



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115900712 B

(45) 授权公告日 2023.08.29

(21) 申请号 202211370895.9
(22) 申请日 2022.11.03
(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115900712 A

G01S 19/49 (2010.01)
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/044 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)

(43) 申请公布日 2023.04.04
(73) 专利权人 深圳大学
地址 518054 广东省深圳市南山区粤海街
道南海大道3688号

(56) 对比文件

CN 111291984 A, 2020.06.16
CN 114894189 A, 2022.08.12
EP 3188087 A1, 2017.07.05
US 2022046386 A1, 2022.02.10
CN 111811502 A, 2020.10.23
CN 114019552 A, 2022.02.08
WO 2020156028 A1, 2020.08.06

(72) 发明人 李清泉 张德津 张伟 陈建帆
张星

夏宋鹏程; 裴凌; 朱一帆; 邹丹平; 陈新; 陈雷. 基于GNSS硬件在环的多源融合定位高逼真仿真方法. 中国惯性技术学报. 2020, 第28卷(第02期), 第265-272页.

(74) 专利代理机构 北京国昊天诚知识产权代理有限公司 11315
专利代理师 黎雷

审查员 田颖

(51) Int. Cl.
G01C 21/20 (2006.01)
G01C 21/16 (2006.01)
G01S 19/48 (2010.01)

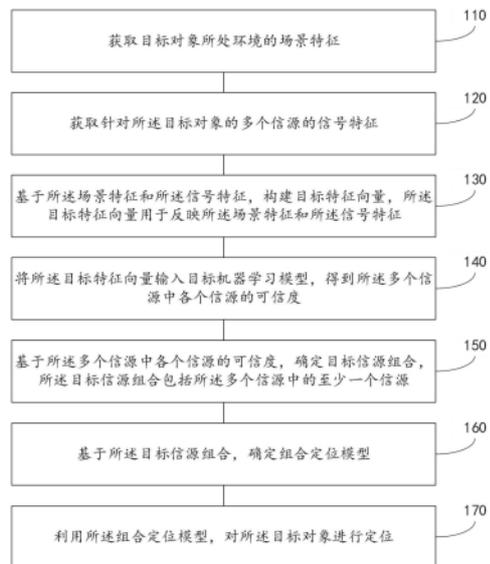
权利要求书2页 说明书16页 附图5页

(54) 发明名称

一种信源可信度评价组合定位方法

(57) 摘要

本申请公开了一种信源可信度评价组合定位方法,属于智能机器人领域。所述信源可信度评价组合定位方法包括:获取目标对象所处环境的场景特征;获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征;基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;将所述目标特征向量输入目标机器学习模型,得到所述多个信源中各个信源可信度;基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定用于定位的目标信源组合,所述目标信源组合包括所述多个信源中的至少一个信源;基于所述目标信源组合,确定组合定位模型;利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位。



1. 一种信源可信度评价组合定位方法,其特征在于,包括:
 - 获取目标对象所处环境的场景特征;
 - 获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征;
 - 基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;
 - 构建具有自学习能力的目标机器学习模型;
 - 将所述目标特征向量输入所述目标机器学习模型,得到所述多个信源中各个信源可信度;
 - 基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合;
 - 基于所述目标信源组合,确定组合定位模型;
 - 利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位;
 - 其中,所述多个信源包括:定位卫星信号、惯导器件信号、激光雷达、可视图像中的至少二者;
 - 在所述多个信源包括定位卫星信号的情况下,所述信号特征包括:精度因子、卫星数、信噪比和卫星数变化率中的至少一者,其中,通过读取卫星观测数据文件获取所述精度因子和所述卫星数,获取所述信噪比包括从卫星观测数据文件中读取各卫星的信噪比并计算平均值和均值,获取卫星数变化率包括从卫星观测数据文件中读取前后历元卫星数;
 - 在所述多个信源包括可视图像的情况下,所述信号特征包括:点特征、边缘特征、灰度特征、信息熵、相似度和重叠度中的至少一者,其中,获取所述点特征包括利用SIFT算法从所述可视图像中提取所述点特征,获取所述边缘特征包括利用Brenner梯度函数计算清晰度以及利用Tenengrad梯度函数提取水平梯度值和垂直方向梯度值,获取所述灰度特征包括根据所述可视图像的灰度值计算所述灰度特征,获取所述信息熵包括利用所述灰度值及所述灰度值对应的概率计算所述信息熵,获取所述相似性包括利用均值哈希算法计算所述相似性,获取所述重叠度包括计算前后帧图像之间的重叠度;
 - 在所述多个信源包括激光雷达的情况下,所述信号特征包括:关键点,其中,获取所述关键点包括利用SIFT算法从点云中提取所述关键点;
 - 在所述多个信源包括惯导器件信号的情况下,所述信号特征至少包括:速度、角度和时间,其中,通过积分算法获取所述速度,所述角度和所述时间;
 - 其中,所述获取目标对象所处环境的场景特征包括:基于传感器观测数据获取目标对象所处环境的场景特征;
 - 所述获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征包括:基于信源观测数据获取目标对象上搭载的多个信源的信号特征;
 - 所述基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,包括:基于二值量化和规范化方法构建融合所述场景特征和所述信号特征的目标特征向量;
 - 所述基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,包括:以组合信源整体可信度作为优化目标一,以组合信源种类数量作为优化目标二,将优化目标一和优化目标二作为多目标优化函数的两个子目标,整体构成多目标优化函数,确保选取的组合信源在可信度和数量两个目标达到整体最优化;采用多目标优化方法求解所述多目标优化函数的求解结果;基于所述求解结果,得到至少两个信源,并将所述至少两个信源作为目标信源

组合。

2. 根据权利要求1所述的信源可信度评价组合定位方法,其特征在于,所述目标机器学习模型为已经训练好的机器学习模型,所述目标机器模型的输入为目标特征向量,输出为信源可信度;所述目标机器学习模型用于实现信源的可信评价。

3. 根据权利要求1所述的信源可信度评价组合定位方法,其特征在于,所述基于所述目标信源组合,确定组合定位模型,包括:

从定位模型库中获取目标信源组合中各个信源对应的定位模型;

将各个信源对应的定位模型进行重组,得到组合定位模型。

4. 根据权利要求1所述的信源可信度评价组合定位方法,其特征在于,所述利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位,包括:

获取针对所述组合定位模型的约束方程;

结合所述组合定位模型的定位方程和所述约束方程进行求解计算,得到组合定位结果;

基于所述组合定位结果,确定所述目标对象的位置。

5. 根据权利要求1-4任一项所述的信源可信度评价组合定位方法,其特征在于,所述场景特征包括:空间特征、时间特征、运动特征、气象特征和大气特征中的至少一者。

一种信源可信度评价组合定位方法

技术领域

[0001] 本申请属于智能机器人技术领域,具体涉及一种信源可信度评价组合定位方法。

背景技术

[0002] 随着科技的发展,越来越多地场合使用智能电子设备(例如,智能机器人、无人机、无人车等)进行定位导航,在地面一般采用卫星定位方法,地下这会根据实际情况采用WIFI、UWB、视觉、激光和惯导融合的定位方法,不同的信源有着不同的特征,惯性有良好自主性但有累计误差;卫星能高精度定位,但有信号遮蔽问题;激光和视觉在能正确计算的条件下,具有良好的相对定位精度;UWB在局部范围有良好定位精度,但有需要通视的制约等。同时,在实际应用中,地面也不是一直有卫星信号,如桥梁、隧道、高楼遮蔽等,通常采用惯性、视觉、激光等方法,室内由于结构等原因,也会根据不同情况选择不同信源进行组合。组合定位是解决不同场景下定位的一个解决方案,但是由于场景影响和变换,不同信源在同一场景下的可用性或可靠性并不一样,同一信源在不同场景下也会表现出完全不一样的特性。因此,对信源、场景特征进行提取,建立评价模型,根据评价结果选取合适的组合是未来跨场景定位的趋势。

发明内容

[0003] 本申请实施例提供一种信源可信度评价组合定位方法和定位装置,能够在一定程度上解决相关技术中定位场景变化时,定位的精确性往往较差的问题。

[0004] 第一方面,提供一种信源可信度评价组合定位方法,包括:

[0005] 获取目标对象所处环境的场景特征;

[0006] 获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征;

[0007] 基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;

[0008] 将所述目标特征向量输入目标机器学习模型,得到所述多个信源中各个信源的可信度;

