标的位置坐标 $\mathbf{x}_{P_1}^B, \dots, \mathbf{x}_{P_n}^B$, $\mathbf{x}_P^B = (x_P^B, y_P^B)^T$ 。这些变量都相对于机器人局部基坐标系 B 而建立,基坐标可取为子地图创建初始时刻机器人的坐标。例如相邻子地图之间的坐标变换关系可记为 $\mathbf{x}_2 = \mathbf{x}_{B_2}^B$,表示节点 2 与节点 1 之间的相对坐标变换量。每个子地图分别由相应的过程创建,创建时仅使用该过程中的里程计与其它传感器读数,子地图坐标也相对于机器

人在子地图创建初始时刻的位姿。因此各个子地图相对之间相对独立地维护,且尚未经过全局纠正。关键地点记为 $FP = \{fp_1, \dots, fp_M\}$, 自然场景特征为 $(x_F^B, y_F^B, \delta)^T$, 其中 δ 是场景的 SURF 特征描述子。

$$[0061] \quad M = (x_R^B, P, x_{F_1}^B, \dots, x_{F_n}^B)^T \quad (1)$$

[0062] 2) 全局拓扑地图采用以显著场景点为全局拓扑节点、以连接边连接了相邻的拓扑节点构成的图结构。每个节点与一个局部占有栅格子地图相关联, 每条边对应了相邻子地图坐标框架的变换关系。

[0063] 每个拓扑节点 i 与子地图 M_i 相关联, 全局坐标记为 $[x_i, y_i, \theta_i]$ 。在节点创建时, 此值初始化为当前里程计读数。节点 i 的位置方差记为 v_i , 初始化为前一节点的方差值加上相比前一节点前进距离的 2%。在机器人前进过程中, 当创建或再次访问一个节点时, 将此节点与前一节点用一条边相连。拓扑节点 i 与节点 j 之间的相对 metric 位置关系记为 $E_{ij} = [d_{ij}, \theta_{ij}, \varphi_{ij}]$, 如图 3 所示, 其具有方差 v_{ij} , 取为 $0.02d_{ij}$ 。

[0064] 图 4 是本实施例的显著场景点检测方法流程图, 根据移动机器人车载的单目视觉传感器, 在机器人运动过程中检测环境显著场景点, 包括场景图像特征提取与场景显著性计算, 步骤如下:

[0065] 1) 引入模拟人类视觉的视觉注意机制来引导 SURF 特征采样聚集到显著区域, 剔除大量无利于表征地点特征的信息, 提高图像处理效率;

[0066] 对输入场景图像, 分别采样并建立 5 级尺度单色高斯金字塔 (s_0, \dots, s_4) 、5 级尺度 CIE LAB 彩色空间高斯金字塔 $(\bar{s}_0, \dots, \bar{s}_4)$, 以及 4 级尺度高斯差分金字塔 (DoG_1, \dots, DoG_4) 。然后对每层金字塔分解为强度 (I)、颜色 (C)、和方向 (O) 三个通道分别提取特征图, 并采用归一化操作 $\mathcal{N}(\cdot)$ 处理后按等权值累加, 获得视觉注意图:

[0067]

$$VTM = \frac{1}{3} \mathcal{N}(I_{on-center} + I_{off-center}) +$$

[0068]

$$+ \frac{1}{3} \mathcal{N} \left(\sum_{color \in \{R, G, B, Y\}} (C_{on-center}^{color} + C_{off-center}^{color}) \right) \quad (2)$$

[0069]

$$+ \frac{1}{3} \mathcal{N} \left(\sum_{\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} O^\theta \right)$$

[0070] 其中 on-center 与 off-center 分别是模拟人眼视网膜中视觉细胞的向心算子与离心算子。针对显著区域中显著性概率高于某阈值的像素区域进行 SURF 特征采样, 从而将特征提取的范围限制于显著区域内, 以免引入对场景关键特征不具有表征意义的干扰点, 通常来自墙体、地面等背景。

[0071] 2) 通过 K-mean 聚类算法对图像的 SURF 特征向量集合进行聚类, 并采用融合空间关系的空间词袋模型 (Spatial Bag-of-Word, sBoW) 来构造场景表观特征描述, 将场景图像

描述为一种融合空间关系的视觉单词直方图；

[0072] 通过 K-mean 聚类算法对图像的 SURF 特征向量集合进行聚类, 获得到 k 个聚类中心作为主干视觉单词。特征量化过程采用最近邻归类法将图像中每个局部图像块近似为主干视觉单词表示, 如式(3)所示, 将 SURF 特征向量 s_i 量化为视觉单词 w_i 表示。

$$[0073] \quad w_i = \arg \min_j (\|s_i - v_j\|^2) \quad (3)$$

[0074] 由于聚类中心数量庞大, 为了进一步加快量化速度, 可对聚类中心建立 KD-Tree, 能够显著加快最近邻搜索速度。经过特征量化后, 统计每幅图像中视觉单词出现频次, 构造生成视觉单词直方图, 从而降低了图像描述的复杂度。

