



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116982011 A

(43) 申请公布日 2023. 10. 31

(21) 申请号 202280019125.1

(22) 申请日 2022.03.11

(30) 优先权数据

63/161,196 2021.03.15 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2023.09.04

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2022/019925 2022.03.11

(87) PCT国际申请的公布数据

W02022/197544 EN 2022.09.22

(71) 申请人 欧姆龙株式会社

地址 日本京都

(72) 发明人 约翰·德林卡德

卡西克·马赫什·瓦拉达拉詹

(74) 专利代理机构 北京康信知识产权代理有限公司 11240

专利代理师 赵曦

(51) Int.Cl.

G05D 1/02 (2020.01)

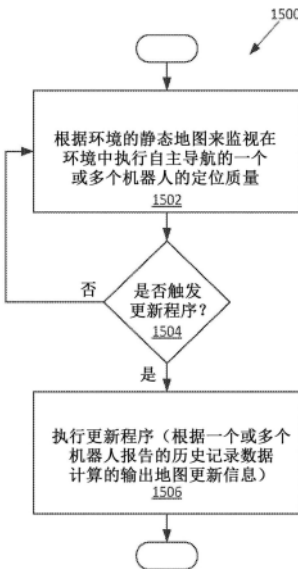
权利要求书4页 说明书27页 附图14页

(54) 发明名称

用于更新机器人用于自定位的环境地图的方法和装置

(57) 摘要

一种地图更新技术,提供由机器人(16)使用良好质量的静态地图(12)在环境(14)内自主导航而获得的性能优势,同时提供自动更新的便利性。具体地,一个或多个机器人(16)在根据静态地图(12)在环境(14)中执行自主导航的同时记录数据(22),并且诸如集中式服务器的计算机设备(10)收集记录数据(22)作为历史记录数据(23),并且使用历史记录数据(23)执行地图更新过程。基于来自捕捉环境变化的机器人(16)的观测数据,这种操作提供静态地图(12)的周期性或按需更新,而不需要使机器人(16)离线进行计算。



1. 一种由计算机设备(10)执行的方法(1500),所述方法(1500)包括:

根据环境(14)的静态地图(12)监视(1502)在所述环境(14)中执行自主导航的一个或多个机器人(16)的定位质量,任何特定机器人(16)在任何特定时间经历的所述定位质量取决于所述静态地图(12)的相关部分与由所述机器人(16)感测的局部环境特征一致的程度;以及

响应于所述一个或多个机器人中的一个或多个机器人的所述监视的定位质量下降到所定义的阈值以下而触发(1504)更新过程,所述更新过程包括输出(1506)所述静态地图(12)的地图更新信息(24),以传输到所述一个或多个机器人(16),所述地图更新信息(24)是基于在所述环境(14)中的操作期间报告记录数据(22)的所述一个或多个机器人(16)中的一个或多个从历史记录数据(23)计算的,来自任何特定机器人(16)的所述记录数据(22)包括由所述特定机器人(16)使用的用于执行所述环境(14)内自主导航的的定位的传感器数据,以及由所述特定机器人(16)执行的定位处理中使用的相应测程数据和相应定位数据中的一个或两个。

2. 根据权利要求1所述的方法(1500),其中,所述更新过程还包括所述计算机设备(10)根据所述计算机设备(10)随后可用的所述历史记录数据(23)来计算所述地图更新信息(24)作为所述更新过程的一部分。

3. 根据权利要求2所述的方法(1500),其中,所述计算机设备(10)还基于来自所述计算机设备(10)对所述更新过程的一个或多个先前执行的历史地图更新信息(25)来计算所述地图更新信息(24)。

4. 根据权利要求1至3中任一项所述的方法(1500),其中,所述计算机设备(10)被配置成在循环基础上计算所述地图更新信息(24),并且每次这样的计算使用所述历史记录数据(23),所述历史记录数据(23)然后能够提供给所述计算机设备(10)使用,并且其中,所述更新过程输出最新计算的地图更新信息(24)。

5. 根据权利要求1至4中任一项所述的方法(1500),其中,输出所述地图更新信息(24)包括响应于从所述计算机设备(10)的用户接收到监管输入而输出所述地图更新信息(24)以供传输到所述一个或多个机器人(16)。

6. 根据权利要求1至5中任一项所述的方法(1500),其中,输出所述地图更新信息(24)包括将所述地图更新信息(24)传输到所述一个或多个机器人(16)中的一个或多个,或者将所述地图更新信息(24)传输到将所述地图更新信息(24)转发到所述一个或多个机器人(16)的代理设备(20)。

7. 根据权利要求1至6中任一项所述的方法(1500),其中,所述方法还包括通过输出标识指定区域的地图信息来将所述一个或多个机器人(16)的数据记录限制到所述环境(14)内的所述指定区域,以供传输到所述一个或多个机器人(16)。

8. 根据权利要求7所述的方法(1500),还包括接收指定允许更新所述静态地图的所述区域的用户输入。

9. 根据权利要求1至8中任一项所述的方法(1500),其中,所述方法(1500)包括计算所述地图更新信息(24),并且其中,计算所述地图更新信息(24)包括识别被称为地图模态的地图状态的周期性变化,每个地图模态反映所述环境(14)的重现状态并且具有与其相关联的相应时间间隔。

10. 根据权利要求9所述的方法 (1500), 其中, 所述地图更新信息 (24) 包括反映不同地图模态的两个或更多个模态地图, 以供所述一个或多个机器人 (16) 在与所述地图模态相关的所述相应时间间隔期间使用。

11. 根据权利要求1至10中任一项所述的方法 (1500), 其中, 所述历史记录数据 (23) 跨越所述一个或多个机器人 (16) 中的一个或多个机器人 (16) 在所述环境 (14) 内的一个或多个操作时间的间隔, 并且其中, 所述方法 (1500) 还包括标识各个机器人 (16) 相对于所述环境 (14) 内的相同区域作出的定位确定或特征观测中的差异, 并在所述地图更新信息 (24) 的计算期间解决所述差异。

12. 根据权利要求11所述的方法 (1500), 其中, 在所述地图更新信息 (24) 的所述计算期间解决所述差异包括, 关于来自所述一个或多个机器人 (16) 中的第一机器人的第一数据与来自所述一个或多个机器人 (16) 中的第二机器人的相关第二数据之间的差异, 使用所述第一数据与所述相关第二数据之间的最近数据来解决所述差异。

13. 根据权利要求1至12中任一项所述的方法 (1500), 其中, 所述一个或多个机器人 (16) 中的每一个使用机器人实例化的蒙特卡罗定位器 (MCL) 根据所述静态地图在所述环境中执行自主导航, 所述机器人实例化的蒙特卡罗定位器 (MCL) 是基于粒子滤波器的并且执行定位但不更新所述静态地图 (12), 并且其中, 所述方法 (1500) 还包括所述计算机设备 (10) 通过以下方式相对于所述历史记录数据 (23) 中表示的每个机器人 (16) 计算所述地图更新信息 (24):

执行耦合过程, 在所述耦合过程中, 所述计算机设备 (10) 运行基于粒子滤波器的设备实例化SLAM过程, 并且同时执行所述静态地图 (12) 的定位和更新, 所述耦合过程独立于在所述机器人实例化MCL中发生的粒子演化, 但是基于在所述机器人实例化MCL中使用的测程数据和相应环境感测数据来演化所述设备实例化SLAM过程的粒子;

执行解耦过程, 所述解耦过程从由所述机器人实例化MCL执行的相应定位循环中克隆所选择的粒子, 并使用与所述机器人实例化MCL所使用的运动模型相同的所述运动模型来演化所述选择的粒子, 但是具有针对每个粒子的地图更新的附加步骤; 以及

比较经由所述耦合过程和所述解耦过程确定的地图更新, 以从包括所述耦合过程的耦合粒子和所述解耦过程的解耦粒子的粒子池中获得最终的地图更新, 用于通过根据定位分数确定最佳粒子而输出为所述地图更新信息 (24)。

14. 一种计算机设备 (10), 包括:

通信接口 (30); 以及

处理电路 (32), 可操作地与所述通信接口 (30) 相关联, 并且被配置为:

根据环境 (14) 的静态地图 (12) 监视在所述环境 (14) 中执行自主导航的一个或多个机器人 (16) 的定位质量, 任何特定机器人 (16) 在任何特定时间经历的所述定位质量取决于所述静态地图 (12) 的相关部分与由所述机器人 (16) 感测的局部环境特征一致的程度; 以及

响应于所述一个或多个机器人 (16) 中的一个或多个的所述监视的定位质量下降到定义的阈值以下而触发更新过程, 所述更新过程包括输出所述静态地图 (12) 的地图更新信息 (24), 以传输到所述一个或多个机器人 (16), 所述地图更新信息 (24) 是基于所述一个或多个机器人 (16) 中的一个或多个在所述环境 (14) 中的操作期间报告记录数据 (22) 而从历史记录数据 (23) 计算的, 来自任何特定机器人 (16) 的所述记录数据 (22) 包括由所述特定机器

人(16)使用的用于执行所述环境(14)内自主导航的定位的传感器数据,以及由所述特定机器人(16)执行的定位处理中使用的相应测程数据和相应定位数据中的一个或两个。

15. 根据权利要求14所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)还被配置成根据所述计算机设备(10)随后可用的所述历史记录数据(23)来计算所述地图更新信息(24)作为所述更新过程的一部分。

16. 根据权利要求15所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)被配置成进一步基于历史地图更新信息(15)和来自所述处理电路(32)对所述更新过程的一个或多个先前执行的历史记录数据来计算所述地图更新信息(24)。

17. 根据权利要求14至16中的任一项所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)被配置成在循环的基础上计算所述地图更新信息(24),并且每次这样的计算使用所述历史记录数据(23),然后能够提供给所述计算机设备(10)使用,并且其中,所述更新过程输出最新计算的地图更新信息(24)。

18. 根据权利要求14至17中任一项所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)被配置成响应于从所述计算机设备的用户接收到监管输入而输出所述地图更新信息(24)以供传输到所述一个或多个机器人(16)。

19. 根据权利要求14至18中任一项所述的计算机设备(10),其中,经由所述通信接口(30),所述处理电路(32)被配置成通过向所述一个或多个机器人(16)中的一个或多个传输所述地图更新信息(24)或向将所述地图更新信息(24)转发给所述一个或多个机器人(16)的代理设备(20)来输出所述地图更新信息(24)。

20. 根据权利要求14至19中任一项所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)被配置成通过输出标识指定区域的地图信息来将所述一个或多个机器人(16)的数据记录限制到所述环境(14)内的所述指定区域,以供传输到所述一个或多个机器人(16)。

21. 根据权利要求20所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)被配置成接收定义允许更新所述静态地图的所述指定区域的用户输入。

22. 根据权利要求14至21中任一项所述的计算机设备(10),其中,所述处理电路(32)被配置为计算所述地图更新信息(24),并且其中,作为计算所述地图更新信息(24)的一部分,所述处理电路(32)被配置为识别被称为地图模态的地图状态的周期性变化,每个地图模态反映所述环境(14)的重现状态并且具有与其相关联的相应时间间隔。

23. 根据权利要求22所述的计算机设备(10),其中,所述地图更新信息(24)包括反映不同地图模态的两个或更多模态地图,以供所述一个或多个机器人(16)在与所述地图模态相关联的所述相应时间间隔期间使用。

24. 根据权利要求14至23中任一项所述的计算机设备(10),其中,所述历史记录数据(23)跨越所述一个或多个机器人(16)中的一个或多个机器人(16)在所述环境(14)内的一个或多个操作时间的间隔,并且其中,所述处理电路(32)被配置成标识各机器人(16)相对于所述环境(14)内的相同区域作出的定位确定或特征观测中的差异,并在所述地图更新信息(24)的计算期间解决所述差异。

25. 根据权利要求24所述的计算机设备(10),其中,为了在所述地图更新信息(24)的所述计算期间解决关于来自所述一个或多个机器人(16)中的第一机器人的第一数据与来自所述一个或多个机器人(16)中的第二机器人的相关第二数据之间的差异的所述差异,所述

处理电路 (32) 被配置为使用最近数据来解决所述第一数据与所述相关第二数据之间的所述差异。

26. 根据权利要求14至25中任一项所述的计算机设备 (10), 其中, 所述一个或多个机器人 (16) 中的每一个使用机器人实例化的蒙特卡罗定位器 (MCL) 根据所述静态地图 (12) 在所述环境中执行自主导航, 所述机器人实例化的蒙特卡罗定位器 (MCL) 基于粒子滤波器执行定位但不更新所述静态地图 (12), 并且其中, 所述处理电路 (32) 还被配置成通过以下方式相对于所述历史记录数据 (23) 中表示的每个机器人 (16) 计算所述地图更新信息 (24):

执行耦合过程, 在所述耦合过程中, 所述计算机设备 (10) 运行基于粒子滤波器的设备实例化SLAM过程, 并且同时执行所述静态地图 (12) 的定位和更新, 所述耦合过程独立于在所述机器人实例化MCL中发生的粒子演化, 但是基于在所述机器人实例化MCL中使用的测程数据和相应环境感测数据来演化所述设备实例化SLAM过程的粒子;

执行解耦过程, 所述解耦过程从由所述机器人实例化MCL执行的相应定位循环中克隆所选择的粒子, 并使用与所述机器人实例化MCL所使用的运动模型相同的所述运动模型来演化所述选择的粒子, 但是具有针对每个粒子的地图更新的附加步骤; 以及

比较经由所述耦合过程和所述解耦过程确定的地图更新, 以从包括所述耦合过程的耦合粒子和所述解耦过程的解耦粒子的粒子池中获得最终的地图更新, 用于通过根据定位分数确定最佳粒子而输出为所述地图更新信息 (24)。

用于更新机器人用于自定位的环境地图的方法和装置

技术领域

[0001] 在此公开的方法和装置提供了环境的静态地图的使用,供机器人在环境中操作时执行自定位时使用,同时还提供了基于从机器人收集的记录数据的成批处理来不时地更新地图。

背景技术

[0002] 在诸如仓库或工厂场地的环境中执行任务的机器人从一个“目标”移动到下一个,例如,其中每个目标在环境中具有相应的位置。机器人在支持任务执行的环境中的自主导航要求机器人保持对其位置与环境的定向的准确理解,这可以被称为“定位”。对应于机器人执行任务的阶段被称为“任务阶段”。

[0003] 例如,机器人使用一种或多种类型的传感器来感测其紧邻的周围环境,并将其感测到的东西与环境的地图进行比较,以识别其最可能的当前位置和方向。这种地图可以从环境的基于CAD的平面布置图或在任务阶段之前执行的手动绘制阶段中使用传感器数据来创建。

[0004] 被称为“同时定位与地图构建”或SLAM的技术允许机器人创建环境的地图并在进行的基础上修改该地图。与根据用于该位置和方向的地图应该感测什么相比,根据机器人检测其传感器检测的机器人的当前位置和方向之间的差异来进行地图修正。

[0005] 在任务执行期间由机器人更新的地图,例如使用传统SLAM完成的地图,可以被称为“在线”或“动态”地图,以表示机器人在正在进行的基础上更新其地图,同时使用该地图在用于任务执行的环境内导航。由于基于SLAM的地图更新过程固有的误差,各个机器人使用的在线地图随时间而退化。地图退化表现为例如机器人用于定位的关键地标中的漂移。

[0006] 如果初始地图与当前环境显著不同,则传统上唯一的资源是重新绘制环境,然后机器人使用所得到的地图在环境中导航。缺点包括难以通过手动绘制捕获地图“模态”,以及手动重新绘制环境的时间和成本。这样的成本包括在重新绘制过程使依赖于地图的机器人离线的代价。

发明内容

[0007] 地图更新技术提供了由自主机器人使用良好质量的静态地图在环境内自主导航而获得的性能优势,同时提供了自动更新的便利性。具体地,一个或多个机器人记录数据,同时根据静态地图在环境中执行自主导航,并且诸如集中式服务器的计算机装置收集记录的数据作为历史记录的数据,并且使用历史记录的数据执行地图更新过程。这样的操作基于由机器人从环境中收集的实际观测数据提供静态地图的周期性或按需更新,但是允许由计算机设备执行更丰富、更耗时的更新,而不需要将机器人离线用于计算。

[0008] 一个实施例包括由计算机设备执行的方法。该方法包括根据环境的静态地图监视在环境中执行自主导航的一个或多个机器人的定位质量。任何特定机器人在任何特定时间所经历的定位质量取决于静态地图的相关部分与机器人所感测的局部环境特征一致的程

度。该方法还包括响应于所述一个或多个机器人中的一个或多个机器人的所监视的定位质量下降到所定义的阈值以下而触发更新过程。更新过程包括输出静态地图的地图更新信息,以传输到一个或多个机器人。基于在环境中操作期间报告记录数据的一个或多个机器人中的一个或多个,从历史记录数据计算地图更新信息。来自任何特定机器人的记录数据包括由特定机器人用于执行环境内自主导航的定位的传感器数据,以及由特定机器人执行的定位处理中使用的相应测程数据和相应定位数据中的一个或两个。

[0009] 另一实施例包括一种计算机设备,该计算机设备包括通信接口和与该通信接口可操作地相关联的处理电路,即使用该通信接口来发送和接收信息。处理电路被配置为根据环境的静态地图来监视在环境中执行自主导航的一个或多个机器人的定位质量。处理电路还被配置成响应于一个或多个机器人中的一个或多个的所监视的定位质量下降到所定义的阈值以下而触发上述更新过程。

[0010] 当然,本发明不限于上述特征和优点。本领域的普通技术人员在阅读以下详细描述并查看附图时将认识到另外的特征和优点。

附图说明

[0011] 图1是包括一个或多个机器人和计算机设备的系统的一个实施例的框图。

[0012] 图2是实现用于更新环境的地图的地图更新功能的计算机设备以及实现使用地图的静态副本用于环境内的自主导航的自定位功能的机器人的一个实施例的框图。

[0013] 图3是更新地图的方法的一个实施例的逻辑流程图。

[0014] 图4是执行自定位和传输记录数据的机器人的方法的一个实施例的逻辑流程图。

[0015] 图5是条件地图更新的一个实施例的逻辑流程图。

[0016] 图6是条件地图部署的一个实施例的逻辑流程图。

[0017] 图7是作为环境和环境的静态地图之间的偏差的函数的定位质量的曲线图,所述环境的静态地图由机器人用于在环境内执行自定位。

[0018] 图8是系统的操作方法的一个实施例的逻辑流程图,该系统包括用于更新地图的计算机设备,以及在地图所表示的环境中运行时使用地图的静态副本执行自定位的各个机器人。

[0019] 图9是响应于来自用户的某些输入的地图更新方法的一个实施例的状态图。

[0020] 图10是机器人(也称为终端单元或自主智能车辆(AIV))和计算机设备(也称为计算机服务器)处的功能单元或处理模块和关联数据的框图。

[0021] 图11A和11B是详细说明图10中介绍的完整SLAM BOMU的一个实施例的逻辑流程图。

[0022] 图12是在自定位期间的示例粒子状态的曲线图。

[0023] 图13是多模态环境的一个示例的框图。

[0024] 图14是示例性的更新的环境地图的框图。

[0025] 图15和16是根据一个实施例的计算机设备的操作方法的逻辑流程图。

具体实施方式

[0026] 图1是包括计算机设备10(也称为“计算机服务器”)的系统8的一个实施例的框图。

环境14的地图12由一个或多个机器人16使用,用于当在环境14中操作时执行自定位。每个机器人16使用地图12的静态副本来执行自定位。这里,术语“自定位”是指由机器人16执行的用于确定其在环境14内的姿态的操作,术语“姿态”至少表示机器人在可应用的坐标系或参考系中的位置。“姿态”还可以表示机器人16在环境14内的取向。示例性“姿态”包括二维或三维坐标值和指示机器人16的面向方向的一个或多个角度值。