[0009] 基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,所述目标信源组合包括所述多个信源中的至少一个信源;

[0010] 基于所述目标信源组合,确定组合定位模型;

[0011] 利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位。

[0012] 可选地,在一个实施例中,基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,包括:

[0013] 基于目标原则,从所述多个信源中选取至少一个信源作为目标信源组合;

[0014] 其中,所述目标原则包括:第一目标原则和第二目标原则,所述第一目标原则包括选取的信源的可信度整体最优,即尽可能选取可信度较高的信源作为组合信源,所述第二目标原则包括选取的信源的数目最优,即尽可能选取较多类型的信源作为组合信源。

- [0015] 可选地,在一个实施例中,所述基于所述目标信源组合,确定组合定位模型,包括:
- [0016] 从定位模型库中获取目标信源组合中各个信源对应的定位模型;
- [0017] 将各个信源对应的定位模型进行重组,得到组合定位模型。
- [0018] 可选地,在一个实施例中,所述利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位,包括:
- [0019] 获取针对所述组合定位模型的约束方程;
- [0020] 结合所述组合定位模型的定位方程和所述约束方程进行求解计算,得到组合定位结果;
- [0021] 基于所述组合定位结果,确定所述目标对象的位置。
- [0022] 可选地,在一个实施例中,所述场景特征包括:空间特征、时间特征、运动特征、气象特征和大气特征中的至少一者。
- [0023] 可选地,在一个实施例中,所述多个信源包括:定位卫星信号、惯导器件信号、激光雷达、可视图像中的至少二者;
- [0024] 在所述多个信源包括定位卫星信号的情况下,所述信号特征包括:精度因子、卫星数、信噪比和卫星数变化率中的至少一者;
- [0025] 在所述多个信源包括可视图像的情况下,所述信号特征包括:点特征、边缘特征、灰度特征、信息熵、相似度和重叠度中的至少一者;
- [0026] 在所述多个信源包括激光雷达的情况下,所述信号特征包括:关键点;
- [0027] 在所述多个信源包括惯导器件信号的情况下,所述信号特征至少包括:速度、角度和时间。
- [0028] 第二方面,提供一种基于多信源的定位装置,包括:
- [0029] 获取模块,用于获取目标对象所处环境的场景特征;获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征;基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;
- [0030] 处理模块,用于将所述目标特征向量输入目标机器学习模型,得到所述多个信源中各个信源的可信度;基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,所述目标信源组合包括所述多个信源中的至少一个信源;基于所述目标信源组合,确定组合定位模型;
- [0031] 定位模块,用于利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位。
- [0032] 第三方面,本申请实施例提供了一种电子设备,该电子设备包括处理器和存储器,所述存储器存储程序或指令,所述程序或指令被所述处理器执行时实现如第一方面所述的方法中的步骤。
- [0033] 第四方面,本申请实施例提供了一种可读存储介质,所述可读存储介质上存储程序或指令,所述程序或指令被处理器执行时实现如第一方面所述的方法的步骤。
- [0034] 第五方面,本申请实施例提供一种计算机程序产品,该程序产品被存储在存储介质中,该程序产品被至少一个处理器执行以实现如第一方面所述的方法。
- [0035] 在本申请实施例中,通过获取场景特征和多个信源的信号特征,并基于获取到的特征,得到多个信源中各个信源的可信度,并基于可信度确定目标信源组合,进而确定组合定位模型,利用组合定位模型对目标对象进行定位。在此过程中,一方面由于考虑了目标对

象所处环境下的场景特征,可以使可信评价更加合理;另一方面,由于考虑了目标对象所处环境下多个信源中各个信源的可信度,并基于可信度得到适合目标对象所处环境的信源组合,因而可保证信源组合和目标对象所处环境具有较高的适配度。同时,在信源评估的过程中通过考虑多种信源,可以在一定程度上提高定位精度。另外,在所述目标信源组合包括多个信源的情况下,与目标对象所处环境具有较高的适配度的信源组合考虑了多种信源,相较于使用一种信源,可以在一定程度上提高定位的精度。综合这几个方面,在目标对象所处定位场景变化时,可以从多种信源中获取匹配变化后定位场景的目标信源组合,并基于目标信源组合中的信源对目标对象进行定位,能够在一定程度上解决相关技术中定位场景变化时,定位的精确性往往较差的问题。

附图说明

- [0036] 图1是本申请实施例提供的一种信源可信度评价组合定位方法的流程图;
- [0037] 图2-1是本申请实施例提供的一种目标机器学习模型的示意图;
- [0038] 图2-2是本申请实施例提供的另一种目标机器学习模型的示意图;
- [0039] 图3是本申请实施例提供的另一种信源可信度评价组合定位方法的流程图;
- [0040] 图4是本申请实施例提供的一种信源可信度评价组合定位方法的实施路线详图;
- [0041] 图5是本申请实施例提供的一种基于多信源的定位装置的结构框图。

具体实施方式

[0042] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚地描述,显然,所描述的实施例是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0043] 本申请的说明书和权利要求书中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便本申请的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施,且“第一”、“第二”等所区分的对象通常为一类,并不限定对象的个数,例如第一对象可以是一个,也可以是多个。此外,说明书以及权利要求中“和/或”表示所连接对象的至少其中之一,字符“/”,一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

[0044] 本申请实施例提供的一种信源可信度评价组合定位方法可应用于多种电子设备,下文以智能机器人为例进行论述,需了解的是,这仅为示例,而非限制。在本申请实施例中,多种定位技术可应用于智能机器人定位导航技术领域。这些定位技术可包括全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System,GNSS)技术、惯性导航系统(Inertial Navigation System,INS)技术、基于图像采集装置例如相机的视觉定位导航(Vision positioning and navigation,VPN)技术以及基于激光雷达的点云定位导航(Point cloud positioning and navigation,PCPN)技术。下面对这些技术做简要介绍。

[0045] 全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System,GNSS)诞生于上世纪70年代,其颠覆性的突破传统天文观测定位手段的局限性,经过半个世纪的发展GNSS定位技术精度已由百米提升高0.1m甚至更高,该技术可成功应用于室外场景定位导航需求,然而面对智慧化工厂、采矿、水利以及隧道等地下空间,受制于卫星信号的遮挡和多径影响,

该技术已难以满足定位导航需求。

[0046] 惯性导航系统(Inertial Navigation System,INS)技术很好地填补了GNSS技术在非室外场景中的局限性,其信号具有自主性和不依赖于环境的特性,使其迅速成为确定载体空间位置的主要方法之一,然而由于理论上存在误差累积效应,INS技术难以进行长时间高精度高可靠的自主定位。

[0047] 此外,随着传感器技术的高速发展,基于图像采集装置例如相机的视觉定位导航(Vision positioning and navigation,VPN)技术以及基于激光雷达的点云定位导航(Point cloud positioning and navigation,PCPN)技术均取得了长足进展,在观测条件良好的环境下,两种技术均能取得很好的定位精度和可靠度,然而类似于INS技术,长时间的姿态推导过程容易导致定位误差发散,因此该两种技术需要采用回环检测方法提高定位导航性能。

[0048] 相较于依赖于信源可观测性的GNSS技术,INS、VPN、PCPN具有高自主性,可很好的弥补GNSS技术在非室外场景中的性能缺陷,反过来GNSS技术能够为三种自主定位手段提供良好的误差补偿信息,解决误差累积效应和无闭环检测情形下的高精度高可靠定位导航问题。因此,近年来多源传感器的融合定位导航技术成为智能机器人、无人化系统等领域的主流定位导航方法。相比单一传感器独立定位导航技术,多源传感器融合定位技术显著提高了定位系统的精度和稳定性。在相关技术中,多信源的融合定位导航技术的实现方法主要分为3类:(1)松耦合,各信源独立进行目标位置和姿态估计,然后融合各信源估计参数,GNSS良好观测条件是松耦合技术稳定性、可靠性的重要保障;(2)紧耦合,建立多源观测值的位置姿态参数联合求解模型,进一步优化GNSS观测条件较差时的定位导航性能问题,紧耦合无法得到独立的GNSS定位导航结果,该方法模型复杂;(3)深耦合,在紧耦合的基础上进一步深度进行信息融合,结合硬件设计进行性能优化提升,深耦合对算法和硬件进行了深度捆绑,技术难度高且灵活性存在一定局限。