[0075] 进一步引入视觉单词的空间关系描述。设图像视觉单词直方图向量记为 $X = (n_1, n_2, \dots, n_w)$, 用每个视觉单词相对于特征集集合几何中心 $O = (x_0, y_0)$ 的距离与角度两个特征来描述其空间分布, 并分别建立直方图。

[0076] a) 距离分量: 计算每个特征点与几何中心的欧氏距离 (L_1, L_2, \dots, L_w) , 取中值作为单位长度 L , 其它长度参照 L 的比值划分为 $0 \sim L_{\max}$ 内的四个区间；

[0077] b) 角度分量: 以每个特征点与其逆时针方向的最近邻点构成夹角 θ 。任意选择一个特征点作为起始点 F_0 , 其它点以逆时针方向由内至外依次编号为 F_1, F_2, \dots, F_{w-1} 。计算得到 $\overline{OF_i}$ 与 $\overline{OF_{i-1}}$ 的夹角 $\theta_i, i = 1, 2, \dots, w-1$, 并将其量化为 $0^\circ \sim \theta_{\max}$ 内的五个区间。

[0078] 于是得到(4)式所示的场景视觉表现特征向量, 其中前 w 维向量 $\{n_w\}$ 是视觉词汇表中的单词统计构成的视觉单词统计频次, 满足 $n = \sum_{w=0}^w n_w$, 后 q 维向量 $\{p_q\}$ 是视觉单词空间关系统计频次。

$$[0079] \quad a = [n_1, n_2, \dots, n_w, p_1, p_2, \dots, p_q] \quad (4)$$

[0080] 3) 利用视觉单词直方图建立基于该特征描述的地点 Multivariate Polya (MP) 模型, 并通过计算期望 Bayesian Surprise 阈值, 判断当前机器人所处的地点是否为显著景点。

[0081] 设当前地点场景模型为 M , 具有先验概率分布 $p(M)$ 。Bayesian Surprise 定义为当在线获得观测量 z 时, 针对模型 M 的后验分布 $p(M|z)$ 与先验分布之间的 KL 距离, 即:

$$[0082] \quad S(z) = \int_M p(M) \log \frac{p(M)}{p(M|z)} \quad (5)$$

[0083] 若机器人当前场景观测的 Bayesian Surprise 超过某种 Surprise 阈值, 则认为当前地点是具有足够显著特征。此处 Surprise 阈值采用一种 Monte Carlo 方法来近似计算期望值, 称为期望 Surprise。即从当前的地点模型 $p(M)$ 中采样 N 个观测量 $z_{1:N}$, 于是期望 Surprise 就计算为这些样本所对应 Surprise 值的平均:

$$[0084] \quad E(z) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S(z_i) \quad (6)$$

[0085] 设给定某路标的观测 $A = \{a\}$, 其中向量 a 如式(4)所示。设第 w 个视觉单词出现次数为 n_w 的概率是 θ_w , 于是向量 a 符合参数为 n 和 θ 的多项分布, 其中 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_w]$ 。考虑对一种特定的 θ 取值即 $\theta_s = [\theta_{s1}, \dots, \theta_{sw}]$, 其服从多项分布:

$$[0086] \quad p(\alpha | \theta_s) = \frac{n!}{n_1! n_2! \dots n_W!} \theta_{s1}^{n_1} \theta_{s2}^{n_2} \dots \theta_{sW}^{n_W} \quad (7)$$

[0087] 引入参数 $\alpha_s = [\alpha_{s1}, \alpha_{s2}, \dots, \alpha_{sW}]$, 表示针对 θ_s , 对第 w 种视觉单词观测 $\alpha_{sw}-1$ 次以后得知该单词出现的概率为 θ_{sw} , 则 θ_s 服从以 α_s 为条件的 Dirichlet 分布, 即:

$$[0088] \quad p(\theta_s | \alpha_s) = \frac{\Gamma(\sum_{w=1}^W \alpha_{sw})}{\prod_{w=1}^W \Gamma(\alpha_{sw})} \theta_{s1}^{\alpha_{s1}-1} \theta_{s2}^{\alpha_{s2}-1} \dots \theta_{sW}^{\alpha_{sW}-1} \quad (8)$$

[0089] 其中 $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。

[0090] 记 $\alpha = \sum_w \alpha_w$, 地点场景模型 $p(\alpha | A)$ 可使用贝叶斯法则计算为:

$$[0091] \quad p(\alpha | A) \propto p(A | \alpha) p(\alpha) \quad (9)$$

[0092] 将直方图观测的似然度 $p(A | \alpha)$ 扩展, 于是上式重写为:

$$[0093] \quad p(\alpha | A) \propto p(\alpha) \int_{\theta} p(\theta | \alpha) \prod_{a \in A} p(a | \theta) \quad (10)$$