[0027] 这里特别感兴趣的地图更新的某些方面受益于具有在环境14中操作的多于一个机器人16。相应地,图1提供了在环境14中操作的三个机器人16-1、16-2和16-3的“机队”的示例。然而,在此公开的技术适用于不同数量的机器人16,从单个机器人16到几十个或几百个机器人16或更多的机队。

[0028] 类似的灵活性点适用于环境14和在环境14内操作的机器人16。非限制性的例子包括作为环境14的仓库或工厂地板,以及作为机器人16的轮式或履带式自主车辆。然而,机器人16可以是在作为环境14的空间内操作的无人驾驶飞行器(UAVs),例如在开放或封闭的空间内传送有效载荷的无人机。由于所考虑的机器人类型的范围,机器人16也被称为“末端单元”或自主智能车辆(AIVs)。此外,构成在环境14内操作的“机队”的各个机器人16不需要是同质的;相反,可以有两种或更多种类型的机器人16,具有不同的配置、能力和任务责任。

[0029] 与机器人类型无关的共同操作点是在环境中操作的每个机器人16通过使用环境14的地图12的静态副本执行自定位来在环境14内执行自主导航。与每个机器人16执行用于自主导航的同时定位与地图构建或“SLAM”相反,每个机器人16使用地图12执行自定位,但是在环境14内的“实况”导航期间不更新其地图12的副本。相反,计算机设备10不时地执行地图更新,例如在有条件的或触发的基础上,或根据需要。

[0030] 采用混合方法,其中机器人16不更新它们的地图12的副本,而是与地图12的静态或固定副本一起操作,通过由计算机设备10执行的地图更新,可以为机器人16提供任意高质量的地图。例如,可以最初使用离线过程来确定地图12,其中机器人16或开发环境14的地图12所涉及的其他设备不必执行其他任务或作业,并且可以使用多次“通过”或迭代来开发地图12的初始版本。这样,机器人16受益于具有比它们使用SLAM单独开发的更高质量的地图。

[0031] 当然,环境14可以随时间缓慢或快速地改变,或者它可以根据一天中的时间、一天或一周等通过改变配置来“循环”。环境14中的周期性或重复发生的变化可以被称为环境14的“模式”。

[0032] 因此,在任何给定位置 and 任何给定时间的环境14的状态可能偏离当前在机器人16处使用的地图12。这种偏差影响各个机器人16使用地图12在环境14内导航的自定位的“质量”。这里,“质量”测量或表示与机器人在环境14内由机器人16实时操作期间的任何给定时间确定其最可能姿态的能力相关联的置信度水平。当考虑到环境16中发生的变化,地图12变得“陈旧”时,至少在环境14的受影响区域内,自定位的质量退化。

[0033] 降低的定位质量影响机器人执行所分配的任务的能力,并且意味着与机器人16共享环境14的人的安全的风险,以及机器人16和环境14内的其他设备的风险。因此,这里设想的混合定位和地图更新的关键优点是由计算机设备10有条件地或按需地更新地图12,这具有在“成批”的基础上处理地图更新的优点,而不需要在地图12被更新时使机器人16离线。

[0034] 混合方法允许机器人16利用高质量地图12的优点进行操作,并且允许计算机设备

10更新或刷新地图12,同时机器人16继续利用其各自的地图12的当前静态副本进行操作。结合将地图12的更新推送到机器人16,仅发生每个单独的机器人16对正在进行的操作的最小中断。此外,由计算机设备10确定的地图更新精确地跟踪或说明环境14中的变化,因为它们是基于计算机设备10接收由各个机器人16在环境14内移动时使用它们各自的地图12的静态副本生成的记录数据。

[0035] 在一种意义上,混合方法可以被理解为将地图更新的任务卸载到“离线”实体,使得当机器人操作正在进行时可以确定任意质量的地图更新,当然,如果任何一个或多个机器人16的定位质量退化到某一定义的质量阈值以下,则允许暂停这种操作的可能性。

[0036] 在自定位和地图更新的混合方法的一个或多个实施例,机器人16具有到计算机设备10或到诸如局部网络/代理20的另一实体的有线或无线链路18,所述另一实体提供用于将机器人生成的记录数据22发送到计算机设备10以用于确定地图更新的间接路径。作为链路18的有线版本的示例,再充电站(未示出)提供机器人16与计算机设备10或代理20之间的基于以太网或电力线的通信,同时机器人16再充电。在其它实施例中,链路18是无线的,例如无线局域网(WLAN)链路或广域网(WAN)链路。

[0037] 不管链接18的实现细节如何,计算机设备10被配置为例如经由代理20直接或间接地向机器人16“推送”或“分发”地图更新信息24(图中的“MUI”)。这种推动可以根据定时基准或其它条件触发自动执行,或者可以根据需要执行,例如在操作人员的控制下。人类操作员还可以提供关于计算机设备10是否或何时将MUI 24推向机器人16的最终监督决定。这里,MUI 24包括例如地图12的最新更新版本,或相应机器人16可通过其将其地图12的局部静态副本更新为最新版本的改变数据。

[0038] 作为简单的例子,存在在各个机器人16中提供的地图12的“当前”版本,并且每个机器人16使用其地图12的当前版本的静态副本来执行自定位。在每个机器人16接收到MUI 24时,机器人16替换或以其他方式更新保存在其存储器中的地图12的局部静态副本,以用于恢复的定位操作。各个机器人16可以短暂地停止操作,以使用所接收的MUI 24更新它们的地图12的局部静态副本,然后使用地图12的更新版本恢复操作。

[0039] 计算机设备10获得由各个机器人16生成的记录数据22,并使用来自机器人16的记录数据22执行其自己版本的SLAM。来自每个机器人16的记录数据22至少包括由机器人16记录的传感器数据。传感器数据可以包括对地图注释有用的内容。在示例情况下,传感器数据可以包括与经由驱动系统在环境14内自主移动的机器人16相关联的电动机电流和转矩的感测值。由机器人16记录的传感器数据可以包括由机器人16使用的环境传感数据,该环境传感数据用于感测机器人16的直接周围环境和环境14内的运动,以便执行自定位。这样的传感器数据包括例如从由机器人16执行的刨床或体积激光扫描获得的相机数据、超声传感器数据和LIDAR或激光扫描仪数据中的任何一个或多个,以获得指示环境16中的周围物理特征的深度地图或点云。

[0040] 在一个或多个实施例中,所记录的数据包括各种类型的传感器数据,包括用于自定位的传感器数据,并且还包括定位处理结果。因此,除非从周围的上下文中清楚地看出或以其它方式解释,否则本文中的术语“记录数据”应理解为意指在环境14中操作期间由机器人16记录的一种或多种类型的传感器数据,其中所述数据可包括测程数据,且其中一个或多个实施例中的记录数据可进一步包括定位处理结果,所述数据由在机器人16中运行的蒙

特卡罗定位器(MCL)或其它定位算法产生。在至少一个示例中,机器人16使用基于粒子滤波器的定位算法,并且记录数据可以包括由粒子滤波算法生成的粒子。

[0041] 如上所述,计算机设备10执行SLAM不影响机器人16,机器人16可以使用其当前版本的地图12在环境14中继续“正常”或“实时”操作。也就是说,当计算机设备10从各个机器人16收集记录数据22并执行地图更新时,机器人16可以继续操作。

[0042] 此外,由计算机设备10执行的SLAM在几个方面不同于在自主车辆中使用的传统SLAM。首先,计算机设备10实质上是“重放”和补充先前由机器人16执行的定位操作,而不是执行现场定位。第二,SLAM处理应用于一批记录数据22,该记录数据22可以覆盖多个时间段,在这些时间段之间在播放中具有不同的环境特性,并且该SLAM处理可以来自多个机器人16,这些机器人从不同的视角观看环境14的相同或重叠部分,并且具有影响它们各自的定位处理的不同的系统误差。相应地,在一个或多个实施例由计算机设备10执行的SLAM是批优化的SLAM,其考虑或协调被批处理的记录数据22的不均匀性。

[0043] 图1中描绘的其他示例细节包括根据一个或多个实施例的计算机设备10和机器人16中的代表性机器人的实现细节。包括在计算机设备10中的实体包括通信接口30、处理电路32和存储器34,例如用于存储数据36和地图12。计算机设备10还可以包括用户接口38或可以经由通信接口30耦合到用户接口,诸如通过通信耦合到PC或提供用户接口的其它设备。

[0044] 通信接口30包括网络或计算机—数据接口,例如以太网接口。附加地或可替换地,通信接口30包括无线通信电路—射频收发器—并提供无线通信,例如用于Wi-Fi或其它WLAN连接。概括地说,通信接口30用于输出由处理电路32产生的消息或其它信令,并将输入/接收的消息或其它接收的信令输入到处理电路32中。

[0045] 处理电路32包括例如一个或多个微处理器或数字信号处理器,或其它数字处理电路。在至少一个实施例中,处理电路32包括一个或多个微处理器,所述微处理器特别适用于至少部分地基于来自存储在存储器34中的一个或多个计算机程序的计算机程序指令的执行来执行这里针对计算机设备10描述的操作。为此,存储器34包括一种或多种类型的计算机可读介质,例如易失性和非易失性存储器的混合。示例包括作为用于程序执行的工作存储器的随机存取存储器(RAM)以及用于所涉及的计算机程序和任何支持配置数据36的长期存储的FLASH、EEPROM或固态硬盘(SSD)。这样的数据包括例如由机器人16记录并由计算机设备10累积用于批处理的记录数据22。

[0046] 在示例性实施例中,每个机器人16包括驱动系统40、测程系统42、环境感测系统44和机器人控制系统46,机器人控制系统46可包括存储器48或具有与其相关联的存储器48。这些实体或子系统的细节根据机器人16的设计及其预期目的和能力而变化。例如,驱动、测程和环境感测系统40、42和44的细节可以在用于在地面上自主移动的轮式或履带式机器人与用于在空中自主飞行的飞行机器人之间显著不同。在这点上,至少测程系统42也可以被称为航位推算系统,表示其在测量或估计机器人16相对于某个参考位置的移动程度或范围中的使用。

[0047] 对于轮式或履带式机器人,示例性实施例中的驱动系统40包括一个或多个驱动轮和一个或多个相应的驱动马达,在测程系统42中具有一个或多个旋转编码器或其它感测机构,用于感测行进速度和距离。在飞行机器人中,示例性实施例中的驱动系统40包括一个或

多个螺旋桨或旋翼以及一个或多个相应的驱动马达,其具有包括在测程系统42中的空速、高度和其它传感器。

[0048] 对于环境感测系统44,在示例情况下,其包括一个或多个LIDAR或RADAR传感器或两者,并且可以附加地或可选地包括用于基于机器视觉的感测的一个或多个相机。在一个实现或场景中,机器人16在生产环境内运输材料、子组件或成品,并且它使用该环境的地图12的静态副本在整个所涉及的建筑物或所定义的工作空间中导航为环境14。例如,在这种情况下,机器人16包括LIDAR传感器或相机或超声传感器,或它们的某种组合,用于感测环境14内的障碍物,例如墙壁、货盘、机器、其它机器人等。相应地,机器人控制系统46执行路径规划以支持执行一个或多个分配的任务或工作,其中路径规划依赖于机器人16使用由它的测程系统42和它的环境感测系统44以及它的环境14的地图12的局部静态副本生成的数据来确定它在任何给定时刻在环境14内的何处。

[0049] 图2描绘了一种示例配置,其中计算机设备10实现地图更新功能50,而机器人16实现自定位功能52,其在机器人16的操作期间确定机器人在环境14中的位置。同样,可以有多个机器人16,每个机器人16实现机器人16用于环境内的自定位的自定位功能52。

[0050] 由机器人16记录为记录数据22的数据包括,例如,由机器人16用于执行环境14内的自主导航的定位的传感器数据,以及在由机器人16执行的定位处理中使用的相应测程数据和相应定位数据中的一个或两个。当机器人16在任务阶段期间在环境14内执行其分配的或编程的任务(操作)时,机器人16实时地或接近实时地产生或以其他方式使用这样的数据来将机器人16定位在环境14内。

[0051] 如上所述,在环境14中操作的一个或多个机器人16中的一个或多个例如在正在进行的或周期性的基础上报告其记录数据22,并且该记录数据22被计算机设备10用作历史记录数据23,用于确定地图更新信息。图2将从一个或多个机器人16收集的记录数据22描述为“历史记录数据23”,以表示它可以包含在延长的时间上或在多个时间间隔上或从多个机器人22收集的数据。

[0052] 因此,由计算机设备10使用的历史记录数据23可以包括潜在的大批量数据,包括对应于来自一个或多个机器人16的多个报告的多组记录数据22。在历史记录数据23的上下文中对“当时可用的数据”的任何引用应被理解为是指在感兴趣的特定时间在计算机设备10处可用的数据,即,已经从机器人16报告的数据。图2还描绘了“历史地图数据25”以表示以下事实:计算机设备10处的静态地图12可以是静态地图的较旧副本的更新版本,例如,由计算机设备10执行的后续地图更新产生的更新地图。历史地图数据25也可以被称为历史地图更新信息。

[0053] 图3示出了由计算机设备10执行的方法300的一个实施例,方法300包括计算机设备10接收(框302)由在环境14中操作的各个机器人16生成的记录数据22。方法300中还包括计算机设备10使用接收到的记录数据22执行(304)地图12的更新的步骤或操作。同样,计算机设备10可以直接从机器人16接收记录数据22,或者间接通过一个或多个中介或通过可访问的数据库接收记录数据22。此外,记录数据22可以由每个机器人16有规律地发送,例如,当机器人16已经记录了来自环境14内的机器人16的正在进行的操作的阈值量的数据时,计算机设备10然后将来自一个或多个时间段和/或一个或多个机器人16的记录数据22聚集或以其他方式一起成批,以获得数据批来处理以确定地图更新。

[0054] 方法300中的可选的另外的步骤或操作包括计算机设备10发送(框306)地图更新信息(图1中的MUI 24),或者输出MUI 24以使其可用于分发到机器人16。这样的操作可以由计算机设备10自主地执行,或者它们可以由提供将MUI 24推出机器人16的最终决定或许可的人类操作员选通或控制或以其他方式预测。

[0055] 图4示出了根据一个或多个实施例的由机器人16操作的方法400,其中方法400在以下意义上补充方法300:其提供记录数据22以供计算机设备10在执行对地图12的更新时使用,地图12由机器人16用于在由地图12表示的环境14内执行自定位。方法400的步骤或操作包括机器人16在环境14内执行(框402)自定位,以及机器人16记录(框404)来自其一个或多个传感器的数据。此外,方法400包括机器人16传输(框406)记录数据22,用于更新地图12。

[0056] 图5示出了根据计算机设备10处的“有条件”地图更新的一个或多个实施例的计算机设备10的操作方法500。方法500包括计算机设备10确定更新触发是否已经发生或以其他方式被满足(框502)。如果不是(框502中的“否”),则作为执行其它正在进行的处理(框504)的一部分,计算机设备继续监视触发器的条件满足,所述其它正在进行的处理诸如收集或编译来自各个机器人16的记录数据22,如在它们在环境14中的操作期间所生成的。

[0057] 如果更新触发发生或被满足(来自框502的“是”),则方法500继续,计算机设备10执行地图12的更新(框506)。如上所述,在一个或多个实施例中,计算机设备10自己将更新推送到机器人16,而在其它实施例中,计算机设备10遵从关于更新是否被推送到机器人16的人工输入。此外,在一个或多个实施例中,计算机设备10可以推迟将地图更新推送到机器人16,直到它检测到在一个或多个机器人16处的定位质量下降到低于定义的质量阈值。在检测到这种下降时,一个或多个实施例中的计算机设备10推送由其确定的最近地图更新。在其它实施例中,计算机设备10不执行地图更新,直到它检测到定位质量的下降。

[0058] 图6通过描绘由计算机设备10执行的方法600示出了这种操作的一个示例。方法600包括计算机设备10从在环境14中操作的各个机器人16收集(框602)记录数据22,并执行地图更新(框604)作为“后台”操作。这里,“后台”是指当使用地图12的一个或多个机器人16在环境14中操作时可以执行对地图12的更新的事实。

[0059] 然而,不是无条件地推送地图12的更新版本,而是计算机设备10确定现有地图质量是否良好(框606)。这里,这是通过各个机器人16使用其当前地图12的局部静态副本所实现的定位质量是否足够来确定的。如果是(来自框606的“是”),则处理返回到数据收集和地图更新操作(框602和604)。

[0060] 在检测到现有地图质量不合适时(框606中的“否”),计算机设备10将地图更新推送到机器人16(框608),尽管在至少一个实施例中,它需要来自人类操作员的确认输入来执行该推送。推送地图更新包括在框604中发送来自地图更新的最近执行的最新结果,或者发送从这些最新结果导出的信息。例如,计算机设备10可以发送地图12的更新版本作为MUI 24,或者它可以发送改变数据—增量信息—其允许每个机器人16将其地图12的局部静态副本更新为最新版本。

[0061] 图7示出了定位精度(即,机器人的估计姿态和真实姿态之间的差)相对于环境14中变化的“量”的示例图。“改变”是指由用于自定位的机器人16感测的环境14的特性与由机器人16使用的地图12的局部静态副本中表示的环境14的特性之间的差异。直到某个阈值变

化量,定位精确度保持平坦,在图中阈值被描绘为“X%”。超过阈值点的进一步变化导致定位精确度降低。虽然定位精确度通常不是可测量的量(在具有受控条件的实验之外),但是定位质量给出定位精确度的指示。不良定位质量与不良定位精确度的概率相关(超出阈值的区域—X%)。直到该阈值,当定位质量随着环境变化量而降低时,定位精确度不会显著降低。

[0062] 之所以可以实现该行为,是因为只要在机器人16处使用的地图12的合理部分通过其环境特性的观测来匹配,就可以精确地估计机器人16在环境中的位置和姿态。当匹配低于上述阈值时,由于机器人姿态的不确定性,瞬时定位精确度显著加速降低,这导致在给定时间窗口内在正确和不正确的姿态确定之间切换,并且可能导致机器人16在环境14内“丢失”。

[0063] 使用所描绘的标签,图中所示的“A”精确度水平可以是标称或起始精确度水平,其中“B”精确度水平表示精确度退化的阈值量,其对应于用作在环境中操作的机器人16是否需要地图更新的决策点的质量水平的等效退化。在一个实施例中,如果计算机设备10确定在任何一个机器人16处的定位质量下降到B阈值或低于B阈值,则计算机设备10决定需要将MUI 24推送到机器人16。第二,较低的阈值,在图中显示为“C”,可以用作决策点,用于宣告或强制所有机器人16的紧急停止,或至少用于其评估的定位质量处于或低于C阈值的任何单个机器人16。

