



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113504778 B

(45) 授权公告日 2023. 09. 19

(21) 申请号 202110844389.8

(22) 申请日 2021.07.26

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113504778 A

(43) 申请公布日 2021.10.15

(73) 专利权人 广东工业大学
地址 510060 广东省广州市越秀区东风东
路729号大院

(72) 发明人 黄政杰 曾杰 李俊 吴元清
鲁仁全 彭衍华 钟文键

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限
公司 11227

专利代理师 沈闯

(51) Int. Cl.

G05D 1/02 (2020.01)

(56) 对比文件

CN 105137969 A, 2015.12.09

CN 111260057 A, 2020.06.09

CN 111730595 A, 2020.10.02

CN 112115923 A, 2020.12.22

CN 112904859 A, 2021.06.04

EP 2384863 A2, 2011.11.09

CN 112478015 A, 2021.03.12

钟文键等.《基于融合概率模型的非结构地
形四足机器人足端控制系统》.《数字农业与智
能农机》.2022, (第2期期), 第116-118页.

审查员 闫蓓

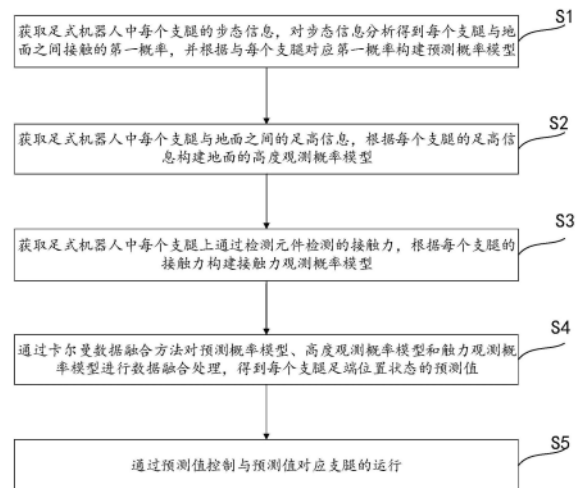
权利要求书3页 说明书11页 附图3页

(54) 发明名称

基于融合概率模型的足式机器人控制方法、
系统及设备

(57) 摘要

本发明涉及一种基于融合概率模型的足式
机器人控制方法、系统及设备,该方法通过建立
预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测
概率模型,并采用卡尔曼数据融合方法对预测概
率模型、高度观测概率模型和触力观测概率模型
进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态
的预测值,以及通过预测值控制与预测值对应支
腿的运行,实现足式机器人的运行控制。该方法
通过支腿上检测元件就可以在未知非结构
地形下的精准触底检测来获取控制的预测值数
据,大大提高了该基于融合概率模型的足式机器
人控制方法对应系统的鲁棒性,从而提高了足式
机器人的运动稳定性,解决了现有足式机器人行
驶的控制方式不适用不规则复杂地面且行驶稳
定性差的技术问题。



1. 一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法,应用于足式机器人上,其特征在于,所述足式机器人包括至少两个支腿,每个所述支腿上设置有用于检测接触力的检测元件,该基于融合概率模型的足式机器人控制方法包括以下步骤:

获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态信息,对所述步态信息分析得到每个所述支腿与地面之间接触的第一概率,并根据与每个所述支腿对应所述第一概率构建预测概率模型;

获取所述足式机器人中每个所述支腿与地面之间的足高信息,根据每个所述支腿的所述足高信息构建地面的高度观测概率模型;

获取所述足式机器人中每个所述支腿上通过所述检测元件检测的接触力,根据每个所述支腿的所述接触力构建接触力观测概率模型;

通过卡尔曼数据融合方法对所述预测概率模型、所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个所述支腿足端位置状态的预测值;

通过所述预测值控制与所述预测值对应所述支腿的运行;

构建预测概率模型的步骤包括:

在不同时刻,获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态相位和支腿足端的状态构成N个步态信息;

依据所述支腿的N个所述步态相位和所述支腿足端的状态,采用第一概率计算公式得到对应所述支腿与地面之间接触的N个第一概率;

N个所述第一概率组成N行1列的矩阵作为预测概率模型;