[0049] 尽管融合定位导航技术取得了长足的发展,然而机器人定位导航场景复杂性和多样性,却依旧是高精度高可靠以及高自主定位导航技术的重大挑战,已经成为掣肘智能机器人应用关键因素。随着室内外一体化、地上地下等无缝定位导航需求的不断增加,进一步加剧了定位场景对定位导航性能的挑战。差异化场景对定位导航技术的影响集中体现在:(1)信源可观测性极度依赖于实际场景,信源缺失容易导致定位导航性能剧烈变化,这一现象在跨场景定位中表现的更为明显;(2)信源观测信号失真水平不可控,多样化场景中不可避免的存在电磁信号干扰和质量差异,严重畸变的随机信号会严重损害定位导航性能。如何解决场景对定位导航技术性能的影响,构建健壮性融合定位导航技术方法成为迫切需要解决的问题。

[0050] 为了应对场景差异化以及机器人定位导航性能问题,相关技术中的融合定位技术多采用场景分析以及固定模式的定位导航策略,通过专家经验和仿真实验进行场景化定位导航技术研发。这种发放时虽然可以实现复杂场景下的定位导航任务,但是定位导航技术性能具有场景相关性,且性能多取决于专家经验,导致方法难以适用于跨场景的连续性定位导航问题,定位场景变化时往往定位导航的精确性和健壮性较差。

[0051] 有鉴于此,本申请实施例提供的信源可信度评价组合定位方法旨在解决例如在智能机器人领域中,融合定位技术方法的专家经验依赖性以及定位导航性能场景相关性问

题,通过设计一种融合场景和信号特征的信源可信评价方法,基于信源可信评价实现高自主机器人融合定位导航技术,新方法改变了传统场景化定位导航方式,相比场景相关的融合定位导航方法,新方法采用将场景作为定位导航信源特征的思想,自主学习评价场景下融合定位导航技术可信水平,构建基于信源可信的融合定位导航方法,最终实现跨场景下连续高精度、高可靠的定位导航。

[0052] 下面结合附图,通过具体的实施例及其应用场景对本申请实施例提供的信源可信度评价组合定位方法进行详细地说明。

[0053] 图1是本申请实施例提供的一种信源可信度评价组合定位方法的流程图。本申请实施例提供的一种信源可信度评价组合定位方法可以由电子设备执行,其中,电子设备可以例如为云端服务器以及终端设备等等。如图1所示,本申请实施例提供的信源可信度评价组合定位方法可以包括如下步骤:

[0054] 步骤110,获取目标对象所处环境的场景特征;

[0055] 在本申请实施例中,所述目标对象可以为待进行定位的对象,例如,机器人、无人机、无人车等。在电子设备为终端设备的情况下,目标对象本身可以为终端设备。所述场景特征可以为任何可以反映目标对象所处场景的特征。举例而言,所述场景特征可包括:空间特征、时间特征、运动特征、气象特征和大气特征中的至少一者。

[0056] 其中,空间特征的特征值可以包括室外或室内。时间特征的特征值可以包括白天或者黑夜。运动特征的特征值可以包括有运动参考或者没有运动参考。气象特征的特征值可包括各种气象天气的特征,是否处于雨天,是否处于雪天等。大气特征的特征值可包括是否存在烟尘等。

[0057] 其中,步骤110可包括:基于传感器观测数据获取目标对象所处环境的场景特征。

[0058] 步骤120,获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征;

[0059] 在本申请实施例中所述多个信源可包括:定位卫星信号、惯导器件信号、激光雷达、可视图像中的至少二者。当然,在本申请实施例中,还可以根据需要增加更多地用于定位或辅助定位的信源。

[0060] 在所述多个信源包括定位卫星信号的情况下,所述信号特征包括:精度因子、卫星数、信噪比和卫星数变化率中的至少一者;

[0061] 在所述多个信源包括可视图像的情况下,所述信号特征包括:点特征、边缘特征、灰度特征、信息熵、相似度和重叠度中的至少一者;

[0062] 在所述多个信源包括激光雷达的情况下,所述信号特征包括:关键点;

[0063] 在所述多个信源包括惯导器件信号的情况下,所述信号特征至少包括:速度、角度和时间。

[0064] 其中,步骤120可包括:基于信源观测数据获取目标对象上搭载的多个信源的信号特征。

[0065] 步骤130,基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;

[0066] 在本申请实施例中,提取的场景特征和信号特征可以是描述性的特征,在提取到场景特征和信号特征之后,将它们进行量化处理和规范化处理,构建目标特征向量。

[0067] 其中步骤130:所述基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,可包

括:基于二值量化和规范化方法构建融合所述场景特征和所述信号特征的目标特征向量。

[0068] 步骤140,将所述目标特征向量输入目标机器学习模型,得到所述多个信源中各个信源的可信度;

[0069] 在本申请实施例中,目标机器学习模型可以根据需要进行选择。目标机器学习模型可以为已经训练好的机器学习模型,所述目标机器学习模型的输入为目标特征向量,输出为信源可信度;所述目标机器学习模型用于实现信源的可信评价。此机器学习模型的结构可如图2-1所示,包括输入层、隐藏层和输出层,其中左侧的 f_1 、 f_2 ... f_n 可以表示输入层的输入,右侧 C_1 、 C_2 ... C_n 可以表示输出层的输出,中间部分为隐藏层。特别地,在一个实施例中,此机器学习模型的结构可如图2-2所示,包括双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)、随机失活层(Dropout layer)、全连接(FC)层和回归输出层(Regression Layer)。其中,双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)具有长时记忆功能,能够有效解决长序列训练过程中存在的梯度消失和梯度爆炸问题。随机失活层可以以给定概率将输入元素随机设置为零,来缓解过度拟合问题。全连接层可以将特征表示整合成一个值,以提高整个网络的鲁棒性。回归输出层可以用于预测可信度。

[0070] 步骤150,基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,所述目标信源组合包括所述多个信源中的至少一个信源;

[0071] 步骤160,基于所述目标信源组合,确定组合定位模型;

[0072] 步骤170,利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位。

[0073] 在本申请实施例中,通过获取场景特征和多个信源的信号特征,并基于获取到的特征,得到多个信源中各个信源的可信度,并基于可信度确定目标信源组合,进而确定组合定位模型,利用组合定位模型对目标对象进行定位。在此过程中,一方面由于考虑了目标对象所处环境下的场景特征,可以使可信评价更加合理;另一方面,由于考虑了多个信源中各个信源的可信度,并基于可信度得到适合目标对象所处环境的信源组合,因而可保证信源组合和目标对象所处环境具有较高的适配度。同时,在信源评估的过程中通过考虑多种信源,可以在一定程度上提高定位精度。另外,在所述目标信源组合包括多个信源的情况下,与目标对象所处环境具有较高的适配度的目标信源组合考虑了多种信源,相较于使用一种信源,可以提高定位的精度。综合这几个方面,在目标对象所处定位场景变化时,可以从多种信源中获取匹配变化后定位场景的目标信源组合,并基于目标信源组合中的信源对目标对象进行定位,能够在一定程度上解决相关技术中定位场景变化时,定位的精确性往往较差的问题。

[0074] 同时,在本申请实施例中,通过融合场景特征和信源信号特征,构建具有自学习能力的机器学习模型,可以对场景相关性融合定位导航技术性能进行自适应优化,实现不依赖专家经验和场景去相关的融合定位技术,到达跨场景以及动态变化场景下高精度高可靠性自主定位导航目的,最终提高目标对象,例如智能机器人以及无人化系统的自动化和智能化水平。

[0075] 可选地,在一个实施例中,步骤150中所述基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,包括:基于目标原则,从所述多个信源中选取至少两个信源作为目标信源组合。其中,所述目标原则包括:第一目标原则和第二目标原则。其中,在一个实施例中,所述第一目标原则包括选取的信源的可信度整体最优,即尽可能选取可信度较高的信

源作为组合信源,所述第二目标原则包括选取的信源的数目最优,即尽可能选取较多类型的信源作为组合信源。在另一个实施例中,所述第一目标原则包括选取的信源的可信度大于预设值,所述第二目标原则包括选取的信源的数目大于或等于2。如此,在选取信源的过程中通过考虑可信度较大的信源,同时选取多个信源,可以保证选取的信源能够更好地匹配目标对象所处的环境,进而保证定位结果更加准确。