[0064] 概括地说,定位质量是由所有机器人16独立地和单独地计算的度量。在一个或多个实施例中,每个机器人16使用定位质量度量作为记录传感器数据的条件,并且可能地,使用其它数据作为由计算机设备10在随后的地图更新中使用的记录数据22。例如,每个机器人16根据其定位质量是否低于定义的阈值来决定是否记录数据。计算机设备10根据由机器人16确定的各个定位质量来估计整个机队机器人的平均/最小定位质量。基于来自机器人16的记录数据22,该概括或整体定位质量被计算机设备10用作执行地图更新的触发条件。

[0065] 图8示出了处理或操作框架800,其假设机器人机队中的各个机器人16已经例如通过使用手动更新处理而配置有地图12的静态副本。地图12可以具有一个或多个重叠的“更新区域”,其表示预期地图改变的区域。这种区域的例子包括装载码头、材料分段区域、具有其它移动机器的区域等。

[0066] 操作的“任务阶段”(框802)是指环境14内的机器人16(或多个机器人16)的常规自主操作,诸如机器人16在执行一个或多个材料运输作业时在环境14内自主导航。任务阶段取决于配置有地图12的局部静态副本的机器人16。

[0067] 在一个或多个实施例中,执行任务阶段的机器人16使用机载蒙特卡罗定位器(MCL)在环境14内执行自定位。MCL处理使用机载存储器中保存的地图12的当前静态副本并估计机器人16的姿态,以及计算定位质量度量,该定位质量度量指示传感器数据与机器人16所使用的地图12的静态副本的对应比率。另外,机器人16将传感器数据记录到档案文件中。此记录活动由两个标准门控:(1)机器人必须位于为地图12预定义的更新区域之一内,以及(2)机器人16的定位质量必须在某个阈值范围内。

[0068] 前述项目(2)的决策点由定位质量良好表示? (“是”,来自框804)在图8的工作流中。如果定位质量高,则在环境14中可能存在一些增量/瞬态变化,但是保持在机器人存储器中的地图12的局部静态副本仍然是环境14的足够好的表示。因此,机器人16收集传感器

数据,在图8中示为“背景数据收集”(框806),其对于观测增量变化是有价值的。相反,当定位质量低时,这意味着由机器人16保持的地图12的静态副本不能准确地表示真实环境,并且地图更新将可能是有益的。

[0069] 做出随后的决定,表示为“定位质量下降但仍然正常?”在工作流中(来自框808的“是”)。将定位分数与第二阈值进行比较。如果定位质量下降但仍足以使机器人16完成任务,则机器人16可继续正常操作,同时维持背景数据收集(框810)。可选地,计算机设备10可以开始计算地图更新的耗时过程,该过程使用从机器人16收集的数据,从而可以尽快获得更高质量的地图。

[0070] 或者,如果定位分数低到损害机队的操作(即,机器人16将立即丢失并停止),则机器人定位质量不良(来自框812的“是”)。从这里,需要地图更新来将机器人16的机队恢复到操作。机器人16上的定位被关闭,因此用于定位器的最后地图的数据记录和服务也被关闭(即,所有这些组件都被关闭)。但是,最重要的是,地图更新过程被触发。计算机设备10使用可用的定位器数据22来确定MUI 24(框814),并且可以执行地图更新的相应质量检查。

[0071] 特别地,地图更新算法将迄今已经收集的所有记录数据22作为输入,包括对环境中的增量变化的观测,并且使用地图更新过程来计算包括检测到的变化的机器人16的机队的地图12的新版本。在至少一个实施例中,地图更新过程是“多模式、多单元批量优化”更新过程,意味着它考虑或以其他方式协调为环境14的多个模式收集的记录数据22,以及记录数据22可以包括来自不同机器人16的数据的事实,以及记录数据22被“离线”成批处理并且在导致数据生成的现场定位操作之后的事实。更新处理可以称为“BOMU”,表示“批量优化的地图更新”。

[0072] 在一个或多个实施例中,BOMU是批量优化的SLAM算法。“常规”SLAM(其中机器人在环境内导航的同时执行定位和绘制)可能能够维持一定水平的定位质量而不管环境改变。然而,在此公开的批量优化的SLAM实现了更高质量的静态绘制,该静态绘制对于传统SLAM存在的定位完全丢失和地图更新崩溃的风险具有鲁棒性,其中在连续的基础上一同执行定位和地图更新。连续SLAM的性质也使得机器人16不可能确定精确的目标点并执行相应的路径规划行为。

[0073] 与批量优化的SLAM相比,连续的SLAM通常仅查看最近的传感器数据的小(运行)时间窗口,以对滤波观测数据做出决定。因此,连续SLAM易受噪声和动态伪像的影响,并且可能在地图中错误地包括这种噪声和伪像。另外,连续的SLAM地图中的地标位置相对于机器人所在世界的真实可测量坐标系的漂移。连续SLAM过程还具有比这里描述的批量优化SLAM更严格的计算要求,因为连续SLAM负责在机器人16在环境14内的实时操作期间向机器人16提供高频姿态更新。

[0074] 利用批量优化的SLAM,机器人16执行实时或接近实时的定位,但是地图更新的责任被“卸载”到计算机设备10。因此,计算机设备10可以自由地实现更长或更精细的数据滤波,并考虑来自环境14的多个模式的多个机器人16的多个数据集。以这种方式在计算机设备10处离线地执行基于批处理的SLAM,允许更复杂或精确的SLAM处理,这产生比常规已知的执行连续SLAM的任何给定机器人16内可实现的更高质量的一组地图更新。

[0075] 返回到图8所示的框架,在框816中评估新地图的质量,即,由计算机设备10使用BOMU生成的地图12的更新版本。在一个或多个实施例中,评估是程序性的(即,由计算机设

备10确定的置信度量)和主观的(即,由人类操作员确定)。注意,至少当在定位质量下降到某个临界阈值之前进行这种操作时,这种地图计算和评估可以作为后台处理来进行,而不中断机器人16的正常操作和停止生产。

[0076] 如果发现质量足够(来自框816的“是”),则计算机设备10将MUI 24推送到机器人16的机队(框818),机器人16然后使用MUI 24来更新它们的地图12的局部静态副本。然而,如果新更新的地图的评估质量不足(框816中的“否”),则需要环境14的手动重新绘制(框820)。

[0077] 执行工作流的责任在机器人16和计算机设备10之间共享。在一个实施例中,计算机设备10连续地从机队中的各个机器人16下载记录数据22的存档记录(背景数据收集操作的输出)。计算机设备10跟踪机器人16何时进入和退出任何预定义的更新器区域以及它们为这些区域报告什么定位分数。一旦滤波的平均(或最小)定位分数下降到某个阈值以下,计算机设备10可以选择调用BOMU进行地图更新。可替换地,计算机设备10例如以设定的间隔重复调用BOMU,但是只要定位分数高就仅存储结果。连续调用BOMU是依赖于实现的细节,但是这样做可能是期望的,以使得计算更高效,因为每个更新处理将需要对较小的数据集(即,较小批量的记录数据22)进行操作,并且结合较小的改变。注意,虽然所呈现的地图更新过程非常适合于移动工业机器人,但是该技术也可以应用于其它框架,诸如无人机网络、具有共享的视觉定位系统(VPS)的蜂窝电话网络等。因此,机器人16可以被广泛地理解为贡献记录数据22的某种终端单元。

[0078] 在一个或多个实施例中,本文公开的地图更新框架使用基于粒子滤波器的SLAM框架,使得能够由计算机设备10使用在由地图12表示的环境14内的一个或多个机器人16的任务阶段操作期间生成的记录数据22来更新地图12。该框架生成识别环境的增量和周期性变化的地图更新,并使用机器人16在环境14内操作时记录的传感器观测值,向部署的机器人16机队提供最准确的地图,直到地图更新生成为止。这些传感器观测记录在由各个机器人16提供的相应记录数据22中。

[0079] 可以通过将地图更新视为“离线”或“并行”过程来帮助理解从所公开的技术获得的优点,这意味着为了获得地图12的更新版本而执行的数据处理和计算发生在计算机设备10处,而所涉及的机器人16可以使用其地图12的当前副本在环境14内继续操作。由于这种布置,与单个机器人中的常规SLAM处理相比,所设想的地图更新可以考虑在更长的时间帧上来自多于一个机器人16的更多数据,并且使用更精细的滤波和处理。

[0080] 例如,响应于平均/最小定位质量下降超过某一阈值,发生地图更新和/或将最新的地图更新推送到机器人16,其中当在环境14中操作时,各个机器人16使用其地图12的静态副本来实现各个定位质量值中的每一个。基于由计算机设备10确定的最新的地图更新来更新地图12的那些局部静态副本将定位质量基本上重置回新生成的离线地图的定位质量。此外,这些地图更新不是从费力的手动过程产生的,而是使用机器人16在环境14中工作时产生的记录数据22产生的。因为很可能期望机器人16在更远离线的类似空间中工作,所以将它们观测结合到地图12的更新版本中改进了机器人的自定位性能。

[0081] 整个地图更新框架可以被视为混合分割,其中机器人16在环境14内的“正常”操作期间生成记录数据22,并且其中计算机设备10聚集或以其他方式收集记录数据22用于基于批处理,以确定最新的地图更新。

[0082] 环境中的变化可以是递增的。典型的例子是托盘和盒子在商店地板上递增地移动(这些通常手动移动并与地板标记大致对准),经过短或长的时间范围,可重复性差。在由受影响区域中操作的各个机器人16执行的定位过程期间,一旦增加的改变太大而不能被忽略,机队中的机器人16的定位性能就会开始降级。使用地图更新过程,机器人16有可能使用对应于结合到地图更新中的递增改变的结构来保持机器人16良好定位,只要这些改变不剧烈。通常,可预期地图更新过程容许固定基本地图上超过100%的改变,只要观测到改变的重访之间的递增改变小于约30%。

[0083] 或者,环境的变化可以是周期性的。这种改变是仓库或运输中心的典型情况,例如,在早上(比如上午9:00),用于运输的箱子在码头准备好。一旦下午(例如下午4:00)装载到运输卡车中,环境14的地图看起来与上午非常不同。第二天,上午9:00将装运箱放回码头。这些周期地图变化典型地每天发生,或根据某些其它模式。类似的长期地图改变行为和歷史可以发生在环境14中的大门、门和其它结构上。在此描述的地图更新过程可以生成多模式地图表示,其中每个模式表示环境14的特征配置,并且因此可以表征地图中的周期性变化,以便在一天中和在更长的时间范围上进行最佳定位。因此,形态是表征相对于地图12的环境变化的重要属性。

[0084] 在其它情况下,环境14中的变化可以是完全动态的。在这些场景中,改变结构支配场景。当机器人16在“盲区”中观测到的唯一结构特征是可移动对象(诸如仓库中的货盘)时,出现这种支配的示例,而由机器人16用于自定位的地图12的局部静态副本是在地图12的相关区域或区域中没有可移动对象的情况下创建的。传统上,需要重复的重新绘制以使机器人在这种条件下保持定位。然而,因为本文所揭示的地图更新过程可消除动态对象(可移动)的特征,所以其可将此类改变表征为地图的一部分,且因此所得定位对此类改变具有鲁棒性,只要改变不太剧烈且至少最小数目的障碍在地图更新之间保留其姿态即可。

[0085] 如上所述,地图更新过程采取解耦过程的形式,即,更新与各个机器人16的正在进行的正常操作解耦,并且由计算机设备10执行的BOMU驱动。在至少一个实施例中,BOMU是批量优化的SLAM算法,其使用来自一个或多个机器人16的记录数据22生成地图12的更新版本。在至少一个这样的实施例中,来自每个机器人16的记录数据22包括来自在机器人16上运行的蒙特卡罗定位器(MCL)功能的数据以及环境传感数据和测程数据。来自MCL函数的数据包括例如根据环境传感数据和测程数据计算的姿态数据。

[0086] 这里,MCL函数确定机器人在地图框架内的位置。根据游戏中的特定设计和操作要求,MCL功能可以用其它类型的定位算法代替。在至少一个实施例中,机器人16中的自定位是基于粒子滤波的MCL,并且由计算机设备10执行的批量优化的SLAM是基于粒子滤波的SLAM算法。在至少一个实施例中,由计算机设备10实现的基于粒子滤波的SLAM算法是Rao-Blackwellized粒子滤波算法。虽然机器人16处的定位操作和计算机设备10处的地图更新过程不限于使用粒子滤波器,但是基于粒子滤波器的实现方式在至少一些场景中提供某些性能和质量优点。

[0087] 图9是根据一个实施例的地图更新过程的状态图,其中“终端单元”实质上是指使用地图12的局部静态副本在由地图12表示的环境14内自定位的任何类型的机器人16。如图所示,如果终端单元的定位质量(或等效地,如这里表示为“位置精确度”)下降到足以使机队的操作停止或即将有停止的危险,则计算机设备10从BOMU调用地图更新。计算机设备

10使用记录文件——记录数据22来执行BOMU,该记录文件的记录数据22与环境14中发生定位质量下降的时间和区域有关。

[0088] 考虑在三房间环境中操作的两个机器人16(表示为机器人A和B)的示例。对应的地图12具有三个区域,每个房间一个。在该示例中,在时间段“t0”期间,机器人A仅在区域1内,机器人B仅在区域3内。在时间段‘t1’期间,机器人A在区域1和区域2内,机器人B在区域3和区域2内。机器人A重复地获得0.5的定位分数,而机器人B获得1.0的定位分数。因此,区域1的平均定位分数为0.5(仅来自机器人A),区域3的平均定位分数为1.0(仅来自机器人B)。然而,区域2的平均定位分数可以计算为0.75(机器人A和机器人B的时间加权平均)。地图12的每个区域的记录文件组由来自位于该区域中的机器人16的记录数据22组成。例如,注意区域2的地图更新不包含来自时间段“t0”的任何文件。

[0089] 可以使用定位质量平均值或使用各个机器人16的各个定位质量(分数)来触发地图更新。如上所述,来自每个机器人16的记录数据22至少包括由机器人16从由机器人16使用的一种或多种类型的传感器记录的传感器数据。传感器数据可以包括由机器人16在执行自定位时使用的测程数据。此外,记录数据22可以包括定位处理结果,例如由机器人的自定位算法使用传感器和测程数据产生的输出。

[0090] 用以产生地图12的新版本的地图更新过程可能是耗时的。然而,如前所述,一个优点是机器人16可以使用其地图12的当前副本在环境14中继续正常操作,而计算机设备10确定地图更新。

[0091] 一旦地图更新完成且地图12的经更新版本被产生(例如,新地图文件被产生),结果可被推送到机器人16,或在至少一个实施例中呈现给人类操作员以用于评估地图12的经更新版本是否具有足够质量。在这种情况下,操作员具有四个选项:(1)操作员确定地图质量不足以部署到机队,并且拒绝绘制以利于执行手动重新绘制过程;(2)操作员确定地图质量不足以部署到机队并拒绝使用该地图,机队继续操作并将生成具有更新的记录数据22的新地图;(3)运营商确定地图质量是足够的,但不包括足够的额外信息以保证停止机队并发送地图更新,这意味着地图12中的改变被推迟到下一次更新;以及(4)操作员确定地图质量是足够的,并且所包括的改变需要被立即发送到机队,这意味着机器人16的机队被停止,并且所有的机器人16用地图12的新版本更新,然后使用地图12的更新版本恢复环境14中的任务操作。

[0092] 图10描绘一个实例中用于支持地图更新过程的架构的功能系统图。“传感器接口和记录”框包括机器人软件,其负责从实时定位器(其主要在任务阶段操作期间驱动机器人16的功能)收集相关的传感器和定位器状态数据,将其写入记录文件,压缩并使计算机设备10可用于经由通信接口进行收集。

[0093] 示例性机器人16的实时定位框(功能)表示定位算法,其提供机器人16相对于在机器人16处使用的地图12的静态副本的姿态,用于在由地图12表示的环境14内的自定位。在一个或多个实施例中,机器人16使用MCL功能来实现该功能。在至少一个这样的实施例中,姿态确定以及内部算法状态信息构成提供给计算机设备10的用于运行地图更新过程的记录数据22的全部或一部分。

[0094] 计算机设备10处的“服务器接口”框表示与在计算机设备10上或在充当负责调度机器人16以执行任务的“机队服务器”的相关联计算机系统上执行的底层网络栈交互的功

能。在任一情况下,计算机设备10直接或间接地从机器人16接收或检索记录数据22,并将由完整SLAM BOMU生成的MUI 24直接或间接地推送到机器人16。

[0095] 计算机设备10处的“定位/地图质量检测接口”框各个机器人16的值来确定地图12内的平均/最小定位质量和位置,并且在一个或多个实施例中使用这种确定来确定是否需要地图更新。

[0096] 计算机设备10处的“用于收集扫描、传感器记录的接口”框表示在计算机设备10处实现的一个或多个功能,由此计算机设备10可操作用于从机器人16检索、组织和处理记录数据22。

[0097] 计算机设备10处的“地图更新/推送接口”框表示被调用用于将MUI 24推出机器人16的功能。

[0098] 计算机设备10处的“用户选择/批准”框表示计算机设备10处的功能,由此计算机设备允许用户交互以接受或拒绝对地图12的更新。还允许用户选择所生成的地图的模式用于部署。该功能还使得用户能够选择地图更新器区域和/或忽略多余的模式。

[0099] 计算机设备处的“多模态完整SLAM BOMU”框表示根据一个或多个实施例的核心地图更新功能。在至少一个这样的实施例中,该框被实现为具有全局优化的 Rao-Blackwellized 粒子滤波器,其执行完整的SLAM更新以从当前可用的记录数据22确定地图12的新版本。该框与传统SLAM,甚至基于粒子滤波器的传统SLAM相比具有许多区别。

[0100] 首先,该框运行完整SLAM的版本,该版本被配置用于多模态地图生成和地图管理,并且被配置为提供以下类型的更新:(a) 单个地图更新,其中根据应用需求仅生成一个地图模式,反映了环境14中的变化被永久合并并且不周期性地变化的假设(该操作可以适应增量变化);(b) 多模式地图更新,其中地图更新过程产生地图12的一个以上更新的版本,其中每一“版本”表示环境14的不同模式。这样,被推送到任何给定机器人16的MUI 24可以包括多模态更新,这意味着机器人16接收环境14的多于一种模式的地图12的更新版本,使得由机器人16使用MUI 24更新的地图12的局部静态副本包括两个或更多模态地图,机器人16随后使用与可应用的环境模式(例如,一天中的时间、一周中的哪一天等)相对应的模态地图。