[0094] 上式称为地点场景的 Multivariate Polya (MP) 模型。将式 (7) (8) 代入 (10) 式的积分项, 先验 $p(\alpha)$ 取作均匀分布, 则地点场景模型计算为:

$$[0095] \quad p(\alpha | A) \propto \frac{n!}{\prod_{w=1}^W n_w!} \frac{\Gamma(\alpha)}{\Gamma(n+\alpha)} \prod_{w=1}^W \frac{\Gamma(n_w + \alpha_w)}{\Gamma(\alpha_w)} \quad (11)$$

[0096] Dirichlet 分布参数 α 的最大似然估计可以通过样本训练得到。因此针对环境中的若干典型场景(走廊、办公室、实验室等), 给定一定量样本图像并使用迭代梯度下降优化法学习得到 α , 从而获得场景的先验 MP 模型。为了计算 (6) 式所示的期望 Surprise, 利用该 MP 模型先根据 (8) 式采样 θ_s , 再根据 (7) 式采样 a , 得到的就是观测样本 z , 如图 4 中的虚线框所示。图 5 是利用发明中的显著场景点检测方法, 在包括 (a) 走廊、(c) 办公室、(b) 实验室等多个区域的实际环境中典型场景的环境视觉注意图与 SURF 特征提取实例; 其中每个子图的左侧小图显示了视觉注视的强度, 右侧小图中的圆圈为视觉注意引导下的场景 SURF 特征, 可见该方法将场景的特征提取范围限制于显著区域内, 以免引入对场景关键特征不具有表征意义的干扰点(通常来自墙体、地面等背景)。

[0097] 根据机器人车载的测距、里程计传感器数据, 构建当前已观测到的环境级联地图: 它包括局部栅格子地图的构建与全局拓扑地图的构建。其中局部栅格子地图内的同时机器人定位与地图创建采用 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法, 完成初始定位后创建首个全局拓扑节点, 并将当前创建的栅格地图保存为对应的子地图。图 7 是完成初始定位及创建首个全局拓扑节点后, 整体环境级联地图的创建流程, 整体级联地图创建步骤为:

[0098] 1) 机器人在环境中继续长距离运动, 期间穿越各个房间和走廊区域(步骤 S71); 采集激光传感器数据(步骤 S72), 根据航位推算里程计传感器、上一周期对移动机器人的位姿估计和前期构建得到的局部栅格子地图, 仍采用 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法, 估计当前周期移动机器人的局部位姿, 并更新栅格子地图局部坐标框架(步骤 S73);

[0099] 2) 机器人采集视觉传感器数据(步骤 S74), 并进行场景显著性检测(步骤 S75), 当检测到新的显著场景点时在全局拓扑地图中创建新的拓扑节点(步骤 S76), 以机器人在上一个节点中的结束位姿作为新子地图的坐标原点, 即新节点的基坐标, 另外将当前场景点

的特征加入历史数据；

[0100] 3) 迭代使用 coupling summation 公式对机器人全局位置方差进行在线估计和更新, 将相邻节点之间的基坐标变换关系附加在节点间的连接边上, 从而实现节点间相对位置传递计算(步骤 S77)；

[0101] 设首节点基坐标为 $[0, 0, 0]$, 以此为全局坐标系参考原点。当新节点 fp_{i+1} 创建时, 机器人在上一节点 fp_i 中的位姿就作为新节点 fp_{i+1} 的坐标原点, 即 $\mathbf{x}_{fp_{i+1}}^{fp_i} = \mathbf{x}_{robot}^{fp_i}$ 。为实现节点间相对位置传递, 迭代使用 Coupling Summation 公式对机器人全局位置方差 \mathbf{P}_{robot}^G 进行在线估计和更新。记 \mathbf{x}_{robot}^G 为机器人全局坐标系位姿, 通常选用首节点的基坐标原点作为全局坐标系原点, 因此 \mathbf{x}_{robot}^G 也可记作 \mathbf{x}_{robot}^0 。设新节点 i (对应地点 FP 为 fp_i) 创建时机器人相对 fp_i 的局部位姿为和方差分别为 $\mathbf{x}_{robot}^{fp_i}$ 和 $\mathbf{P}_{robot}^{fp_i}$ 。Coupling Summation 公式利用两个相邻节点的相对坐标关系推算不相邻节点之间的相对坐标关系。首先利用 $\mathbf{x}_{fp_i}^G$ 和 $\mathbf{x}_{robot}^{fp_i}$ 来推算 \mathbf{P}_{robot}^G ：

$$[0102] \quad \mathbf{x}_{robot}^G = f(\mathbf{x}_{fp_i}^G, \mathbf{x}_{robot}^{fp_i}) = \begin{bmatrix} x_{fp_i}^G + x_{robot}^{fp_i} \cos \theta_{fp_i}^G - y_{robot}^{fp_i} \sin \theta_{fp_i}^G \\ y_{fp_i}^G + x_{robot}^{fp_i} \sin \theta_{fp_i}^G + y_{robot}^{fp_i} \cos \theta_{fp_i}^G \\ \theta_{fp_i}^G + \theta_{robot}^{fp_i} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$[0103] \quad \mathbf{P}_{robot}^G = \nabla f_{\mathbf{x}_{fp_i}^G} \mathbf{P}_{fp_i}^G \nabla f_{\mathbf{x}_{fp_i}^G}^T + \nabla f_{\mathbf{x}_{robot}^{fp_i}} \mathbf{P}_{robot}^{fp_i} \nabla f_{\mathbf{x}_{robot}^{fp_i}}^T. \quad (13)$$