[0076] 其中,在一个实施例中,步骤150中所述基于目标原则,从所述多个信源中选取至少两个信源作为目标信源组合,包括:确定第一目标信源的数目是否大于或等于2,其中,所述第一目标信源为所述多个信源中可信度大于第一阈值的信源,其中,所述第一阈值大于所述预设值;在所述第一目标信源的数目大于或等于2的情况下,将所述第一目标信源作为所述目标信源组合;在所述第一目标信源的数目小于2的情况下,确定第二目标信源的数目是否大于或等于2,其中,所述第二目标信源为所述多个信源中可信度小于所述第一阈值且大于第二阈值的信源,其中,所述第二阈值大于所述预设值;在所述第二目标信源的数目大于或等于2的情况下,将所述第二目标信源作为所述目标信源组合;在所述第二目标信源的数目小于2的情况下,确定第三目标信源的数目是否大于或等于2,其中,所述第三目标信源为所述多个信源中可信度小于所述第二阈值且大于第三阈值的信源,其中,所述第三阈值大于所述预设值;在所述第三目标信源的数目大于或等于2的情况下,将所述第三目标信源作为所述目标信源组合。如此,在选取信源的过程中通过考虑可信度较大的信源,同时选取多个信源,可以保证选取的信源能够更好地匹配目标对象所处的环境,进而保证定位结果更加准确。

[0077] 其中,在另一个实施例中,步骤150中所述基于目标原则,从所述多个信源中选取至少两个信源作为目标信源组合,包括:基于目标原则,构建用于信源选取的目标函数(在本申请中目标函数也称为多目标优化函数),所述目标函数包括第一目标项和第二目标项,其中,所述第一目标项是基于第一目标原则而确定,所述第二目标项是基于第二目标原则而确定;确定所述目标函数的求解结果;基于所述求解结果,得到至少两个信源,并将所述至少两个信源作为目标信源组合。如此,在选取信源的过程中通过考虑可信度较大的信源,同时选取多个信源,可以保证选取的信源能够更好地匹配目标对象所处的环境,进而保证定位结果更加准确。

[0078] 其中,在另一个实施例中,步骤150中所述基于所述多个信源中各个信源的可信度,确定目标信源组合,包括:以组合信源整体可信度作为优化目标一(也称为第一目标原则),以组合信源种类数量作为优化目标二(也称为第二目标原则),将优化目标一和优化目标二作为多目标优化函数的两个子目标,整体构成多目标优化函数,确保选取的组合信源在可信度和数量两个目标达到整体最优化;采用多目标优化方法求解所述多目标优化函数的求解结果;基于所述求解结果,得到至少两个信源,并将所述至少两个信源作为目标信源组合。如此,在选取信源的过程中通过考虑可信度较大的信源,同时选取多个信源,可以保证选取的信源能够更好地匹配目标对象所处的环境,进而保证定位结果更加准确。

[0079] 可选地,在一个实施例中,步骤160中所述基于所述目标信源组合,确定组合定位模型,包括:从定位模型库中获取目标信源组合中各个信源对应的定位模型;将各个信源对应的定位模型进行重组,得到组合定位模型。如此,可以便捷地得到与选取的各个信源对应的组合定位模型,进而便于后续利用组合而定位模型对目标对象进行定位。

[0080] 需了解的是,在本申请实施例中,步骤170中所述利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位可以为直接利用组合定位模型对目标对象进行定位,也可以在此过程中还引入组合定位模型的约束方程,利用组合定位模型的定位方程和所述约束方程共同进行定位。即,在一个实施例中,步骤170中所述利用所述组合定位模型,对所述目标对象进行定位,包括:获取针对所述组合定位模型的约束方程;结合所述组合定位模型的定位方程和所述约束方程进行求解计算,得到组合定位结果;基于所述组合定位结果,确定所述目标对象的位置。如此,通过引入组合定位模型的约束方程,可以满足某些场景下的使用需求,扩大使用范围,而且也可以保证得到的定位结果更加准确。

[0081] 图3是本申请实施例提供的另一种信源可信度评价组合定位方法的流程图。参照图3,本申请实施例提供的另一种信源可信度评价组合定位方法可包括:

[0082] 步骤310,获取目标对象所处环境的场景特征;

[0083] 步骤320,获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征;

[0084] 步骤330,基于所述场景特征和所述信号特征,构建目标特征向量,所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;

[0085] 步骤340,将所述目标特征向量输入目标机器学习模型,得到所述多个信源中各个信源的可信度;

[0086] 步骤350,基于目标原则,从所述多个信源中选取至少两个信源作为目标信源组合,所述目标信源组合包括所述多个信源中的至少一个信源;

[0087] 其中,所述目标原则包括:第一目标原则和第二目标原则,所述第一目标原则和所述第二目标原则的相关内容可参照前文描述;

[0088] 步骤360,从定位模型库中获取目标信源组合中各个信源对应的定位模型;将各个信源对应的定位模型进行重组,得到组合定位模型;

[0089] 步骤370,获取针对所述组合定位模型的约束方程;结合所述组合定位模型的定位方程和所述约束方程进行求解计算,得到组合定位结果;

[0090] 步骤380,基于所述组合定位结果,确定所述目标对象的位置。

[0091] 其中,需了解的是,上述步骤310-380的相关内容可参照上文和下文中提到的相关内容。

[0092] 同时,需了解的是,在本文中,第一目标原则可与优化目标一对应或等同,第二目标原则可与优化目标二对应或等同。

[0093] 在本申请实施例中,通过获取场景特征和多个信源的信号特征,并基于获取到的特征,得到多个信源中各个信源的可信度,并基于可信度确定目标信源组合,进而确定组合定位模型,利用组合定位模型对目标对象进行定位。在此过程中,一方面由于考虑了目标对象所处环境下的场景特征,可以使可信评价更加合理;另一方面,由于考虑了目标对象所处环境下多个信源中各个信源的可信度,并基于可信度得到适合目标对象所处环境的信源组合,因而可保证信源组合和目标对象所处环境具有较高的适配度。同时,在信源评估的过程中通过考虑多种信源,可以在一定程度上提高定位精度。另外,在所述目标信源组合包括多个信源的情况下,与目标对象所处环境具有较高的适配度的目标信源组合考虑了多种信源,相较于使用一种信源,可以在一定程度上提高定位的精度。综合这几个方面,在目标对象所处定位场景变化时,可以从多种信源中获取匹配变化后定位场景的目标信源组合,并

基于目标信源组合中的信源对目标对象进行定位,能够在一定程度上解决相关技术中定位场景变化时,定位的精确性往往较差的问题。

[0094] 图4是本申请实施例提供的一种信源可信度评价组合定位方法的示意图。参照图4,本申请实施例可以将场景下的定位问题转换为感知、分析、决策到行为的一般性思维模式。其中,感知阶段用于获取传感器的感知数据;分析阶段用于进行场景融合以及进行信源可信度评估;决策阶段用于确定信源组合,以及用于进行模型重组,得到组合定位模型;行为阶段用于利用所述组合定位模型,对所述目标对象(例如机器人)进行定位。下面对这几个阶段进行进一步论述。

[0095] 1、自由观测。

[0096] 基于传感器集成技术进行信源集成,智能机器人搭载定位导航传感器主要包括GNSS接收机(一种示例的卫星定位接收装置)、INS测量单元(一种示例的惯性导航系统测量装置)、激光雷达、相机(一种示例的图像采集装置)、里程计以及光线感应器等。传感器集成时采用传统时空配准方法实现时间同步和空间基准统一优化。利用集成信源进行场景下自由观测,感知用于描述场景信息的环境数据以及用于融合定位导航的定位信号。

[0097] 2、场景融合。

[0098] 自动分析环境数据和定位信号,定义组合定位导航技术相关的场景特征和信号特征,给出场景特征和信号特征提取方法,并实现场景特征和信号特征融合。具体步骤包括:

[0099] (1) 场景特征提取。首先,利用GNSS定位信号可探测性分析并提取定位场景空间特征;其次,利用定位信源时间戳提取定位场景时间特征;接着,融合图像数据以及INS数据提取定位场景运动特征;最后,通过采用背景差分以及暗通道去雾算法提取定位场景的气象特征和大气特征。其中,时间特征可以利用电子设备中的主控芯片、INS测量单元或者光线感应器来获取。运动特征可以利用INS测量单元和相机来获取。气象特征和大气特征可以基于相机采集的图像来获取。

[0100] 定位场景特征的定义和提取方法如表1。表1的内容如下:

特征	特征值	提取方法
空间特征	室外、室内	利用 GNSS 观测值进行提取
时间特征	白天、黑夜	利用观测信号时间戳进行
运动特征	是/否有运动参考	融合图像数据和 INS 数据进行运动参考物体提取
气象特征	是/否处于雨天	根据图像观测数据采用暗通道去雾算法进行雨雪天气和烟尘环境提取
大气特征	是/否存在烟尘	

[0101] 表1

[0102] (2) 信号特征提取。首先,分别提取GNSS、相机、激光以及INS定位信源的定位信号独立特征,然后提取定位信号综合特征。独立特征和综合特征(也称为融合特征,在本文中融合特征和综合特征表示相同的意思)定义和提取方法分别见表2和表3。

[0103] 表2用于展示定位信号独立特征的定义和提取方法,表2的内容可如下:

信源	信号特征	特征值	提取方法
[0105] GNSS 的定位 卫星信 号	精度因子	DoP/HDOP/VDoP	卫星观测数据文件读取
	卫星数	N	
	信噪比	$SNR_M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N SNR_i$ $SNR_S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (SNR_M - SNR_i)^2$	卫星观测数据文件读取每颗卫星的信噪比 SNR_i , 然后计算平均值和方差两个特征
[0106] 可视图 像	卫星数变化 (率)	$ratio_n = \frac{N_t - N_{t-1}}{N_t}$	卫星观测数据文件读取前后历元卫星数
	点特征数目	K	利用 SIFT 算法从图像中提取
	边缘特征	$D(f) = \sum_y \sum_x (f(x+2, y) - f(x, y))^2$ $D(f) = \sum_y \sum_x \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)}$	利用 Brenner 梯度函数计算清晰度 利用 Tenengrad 梯度函数提取水平和垂直方向梯度值
	灰度特征	利用现有技术的公式计算特征值	利用图像的灰度值分别计算
	信息熵	$H = \sum_{i=1}^{255} p_i \log p_i$	利用灰度值 f_i 以及灰度对应的概率 p_i 计算信息熵
	相似度	$a = \frac{1}{x \cdot y} \sum_x \sum_y f(x, y)$ $ahash+ = 1 \text{ if } f(x, y) \geq a$	利用均值哈希算法计算出图像的相似度
激光雷 达	关键点的个 数	P	利用 SIFT 算法从点云中提取
惯导器 件信号	角度	$angle = \int a_g$	利用角加速度积分得到
	时间	t	IMU 积分时长

[0107] 表2

[0108] 下面对表2中的相关数据做简要介绍。

[0109] 精度因子:一种描述纯粹因卫星几何因素对定点精度的影响,指出了在测量时被跟踪卫星几何结构上的强度。精度因子对应的特征值中,DOP(Dilution of Precision)直译为“精度强弱度”,通常翻译为“精度因子”;HDOP(Horizontal Dilution of Precision):包括经度和纬度等因子,称为水平(平面)位置精度因子;VDOP(Vertical Dilution of Precision):仅包括高程因子,称为高程精度因子。

[0110] 信噪比对应的特征值中, SNR_M 可以表示根据每颗卫星的信噪比 SNR_i 计算得到的平均值, SNR_S^2 可以表示利用平均值 SNR_M 和每颗卫星的信噪比 SNR_i 计算得到的方差。

[0111] Brenner梯度函数是最简单的梯度评价函数,用于计算相邻两个像素灰度值的平

方,该函数定义如下:

$$[0112] \quad D(f) = \sum_y \sum_x (f(x+2,y) - f(x,y))^2$$

[0113] 其中, $f(x,y)$ 表示图像 f 对应像素点 (x,y) 的灰度值, $D(f)$ 为图像清晰度计算结果(下同)。

[0114] Tenengrad梯度函数采用Sobel算子分别提取水平和垂直方向的梯度值,该函数定义如下:

$$[0115] \quad D(f) = \sum_y \sum_x \sqrt{G_x^2(x,y) + G_y^2(x,y)}$$

[0116] 其中, G_x 和 G_y 分别是像素点 (x,y) 处Sobel水平和垂直方向边缘检测算子的卷积。

[0117] 公式 $H = \sum_{i=1}^{255} p_i \log p_i$ 中, p_i 为灰度值对应的概率。

[0118] 公式 $a = \frac{1}{x \cdot y} \sum_x \sum_y f(x,y)$ 可以用于计算两幅图像的相似度,其中 a 表示相似度, x,y 表示坐标。

[0119] 公式 $r = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I_1(i,j) - E(I_1)) \times (I_2(i,j) - E(I_2))}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I_1(i,j) - E(I_1))^2 \times (I_2(i,j) - E(I_2))^2}}$ 中, i 表示行, j 表示列, $I_1(i,j)$ 表示第一

幅图像第 i 行第 j 列的像素值, $E(I_1)$ 表示第一幅图像所有像素值的均值, $I_2(i,j)$ 表示第二幅图像第 i 行第 j 列的像素值, $E(I_2)$ 表示第二幅图像所有像素值的均值。

[0120] 公式 $v = f a_v$ 中, a_v 表示加速度。

[0121] 公式 $\text{angle} = v a_g$ 中, a_g 表示角加速度。

[0122] SIFT(Scale-invariant feature transform)算法为尺度不变特征变换算法,在本申请实施例中,除SIFT算法外还可以使用加速稳健特征(speeded up robust features, SURF)算法提取关键点.IMU(Inertial measurement unit)表示惯性测量单元。

[0123] 表3用于展示定位信号融合特征的定义和提取方法,需要了解的是,表3中仅是以四种信源的计算为例进行论述,并不意为限制。具体信源的数目可以根据需要选取,例如信源的数目也可以为三种,或五种等。在信源数目变化的情况下,表3中的公式可相应调整。表3可如下:

位置	$(x, y) = \frac{1}{4} \sum_{sensor} (x_{sensor}, y_{sensor})$ $\sigma^2 = \frac{1}{4} \sum_{sensor} ((x_{sensor} - x)^2 + (y_{sensor} - y)^2)$	计算不同传感器定位结果的标准差
速度	$v = \frac{1}{4} \sum_{sensor} v_{sensor}$ $\sigma_v^2 = \frac{1}{4} \sum_{sensor} (v_{sensor} - v)^2$	计算不同传感器的速度值的标准差
角度	$angle = \frac{1}{3} \sum_{sensor} angle_{sensor}$ $\sigma_a^2 = \frac{1}{4} \sum_{sensor} (angle_{sensor} - angle)^2$	计算不同传感器的角度值的标准差

[0125] 表3

[0126] 下面对表3中的相关数据做简要介绍。

[0127] 表3中, (x, y) 表示不同传感器(信源)定位结果的平均值, x_{sensor} 、 y_{sensor} 表示一种传感器定位结果, σ^2 表示不同传感器定位结果的方差。 v 表示不同传感器的速度平均值, v_{sensor} 表示一种传感器的速度值, σ_v^2 表示不同传感器的速度值的方差。 $angle$ 表示不同传感器的角度值的平均值, $angle_{sensor}$ 表示一种传感器的角度值, σ_a^2 表示不同传感器的角度值的方差。

[0128] (3) 特征融合。将场景特征和信号特征进行融合, 进行特征的规范化处理, 构建包含场景信息和定位信号信息的目标特征向量。

[0129] 3、可信评估。利用深度学习方法实现信源可信的自主学习评估, 例如基于TensorFlow构建深度学习网络, 学习模型输入为融合场景特征和信号特征构成的目标特征向量, 输出为信源的可信度。网络模型如图2-1所示。在图2-1中, 输入层中 $f_1 \dots f_n$ 对应于目标特征向量, f_1 、 $f_2 \dots f_n$ 中的每一个对应一个特征, 此特征可以为场景特征或者信号特征。输出层中 c_1 、 $c_2 \dots c_m$ 对应多个信源可信度, c_1 、 $c_2 \dots c_m$ 的每一个对应一个信源可信度。

[0130] 4、信源组合。根据多目标的最优化理论, 基于信源可信度评估结果对信源进行自适应选取, 主要流程包括:

[0131] 1) 确定多目标优化函数, 信源选取基于两个优化目标, 优化目标一组合信源可信度整体优化, 即从多个信源中选取可信度高的目标信源; 优化目标二组合信源类型优化, 即尽可能保留可用信源作为目标信源, 确保融合定位运算的组合性能。因此目标函数定义如下:

$$[0132] \quad \delta(x_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_i \text{ choose} \\ 0 & \text{if } x_i \text{ not choose} \end{cases}$$

$$[0133] \quad cnt = \sum_{i=1}^m \delta(x_i)$$

$$[0134] \quad \min f(x) = \left[1 - \frac{1}{cnt} \left(\sum_{i=1}^m c_i \cdot \delta(x_i) \right) \right] + \frac{1}{cnt}$$