其中,所述第一概率计算公式为:

$$P(c|s_\phi, \phi) = \frac{1}{2} \left[s_\phi \left[\operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c0}}{\sigma_{c0} \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c1} - \phi}{\sigma_{c1} \sqrt{2}} \right) \right] + \bar{s}_\phi \left[2 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c0} - \phi}{\sigma_{c0} \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c1}}{\sigma_{c1} \sqrt{2}} \right) \right] \right]$$

式中, ϕ 为支腿的步态相位, s_ϕ 为基于步态相位 ϕ 下的支腿足端状态, $P(c|s_\phi, \phi)$ 为基于步态相位 ϕ 下支腿与地面之间接触的第一概率, c 为支腿足端的期望状态, μ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c0}^- 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c0}^- 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, μ_{c1}^- 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c1}^- 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, \bar{s}_ϕ 为 s_ϕ 的数值取反。

2. 根据权利要求1所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法,其特征在于,所述支腿足端的状态包括支腿足端与地面接触状态和支腿足端摇摆状态;若所述支腿足端的状态为支腿足端与地面接触状态, $s_\phi = 1$;若所述支腿足端的状态为支腿足端摇摆状态, $s_\phi = 0$ 。

3. 根据权利要求1所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法,其特征在于,构建地面的高度观测概率模型的步骤包括:

在不同时刻,获取所述足式机器人中每个所述支腿与地面之间的距离 p_z 和地面的摩擦

度 σ_{z_g} 的N个足高信息；

依据所述支腿的N个所述距离 p_z 和所述摩擦度 σ_{z_g} ，通过足端与地面接触概率公式计算，得到对应所述支腿与地面之间的N个接触概率；

所述支腿的N个接触概率组成N行1列的矩阵作为高度观测概率模型；

其中，所述足端与地面接触概率公式为：

$$P(c | p_z) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{z_g} - p_z}{\sigma_{z_g} \sqrt{2}} \right) \right]$$

式中， μ_{z_g} 为0， $P(c | p_z)$ 为支腿的足端与地面接触的接触概率。

4. 根据权利要求1所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法，其特征在于，构建接触力观测概率模型的步骤包括：

在不同时刻，获取所述足式机器人中每个所述支腿上通过所述检测元件检测的接触力 f_z ，得到对应所述支腿的N个接触力；

对同一个所述支腿上的N个所述接触力采用高斯分布处理，得到对应所述支腿的接触力期望值 μ_{f_c} 和接触力标准差 σ_{f_c} ；

依据所述支腿的接触力期望值 μ_{f_c} 、N个所述接触力 f_z 和接触力标准差 σ_{f_c} ，采用接触概率计算公式计算得到对应所述支腿的N个接触力概率；

所述支腿的N个接触力概率组成N行1列的矩阵作为接触力观测概率模型；

其中，所述接触概率计算公式为：

$$P(c | f_z) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{f_z - \mu_{f_c}}{\sigma_{f_c} \sqrt{2}} \right) \right]$$

式中， $P(c | f_z)$ 为基于检测元件检测的接触力的足端与地面接触的接触力概率。

5. 根据权利要求1所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法，其特征在于，得到每个所述支腿足端位置状态的预测值的步骤包括：将所述预测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的输入，以及将所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量进行数据融合处理，得到每个所述支腿足端位置状态的预测值。

6. 根据权利要求1所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法，其特征在于，所述检测元件为气压传感器。

7. 一种基于融合概率模型的足式机器人控制系统，应用于足式机器人上，其特征在于，所述足式机器人包括至少两个支腿，每个所述支腿上设置用于检测接触力的检测元件，该基于融合概率模型的足式机器人控制系统包括第一模型构建模块、第二模型构建模块、第三模型构建模块、预测模块和执行模块；

所述第一模型构建模块，用于获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态信息，对所述步态信息分析得到每个所述支腿与地面之间接触的第一概率，并根据与每个所述支腿对应所述第一概率构建预测概率模型；

所述第二模型构建模块，用于获取所述足式机器人中每个所述支腿与地面之间的足高

信息,根据每个所述支腿的所述足高信息构建地面的高度观测概率模型;