[0104] 其中：

$$[0105] \quad \nabla f_{\mathbf{x}_{fp_i}^G} = \frac{\partial \mathbf{x}_{robot}^G}{\partial \mathbf{x}_{fp_i}^G} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -x_{robot}^{fp_i} \cos \theta_{fp_i}^G - y_{robot}^{fp_i} \sin \theta_{fp_i}^G \\ 0 & 1 & x_{robot}^{fp_i} \sin \theta_{fp_i}^G - y_{robot}^{fp_i} \cos \theta_{fp_i}^G \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$[0106] \quad \nabla f_{\mathbf{x}_{robot}^{fp_i}} = \frac{\partial \mathbf{x}_{robot}^G}{\partial \mathbf{x}_{robot}^{fp_i}} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{fp_i}^G & -\sin \theta_{fp_i}^G & 0 \\ \sin \theta_{fp_i}^G & \cos \theta_{fp_i}^G & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

[0107] \mathbf{x}_{robot}^G 和 $\mathbf{x}_{fp_i}^G$ 分别是机器人和 fp_i 相应的全局绝对坐标。然后, 为了获得当前节点 fp_i 的全局方差 $\mathbf{P}_{fp_i}^G$, 类似地采用 Coupling Summation 公式, 利用 $\mathbf{P}_{fp_{i-1}}^G$ 和 $\mathbf{P}_{fp_i}^{fp_{i-1}}$ 来推算 $\mathbf{P}_{fp_i}^G$ ：

$$[0108] \quad \mathbf{P}_{fp_i}^G = \frac{\partial \mathbf{x}_{fp_i}^G}{\partial \mathbf{x}_{fp_{i-1}}^G} \mathbf{P}_{fp_{i-1}}^G \left(\frac{\partial \mathbf{x}_{fp_i}^G}{\partial \mathbf{x}_{fp_{i-1}}^G} \right)^T + \frac{\partial \mathbf{x}_{fp_i}^G}{\partial \mathbf{x}_{fp_{i-1}}^{fp_{i-1}}} \mathbf{P}_{fp_{i-1}}^{fp_{i-1}} \left(\frac{\partial \mathbf{x}_{fp_i}^G}{\partial \mathbf{x}_{fp_{i-1}}^{fp_{i-1}}} \right)^T. \quad (16)$$

[0109] 迭代地使用 (16) 式推算 $\mathbf{P}_{fp_{i-1}}^G, \mathbf{P}_{fp_{i-2}}^G, \dots$ 直到 $\mathbf{P}_{fp_0}^G$ 。对于 $\mathbf{P}_{fp_i}^G$ 的计算需要利用 $\mathbf{P}_{fp_0}^G$ 和 $\mathbf{P}_{fp_i}^{fp_0}$, 此时有 $\mathbf{P}_{fp_0}^{fp_0} = \mathbf{P}_{fp_0}^G$, 而 $\mathbf{P}_{fp_0}^G$ 已知为 $[0, 0, 0]$, 因此可求出 $\mathbf{P}_{fp_i}^G$ 。

[0110] 4) 每次创建新的拓扑节点, 均与拓扑节点的历史数据进行匹配, 从而判断移动机器人是否重新到达了已访问过的地点(步骤 S78); 其中采用场景图像 SURF 特征模型的相似

距离匹配法计算当前场景地点和历史场景地点的相似度概率；

[0111] 机器人视角图像 SURF 特征匹配策略考察两个场景 fp_A 和 fp_B 的 SURF 视觉特征向量, 其描述子分别为 $\vec{\delta}_A$ 和 $\vec{\delta}_B$, 其中检测出的 SURF 特征分别为 m_A 和 m_B 个, 即 $\vec{\delta}_A = \{\delta_A^1, \dots, \delta_A^{m_A}\}$, $\vec{\delta}_B = \{\delta_B^1, \dots, \delta_B^{m_B}\}$ 。匹配过程首先计算 $\vec{\delta}_A$ 和 $\vec{\delta}_B$ 之间的欧氏距离 $\text{dist}(fp_A, fp_B)$, 然后采用 RANSAC 方法去除杂质点以保留能够足够契合模型的内点, 从而计算相似概率度量。

[0112] 5) 当检测出机器人访问地点轨迹闭合后, 对已创建的拓扑节点按各节点的连接顺序, 采用加权扫描匹配法计算相邻节点对应子地图基坐标之间的相对位移变换量(步骤 S79)。