[0101] 此外,由计算机设备12实现的BOMU提供了进一步的区别点,例如:(1) 操作用于将内部粒子状态(包括沿机器人轨迹的姿态和每个粒子的概率占用网格)保存和加载到现有的地图文件中,从而保存运行中的地图更新状态;(2) 实现混合处理,该混合处理包括(i) 解耦的SLAM处理,其中定位在线发生在机器人16中,并且地图更新离线发生—即,在机器人16外部,并且与机器人16并行或独立于环境14内正在进行的任务操作的执行—以及(ii) 耦合的SLAM处理,其中两者在离线处理中同时发生。虽然在传统的SLAM流水线中,当前最佳地图的世界坐标系(与粒子相关联)可能会显著偏离基本地图的世界坐标系。这是由于SLAM的固有性质,其中定位中的误差或漂移表现为地图坐标与世界坐标的偏差,这导致定位估计与世界坐标的进一步偏差或漂移。可以使用MCL粒子来抵消这种情况。然而,MCL粒子通常是有噪声和有跳跃的,并且不提供对于干净的地图更新至关重要的平滑轨迹估计。此外,由于机器人在任务阶段通常接近其最高速度操作,因此MCL粒子状态估计是稀疏的并且包含大范围的瞬时/瞬态误差。因此,“使用已知姿态的绘制”方法是不可行的。为了解决这个问题,我们使用用于基于SLAM的地图更新的混合运动模型,其组合了克隆的MCL粒子(其典型地具有低漂移或世界坐标误差,但是有噪声和跳跃)和独立地演化的粒子,所述粒子是平滑的和局

部更精确的,但是遭受漂移。

[0102] 这样的BOMU功能出现在图11A和11B中,它们一起表示在计算机设备10处的BOMU的批量优化SLAM实现的一个示例实现。值得注意的功能框出现在图11A和11B中,概述了基于粒子滤波器的地图更新过程,该过程由来自各个机器人16的估计轨迹的全局优化来支持,以生成地图12的更新版本。下面描述在完整SLAM流水线的上下文中的核心地图更新框的功能。注意,在软件设计方面,该框架被集成以在作为单独的地图更新服务器操作的计算机设备10上运行,该服务器可以在独立的PC/IPC、Edge实例上或在云中运行,使得能够扩展和灵活地部署该框架。

[0103] 在该实施例中BOMU的一个特别值得注意的特征是依赖于运动模型的粒子演化模型。虽然在典型的粒子滤波器SLAM流水线中用于粒子演化的运动模型使用基于测程法的运动模型,但是在BOMU中,使用混合方法。这里,状态估计处理是“解耦地图更新处理”和“耦合同时定位和地图更新处理”的新颖混合。当‘耦合过程’以离线方式迭代地并且同时地估计定位和地图更新步骤时,解耦过程分离定位和地图更新步骤,其中定位发生在作为机器人16的任务阶段操作的一部分的在线阶段中,机器人16使用MCL粒子滤波器执行定位以及地图更新发生在计算机设备10处的离线阶段中。实际上,该方法既不是在线SLAM版本,也不是离线SLAM版本,而是混合地图更新过程,其中只有耦合的过程是同时的。

[0104] 因此,粒子演化遵循的命运要么是独立的(耦合的)过程;具有自己的重新采样/复位过程)或并行(解耦过程;克隆MCL粒子演化)。如前所述,混合演化模型(和相应的运动模型)是使用来自各种任务阶段定位条件的记录数据22来处理地图更新的关键,同时保持正在更新的地图12的整体完整性和世界框架接地。克隆粒子保持粒子多样性较低,独立粒子增强了多样性,粒子管理在约束粒子的同时保持了二者之间的平衡。该模型适用于单个机器人地图更新过程,同时也适用于多个机器人。

[0105] 传统上,在线SLAM粒子在定位和地图更新过程之间分布误差,每个定位漂移导致所生成的地图偏离世界坐标,导致像在工业环境中极其关键的目标那样的固定位置的误差和漂移的混合。这些目标需要以高保真度定位。另一方面,参考固定世界坐标地图的MCL粒子对于地图更新是理想的,因为它们不表现出任何漂移并且可以维持目标和其他固定地标。然而,过程中的所有误差(来自传感器噪声或致动误差)都反映在定位中。MCL粒子和相应的定位可能是有噪声的、急剧变化的,并且可能增加突然的和潜在不可挽回的丢失或定位降低的发生率,并因此妨碍地图更新过程。因此,具有基于传感器观测的粒子状态优化的粒子的一些独立演化(如对于SLAM粒子所做的)是必要的。

[0106] 与标准单一机器人在线SLAM流水线的另一显著偏差是在计算机设备10所使用的BOMU中引入“轨迹关闭模块”。该模块负责管理来自多个机器人16的传感器流,这些传感器流在观测(和观测时间)方面重叠并且可以矛盾或不矛盾。这些矛盾可能来自定位中的噪声(作为各个机器人16中的传感器噪声模型差异的函数,并且更重要地,来自次优扫描匹配的MCL状态噪声/误差)。这里,“扫描匹配”是指如机器人的传感器数据中所表示的感测环境与机器人16所使用的地图12的局部静态副本之间的相关度。

[0107] 简单地说,扫描匹配是对机器人的传感器数据在任何给定时刻与地图12的一部分匹配得有多好的评估。例如,机器人的传感器数据可以包括从2D或3D LIDAR扫描获得的“点云”,该2D或3D LIDAR扫描允许机器人16检测障碍物和开口,诸如墙壁和门特征,并且这些

检测到的特征可以与在机器人的地图12的局部静态副本中捕获的特征的布置进行比较。

[0108] 来自各个机器人16的记录数据22中的矛盾也起因于环境14中的时间变化。地图更新过程被重加权以支持新近性(在观测中,即,与从时间上后退的观测相比,最近的改变需要对输出地图具有更大的影响)。这是增量和整体动态变化的特征。因此,希望以偶然的方式将来自多个机器人16的传感器记录按照它们的观测顺序(及时地)应用于地图更新过程。然而,还期望保持轨迹的一致性(并且支持环闭合)——因此,期望保持来自单个机器人的传感器数据时间步长的粒子演化。因此,这些要求是互补的。

[0109] 观测中的频率也是重要的考虑因素,但这由隐马尔可夫模型(HMM)模块明确地处理。轨迹关闭模块通过计算粒子演化过程的界限来处理时间和噪声方差差异并融合观测结果以关闭轨迹。然而,轨迹只能在不可能有潜在的环路闭合或粒子发散的稳定点处闭合。这是通过确定耦合状态和解耦状态之间的偏差(连同由解耦状态报告的峰值的定位分数和模态计数),通过在两组状态一致时允许轨迹关闭来实现的。给定对应于来自一个机器人的观测的粒子状态的轨迹关闭,则在关闭该轨迹并切换到来自其他机器人的观测序列之前,来自具有重叠时间和观测序列的第二机器人的观测可用于沿着该轨迹更新地图。最后,将来自第一机器人但在时间上晚于第一轨迹的观测序列并入地图更新过程中。

[0110] 因此,轨迹关闭通过基于特定约束关闭来自多个机器人的轨迹来维持观测的轨迹一致性,同时确保地图更新行为的因果性和新近性。有效地,轨迹关闭模块平衡“轨迹一致性”与“观测的新近性/因果性”。

[0111] 通过多机器人状态融合/全局优化和地图精化模块进一步减轻先前段落中详述的关于地图更新观测之间的矛盾的一些考虑(其可潜在地导致伪像,例如断裂的线性结构——例如墙壁)。在全局优化过程的情况下,使用相对姿态因子,在非线性优化过程中平滑来自多个机器人16的发散像素占用观测,导致发散观测的位置估计的收敛。地图精化处理还使得能够通过将像素占用精化为线段,填充观测中的不连续性和中断来改善来自多个机器人的观测的一致性。下面详细讨论作为集成系统一部分的这些模块。

[0112] 地图和系统状态初始化

[0113] 典型或传统在线SLAM流水线情况的基本假设是具有固定起源的未知世界,其提供在线绘制过程的启动。相反,利用所设想的地图更新,有必要相对于世界的已知表示(地图)来初始化基于SLAM的更新过程(并因此初始化SLAM状态),所述世界的已知表示已经部署在机器人16上用于任务阶段操作(具有定位)。因此,计算机设备10处的BOMU包括负责将世界表示(度量图)转换成SLAM坐标空间中的占用栅格的模块或功能。注意,虽然地图(在世界空间中)通常在图坐标系中表示,但是占用栅格使用装仓图像坐标系(因此翻转垂直轴并重新定位原点)。另外,在预期的SLAM流水线中使用的占用栅格维持用于有效存储器管理的对称轴跨度。地图初始化过程将由典型的基于SLAM的绘制器生成的概率自由空间网格地图(固定基本地图)转换为占用栅格,并利用该地图为状态估计滤波器中的所有粒子初始化地图的状态。该模块还重新初始化系统状态变量,该系统状态变量在地图更新的实例之间保持SLAM过程的状态。

[0114] 粒子状态初始化和克隆

[0115] 如前所述,地图更新器使用混合运动模型用于地图的基于SLAM的更新。与粒子演化模块一起,该模块代表与典型SLAM流水线的最显著偏差。除了由MCL定位器在任务阶段定

义的机器人的最佳估计姿态之外,混合模型还消耗MCL的解耦定位粒子状态。接口内置在机器人16处的MCL中以支持该行为,状态记录器将该信息记录在记录文件中以供计算机设备10处理。注意,这包括与MCL粒子状态有关的所有变量—主要是每个粒子的机器人的估计姿态(位置和航向)、粒子中的最佳者、粒子分布信息、峰值、定位分数、似然性、概率,以及在粒子拟合计算中使用的激光扫描数据等。该模块读取并初始化混合粒子滤波器。对应于耦合和解耦更新处理,用于粒子演化的运动模型分别使用基于独立测程法的运动模型(类似于在线SLAM)和并行演化模型。

[0116] 可以看出,虽然MCL粒子数量更多(通常为数千,因为计算MCL粒子状态的过程仅涉及对定位状态的验证并且是廉价的一因此可以用更少的资源来计算),但是这些粒子紧密地集中在测程法估计周围,并且适合于精确的导航条件。由于激进的重新采样,它们也缺乏多样性。另一方面,独立的SLAM粒子较少(通常在几十个中,因为计算SLAM粒子状态的过程涉及定位/姿态的昂贵优化,并且随后是地图更新),但是允许这样的粒子在更宽的范围上扩展或偏离(以适应定位中的误差以及更新的地图坐标中的跳跃)。

[0117] 另外,零模型用于处理某些使用情况,如稍后讨论的。具体地,将来自MCL的扫描同时最佳粒子估计连同其概率分数和似然性一起克隆到并行演化模型的粒子中。类似地,在MCL粒子分布中形成峰值的重新采样粒子的有限最佳集合被克隆到并行演化模型的附加粒子中。最后,这通过对应于重新采样MCL峰值但远离中心峰值分布的附加粒子来增强。这样做是为了改善粒子的多样性。如图12所示,在典型操作下的MCL粒子分布的多样性和形态对于固定的地图可以是低的(考虑到精确度)。这在环闭合行为能够成功重新定位的情况下尤其如此。基于测程的运动模型有助于通过独立演化和耦合定位以及地图更新过程来规避这种情况。这使用MCL对机器人姿态的最佳估计(这可以来自扫描匹配估计或来自测程内插)与耦合运动模型一前一后地演化粒子。还可以看出,MCL颗粒表现出离散的跳跃。

[0118] 暂时参考图12,该图示出了在机器人16中的任务阶段定位期间粒子演化的简化视图。根据概率对粒子先验进行加权,但是该图没有试图描述概率加权,也没有描述粒子的实际数量。粒子后验是指扫描匹配校正后的粒子状态,而分布峰值是重新采样峰值。该图还示出了内插的最佳姿态,这些最佳姿态被测程法校正。图A示出了机器人16从上到下穿过20m×20m空间的轨迹,如虚线轨迹所示。图B和C表示粒子状态的“放大”视图。注:(i)先验滞后于后验,并且在平移运动期间粒子散布主要定向于运动方向(图的上半部分);(ii)由于来自差的旋转测程的航向模糊性,粒子散布更圆,但没有滞后(图的中心);(iii)通过两个运动的粒子分布通常也是单峰的,并且由于积极的重新采样而缺乏多样性(iv)报告的最佳姿态导致由于插值的粒子姿态。在图12中描绘的所有或一些粒子数据可以被记录在机器人16的记录数据22中,作为“定位数据”,并且为中央设备10而报告的是其地图更新操作。

[0119] 用于地图更新的粒子演化和管理

[0120] 如前所述,粒子遵循独立模型的演化使用基于测程法的耦合运动模型。另外,该运动模型由用于特定使用情况的零模型调制。在沿着无特征走廊(在行进方向上无限制的环境)的机器人轨迹的部分期间,粒子后部(在观测之后,即扫描匹配)可以沿着运动方向和关于该方向的方向角显著发散。在机器人的一侧上没有结构的的情况下,粒子可以再次从包含可观测结构的一侧发散。为了限制这种演变,使用零运动模型,该模型将测程法直接应用于其协方差状态恰好在遇到这种环境结构之前冻结的粒子。通常,遵循独立演化模型

的粒子的粒子演化和管理(重新采样/杀灭/重置)行为类似于典型粒子滤波器SLAM流水线的行为。对于并行进化模型的情况,粒子克隆了MCL粒子的演化和管理行为,从而也克隆了其重新采样行为。净效果是我们最终得到健康的粒子池,其在每一代或迭代步骤中都是多样的(以适应传感器和致动限制)和精确的(并保持真实的世界坐标参考)。虽然通过耦合过程(独立进化模型)计算独立进化粒子的新定位估计,但是通过克隆粒子的解耦过程复制MCL粒子的定位。然后,耦合和解耦粒子的池中的每个粒子更新其地图。地图更新行为优先化新近性行为(经由权重参数)和被占用单元格的清除,以适应任务阶段的递增和完全动态变化,这不同于典型SLAM流水线中的地图更新过程,其保留尽可能多的单元格占用观测,同时以较低的可能性清除未被占用的单元格。地图单元的这种积极更新确保更新的地图与环境的当前状态非常相似。类似于传统的在线SLAM,基于最佳粒子的确定,从而由每个粒子更新和保存的地图中选择用于部署的最终地图。另外,只有稳定和持久的特征被添加到更新的地图。这些是在几个帧/波束上观测到的特征,在统计上是显著的,并且在变化点的基于新近性的消光之后仍然存在。

[0121] 轨迹关闭

[0122] 如前所述,轨迹关闭模块通过基于特定约束关闭来自多个机器人的轨迹来维持观测的轨迹一致性,同时确保地图更新行为的因果性和新近性。这两个因素—轨迹一致性和因果关系/新近性是对比目标。轨迹关闭模块负责管理(来自多个机器人的)可能潜在地主要在时间上冲突的更新的传感器观测。它通过将粒子演化过程分割成离散块来管理这些冲突。换句话说,在来自另一个机器人的可能重叠的轨迹(在空间和时间上)及其相应的观测由用于地图更新的粒子滤波器处理之前,由SLAM粒子演化步骤和相应的定位和地图更新步骤的序列定义的轨迹被最终确定并关闭(从而保持轨迹一致性)。一旦完成了第二机器人的轨迹的关闭,则处理可以返回到第一机器人的轨迹的剩余部分以用于更新,或者基于哪个机器人的未处理的读数较早(从而保持因果关系)返回到第三机器人。通过“因果性”,我们指的是在应用时间上较晚的传感器观测之前,将时间上较早的传感器观测应用于地图更新过程,从而确保地图更新过程导致从当前时间而不是过去的某个时间非常类似于环境状态的地图。有必要执行关闭以确保以“因果”方式将地图中的时间变化应用于地图更新过程,并且保留地图更新中的任何期望的“新近性”行为。因此,对“因果性”和“新近性”的违反被最小化。

[0123] 保持“新近性”偏好对于处理环境的增量和整体动态变化是必要的。周期变化(由“频率”行为表征)由HMM转换概率处理。轨迹关闭处理是与顺序处理所有轨迹的传统连续/在线SLAM相比的显著变化。因此,在传统的在线SLAM中,应用来自第一机器人的传感器观测(由“因果性”排序)来沿着机器人的轨迹更新地图。这之后是使用来自第二机器人然后来自第三机器人等的轨迹数据的顺序更新。因此,在这样的传统SLAM方法中,来自第二机器人的较早读数在来自第一机器人的较晚读数之后被应用于地图更新过程,导致违反“因果性”和“新近性”标准。然而,“轨迹一致性”被保留。

[0124] 除了时间差异之外,环境占用观测中的矛盾可能由定位中的误差/噪声(其作为传感器噪声模型差异的函数而变化)以及次优扫描匹配(其被公式化为不具有闭合形式解的优化问题)引起,从而导致模糊且较不可靠的地图更新。频繁的轨迹关闭和传感器流切换对于减轻来自两个误差源的伪像是关键的。

[0125] 现在,仍然存在如何确定轨迹关闭实例的问题。轨迹关闭模块通过计算粒子演化过程的界限来识别关闭实例。当粒子是多模态时,轨迹不能闭合,这表明当处理轨迹中的连续读数时,可能在轨迹的跨度内进一步及时闭合回路。如果粒子演化发散(在粒子分布中扩展),则轨迹也不能被关闭,这指示了在时间上进一步重新采样或切换最佳粒子索引的可能性。因此,该模块跟踪耦合状态和解耦状态之间的偏差,以及定位分数(由所观测的环境和地图之间的较大不匹配导致的较差的定位分数—因此对于关闭不太理想)和峰值的模式计数(更多的模式表示在可能的真实假设中的更大偏差,对于关闭同样不太理想),如由解耦状态所报告的,所有粒子的总体多样性(更大的多样性表示对于关闭不太理想的条件)、迭代之间的更大熵变化(即,对于每个地图更新步骤,对地图进行更大改变)和自重新采样以来经过的时间长度(经过的时间越长,轨迹越稳定并且对于关闭越理想),以确定两组状态的稳定收敛点以及总体粒子并发。如果经过了足够的时间并且满足了这些所需条件,则启动轨迹关闭。

[0126] 应当注意,这些条件确保了“轨迹一致性和完整性”被保持(轨迹越长,一致性越高)。如前所述,这与轨迹较短时保留的“因果性和新近性”形成对比。因此,在这两者之间存在折衷,并且确保仅当满足上述条件时才发生轨迹关闭和切换,从而确保满足这两个因素的正确平衡。轨迹关闭模块还负责在机器人离开标记为“地图更新区域”(这些区域是用户可指定来限制预期具有变化且需要更新的地图区域的区域)的扇区时完成轨迹。

[0127] 多机器人状态融合、轨迹重新排序和全局优化

[0128] 虽然轨迹关闭在减轻伪像方面是相当成功的,但主要是那些源于机器人之间的“因果”观测中的差异、不准确的MCL定位、机器人传感器之间的系统误差以及时间同时误差的伪像会在所生成的地图中产生模糊的伪像。虽然地图表示的概率特性以及概率地图清洁和地图精化阶段可以减少这些误差中的一些,但是仍然存在大误差的可能性,尤其是在机器人的高速操作期间。在这个意义上,使用基于因子图优化的全局优化过程来处理不一致的观测。

[0129] 采用因子图并对来自单个机器人的数据进行工作的全局姿态图优化是流行的(例如,对于GT-SAM)。这有助于仲裁和解决由轮编码器、IMU和激光观测测量的姿态的不同估计。该因子图是在沿着其轨迹的多个机器人姿态步骤上的贝叶斯网络或隐马尔可夫模型(HMM)的表示。我们扩展了这种因子图的体系结构,以解决多个机器人之间的不一致性,从而提出了这种因子图的新颖方法和应用。