所述第三模型构建模块,用于获取所述足式机器人中每个所述支腿上通过所述检测元件检测的接触力,根据每个所述支腿的所述接触力构建接触力观测概率模型;

所述预测模块,用于通过卡尔曼数据融合方法对所述预测概率模型、所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个所述支腿足端位置状态的预测值;

所述执行模块,用于通过所述预测值控制与所述预测值对应所述支腿的运行;

构建预测概率模型的步骤包括:

在不同时刻,获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态相位和支腿足端的状态构成N个步态信息;

依据所述支腿的N个所述步态相位和所述支腿足端的状态,采用第一概率计算公式得到对应所述支腿与地面之间接触的N个第一概率;

N个所述第一概率组成N行1列的矩阵作为预测概率模型;

其中,所述第一概率计算公式为:

$$P(c|s_\phi, \phi) = \frac{1}{2} \left[s_\phi \left[\operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c0}}{\sigma_{c0} \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c1} - \phi}{\sigma_{c1} \sqrt{2}} \right) \right] + \bar{s}_\phi \left[2 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c0} - \phi}{\sigma_{c0} \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c1}}{\sigma_{c1} \sqrt{2}} \right) \right] \right]$$

式中, ϕ 为支腿的步态相位, s_ϕ 为基于步态相位 ϕ 下的支腿足端状态, $P(c|s_\phi, \phi)$ 为基于步态相位 ϕ 下支腿与地面之间接触的第一概率, c 为支腿足端的期望状态, μ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c0} 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c0} 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, μ_{c1} 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c1} 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, \bar{s}_ϕ 为 s_ϕ 的数值取反。

8. 根据权利要求7所述的基于融合概率模型的足式机器人控制系统,其特征在于,所述预测模块还用于将所述预测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的输入,以及将所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量进行数据融合处理,得到每个所述支腿足端位置状态的预测值。

9. 一种基于融合概率模型的足式机器人控制设备,其特征在于,包括处理器以及存储器;

所述存储器,用于存储程序代码,并将所述程序代码传输给所述处理器;

所述处理器,用于根据所述程序代码中的指令执行如权利要求1-6任意一项所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法。

基于融合概率模型的足式机器人控制方法、系统及设备

技术领域

[0001] 本发明涉及机器人控制技术领域,尤其涉及一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法、系统及设备。

背景技术

[0002] 现如今的足式机器人足端控制方式都是比较单一的,主要分为二大主流的控制方式,一种控制方式是基于机器人学模型的足端控制,另一种控制方式是结合机器人学模型和编码器来进行控制。

[0003] 在结合机器人学模型和编码器来进行控制的控制方式中一是先通过对实体机器人建立相应的机器人学模型,将机器人的每个关节、足端以及基坐标联系起来。然后根据预设的动作来周期性控制机器人足端,这种控制方式多用于基于无感电机为驱动的足式机器人,并且只能在平坦的地面上行走,稳定性十分差,动作僵硬。二是先对实体机器人建立相应的机器人学模型,然后再获取到足式机器人每个关节驱动电机的编码器,最后通过编码器数据和腿部机器人学模型的运动学来估算出足端的接触力,从而可以适应在较为不平坦的地面上运动,但此控制方式的机器人不能在不规则复杂的地面上行驶。

[0004] 在基于机器人学模型的足端控制的控制方式是在建立了机器人学模型的基础上,在足端底部加入薄膜传感器来测量足端的接触力,可以进行闭环控制,但是在足端底部的薄膜传感器是直接与地面接触的,磨损比较大,使得机器人的使用寿命短。

发明内容

[0005] 本发明实施例提供了一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法、系统及设备,用于解决现有足式机器人行驶的控制方式不适用不规则复杂地面且行驶稳定性差的技术问题。

[0006] 为了实现上述目的,本发明实施例提供如下技术方案:

[0007] 一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法,应用于足式机器人上,所述足式机器人包括至少两个支腿,每个所述支腿上设置有用于检测接触力的检测元件,该基于融合概率模型的足式机器人控制方法包括以下步骤:

[0008] 获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态信息,对所述步态信息分析得到每个所述支腿与地面之间接触的第一概率,并根据与每个所述支腿对应所述第一概率构建预测概率模型;