[0113] 在回路闭合前, 特征 F 在子地图 M_j 的基坐标系 B_j 和子地图 M_i 的基坐标系 B_i 下具有不同的局部位置坐标, 且这两个子地图相互独立。而在回路闭合后, 子地图 M_i 在继续保留其基坐标系 B_i 之外还将引入 B_j 相对于 B_i 的估计, 即 $x_{ji} = x_{B_i}^{B_j}$ 。而子地图 M_j 也保存有 B_j 相对于 B_{j-1} 的估计, 即 $x_j = x_{B_{j-1}}^{B_j}$ 。这就使得节点 $j-1$ 与节点 i 之间建立新的连接。采用加权扫描匹配(Weighted Scan Matching, WSM)方法对相邻节点 i 和节点 $i+1$ 对应的栅格子地图进行匹配, 计算 $d_{i,i+1}$ 、 $\theta_{i,i+1}$ 和 $\varphi_{i,i+1}$, WSM 方法对于激光扫描数据具有较高的计算速度和精度。完成计算相邻子地图基坐标间的变换量之后, 进行全局地图一致性修正。

[0114] 由于扫描匹配中的存在计算误差, 当创建完成所有子地图后, 高层拓扑节点的全局一致性难以保证, 表现为仅按照各节点之间的局部相对位置关系(d_{ij} 、 θ_{ij} 和 φ_{ij}) 恢复出来的全局地图存在较大误差。为此在检测到机器人重新访问节点后, 在高层节点中进行拓扑地图的全局一致性修正(步骤 S710)。

[0115] 全局一致性修正的实现方法是: 将由机器人传感器观测量获取的节点间相互关系视作节点之间一种位置约束, 采用松弛法(Relaxation)求解满足约束而最优的拓扑组织结构。可将节点之间的连接边视作类似于“弹簧”, 该松弛算法的目标就是使整个地图中所有“弹簧”的能量达到最小。对于每个节点 i , 松弛算法每步迭代包括以下步骤:

[0116] 1) 针对某节点 i , 利用其的每个邻节点 j 位置来计算该节点的估算位置和方差:

$$[0117] \quad (x_i')_j = x_j + d_{ji} \cos(\theta_{ji} + \theta_j), \quad (17)$$

$$[0118] \quad (y_i')_j = y_j + d_{ji} \sin(\theta_{ji} + \theta_j), \quad (18)$$

[0119]

$$(\theta_i')_j = \theta_j + \varphi_{ji}, \quad (19)$$

[0120] 以及节点 i 的方差 $(v_i')_j = v_j + v_{ji}$ 。

[0121] 2) 再根据所有邻节点所得到的关于 i 的估算量, 加权平均得到关于 i 的新坐标:

$$[0122] \quad v_i = \frac{n_i}{\sum_j \frac{1}{(v_i')_j}}, \quad (20)$$

[0123] 其中 n_i 是节点 i 的邻节点数目。

$$[0124] \quad x_i = \frac{1}{n_i} \sum_j \frac{(x'_i)_j v_i}{(v'_i)_j}, \quad (21)$$

$$[0125] \quad y_i = \frac{1}{n_i} \sum_j \frac{(y'_i)_j v_i}{(v'_i)_j}, \quad (22)$$

$$[0126] \quad \theta_i = \arctan \left(\frac{\sum_j \frac{\sin(\theta'_i)_j}{(v'_i)_j}}{\sum_j \frac{\cos(\theta'_i)_j}{(v'_i)_j}} \right). \quad (23)$$

[0127] 算法初始时首节点位置记为 $[0, 0, 0]$ ，以上两步不断地迭代进行，直到整个地图中所有节点的位置在先后两次迭代中误差的和小于某个给定阈值，或者迭代超过一定总次数时结束该松弛算法过程。