[0130] 类似于一个传统的因子图,每个节点与一个条件密度相关联:马尔可夫链对机器人状态优先级 $p(x_1)$ 和转移概率 $p(x_2|x_1)$ 、 $p(x_3|x_2)$ 和 $p(x_4|x_3)$ 进行编码,并且由测程法定义,而测量 z_t (例如来自激光扫描仪)仅取决于由条件密度 $p(z_t|x_t)$ 建模的状态 x_t 。给定已知的测量值 z'_1 、 z'_2 、 z'_3 和 z'_4 ,以及机器人的真实姿态-隐藏状态序列 (x_1, x_2, x_3, x_4) 被估计为使得其最大化后验概率 $p(x_1, x_2, x_3, x_4 | z_1=z_1, z_2=z_2, z_3=z_3, z_4=z_4)$ 。给定测量变量 z_1, z_2, z_3, z_4 (z_1 计算为特征测量的平均值, z_{11} 以及 z_{12}),后验与六个因子的乘积成比例,其中三个因子来源于马尔可夫链,并且三个似然因子定义为 $L(x_t; z') \propto p(z_t = z' | x_t)$:

[0131] $p(x_1, x_2, x_3, x_4 | z_1, z_2, z_3, z_4)$

[0132] $\propto p(x_1) \cdot p(x_2|x_1) \cdot p(x_3|x_2) \cdot p(x_4|x_3) \cdot L(x_1; z'_1) \cdot L(x_2; z'_2) \cdot L(x_3; z'_3) \cdot L(x_4; z'_4)$

[0133] 现在,在我们的扩展体系结构中,我们具有来自第二机器人(或多个机器人)的附

加观测,以它们的姿态隐藏状态变量(y_1, y_2, y_3, y_4)表示。来自多个机器人观测结果的不符合占用像素群簇作为因子以第二机器人的相对姿态因子(以灰色示出)和第一机器人轨迹的最接近轨迹姿态变量的形式被添加到因子图公式中。因此,状态变量 y_1 通过基于两个机器人的测量值 z_1, z_2 的三角测量差异的相对姿态因子连接到变量 x_1, x_2 。更新后验现在变为

$$[0134] \quad p(x_1, x_2, x_3, x_4, y_1, y_2, y_3, y_4 | z_1, z_2, z_3) \propto p(x_1) \cdot p(x_2 | x_1) \cdot p(x_3 | x_2) \cdot p(x_4 | x_3) \cdot p(y_1 | x_1, x_2) \cdot p(y_2 | y_1, x_2, x_3) \cdot p(y_3 | y_2, x_3, x_4) \cdot p(y_4 | y_3, x_4, x_2) \cdot L(x_1; z'_1) \cdot L(x_2; z'_2) \cdot L(x_3; z'_3) \cdot L(x_4; z'_4)$$

[0135] 最大 α -后验(MAP)推断或估计器估计后验概率保持最高密度的姿态参数。假设各因素之间存在独立性,这相当于最大化乘积

$$[0136] \quad f(x_1, x_2, x_3, x_4, y_1, y_2, y_3, y_4) = \prod f_i(\tilde{x}, \tilde{y})$$

[0137] 即,所述因子图的值。对于每个因子 f_i ,因子图的边编码它所依赖的变量子集 x_i, y_i 。

[0138] 该因子图表示被解决为姿态优化问题,其中我们仅对机器人姿态进行优化/平滑,最终的地图从平滑的轨迹估计。对姿态图的优化需要两个部分-首先,对因子(用线性化因子实现)和SE(2)姿态组估计雅可比行列式/偏导数的能力,其次,使后验密度最大化的非线性优化过程(用Levenberg-Marquardt算法实现)。所得到的过程减少了观测之间的不一致,并且减少了最终地图中结构的模糊。

[0139] 使用周期性行为(静态分布和混合时间估计)的多模态地图生成

[0140] 如先前所讨论的,在典型的工业环境中,期望需要多于一个地图来捕捉不同时间点的环境特性。这是由于工业环境典型变化的固有周期性。因此,地图表示的多种模式是必要的。这些地图模式将基于数据观测中的底层结构出现。为了捕获这些模式,预期的地图更新依赖于隐马尔可夫模型(HMM)的创新使用来表示每个占用率网格单元格的时间特性。在SLAM中使用的传统HMM已经处于在线定位和绘制过程中,以跟踪与基本地图的偏差。因此,这里描述的使用HMM来产生多模式的地图和以离线方式用于机器人16在执行自定位中的后续使用的一个区别。在计算机设备10处实施的SLAM流水线内的预期地图更新过程期间,HMM跟踪地图占用分布。当分布周期性地收敛时(当机器人重新观测环境的多模态变化中的模式时),产生“稳定分布”,即,地图的每个单元格的分布收敛到特定概率,而在时间窗中具有附加观测的概率的不显著变化。请注意,在这种情况下,在计算分布时会对观测值进行窗口化(或截断)。

[0141] 因此,静态分布表示环境看起来类似于之前观测到的情况。可能存在任意静态分布的多个观测结果。还可能观测到多个静态分布。静态分布的数量定义了地图表示的形态。为了简化实现,使用二进制HMM,在这种情况下,从转移概率(从占用和空闲空间概率转移导出)计算稳定分布。虽然由于对HMM单元格分布的存储要求,在构造更新的地图期间的存储器使用可能是高的,但是在实践中,这可以通过剔除符合静态分布的当前模型的过去分布,以及由不表示对环境的显著改变的所有其它观测组成的非静态分布来降低。

[0142] 除了识别稳定分布之外,我们还识别HMM的“混合时间”。混合时间(在我们的上下文中)被定义为从一个静态分布收敛到另一个所需的时间。这在HMM中表示为每个占用单元格从第一静态分布转换到下一个占用单元格所需的步数。这些步骤包括观测单元格的情况(取决于机器人在环境中的位置),以及当它未被观测到时。为了比较两个单元格分布以确

定它们是否足够相似以被分类为静态分布(周期性地观测)并且估计从第一静态分布到下一静态分布的转变的完成,我们使用总变化距离。混合时间是使两个静态分布之间的距离最小化的最小时间。混合时间还用于剔除单元格分布的过去历史以便最小化存储器使用。另外,跟踪相同静态分布的观测之间的时间。

[0143] 根据地图单元格占用率的这些静态分布和它们相应的混合时间,生成地图表示的模式,并确定模式部署之前的定时。注意,定时提前(基于混合时间)是建议的定时,以便定位器(在具有给定多模态地图的任务阶段定位期间)部署地图模式。或者,任务阶段定位器可以基于所有可用模式来定位机器人,以确定在任何时间点使用的最佳模式。这样的实现在计算上可能是昂贵的,但是对于绘制环境的变化周期的变化周期是更鲁棒的。还可以限制地图模式的总数以提高计算效率。

[0144] 在图13中示出了其中基于定时先验的多模态地图表示是有用的情况的示例。该示例展示了仓库中装载码头的情况。从对环境14的扫描仪观测结果的分析可以看出,存在三种地图模式一对应于包含关闭的装载码头卷帘门(图13中的模式A)、打开的门(图13中的模式B)的视图,以及可能的附加模式,其中打开的装载码头卷帘门导致停放的装运卡车的视图(图13中的模式C)。该(第三)模式典型地由一个或多个机器人16观测足够长的时间,并且在典型的仓库中具有良好的周期性,该仓库具有大量的每日货物进入和离开,但是与其他两个相比是不太确定的,因为这个模式可能是在装载/卸载过程期间货物递增地遮挡模型的视场的情况下观测到的。一旦计算了这些模式,就可以在SLAM流水线的运行之间保留这些模式,用于进一步的地图增强。由计算机设备10为BOMU实现的多模式HMM建模使得能够检测这些模式。

[0145] 系统状态冻结

[0146] 系统状态空闲模块负责根据粒子概率占用栅格数据和轨迹数据来完成SLAM地图更新过程并记录/串行化更新过程的状态。然而,给定混合粒子演化模型,所有粒子的完整状态对于重新初始化SLAM地图更新过程是不必要的。保留概率占用网格和HMM状态对于确保地图更新调用之间的连续性以及正确地建模“新近性”效应是必要的。在对地图更新过程的重新初始化执行循环关闭行为的上下文中,在任务阶段机器人操作涉及移动通过大的无特征开放区域(尤其是如果手动驱动或使用线/路径跟随系统)的情况下,轨迹数据是有帮助的。轨迹数据可用于任何附加的全局优化运行,并且还可用于在地图更新之后的后处理步骤中手动地标插入/编辑(例如用于目标)。

[0147] 地图地标和元数据转换

[0148] 地图地标和元数据转换模块负责保存和转换存在于地图12的原始版本中并且在新更新的地图中的任务阶段操作中使用的地标和其他兴趣点。由于地图12的当前版本的世界坐标系和地图12的更新版本(在运行地图更新之后)被保留(在转换到SLAM占用网格坐标系之后)用于大多数使用情况,因此转换是直接的。然而,位于占用网格单元格中的目标和其他可穿越的地标现在被认为已被占用,将从地图12的最终更新版本中移除。此移除确保一旦将更新的地图12部署到机器人16,就不存在不可达的目标和任何碰撞的可能性。此外,在例外情况下,如果作为地图更新过程的一部分计算度量世界地图位置的更好估计的结果,占用网格单元格中的部分变形(拉长),则适当地更新受影响的地标(通过计算投影轨迹变换)。

[0149] 同样,除了目标之外,其他地标,如码头、扇区和区域的地标,也被转换为最终地图(如图14所示)。应该注意的是,围绕码头、目标的地图区域,或者机器人和其他移动单元(例如码垛机、码垛机千斤顶和叉车)可能停放延长的时间段的其他区域可能被添加到地图中。此时,期望用户在将地图12部署到机器人16之前清除这种结构的地图12。

[0150] 更详细地,图14描绘了具有地标转换的BOMU的一个示例结果。地图12的初始或当前版本出现在左边,目标和码头设置用于机器人的任务阶段操作。在右边,出现地图12的更新版本,其中使用在环境14中使用地图12的先前版本的机器人16的正常、实时操作期间从机器人16收集的(历史)记录数据22来确定更新。在这样的任务阶段操作期间(在具体示例中),机器人16在三个目标之间巡视,同时观测包围机器人操作空间并定位在各种方位的附加结构。这些在任务阶段操作期间增量地改变。右边的更新的地图示出了插入在地图空间(阴影线)中的这些结构。在任务阶段操作期间机器人未观测到的地图部分保留其原始地图占用信息。还要注意,已经将目标和码头位置转换到更新的地图中,其中从更新的地图中移除不可穿越的目标(G2)。

[0151] 考虑到上述示例,该文献广泛地公开了一种在移动机器人的部署的任务阶段期间以自主和集中的方式更新地图的方法和装置。一个或多个实施例中的方法包括以下任何一个或多个:将动态变更纳入固定地图的程序——增量式、周期性以及全动态;使用创新的基于HMM的静态估计过程实现的从传感器记录和地图转换行为中自动提取动态变化分布的模态(计数)的过程;用于融合来自任务阶段操作的状态和用于混合状态估计的离线计算的过程产生更新的地图。这被设计为“解耦的地图更新过程”和“耦合的同时定位和地图更新过程”的新颖混合(当“耦合过程”以离线方式迭代地并且同时地估计定位和地图更新步骤时,解耦过程将定位和地图更新步骤分开,其中定位发生在作为机器人的任务阶段操作的一部分的在线阶段中实施为MCL粒子滤波器并且地图更新发生在离线阶段中);融合来自多个机器人的传感器流的过程,这些传感器流在观测(具体地,观测时间)方面重叠并且可以或可以不矛盾,这些操作依赖于创新的轨迹关闭模块;以及通过网格单元格地标的估计和全局优化来解决来自多个机器人的传感器观测之间的不兼容性的过程。

[0152] 根据这里的几个实施例,地图更新过程涉及包括诸如计算机服务器的计算机设备10和一个或多个机器人16的系统8。机器人16通过使用环境14的地图12的局部静态副本在环境14内执行自定位来有助于预期的地图更新处理。当各个机器人16在环境14中操作时由它们生成的记录数据22被提供给计算机设备10,这些数据包括例如由各个机器人使用基于粒子滤波器的蒙特卡罗定位器(MCL)功能生成的粒子,以及用于生成这些粒子的传感器数据。有利地,计算机设备10使用该历史记录数据22来运行SLAM算法,该SLAM算法被优化用于所收集的数据的批处理(并且考虑机器人16之间的感测/定位误差)、环境14的改变模式,以及穿过相同地图区域的多个机器人16的不同轨迹。

[0153] 因为用于地图更新的计算和存储器负担与计算机设备10有关,并且因为地图更新计算是由计算机设备10在机器人16可以在环境14内继续其正常任务操作的同时执行的,所以所设想的方法不会受到对复杂度和时间的约束,这些约束适用于传统情况,在传统情况下,当各个机器人在环境14内操作时,它们必须实时或接近实时地执行同时定位与地图构建。因此,通过使用跨越更长时间段或与环境14的不同模式相关的记录数据22并使用/协调来自多个机器人16的记录数据22,可以显著提高地图更新的质量,这允许减轻感测和测程

中的机器人特定的误差。

[0154] 值得注意的是,受益于前述描述和相关附图中呈现的教导的本领域技术人员将想到所公开的发明的修改和其他实施例。

[0155] 在本文公开的显著项目中有以下项目:

[0156] 1.一种以自主和集中式方式在移动机器人部署的任务阶段期间更新地图的方法和装置。

[0157] 2.一种将动态改变结合到固定地图的方法和过程—递增的、周期性的以及完全动态的。

[0158] 3.一种从传感器记录中自动提取动态变化分布的形态(计数)和地图转变行为的方法和过程。这被实现为新型的基于HMM的平稳估计过程。

[0159] 4.一种融合来自任务阶段操作的状态和用于混合状态估计的离线计算的方法和过程,产生更新的地图。这被设计为“解耦地图更新过程”和“耦合的同时定位和地图更新过程”的新颖混合。虽然“耦合过程”以离线方式迭代并同时估计定位和地图更新步骤,但解耦过程将定位和地图升级步骤分开,定位发生在在线阶段,作为机器人任务阶段操作的一部分,实现为MCL粒子滤波器,地图更新发生在离线阶段。

[0160] 5.一种融合来自多个机器人的传感器流的方法和过程,所述传感器流在观测(具体地,观测时间)方面重叠并且可以矛盾或可以不矛盾。设计了一种新型的轨迹关闭模块。

[0161] 6.一种通过网格单元格地标的估计和全局优化来解决来自多个机器人的传感器观测之间的不兼容性的方法和过程。

[0162] 实例性实施例

[0163] 1.一种计算机设备10,包括:(a)通信接口30,以及(b)处理电路32,其被配置为(i)经由通信接口30接收由各个机器人16使用地图12的静态副本在环境14内执行自定位所生成的记录数据22,以及(ii)通过运行使用所接收的记录数据22的同时定位与地图构建(SLAM)算法来执行地图12的更新。

[0164] 2.根据实施例1所述的计算机设备10,其中处理电路(32)被配置为在触发的基础上执行更新。

[0165] 3.根据实施例2所述的计算机设备10,其中触发基础是周期性基础,并且其中处理电路32被配置为根据定义的间隔重复执行更新。

[0166] 4.根据实施例3所述的计算机设备10,其中处理电路32被配置为根据在一个或多个重复更新时由计算机设备10确定的地图改变的程度或性质来调整所定义的间隔。

[0167] 5.根据实施例2所述的计算机设备10,其中触发基础是地图质量基础,并且其中处理电路32被配置为响应于确定地图12的质量已经退化超过阈值量而执行更新。

[0168] 6.根据实施例1—5中任一项实施例所述的计算机设备10,其中处理电路32被配置为生成警告,指示更新的执行,或者指示由更新产生的地图12的更新版本的可用性。

[0169] 7.根据实施例1—6中任一项实施例所述的计算机设备10,其中处理电路32被配置为启动将地图更新信息传输到各个机器人16,以供每个机器人16在更新地图12的局部静态副本时使用,地图更新信息包括地图12的更新版本或指示对地图12的更新的改变数据。

[0170] 8.根据实施例7所述的计算机设备10,其中处理电路32被配置为响应于计算机设备10接收到指示允许发起传输的输入信号而发起地图更新信息的传输。

[0171] 9. 根据实施例1—8中任一项实施例所述的计算机设备10, 其中通信接口30是被配置为无线地接收所记录的数据22的无线通信接口。

[0172] 10. 根据实施例1—9中任一项实施例所述的计算机设备10, 其中来自每个机器人16的记录数据22包括来自自由机器人16使用的一种或多种类型的传感器的传感器数据。

[0173] 11. 根据实施例10所述的计算机设备, 其中所述传感器数据包括测程数据。

[0174] 12. 根据实施例10或11所述的计算机设备, 其中来自每个机器人16的记录数据22包括由每个机器人16使用蒙特卡罗定位器(MCL)函数生成的粒子滤波数据。

[0175] 13. 根据实施例12所述的计算机设备10, 其中由计算机设备10运行的SLAM算法是基于粒子滤波器的SLAM算法, 其使用包括在来自各个机器人16的粒子滤波器数据中的粒子来确定地图12的地图更新信息(MUI)24。

[0176] 14. 根据实施例13所述的计算机设备10, 其中来自每个机器人16的粒子滤波数据包括粒子, 每个粒子表示机器人16在环境14内的可能姿态。

[0177] 15. 根据实施例10—14实施例所述的计算机设备10, 其中处理电路32被配置为根据所定义的累积间隔或音量阈值来累积所接收的记录数据, 以形成数据批, 并且其中处理电路还被配置为通过在数据批上运行SLAM算法来执行地图12的更新。

[0178] 16. 一种由计算机设备10操作的方法300, 该方法300包括 (a) 接收(框302)由在环境14内操作的各个机器人16生成的记录数据22, 以及 (b) 通过运行使用所接收的传感器和记录数据22的同时定位与地图构建(SLAM)算法来执行(框304)地图12的更新。

[0179] 17. 根据实施例16所述的方法300, 还包括在触发的基础上执行所述更新。

[0180] 18. 根据实施例17所述的方法300, 其中所述触发基础是周期性基础, 并且其中所述方法300包括根据定义的间隔重复地执行所述更新。

[0181] 19. 根据实施例18所述的方法300, 其中方法300还包括根据在一个或多个重复更新时由计算机设备10确定的地图改变的程度或性质来调整所定义的间隔。

[0182] 20. 根据实施例17所述的方法300, 其中所述触发基础是地图质量基础, 且其中所述方法300包含响应于确定所述地图12的质量已退化超过阈值量而执行所述更新。

[0183] 21. 根据实施例16—20中任一项实施例所述的方法300, 该方法还包括生成警告, 该警告指示更新的执行, 或者指示由更新产生的地图12的更新版本的可用性。

[0184] 22. 根据实施例16—21中任一项实施例所述的方法300, 还包括启动将地图更新信息24传输到各个机器人16, 以供每个机器人16在更新地图12的局部静态副本时使用, 地图更新信息(MUI)24包括地图12的更新版本或指示对地图12的更新的改变数据。