[0009] 获取所述足式机器人中每个所述支腿与地面之间的足高信息,根据每个所述支腿的所述足高信息构建地面的高度观测概率模型;

[0010] 获取所述足式机器人中每个所述支腿上通过所述检测元件检测的接触力,根据每个所述支腿的所述接触力构建接触力观测概率模型;

[0011] 通过卡尔曼数据融合方法对所述预测概率模型、所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个所述支腿足端位置状态的预测值;

[0012] 通过所述预测值控制与所述预测值对应所述支腿的运行。

[0013] 优选地,构建预测概率模型的步骤包括:

[0014] 在不同时刻,获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态相位和支腿足端的状态构成N个步态信息;

[0015] 依据所述支腿的N个所述步态相位和所述支腿足端的状态,采用第一概率计算公式得到对应所述支腿与地面之间接触的N个第一概率;

[0016] N个所述第一概率组成N行1列的矩阵作为预测概率模型;

[0017] 其中,所述第一概率计算公式为:

$$[0018] \quad P(c|s_\phi, \phi) = \frac{1}{2} \left[s_\phi \left[\operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c0}}{\sigma_{c0} \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c1} - \phi}{\sigma_{c1} \sqrt{2}} \right) \right] + \bar{s}_\phi \left[2 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c0}^- - \phi}{\sigma_{c0}^- \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c1}^-}{\sigma_{c1}^- \sqrt{2}} \right) \right] \right]$$

[0019] 式中, ϕ 为支腿的步态相位, s_ϕ 为基于步态相位 ϕ 下的支腿足端状态, $P(c|s_\phi, \phi)$ 为基于步态相位 ϕ 下支腿与地面之间接触的第一概率, c 为支腿足端的期望状态, μ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c0}^- 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c0}^- 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, μ_{c1}^- 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c1}^- 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, \bar{s}_ϕ 为 s_ϕ 的数值取反。

[0020] 优选地,所述支腿足端的状态包括支腿足端与地面接触状态和支腿足端摇摆状态;若所述支腿足端的状态为支腿足端与地面接触状态, $s_\phi = 1$;若所述支腿足端的状态为支腿足端摇摆状态, $s_\phi = 0$ 。

[0021] 优选地,构建地面的高度观测概率模型的步骤包括:

[0022] 在不同时刻,获取所述足式机器人中每个所述支腿与地面之间的距离 p_z 和地面的摩擦度 σ_{z_g} 的N个足高信息;

[0023] 依据所述支腿的N个所述距离 p_z 和所述摩擦度 σ_{z_g} , 通过足端与地面接触概率公式计算,得到对应所述支腿与地面之间的N个接触概率;

[0024] 所述支腿的N个接触概率组成N行1列的矩阵作为高度观测概率模型;

[0025] 其中,所述足端与地面接触概率公式为:

$$[0026] \quad P(c|p_z) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{z_g} - p_z}{\sigma_{z_g} \sqrt{2}} \right) \right]$$

[0027] 式中, μ_{z_g} 为0, $P(c|p_z)$ 为支腿的足端与地面接触的接触概率。

[0028] 优选地,构建接触力观测概率模型的步骤包括:

[0029] 在不同时刻,获取所述足式机器人中每个所述支腿上通过所述检测元件检测的接触力 f_z , 得到对应所述支腿的N个接触力;

[0030] 对同一个所述支腿上的N个所述接触力采用高斯分布处理,得到对应所述支腿的接触力期望值 μ_{fc} 和接触力标准差 σ_{fc} ;

[0031] 依据所述支腿的接触力期望值 μ_{f_c} 、N个所述接触力 f_z 和接触力标准差 σ_{f_c} ，采用接触概率计算公式计算得到对应所述支腿的N个接触力概率；

[0032] 所述支腿的N个接触力概率组成N行1列的矩阵作为接触力观测概率模型；

[0033] 其中，所述接触概率计算公式为：

$$[0034] \quad P(c|f_z) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{f_z - \mu_{f_c}}{\sigma_{f_c} \sqrt{2}} \right) \right]$$