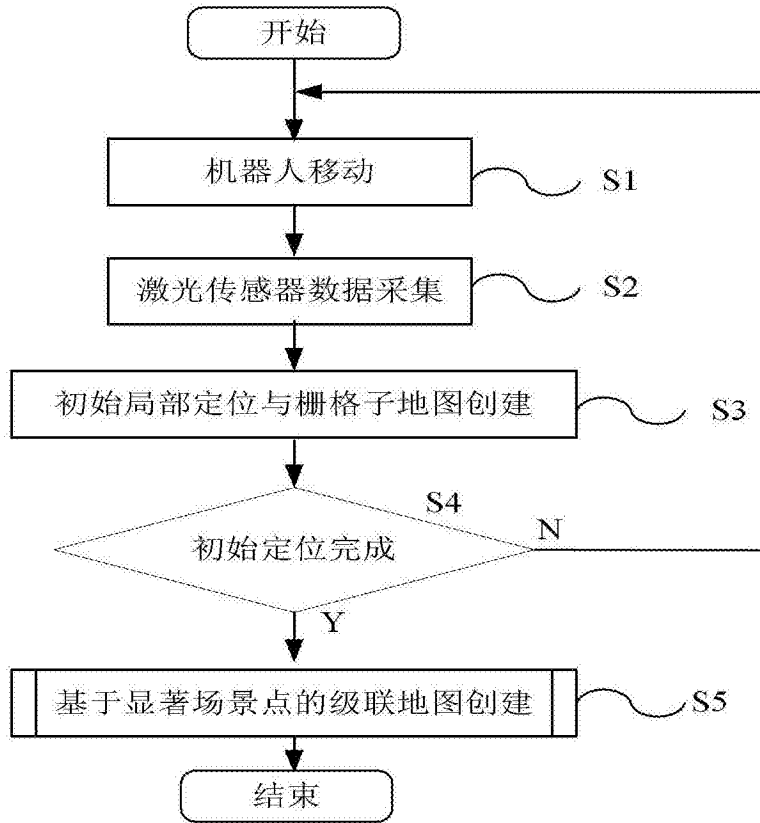


图 1

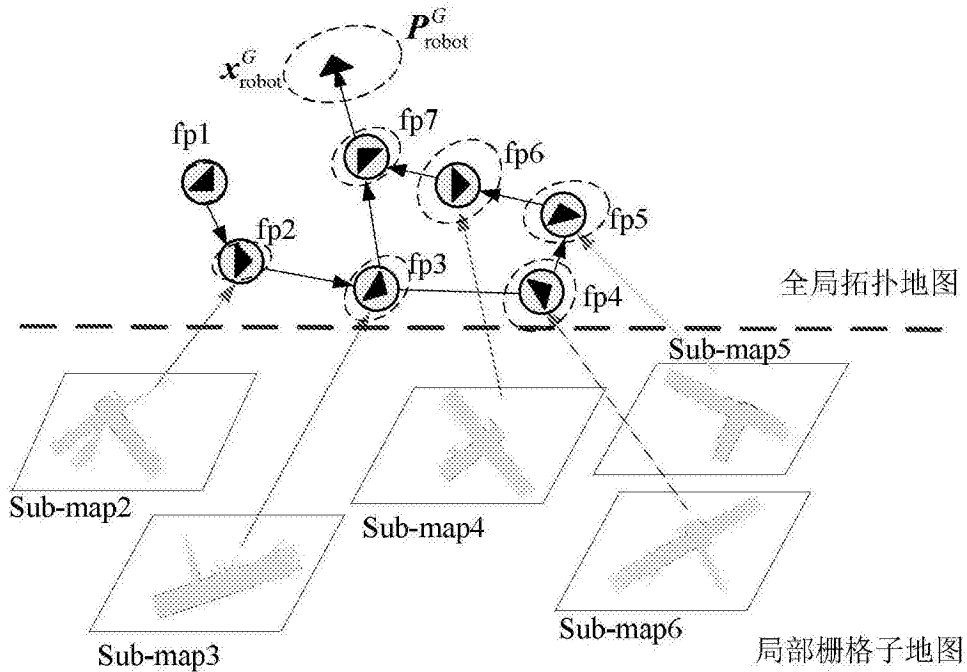


图 2

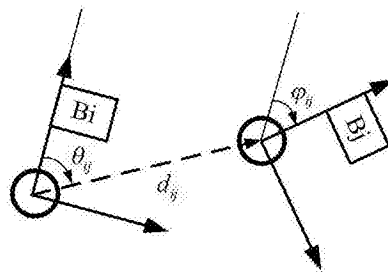


图 3