[0135] 式中: x_i 表示多个信源中的第 i 个信源, cnt 表示选取为组合信源的信源个数,

$1 - \frac{1}{cnt} \left(\sum_{i=1}^m c_i \cdot \delta(x_i) \right)$ 表示优化目标一, 其值越小越好, 选取组合信源整体可信度较高, $\frac{1}{cnt}$ 表示优化目标二, 其值越小越好, 选取组合信源类型较多。

[0136] 2) 得到上述目标函数的最优解, 采用贪婪随机自适应搜索对目标函数进行求解, 并将目标函数最优解转换为对应的信源, 最终输出自适应组合信源。

[0137] 5、模型重组(也称为模型重构)。根据不同信源的定位原理和数学模型, 基于信源组合构建组合定位的模型, 主要流程包括:

[0138] 1) 模型抓取, 从定位模型库中抓取对应信源的位置估计模型;

[0139] 2) 模型组合, 将不同信源的定位模型进行重组, 形成新的组合定位模型;

[0140] 3) 模型约束, 构建定位观测方程的约束方程;

[0141] 4) 模型解算, 通过数学计算得到组合定位结果。

[0142] 6、定位导航。基于定位结果进行定位导航应用。例如, 将定位结果应用于智能机器人、无人机或者无人车的导航等。

[0143] 本申请实施例综合考虑了场景和定位信号对融合定位导航技术的影响, 削弱了定位导航技术性能的专家经验依赖, 基于该方案融合定位导航技术可以适用于不同应用场景, 并确保跨场景以及动态变化场景下定位导航的自主性、健壮性和连续性。去场景相关和无专家依赖的融合定位导航技术方法降低定位技术的实施成本, 提高了技术普遍适用性, 相比现有技术方法具有更强的经济效益, 能够为智能机器人、无人化系统等自动化应用提供更加稳定可靠的定位导航支撑。新方案的优势集中体现在高精度高可靠以及高自主。

[0144] 结合上文可知, 本申请实施例还包含以下重要思想:

[0145] 其一, 本申请实施例提出一种信源可信度评价组合定位方法, 新的方法采取根据实时场景特征和信源特征对定位信源进行可信评价的策略, 并基于信源可信评价实现跨场景下的组合定位, 避免了现有融合定位系统性能对于专家经验和场景特征的依赖性, 最终通过信源可信度评估提高融合定位技术的精度和健壮性。

[0146] 其二, 本申请实施例设计了基于深度学习的信源可信度评估方法, 在计算深度学习输入特征向量的时, 分别构建了多个场景特征的提取方法和信源特征的提取方法, 为信源可信度评估提供了可靠的特征向量, 同时具有自主学习能力的深度学习模型能够很好的实现信源可信度预测。

[0147] 其三, 本申请实施例提出了一种新的智能机器人融合定位技术框架, 新的框架将定位问题转换为感知、分析、决策到行动的一般性思维模式, 提出了更加可靠、更加具有普适性定位流程的一般性范式, 使得机器人定位导航技术摆脱了专家经验依赖和场景相关性, 为高自主定位导航技术优化和实施提供了新的思路。

[0148] 图5是本申请实施例提供的一种基于多信源的定位装置的结构框图。参照图5, 本申请实施例提供一种基于多信源的定位装置500, 包括:

[0149] 获取模块510, 用于获取目标对象所处环境的场景特征; 获取针对所述目标对象的多个信源的信号特征; 基于所述场景特征和所述信号特征, 构建目标特征向量, 所述目标特征向量用于反映所述场景特征和所述信号特征;

[0150] 处理模块520, 用于将所述目标特征向量输入目标机器学习模型, 得到所述多个信源中各个信源的可信度; 基于所述多个信源中各个信源的可信度, 确定目标信源组合, 所述

目标信源组合包括所述多个信源中的至少一个信源；基于所述目标信源组合，确定组合定位模型；

[0151] 定位模块530，用于利用所述组合定位模型，对所述目标对象进行定位。

[0152] 在本申请实施例中，通过获取场景特征和多个信源的信号特征，并基于获取到的特征，得到多个信源中各个信源的可信度，并基于可信度确定目标信源组合，进而确定组合定位模型，利用组合定位模型对目标对象进行定位。在此过程中，一方面由于考虑了目标对象所处环境下的场景特征，可以使可信评价更加合理；另一方面，由于考虑了目标对象所处环境下多个信源中各个信源的可信度，并基于可信度得到适合目标对象所处环境的信源组合，因而可保证信源组合和目标对象所处环境具有较高的适配度。同时，在信源评估的过程中通过考虑多种信源，可以在一定程度上提高定位精度。另外，在所述目标信源组合包括多个信源的情况下，与目标对象所处环境具有较高的适配度的目标信源组合考虑了多种信源，相较于使用一种信源，可以提高定位的精度。综合这几个方面，在目标对象所处定位场景变化时，可以从多种信源中获取匹配变化后定位场景的信源组合，并基于信源组合中的信源对目标对象进行定位，能够在一定程度上解决相关技术中定位场景变化时，定位的精确性往往较差的问题。

[0153] 可选地，在本申请的一个实施例中，在所述基于所述多个信源中各个信源的可信度，确定目标信源组合的过程中，所述处理模块520具体用于：以组合信源整体可信度作为优化目标一，以组合信源种类数量作为优化目标二，将优化目标一和优化目标二作为多目标优化函数的两个子目标，整体构成多目标优化函数，确保选取的组合信源在可信度和数量两个目标达到整体最优化；采用多目标优化方法求解所述多目标优化函数的求解结果；基于所述求解结果，得到至少两个信源，并将所述至少两个信源作为目标信源组合。如此，在选取信源的过程中通过考虑可信度较大的信源，同时选取多个信源，可以保证选取的信源能够更好地匹配目标对象所处的环境，进而保证定位结果更加准确。

[0154] 可选地，在本申请的一个实施例中，所述目标机器学习模型为已经训练好的机器学习模型，所述目标机器模型的输入为目标特征向量，输出为信源可信度；所述目标机器学习模型用于实现信源的可信评价。

[0155] 可选地，在本申请的一个实施例中，在所述基于所述目标信源组合，确定组合定位模型的过程中，所述处理模块520具体用于：从定位模型库中获取目标信源组合中各个信源对应的定位模型；将各个信源对应的定位模型进行重组，得到组合定位模型。如此，可以便捷地得到与选取的各个信源对应的组合定位模型，进而便于后续利用组合而定位模型对目标对象进行定位。

[0156] 可选地，在本申请的一个实施例中，在所述利用所述组合定位模型，对所述目标对象进行定位的过程中，所述定位模块530具体用于：获取针对所述组合定位模型的约束方程；结合所述组合定位模型的定位方程和所述约束方程进行求解计算，得到组合定位结果；基于所述组合定位结果，确定所述目标对象的位置。如此，通过引入组合定位模型的约束方程，可以满足某些场景下的使用需求，扩大使用范围，而且也可以保证得到的定位结果更加准确。

[0157] 可选地，在本申请的一个实施例中，所述场景特征包括：空间特征、时间特征、运动特征、气象特征和大气特征中的至少一者。

[0158] 可选地,在本申请的一个实施例中,所述多个信源包括:定位卫星信号、惯导器件信号、激光雷达、可视图像中的至少二者;在所述多个信源包括定位卫星信号的情况下,所述信号特征包括:精度因子、卫星数、信噪比和卫星数变化率中的至少一者;在所述多个信源包括可视图像的情况下,所述信号特征包括:点特征、边缘特征、灰度特征、信息熵、相似度和重叠度中的至少一者;在所述多个信源包括激光雷达的情况下,所述信号特征包括:关键点;在所述多个信源包括惯导器件信号的情况下,所述信号特征至少包括:速度、角度和时间。

[0159] 需要说明的是,本申请实施例提供的基于多信源的定位装置与上文提到的信源可信度评价组合定位方法相对应。相关内容可参照上文对信源可信度评价组合定位方法的描述,在此不做赘述。

[0160] 此外,本申请实施例还提供一种电子设备,所述电子设备可以为各种类型的计算机等。所述电子设备包括:处理器和存储器,所述存储器上存储程序或指令,所述程序或指令被所述处理器执行时实现上文所描述的任一种方法的步骤,且能达到相同的技术效果,为避免重复,这里不再赘述。