[0035] 式中， $P(c|f_z)$ 为基于检测元件检测的接触力的足端与地面接触的接触力概率。

[0036] 优选地，得到每个所述支腿足端位置状态的预测值的步骤包括：将所述预测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的输入，以及将所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量进行数据融合处理，得到每个所述支腿足端位置状态的预测值。

[0037] 优选地，所述检测元件为气压传感器。

[0038] 本发明还提供一种基于融合概率模型的足式机器人控制系统，应用于足式机器人上，所述足式机器人包括至少两个支腿，每个所述支腿上设置有用检测接触力的检测元件，该基于融合概率模型的足式机器人控制系统包括第一模型构建模块、第二模型构建模块、第三模型构建模块、预测模块和执行模块；

[0039] 所述第一模型构建模块，用于获取所述足式机器人中每个所述支腿的步态信息，对所述步态信息分析得到每个所述支腿与地面之间接触的第一概率，并根据与每个所述支腿对应所述第一概率构建预测概率模型；

[0040] 所述第二模型构建模块，用于获取所述足式机器人中每个所述支腿与地面之间的足高信息，根据每个所述支腿的所述足高信息构建地面的高度观测概率模型；

[0041] 所述第三模型构建模块，用于获取所述足式机器人中每个所述支腿上通过所述检测元件检测的接触力，根据每个所述支腿的所述接触力构建接触力观测概率模型；

[0042] 所述预测模块，用于通过卡尔曼数据融合方法对所述预测概率模型、所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型进行数据融合处理，得到每个所述支腿足端位置状态的预测值；

[0043] 所述执行模块，用于通过所述预测值控制与所述预测值对应所述支腿的运行。

[0044] 优选地，所述预测模块还用于将所述预测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的输入，以及将所述高度观测概率模型和所述接触力观测概率模型作为所述卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量进行数据融合处理，得到每个所述支腿足端位置状态的预测值。

[0045] 本发明还提供一种基于融合概率模型的足式机器人控制设备，包括处理器以及存储器；

[0046] 所述存储器，用于存储程序代码，并将所述程序代码传输给所述处理器；

[0047] 所述处理器，用于根据所述程序代码中的指令执行上述所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法。

[0048] 从以上技术方案可以看出，本发明实施例具有以下优点：该基于融合概率模型的足式机器人控制方法、系统及设备，该方法通过建立预测概率模型、高度观测概率模型和接

触力观测概率模型,并采用卡尔曼数据融合方法对预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态的预测值,以及通过预测值控制与预测值对应支腿的运行,实现足式机器人的运行控制。该基于融合概率模型的足式机器人控制方法通过支腿上检测元件就可以实现在未知非结构地形下的精准触底检测来获取控制的预测值数据,大大提高了该基于融合概率模型的足式机器人控制方法对应系统的鲁棒性,从而提高了足式机器人的运动稳定性,解决了现有足式机器人行驶的控制方式不适用不规则复杂地面且行驶稳定性差的技术问题。

[0049] 该基于融合概率模型的足式机器人控制方法通过卡尔曼数据融合方法所得到的高度观测概率模型与接触力观测概率模型融合后的观测模型来提高该基于融合概率模型的足式机器人控制方法对应系统的鲁棒性和避免单一传感器的较大误差性,也能让足式机器人提高足端接触力的精度,从而实现机器人能够在复杂且不确定性的地面上稳定运动,也能获得了较为精准支腿的足端状态,并且该足式机器人可以适应各种非结构的地形。

附图说明

[0050] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其它的附图。

[0051] 图1为本发明实施例所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法的步骤流程图;

[0052] 图2为本发明实施例所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法中足式机器人支腿的结构示意图;

[0053] 图3为本发明实施例所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法中足式机器人支腿足端相位的示意图;

[0054] 图4为本发明实施例的基于融合概率模型的足式机器人控制系统的框架图。

具体实施方式

[0055] 为使得本发明的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,下面所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而非全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本发明保护的范围。

[0056] 本申请实施例提供了一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法、系统及设备,用于解决了现有足式机器人行驶的控制方式不适用不规则复杂地面且行驶稳定性差的技术问题。

[0057] 实施例一:

[0058] 图1为本发明实施例所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法的步骤流程图,图2为本发明实施例所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法中足式机器人支腿的结构示意图。