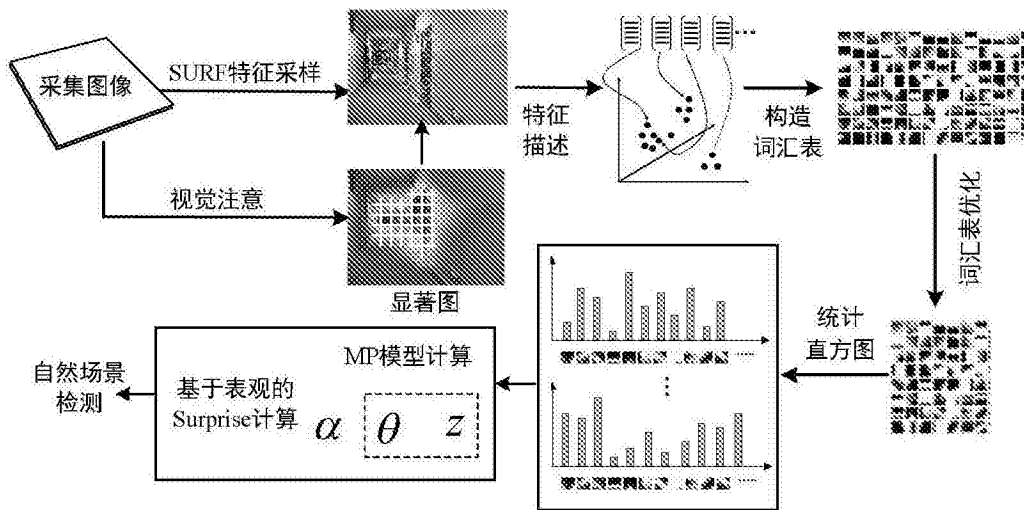


图 4

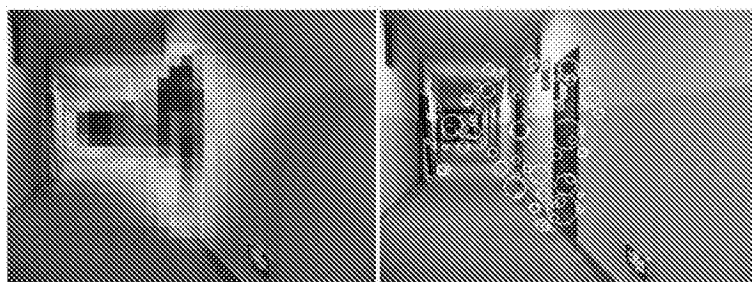


图 5a



图 5b

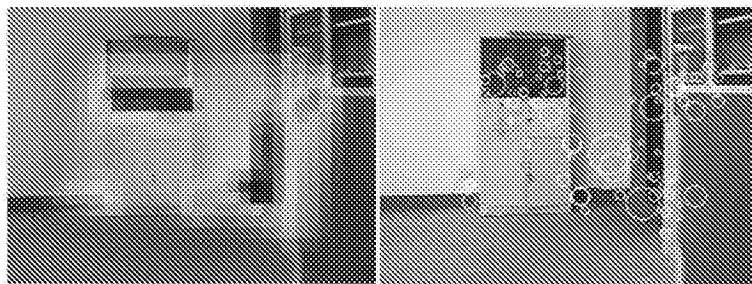


图 5c

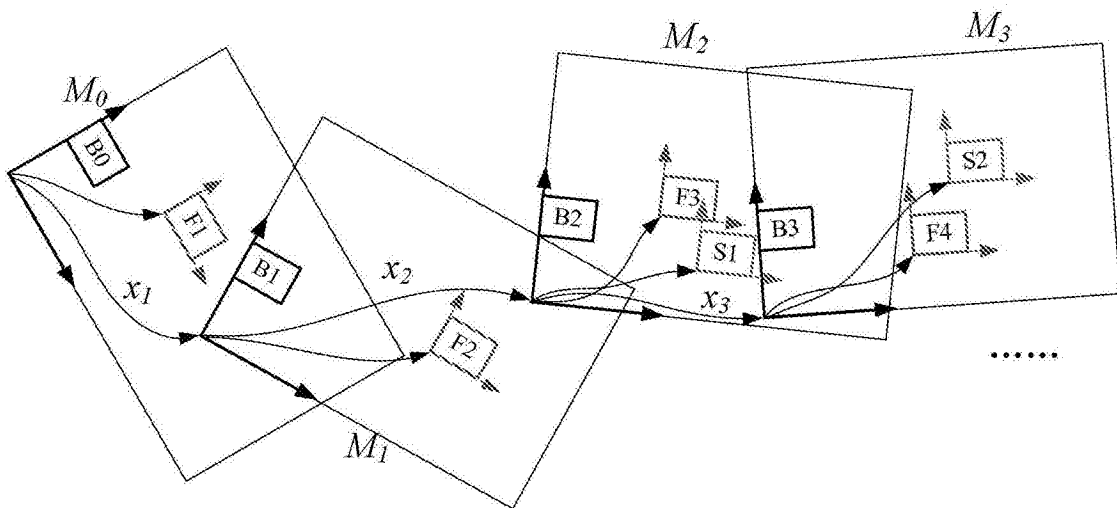