[0161] 本申请实施例还提供一种可读存储介质,所述可读存储介质上存储程序或指令,所述程序或指令被所述处理器执行时实施上文所描述的任一种方法的步骤,且能达到相同的技术效果,为避免重复,这里不再赘述。

[0162] 本领域内的技术人员应明白,本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0163] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0164] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0165] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0166] 在一个典型的配置中,计算设备包括一个或多个处理器(CPU)、输入/输出接口、网络接口和内存。

[0167] 内存可能包括计算机可读介质中的非永久性存储器,随机存取存储器(RAM)和/或

非易失性内存等形式,如只读存储器(ROM)或闪存(flash RAM)。内存是计算机可读介质的示例。

[0168] 计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括,但不限于相变内存(PRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、其他类型的随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能光盘(DVD)或其他光学存储、磁盒式磁带,磁带磁磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质,可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定,计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体(transitory media),如调制的数据信号和载波。

[0169] 还需要说明的是,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、商品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、商品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、商品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0170] 本领域技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0171] 以上所述仅为本申请的实施例而已,并不用于限制本申请。对于本领域技术人员来说,本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原理之内所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的权利要求范围之内。

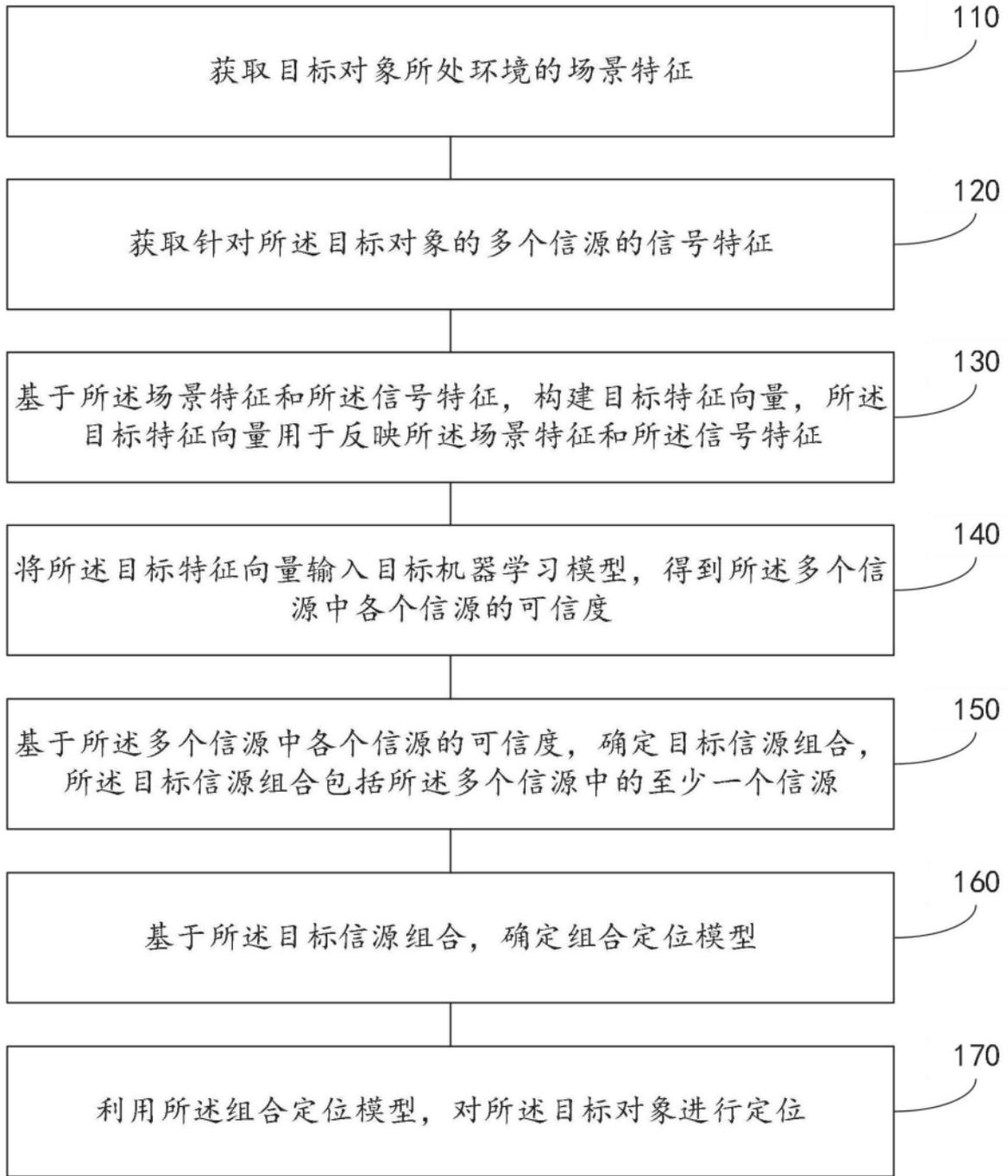


图1

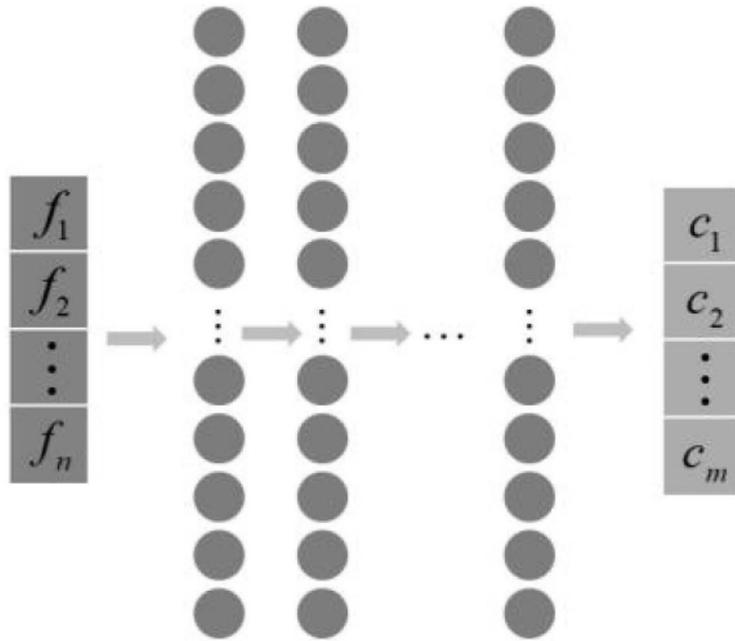


图2-1

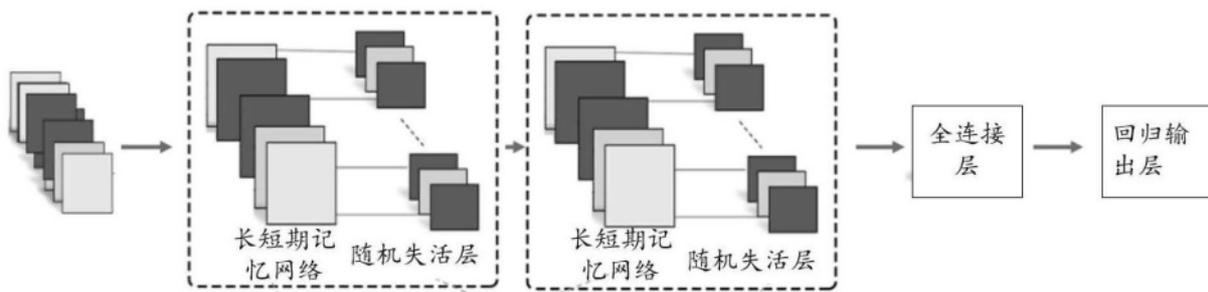


图2-2

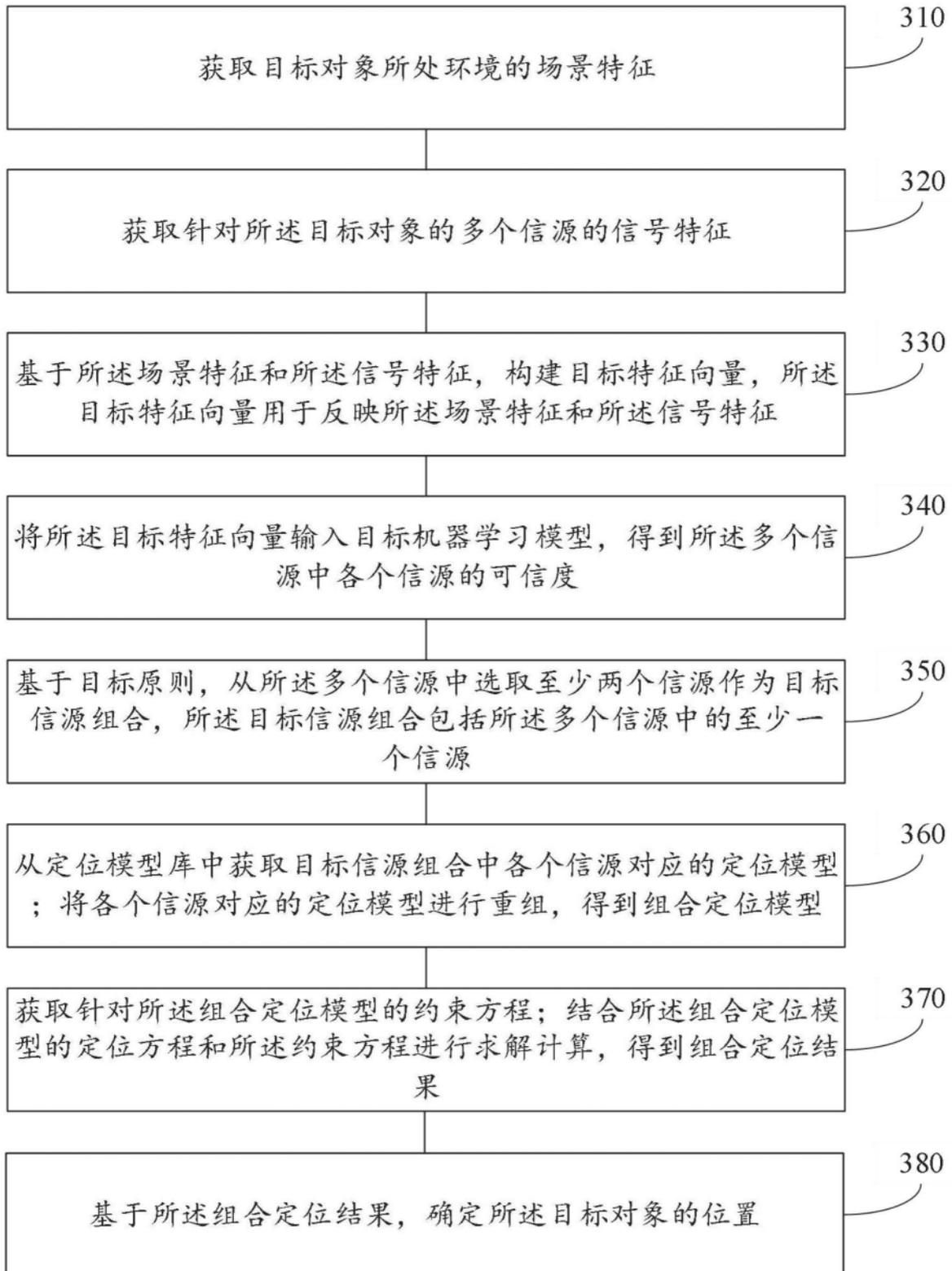


图3

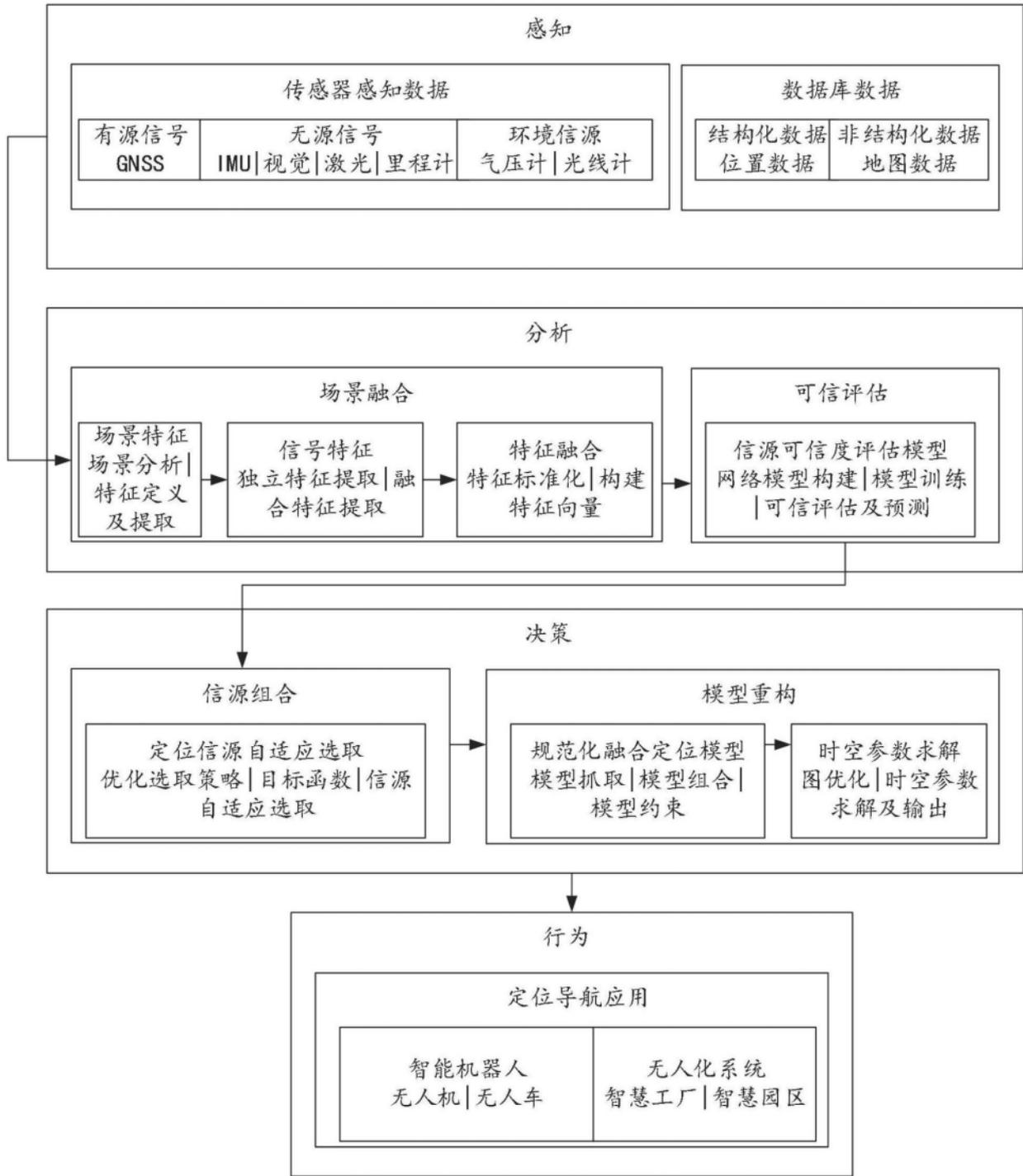


图4

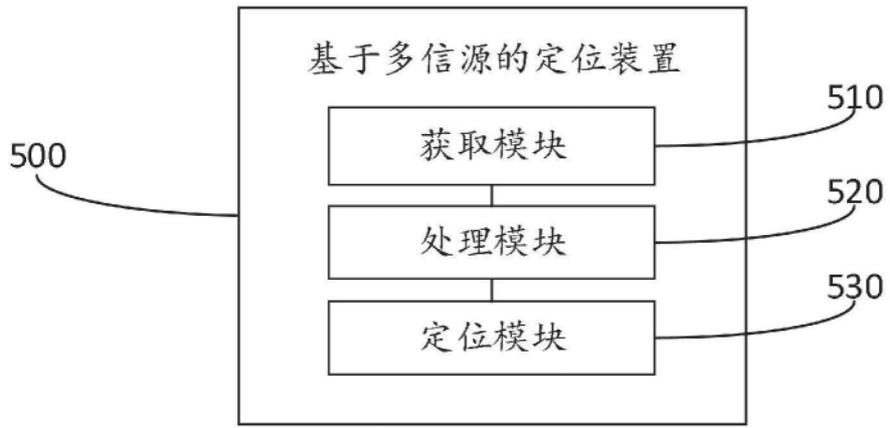


图5