[0059] 如图1和图2所示,本发明实施例提供了一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法,应用于足式机器人上,足式机器人包括至少两个支腿1,每个支腿上设置有用于检测接触力的检测元件2,该基于融合概率模型的足式机器人控制方法包括以下步骤:

[0060] S1. 获取足式机器人中每个支腿的步态信息,对步态信息分析得到每个支腿与地面之间接触的第一概率,并根据与每个支腿对应第一概率构建预测概率模型。

[0061] 需要说明的是,主要是依据足式机器人上每个支腿的步态信息构建预测概率模型,为后续步骤S4提供数据支撑。

[0062] S2. 获取足式机器人中每个支腿与地面之间的足高信息,根据每个支腿的足高信息构建地面的高度观测概率模型。

[0063] 需要说明的是,主要是依据足式机器人上支腿与地面之间的足高信息构建高度观测概率模型,为后续步骤S4提供数据支撑。

[0064] S3. 获取足式机器人中每个支腿上通过检测元件检测的接触力,根据每个支腿的接触力构建接触力观测概率模型。

[0065] 需要说明的是,主要是依据足式机器人上支腿与地面之间的接触力构建接触力观测概率模型,为后续步骤S4提供数据支撑。在本实施例中,检测元件优先选为气压传感器。

[0066] S4. 通过卡尔曼数据融合方法对预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态的预测值。

[0067] 需要说明的是,主要是根据步骤S1至步骤S3得到的预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测概率模型,将预测概率模型作为卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的输入,以及将高度观测概率模型和接触力观测概率模型作为卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态的预测值。

[0068] S5. 通过预测值控制与预测值对应支腿的运行。

[0069] 需要说明的是,主要至根据步骤S4得到的足式机器人支腿的预测值控制器运行,使得足式机器人控制支腿行驶过程,不需要借助任何激光雷达、超声波传感器和视觉传感器等感知,仅通过支腿上检测元件就可以实现在未知非结构地形下的精准触底检测来获取控制数据,大大提高了该基于融合概率模型的足式机器人控制方法对应系统的鲁棒性,从而提高了足式机器人的运动稳定性。

[0070] 本发明提供的一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法通过建立预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测概率模型,并采用卡尔曼数据融合方法对预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态的预测值,以及通过预测值控制与预测值对应支腿的运行,实现足式机器人的运行控制。该基于融合概率模型的足式机器人控制方法通过支腿上检测元件就可以实现在未知非结构地形下的精准触底检测来获取控制的预测值数据,大大提高了该基于融合概率模型的足式机器人控制方法对应系统的鲁棒性,从而提高了足式机器人的运动稳定性,解决了现有足式机器人行驶的控制方式不适用不规则复杂地面且行驶稳定性差的技术问题。

[0071] 需要说明的是,该基于融合概率模型的足式机器人控制方法通过卡尔曼数据融合方法所得到的高度观测概率模型与接触力观测概率模型融合后的观测模型来提高该基于融合概率模型的足式机器人控制方法对应系统的鲁棒性和避免单一传感器的较大误差性,也能让足式机器人提高足端接触力的精度,从而实现机器人能够在复杂且不确定性的地面

上稳定运动,也能获得了较为精准支腿的足端状态,并且该足式机器人可以适应各种非结构的地形。

[0072] 图3为本发明实施例所述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法中足式机器人支腿足端相位的示意图。

[0073] 在本发明的一个实施例中,在步骤S1中,构建预测概率模型的步骤包括:

[0074] 在不同时刻,获取足式机器人中每个支腿的步态相位和支腿足端的状态的N个步态信息;

[0075] 依据支腿的N个步态相位和支腿足端的状态,采用第一概率计算公式得到对应支腿与地面之间接触的N个第一概率;

[0076] N个第一概率组成N行1列的矩阵作为预测概率模型;

[0077] 其中,第一概率计算公式为:

$$[0078] \quad P(c|s_\phi, \phi) = \frac{1}{2} \left(s_\phi \left[\operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c0}}{\sigma_{c0} \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c1} - \phi}{\sigma_{c1} \sqrt{2}} \right) \right] + \bar{s}_\phi \left[2 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{c0}^- - \phi}{\sigma_{c0}^- \sqrt{2}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{\phi - \mu_{c1}^-}{\sigma_{c1}^- \sqrt{2}} \right) \right] \right)$$