图 6

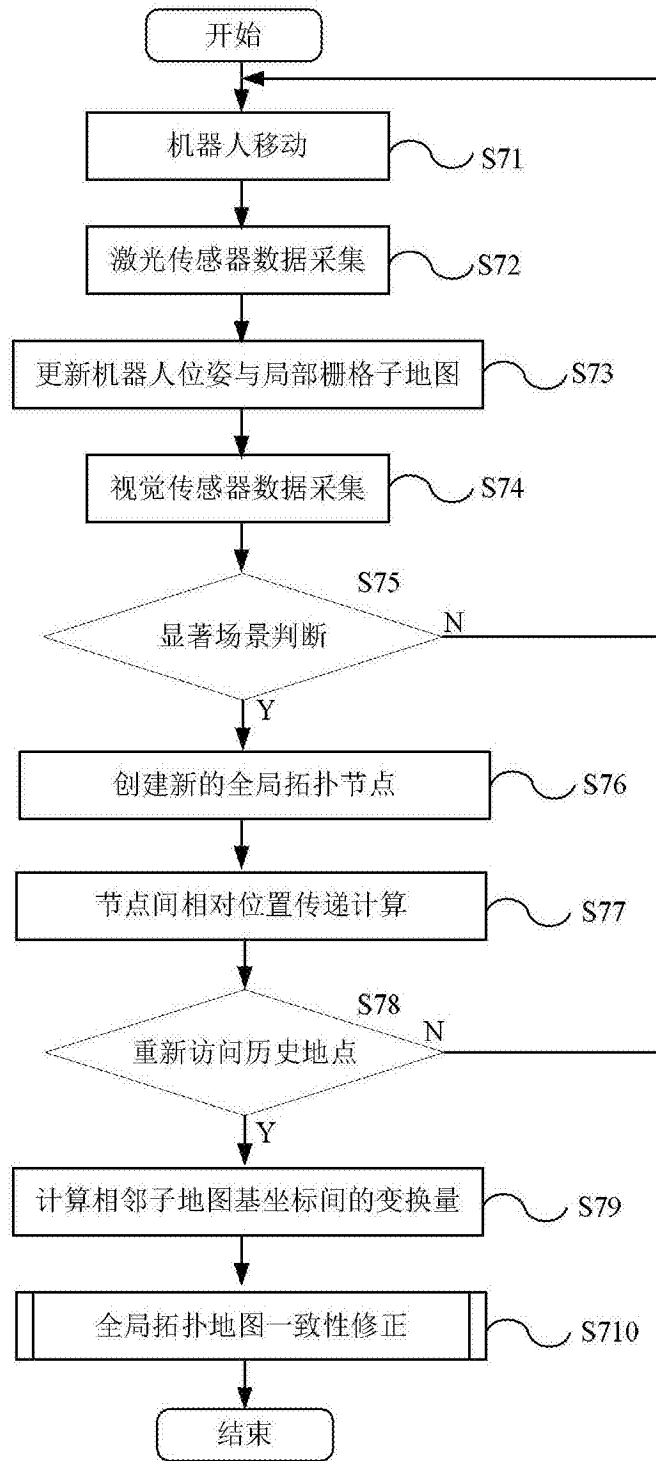


图 7

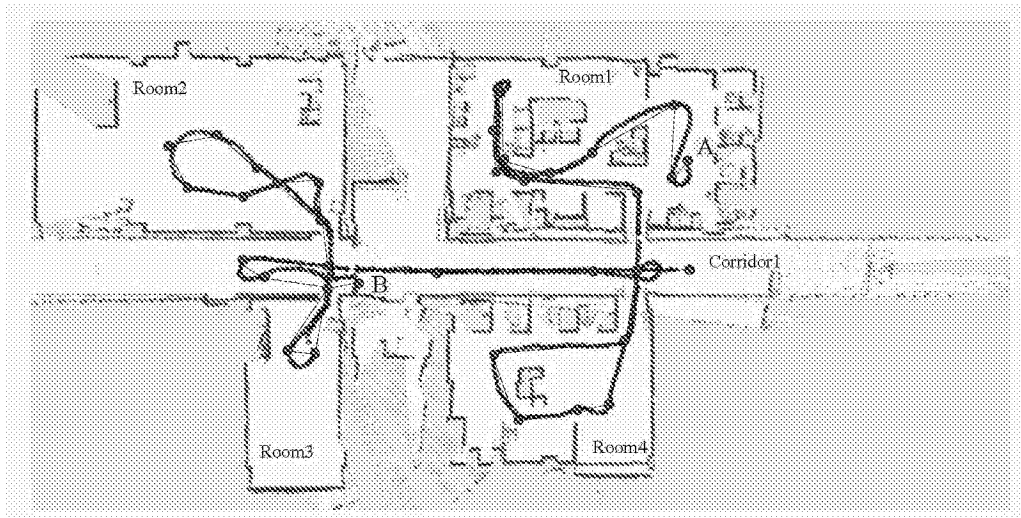


图 8

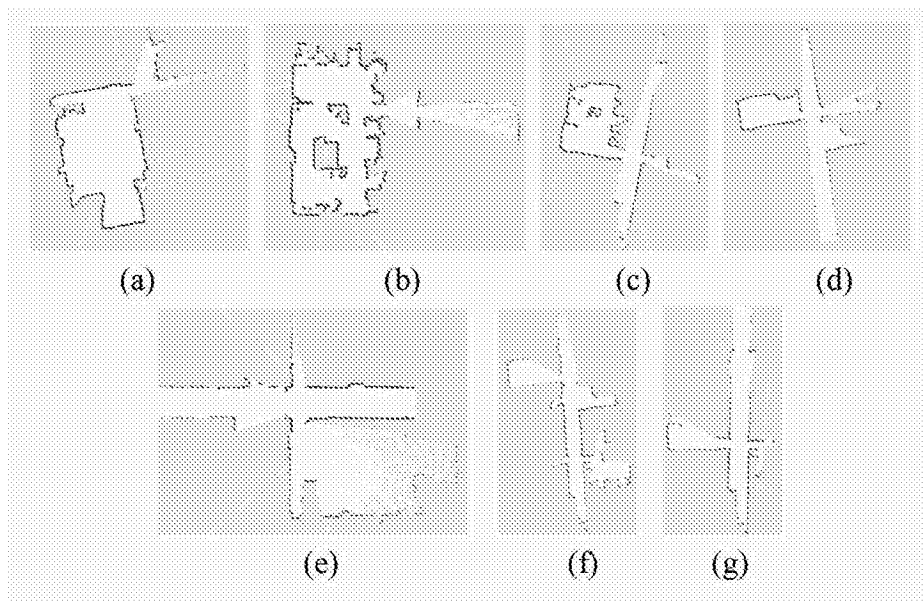


图 9