[0185] 23. 根据实施例22所述的方法300, 响应于计算机设备10接收到指示允许启动传输的输入信号, 启动地图更新信息的传输。

[0186] 24. 根据实施例16—23中任一项实施例所述的方法300, 其中方法300包括无线地接收记录数据22。

[0187] 25. 根据实施例16—24中任一项实施例所述的方法300, 其中来自每个机器人16的记录数据22包括经由机器人(16)的一种或多种类型的传感器获得的传感器数据, 其中传感器数据可以包括由机器人16用于在环境14中自定位的环境传感数据, 并且其中记录数据22还可以包括定位处理结果, 例如来自自由机器人16用于在环境14中自定位的基于粒子滤波器的定位算法的粒子。

[0188] 26. 根据实施例25所述的方法300, 其中由计算机设备10运行的SLAM算法是基于粒子滤波器的SLAM算法, 其使用包括在来自各个机器人16的记录数据22中的粒子滤波器数据中的粒子来确定地图12的更新版本。

[0189] 27. 根据实施例25—27中任一项实施例所述的方法300, 其中方法300包括根据所定义的累积间隔或容量阈值来累积所接收的记录数据22, 以形成数据批, 并且其中处理电路32还被配置为通过在数据批上运行SLAM算法来执行地图12的更新。

[0190] 28. 一种机器人16, 包括: (a) 驱动系统40, 其被配置为在环境14内移动机器人16; (b) 测程系统42, 其被配置为基于航位推算来跟踪机器人16在环境14内的移动; (c) 环境感测系统44, 其被配置为感测环境14的特性; 以及 (d) 机器人控制系统46。机器人控制系统46被配置成 (i) 当机器人16在环境14中操作时执行机器人16的自定位, 该自定位是使用保存在机器人16的存储器48中的环境14的地图12的静态副本来执行的, (ii) 将数据记录为记录数据22, 该记录数据22是在机器人16在环境14中操作期间由机器人16的一种或多种类型的传感器生成的, 以及 (iii) 经由通信链路18将记录数据22发送到远程计算机设备10或其代理20, 以供计算机设备10在更新地图12时使用。

[0191] 29. 根据实施例28所述的机器人16, 其中所述机器人控制系统46还被配置为: (a) 接收地图更新信息 (MUI) 24, 所述地图更新信息包括地图12的更新版本, 或指示对地图12的更新的改变数据, 所述地图更新信息由远程计算机设备使用由机器人16发送的记录数据22或由在环境14中操作的一个或多个其他机器人16发送的类似记录数据来生成, (b) 根据地图更新信息确定地图12的更新的局部静态副本, 以及 (c) 当在环境14中操作时执行进一步的自定位, 机器人16使用地图12的更新的局部静态副本执行进一步的自定位。

[0192] 30. 根据实施例28或29所述的机器人 (16), 其中所述机器人控制系统 (46) 被配置为执行所述自定位, 并且此外, 使用基于粒子滤波的蒙特卡罗定位器 (MCL) 功能来执行所述自定位。

[0193] 31. 根据实施例28—30中任一项实施例所述的机器人, 其中所述自定位基于运行基于粒子滤波的算法的机器人控制系统46, 并且其中由机器人控制系统46记录的记录数据22至少包括由机器人16的环境感测系统44获得的环境感测数据, 用于执行机器人16在环境14中的自定位, 其中, 记录数据22还可以包括由粒子滤波算法产生的粒子滤波数据和从测程系统42获得并由机器人控制系统46用于执行机器人16在环境14中的自定位的测程数据中的至少一个, 并且其中, 环境传感数据包括来自包括在环境传感系统44中的一种或多种类型的传感器的传感器数据。

[0194] 32. 根据实施例31所述的机器人16, 其中粒子滤波数据包括粒子。

[0195] 33. 一种由机器人16执行的方法400, 所述方法400包括: (a) 当机器人16在环境14中操作时, 执行 (框402) 机器人16的自定位, 所述自定位使用保存在机器人16的存储器48中的环境14的地图12的静态副本来执行; (b) 将数据记录 (框404) 为记录数据22, 所述数据是当机器人16在环境14中操作时, 从机器人16的一种或多种类型的传感器生成的数据, 以及 (c) 经由通信链路18向远程计算机设备10或其代理20传输 (框406) 记录数据22, 以供计算机设备10在更新地图12时使用。

[0196] 图15示出了根据一个实施例的计算机设备10的操作方法1500, 其中该方法1500可以理解如图3、5和6中所示的操作的组合, 或者这些操作的变型或扩展。

[0197] 方法1500包括计算机设备10根据环境14的静态地图12监视(框1502)在环境14中执行自主导航的一个或多个机器人16的定位质量。任何特定机器人16在任何特定时间所经历的定位质量取决于静态地图12的相关部分与由机器人16感测的局部环境特征一致的程度。例如,在给定的扫描周期期间由机器人16获得的激光扫描数据或点云数据指示环境14中的某些特征,例如角落、门口等,并且定位质量取决于静态地图12包括与和扫描数据相关联的机器人16的位置和取向有关的相同或相似特征的程度。概括地说,每个机器人16包括用于感测其在较大环境14内的局部周围环境的一种或多种类型的传感器,并且这种数据可以被称为环境感测数据。

[0198] 方法1500还包括计算机设备10响应于一个或多个机器人中的一个或多个机器人的所监视的定位质量下降到所定义的阈值以下而触发更新过程(来自框1504的“是”)。执行更新过程包括计算机设备10输出(框1506)静态地图12的地图更新信息,以传输到一个或多个机器人16。根据历史记录数据23计算地图更新信息,历史记录数据23是基于在环境14中操作期间报告记录数据22的一个或多个机器人16中的一个或多个收集的,来自任何特定机器人16的记录数据22包括由特定机器人16使用的传感器数据,用于执行环境14内的自主导航的定位,以及由特定机器人16执行的定位处理生成的相应测程数据和相应定位数据中的一个或两者。

[0199] 更新过程还包括例如计算机设备10根据随后可用于计算机设备10的历史记录数据23来计算作为更新过程的一部分的地图更新信息24。

[0200] 在至少一个实施例中,计算机设备10还基于由计算机设备10根据由计算机设备10对更新过程的一个或多个先前执行而确定的历史更新信息来计算地图更新信息24。

[0201] 在一个或多个实施例中,计算机设备10被配置为在循环的基础上计算地图更新信息24,并且每次这样的计算使用随后可用于计算机设备10的历史记录数据23。这样的实施例中的更新过程输出最近计算的地图更新信息。

[0202] 在至少一个实施例中,输出地图更新信息24包括响应于接收到指示地图更新信息24的可接受的地图质量的用户输入,有条件地将地图更新信息24传输到一个或多个机器人16。有条件地输出地图更新信息24包括例如输出图形信息以显示给计算机设备10的用户。图形信息是根据地图更新信息24更新的静态地图12的图形描绘,以供用户确定地图更新信息24的质量是否可接受。这种操作出现在图16中,图示为操作1506A、1506B和1506C。

[0203] 输出地图更新信息24包括将地图更新信息24发送到一个或多个机器人16中的一个或多个,或者将地图更新信息24发送到将地图更新信息24转发到一个或多个机器人16的代理设备20。

[0204] 在至少一个实施例中,输出地图更新信息24包括输出指示地图更新信息24可用于传输到一个或多个机器人16的提示,并且响应于来自计算机设备10的局部或远程用户的监督输入,将地图更新信息24传输到一个或多个机器人16或将地图更新信息24转发到一个或多个机器人16的代理设备20。

[0205] 方法1500的一个或多个实施例包括将一个或多个机器人16的数据记录限制到环境内的指定区域。例如,计算机设备10输出标识指定区域的地图信息,以传输到一个或多个机器人16。指定区域可以是用户配置的,例如其中计算机设备接收定义指定区域的用户输入。

[0206] 一个或多个实施例中的方法1500包括在地图更新信息的计算期间识别地图状态的周期性改变,其中这种周期性改变被称为地图模态。各个地图模态与相应的时间间隔,例如,一天中的时间相关联。在至少一个这样的实施例中,地图更新信息24包括反映不同地图模态的两个或更多模态地图,以供一个或多个机器人16在与地图模态相关联的相应时间间隔期间使用。因此,在一个或多个实施例中,机器人根据地图更新信息24更新它们各自的静态地图12的副本将具有用于在相应时间部署的特定模态绘制。

[0207] 方法1500还可以包括计算机设备10计算地图更新信息24,作为触发更新过程的一部分或基于循环,使得地图更新信息24可用于触发更新过程。计算机设备10对地图更新信息24的计算的任何特定实例依赖于随后可用于计算机设备10的历史记录数据23。

[0208] 在历史记录数据23跨越一个或多个机器人16中的一个或多个的环境14内的一个或多个操作时间的间隔的至少一个实施例中,方法1500还包括计算机设备10识别由各个机器人16相对于环境14内的相同区域做出的定位确定或特征观测中的差异,并在地图更新信息24的计算期间解决差异。在地图更新信息的计算期间解析差异包括例如解析来自一个或多个机器人16中的第一个机器人的第一数据与来自一个或多个机器人16中的第二个机器人的相关第二数据之间的差异,其中解析是使用最近的数据,如第一数据与第二数据之间的数据。

[0209] 在一个或多个实施例中,一个或多个机器人16中的每一个使用机器人实例化的蒙特卡罗定位器(MCL)根据静态地图12在环境14中执行自主导航,该机器人实例化的蒙特卡罗定位器是基于粒子滤波器的并且执行定位但不更新静态地图。相应地,至少一个这样的实施例中的方法1500包括计算机设备10通过相对于历史记录数据(23)中表示的每个机器人(16)执行耦合过程来计算地图更新信息24,其中计算机设备10运行基于粒子滤波器的设备实例化SLAM过程,并且同时执行静态地图12的定位和更新,以及执行解耦过程,所述解耦过程从由所述机器人实例化的MCL执行的各个定位循环中克隆所选择的粒子,并且使用与所述机器人实例化的MCL所使用的运动模型相同的运动模型来演化所选择的粒子,但是具有针对每个粒子的地图更新的附加步骤。耦合过程独立于在机器人实例化的MCL中发生的粒子演化,但基于在机器人实例化MCL中使用的测程数据和相应环境感测数据来进化设备实例化的SLAM过程的粒子。在一个或多个实施例中,这样的操作被包括在这里描述的整个BOMU过程中。

[0210] 这样的实施例中的方法还包括计算机设备10比较经由耦合过程和解耦过程确定的地图更新,以获得最终的地图更新,用于作为地图更新信息24输出。最终的地图更新是基于从包括耦合过程的耦合粒子和解耦过程的解耦粒子的粒子池中根据定位分数确定最佳粒子。

[0211] 根据一个或多个实施例的计算机设备10包括通信接口30和可操作地与通信接口30相关联的处理电路32。处理电路32被配置为执行以上针对方法1500描述的操作中的任何一个或多个。例如,处理电路32被配置为根据环境14的静态地图(12)监视在环境(14)中执行自主导航的一个或多个机器人(16)的定位质量,任何特定机器人16在任何特定时间所经历的定位质量取决于静态地图12的相关部分与由机器人16感测的局部环境特征一致的程度。此外,处理电路32被配置成响应于一个或多个机器人16中的一个或多个机器人的所监视的定位质量下降到所定义的阈值以下而触发更新过程。

[0212] 更新过程包括处理电路32输出静态地图12的地图更新信息24,以传输到一个或多个机器人16。基于在环境14中的操作期间报告记录数据22的一个或多个机器人16中的一个或多个,从历史记录数据23计算地图更新信息24,并且来自任何特定机器人16的记录数据22包括由特定机器人16用于执行环境14内的自主导航的定位的传感器数据,以及在由特定机器人16执行的定位处理中使用的相应测程数据和相应定位数据中的一个或两者。

[0213] 考虑到上述示例,所公开的发明不限于所公开的特定实施例,并且修改和其他实施例包括在本发明的范围内。尽管这里可以使用特定的术语,但是它们仅仅是在一般和描述性的意义上使用的,而不是为了限制的目的。