[0079] 式中, ϕ 为支腿的步态相位, s_ϕ 为基于步态相位 ϕ 下的支腿足端状态, $P(c|s_\phi, \phi)$ 为基于步态相位 ϕ 下支腿与地面之间接触的第一概率, c 为支腿足端的期望状态, μ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c0} 为第一对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均值, σ_{c1} 为第二对角线两个支腿触地状态切换到摆腿状态的均方差, μ_{c0}^- 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c0}^- 为第一对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, μ_{c1}^- 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均值, σ_{c1}^- 为第二对角线两个支腿摆腿状态切换到触地状态的均方差, \bar{s}_ϕ 为 s_ϕ 的数值取反。

[0080] 需要说明的是,该实施例中是以足式机器人上设置有四个支腿作为案例进行说明。如图3所示,虚线为支腿的足端与地面接触,实线为支腿的足端摇摆,圆点为支腿足端的状态,第一对角线的两个支腿分别为前右支腿和后左支腿,第二对角线的两个支腿分别为前左支腿和后右支腿。在本实施例中,支腿足端的状态包括支腿足端与地面接触状态和支腿足端摇摆状态;若支腿足端的状态为支腿足端与地面接触状态,且在理想状态下, $s_\phi = 1$;若支腿足端的状态为支腿足端摇摆状态,且在理想状态下, $s_\phi = 0$ 。其中,支腿的N个第一概率组成N行1列的矩阵为 u_k 。

$$[0081] \quad u_k = \begin{Bmatrix} P_1(c|s_\phi, \phi) \\ \vdots \\ P_N(c|s_\phi, \phi) \end{Bmatrix}_k$$

[0082] 式中, k 为足式机器人的第 k 个支腿。预测概率模型采用矩阵 u_k 表示,并作为卡尔曼方程的瞬时输入。采用高斯分布对支腿步态相位的N个数据进行分析,得到步态相位的N个协方差,并由N个协方差构成相位的协方差矩阵 Σw_k :

$$[0083] \quad \Sigma_{\phi,k} = \begin{bmatrix} \sigma_{\phi,1}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{\phi,N}^2 \end{bmatrix}_k$$

[0084] 式中, $\sigma_{\phi,N}^2$ 为第N个支腿步态相位的协方差。

[0085] 在本发明的一个实施例中,在步骤S2中,构建地面的高度观测概率模型的步骤包括:

[0086] 在不同时刻,获取足式机器人中每个支腿与地面之间的距离 p_z 和地面的摩擦度 σ_{z_g} 的N个足高信息;

[0087] 依据支腿的距离 p_z 和摩擦度 σ_{z_g} ,通过足端与地面接触概率公式计算,得到对应支腿与地面之间的N个接触概率;

[0088] 支腿的N个接触概率组成N行1列的矩阵作为高度观测概率模型;

[0089] 其中,足端与地面接触概率公式为:

$$[0090] \quad P(c | p_z) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\mu_{z_g} - p_z}{\sigma_{z_g} \sqrt{2}} \right) \right]$$

[0091] 式中, μ_{z_g} 为0, $P(c | p_z)$ 为支腿的足端与地面接触的接触概率。

[0092] 需要说明的是,支腿的N个接触概率组成N行1列的矩阵为 $\tilde{z}_{1,k}$ 。

$$[0093] \quad \tilde{z}_{1,k} = \begin{Bmatrix} P_1(c | p_z) \\ \vdots \\ P_N(c | p_z) \end{Bmatrix}_k$$

[0094] 式中,k为足式机器人的第k个支腿。预测概率模型采用矩阵 $\tilde{z}_{1,k}$ 表示。采用高斯分布对支腿与地面之间的N个距离 p_z 数据进行分析,得到支腿与地面之间距离的N个协方差,并由N个协方差构成相位的距离协方差矩阵 $\Sigma_{v1,k}$:

$$[0095] \quad \Sigma_{v1,k} = \begin{bmatrix} \sigma_{p_z,1}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{p_z,N}^2 \end{bmatrix}_k$$