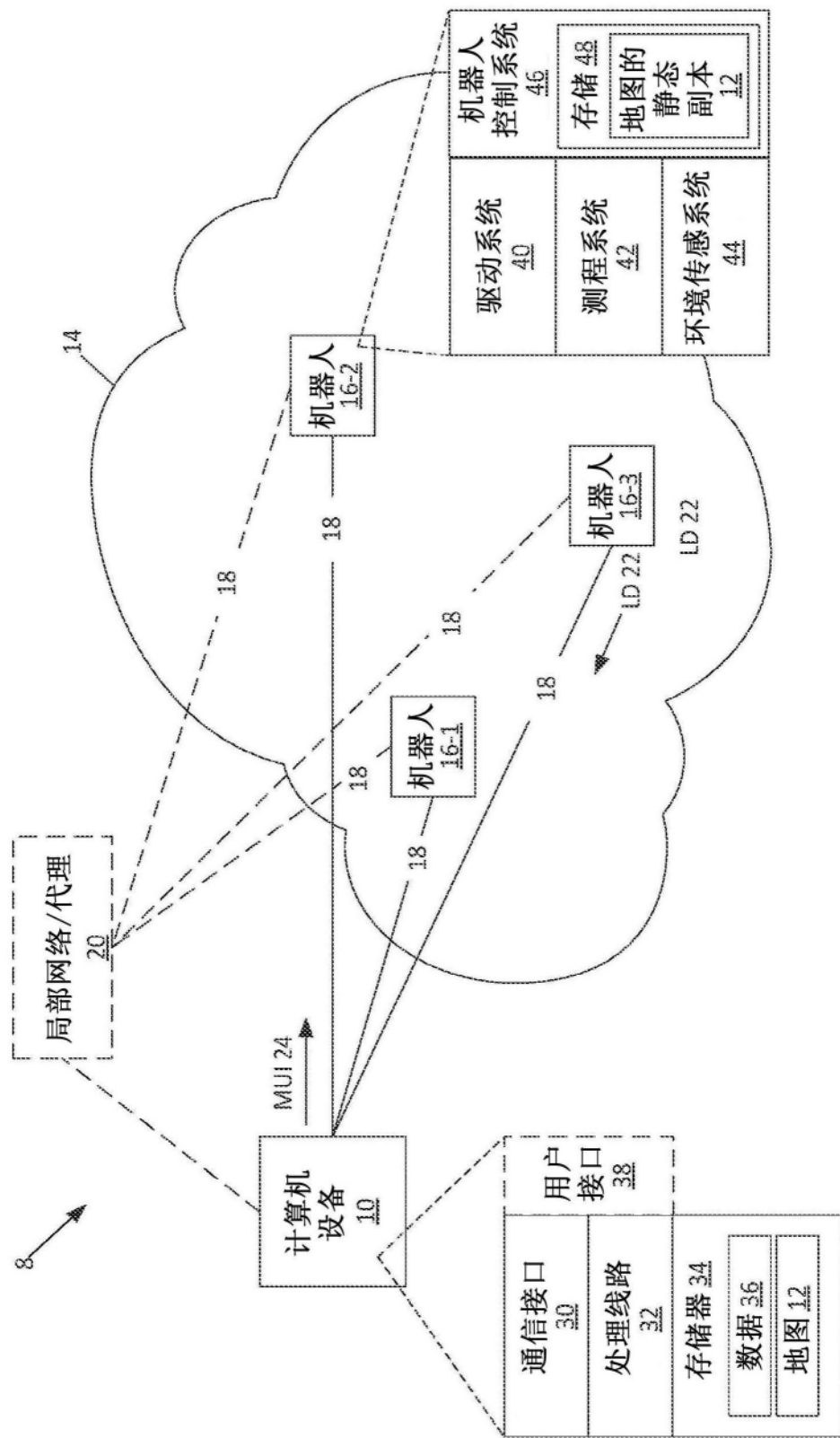


图1

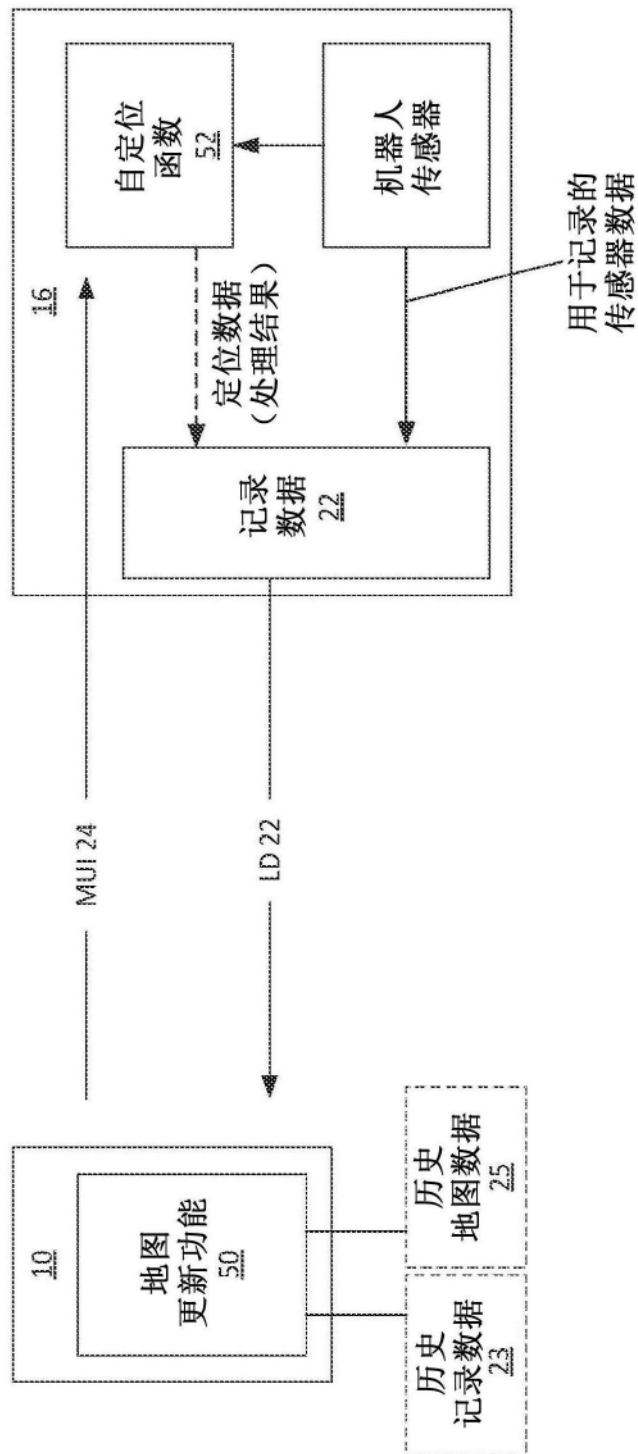


图2

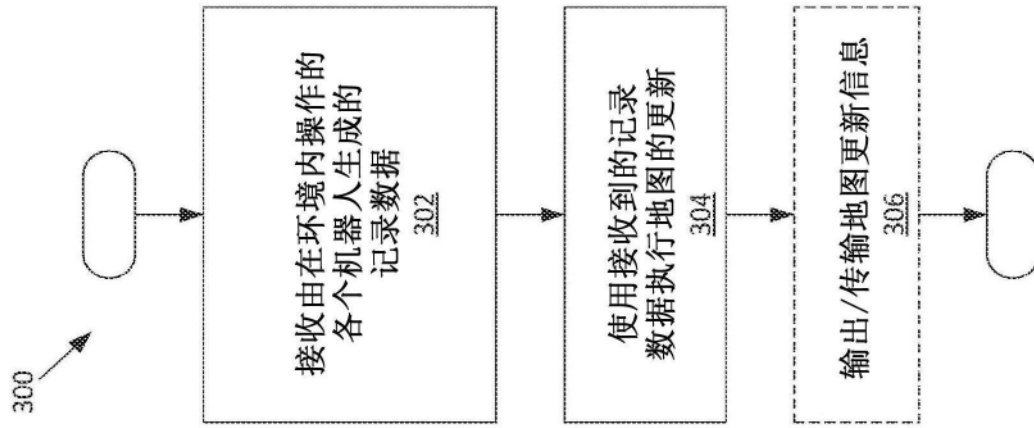


图3

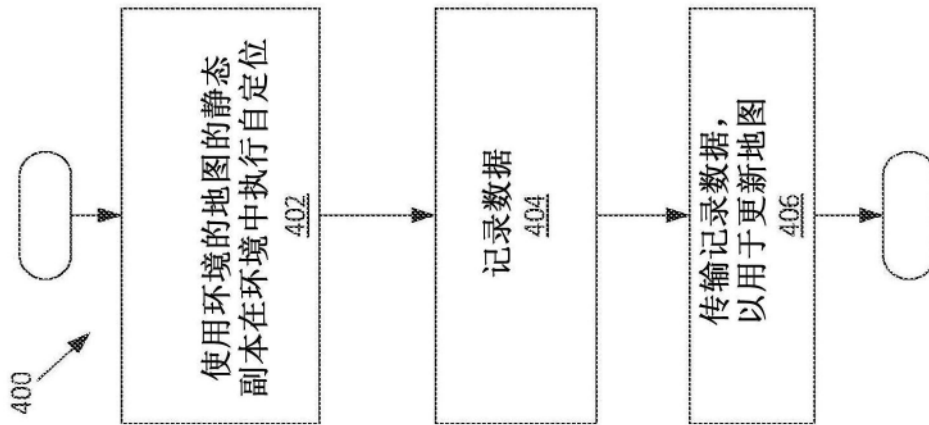


图4

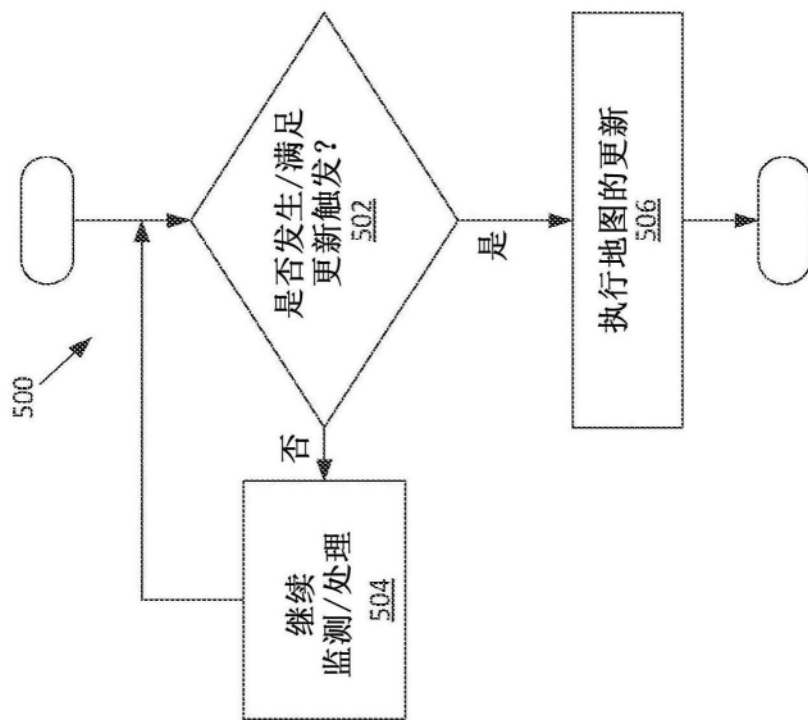


图5

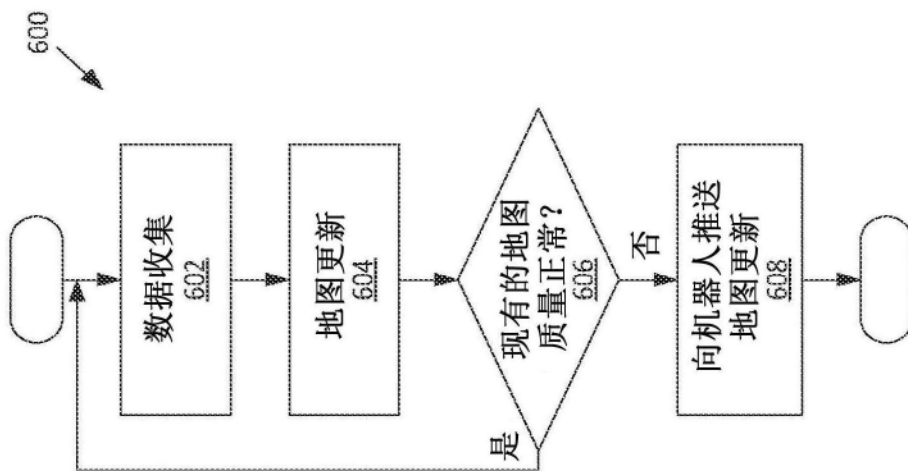


图6

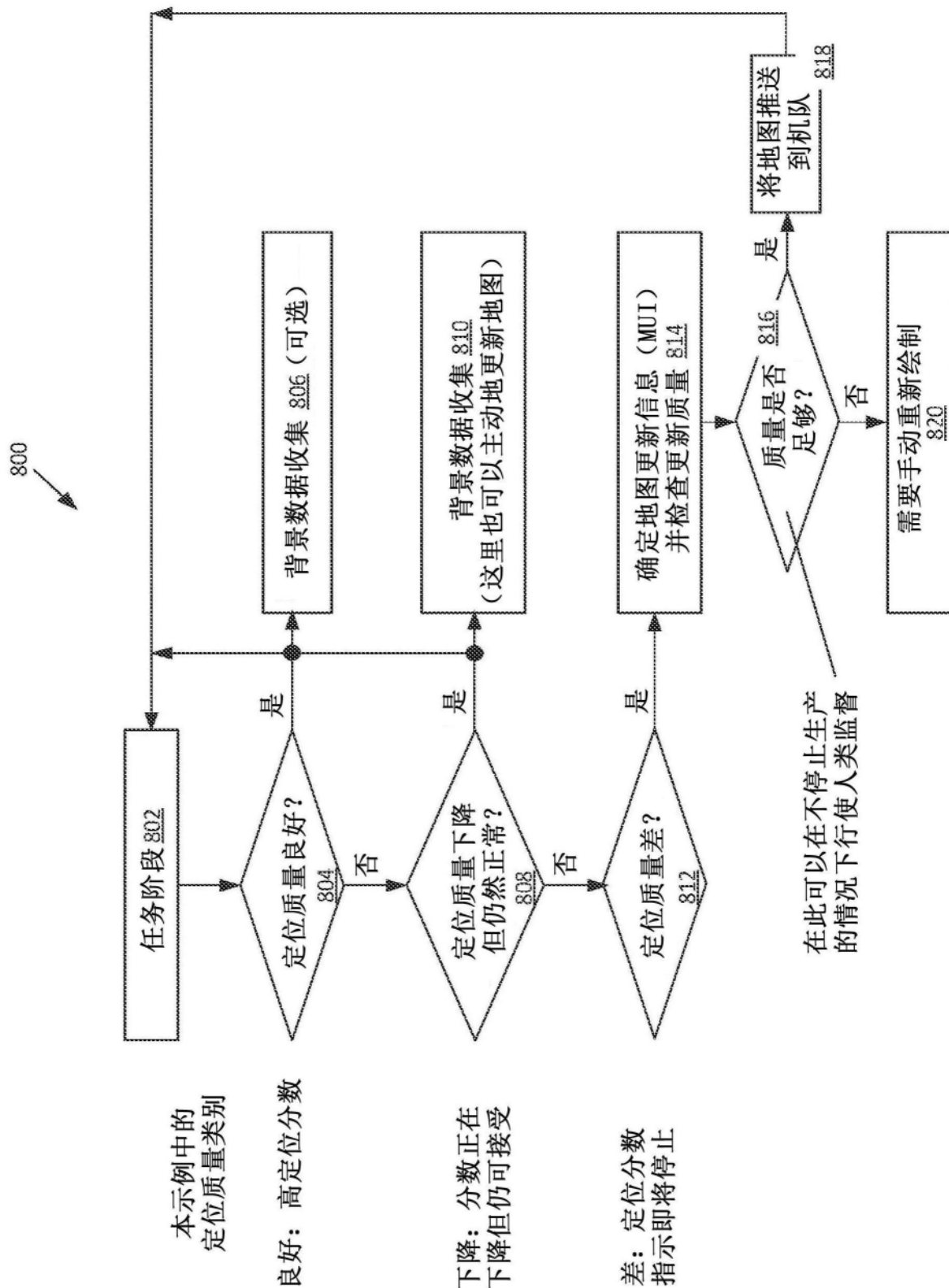


图8

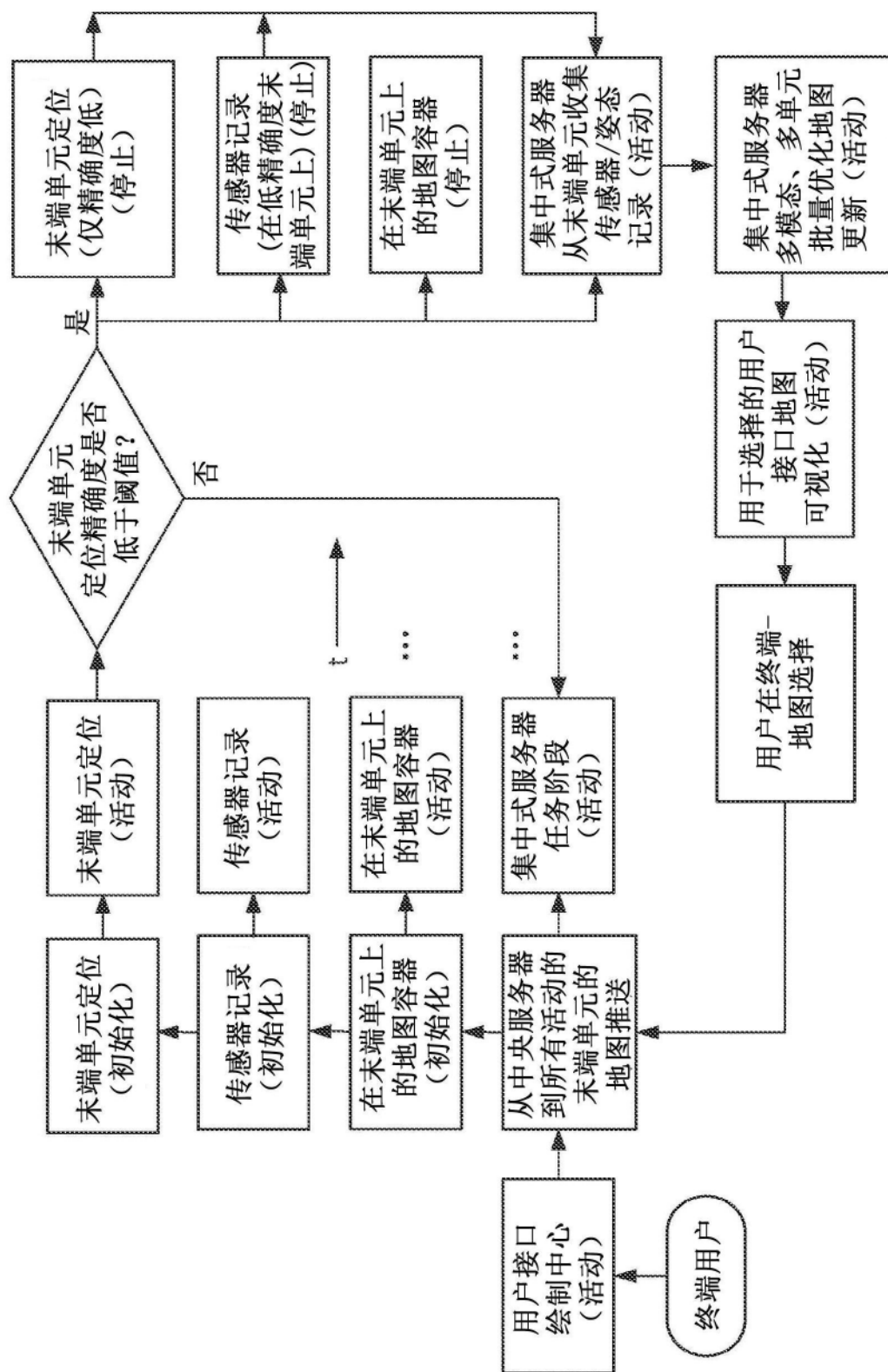


图9

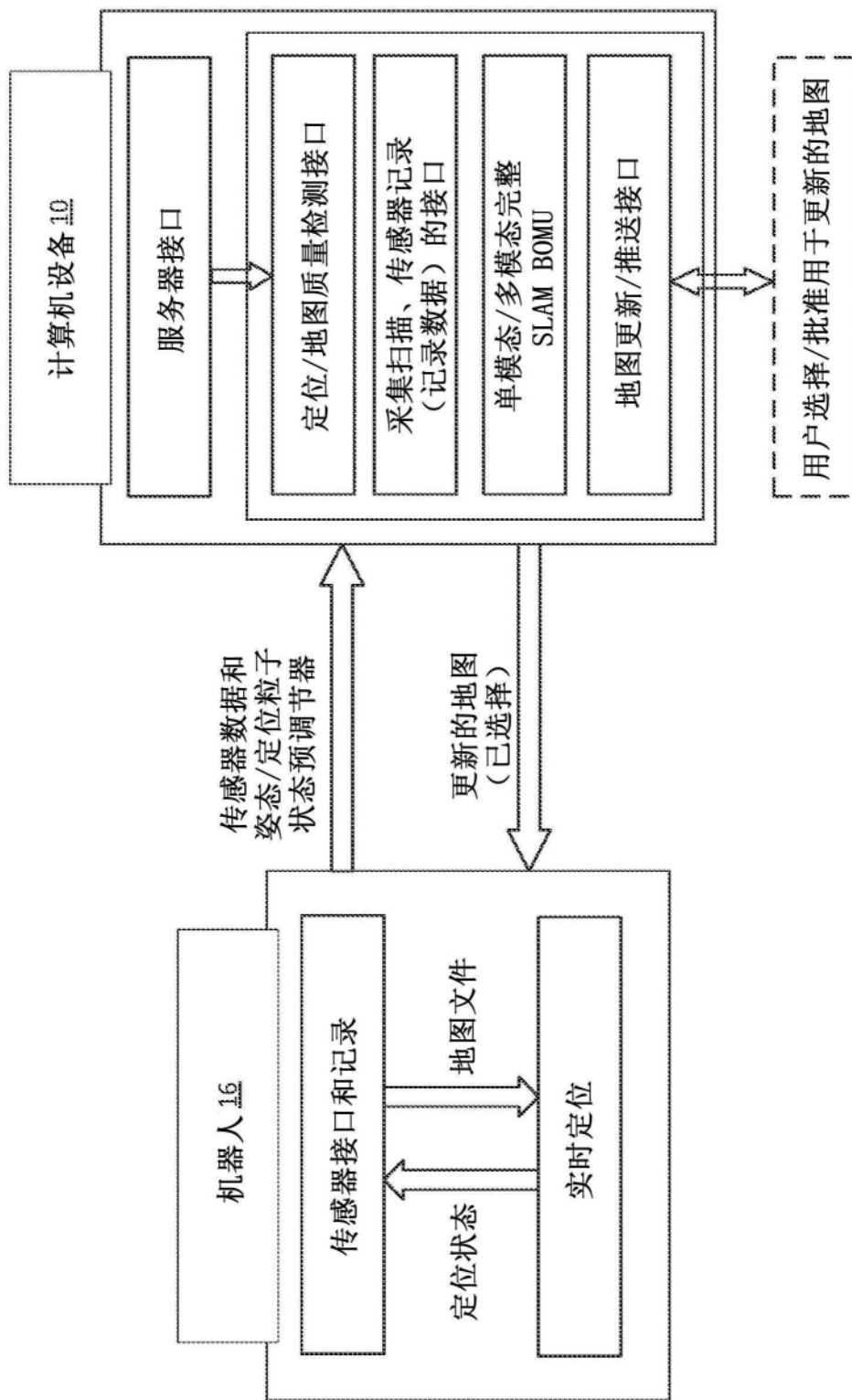


图10

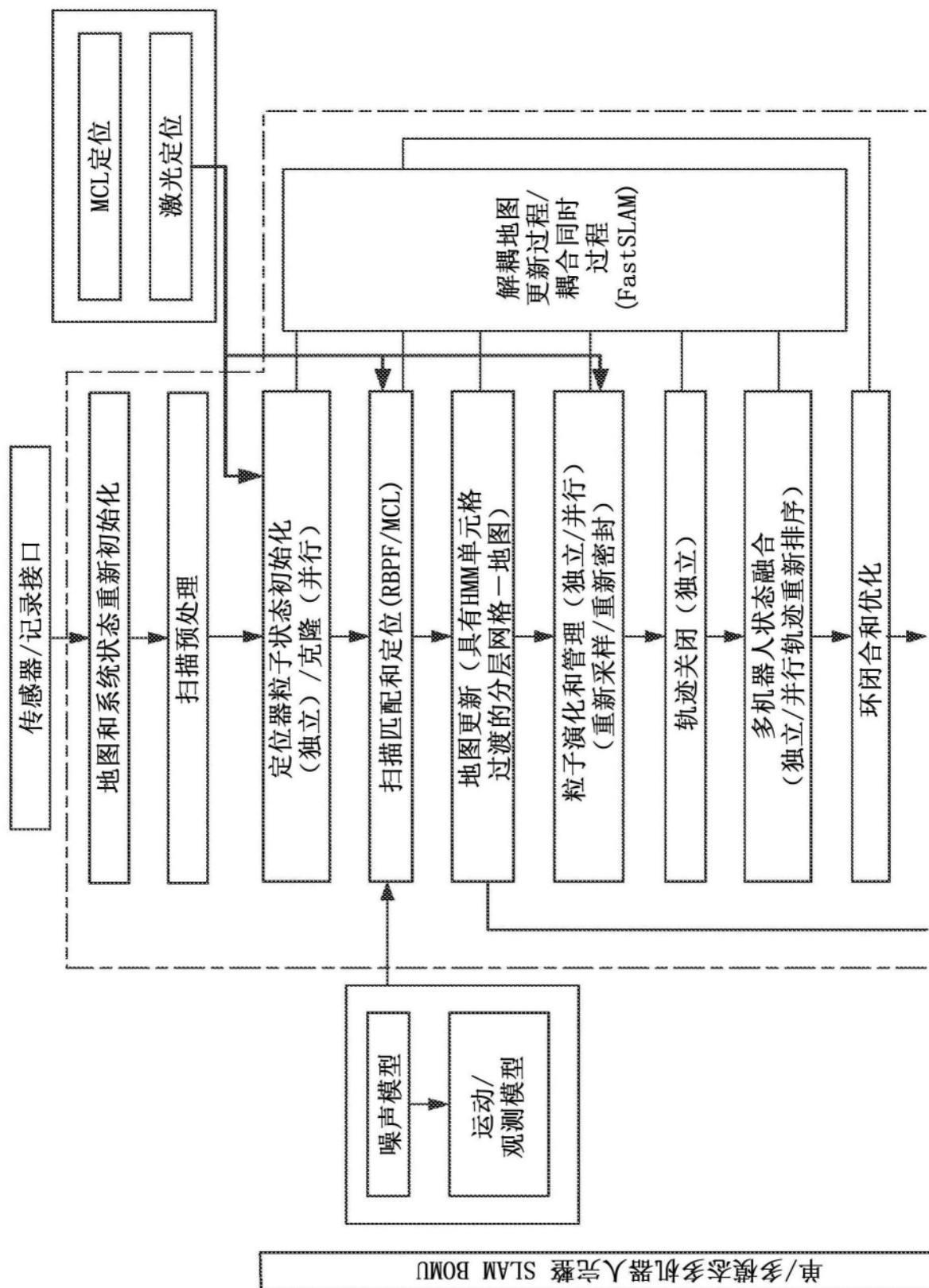


图11A

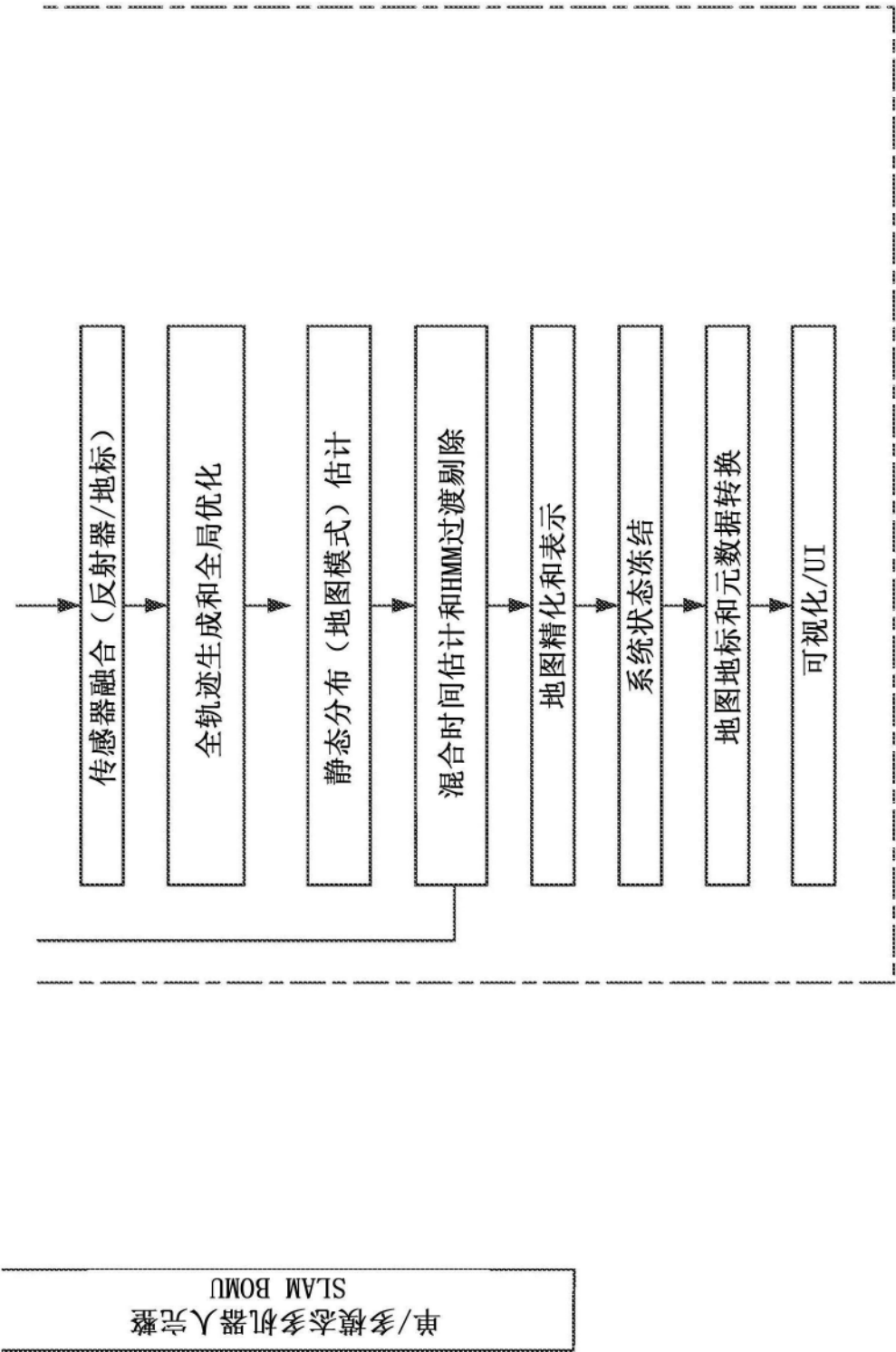


图11B

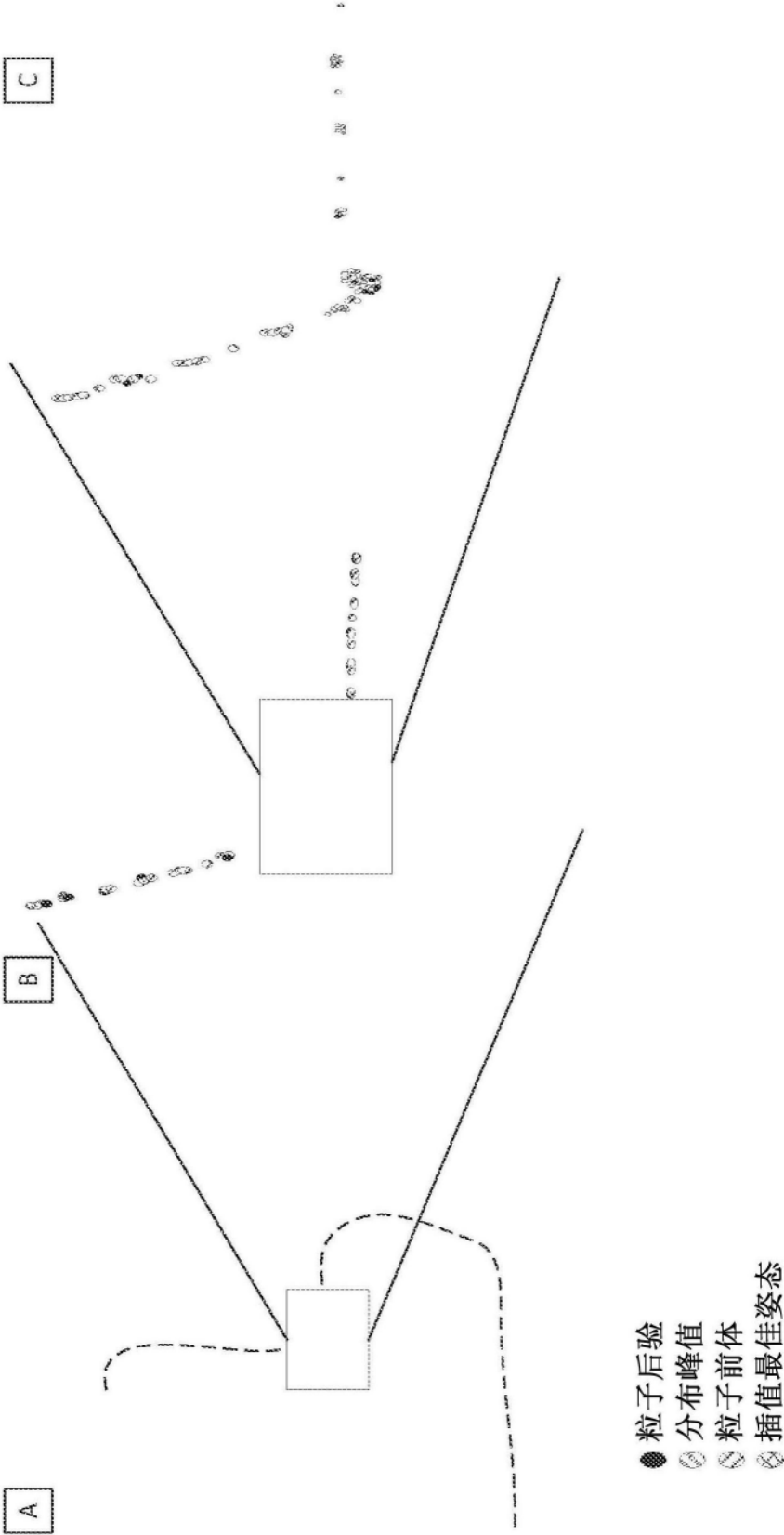


图12

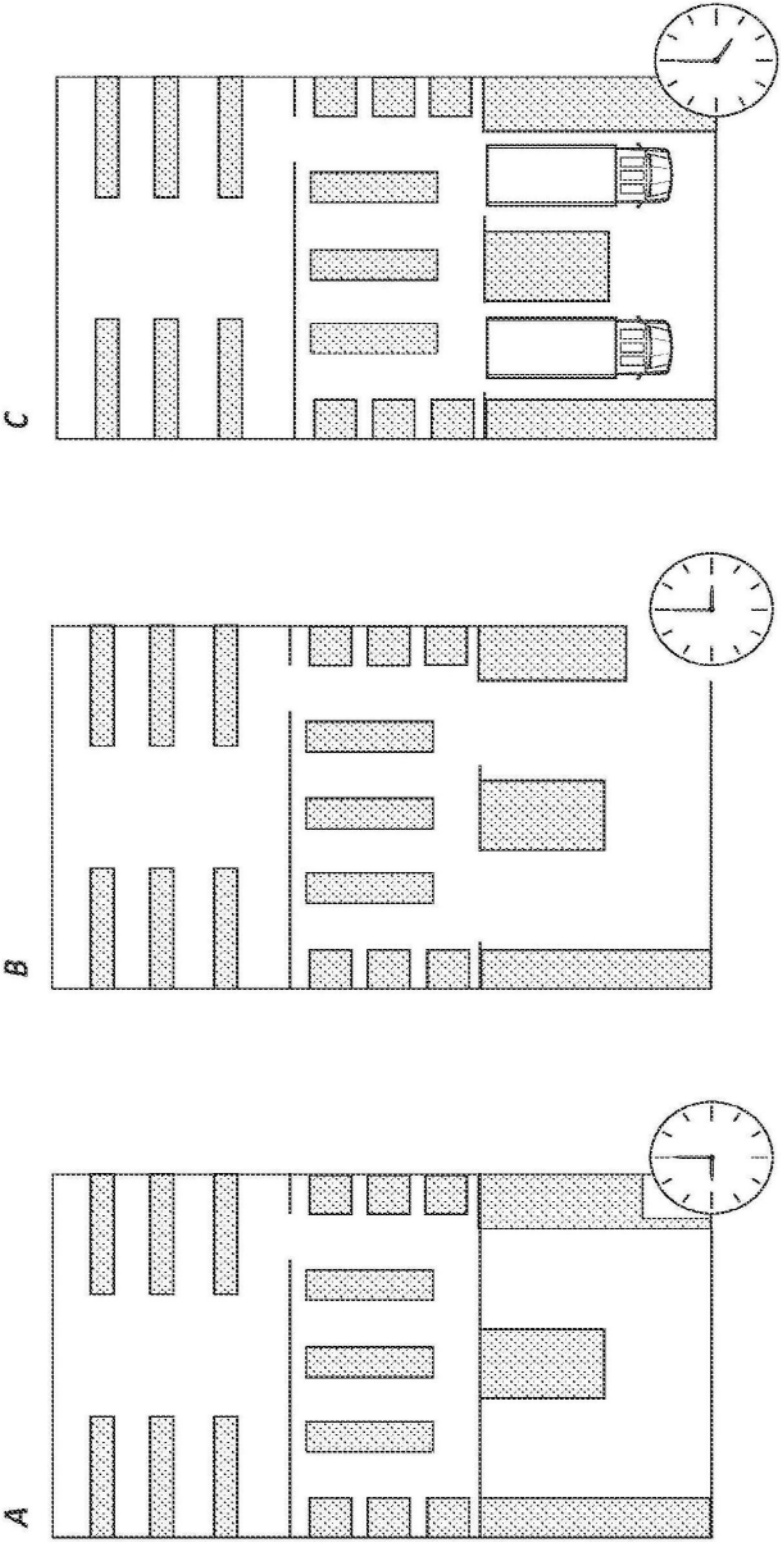


图13

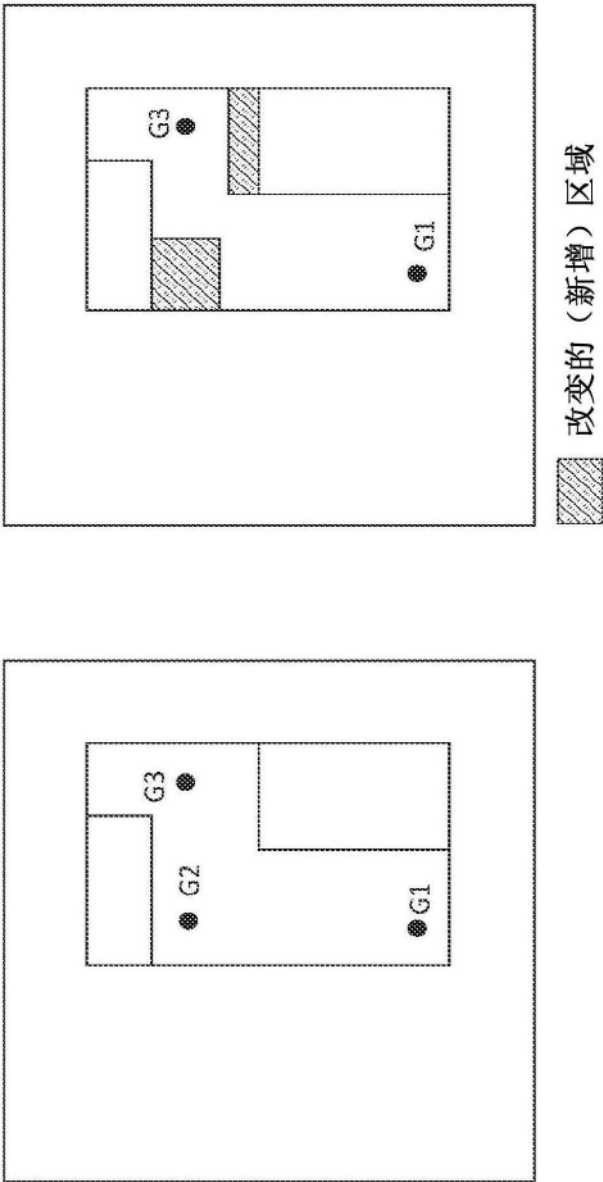


图14

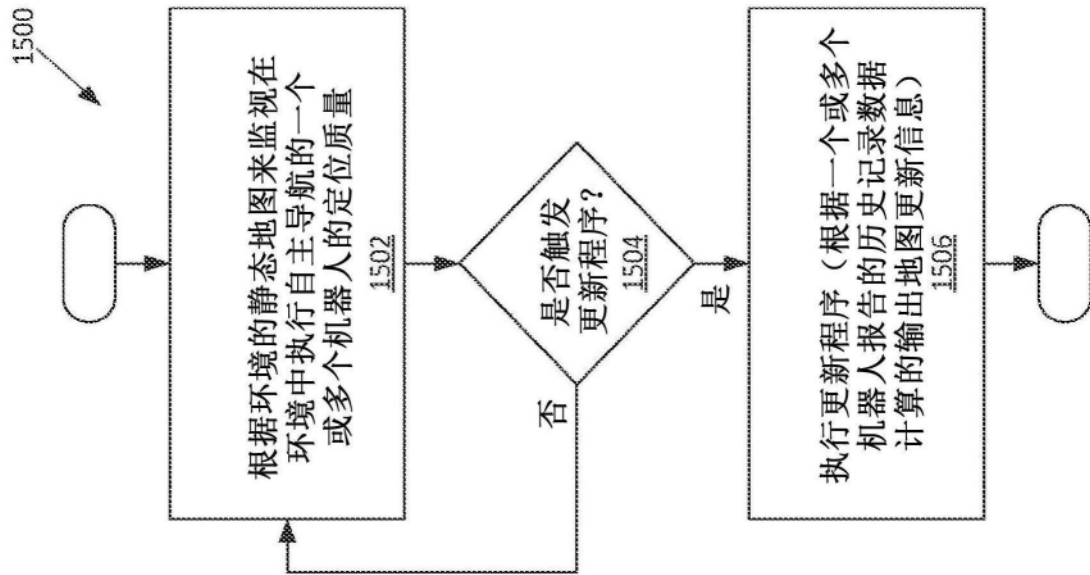


图15

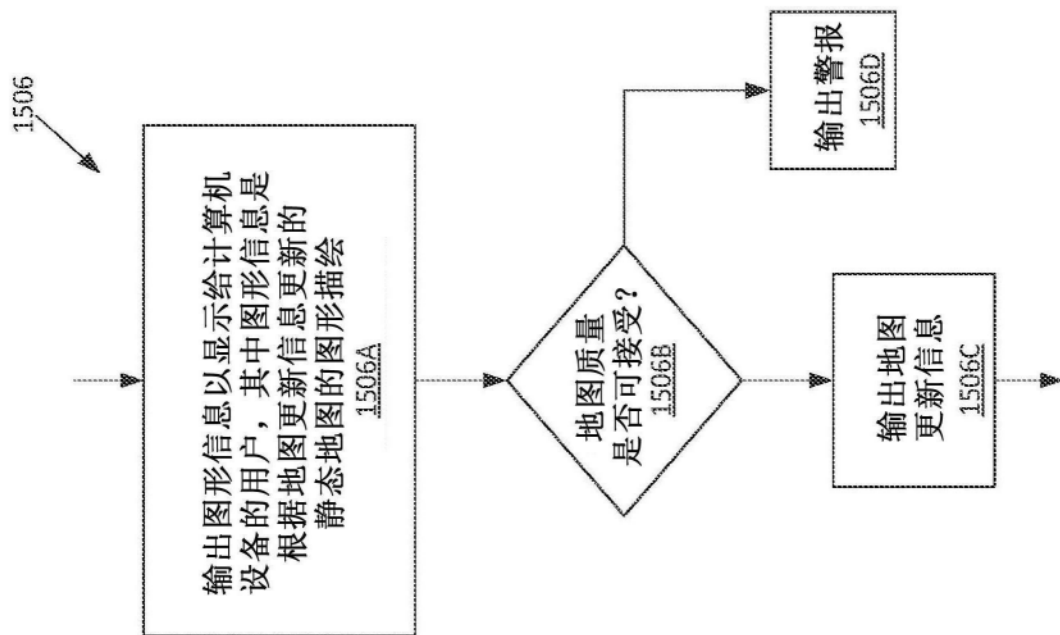


图16