[0096] 式中, $\sigma_{p_z,N}^2$ 为第N个支腿与地面之间距离的协方差。

[0097] 在本发明的一个实施例中,在步骤S3中,构建接触力观测概率模型的步骤包括:

[0098] 在不同时刻,获取足式机器人中每个支腿上通过检测元件检测的接触力 f_z ,得到对应支腿的N个接触力;

[0099] 对同一个支腿上的N个接触力采用高斯分布处理,得到对应支腿的接触力期望值 μ_{f_c} 和接触力标准差 σ_{f_c} ;

[0100] 依据支腿的接触力期望值 μ_{f_c} 、N个接触力 f_z 和接触力标准差 σ_{f_c} ,采用接触概率计算公式计算得到对应支腿的N个接触力概率;

[0101] 支腿的N个接触力概率组成N行1列的矩阵作为接触力观测概率模型；

[0102] 其中，接触概率计算公式为：

$$[0103] \quad P(c|f_z) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{f_z - \mu_{f_c}}{\sigma_{f_c} \sqrt{2}} \right) \right]$$

[0104] 式中， $P(c|f_z)$ 为基于检测元件检测的接触力的足端与地面接触的接触力概率。

[0105] 需要说明的是，支腿的N个接触力概率组成N行1列的矩阵为 $\tilde{z}_{2,k}$ 。

$$[0106] \quad \tilde{z}_{2,k} = \begin{Bmatrix} P_1(c|f_z) \\ \vdots \\ P_N(c|f_z) \end{Bmatrix}_k$$

[0107] 式中，k为足式机器人的第k个支腿。预测概率模型采用矩阵 $\tilde{z}_{2,k}$ 表示。采用高斯分布对支腿与地面之间的N个接触力 f_z ，数据进行分析，得到支腿与地面之间接触的N个接触协方差，并由N个接触协方差构成相位的接触协方差矩阵 $\Sigma_{v2,k}$ ：

$$[0108] \quad \Sigma_{v2,k} = \begin{bmatrix} \sigma_{f_z,1}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{f_z,N}^2 \end{bmatrix}_k$$

[0109] 式中， σ_{f_z} ，N为第N个支腿与地面之间接触的接触协方差。

[0110] 在本发明的实施例中，该基于融合概率模型的足式机器人控制方法中将高度观测概率模型和接触力观测概率模型作为卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量 \tilde{z}_k 和组合协方差 Σ_{vk} ，则：

$$[0111] \quad \tilde{z}_k = \begin{bmatrix} \tilde{z}_{1,k} \\ \tilde{z}_{2,k} \end{bmatrix}$$

$$[0112] \quad \Sigma_{vk} = \begin{bmatrix} \Sigma_{v1,k} & 0_N \\ 0_N & \Sigma_{v2,k} \end{bmatrix}$$

[0113] 而在卡尔曼数据融合方法中，卡尔曼预测方程有 $A_k = 0_N$ 和 $B_k = I_N$ 、 $H_k = \begin{bmatrix} I_N \\ I_N \end{bmatrix}$ (I_N 为N阶的单位矩阵)，则有：

$$[0114] \quad \hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k \left(z_k - H_k \hat{x}_{k|k-1} \right)$$

$$[0115] \quad \hat{x}_{k|k-1} = A_k \hat{x}_{k-1} + B_k u_k$$

$$[0116] \quad K_k = \sum_{k|k-1} H_k^T \left(H_k \sum_{k|k-1} H_k^T + \Sigma_{vk} \right)$$

$$[0117] \quad \Sigma_{k|k-1} = A_k \Sigma_{k-1} A_k^T + \Sigma_{w_k}$$

[0118] 式中, $\hat{x}_{k|k}$ 为第k个支腿足端位置状态的预测值, K_k 为卡尔曼数据融合方法中的卡尔曼增益系数, $\Sigma_{k|k-1}$ 为已知k-1支腿足端位置状态的情况下k支腿足端位置状态的预测协方差, A_k 和 B_k 均为卡尔曼预测方程的参数, \hat{z}_k 为观测矢量 \tilde{z}_k , $\hat{x}_{k|k-1}$ 为已知k-1支腿足端位置状态的情况下k支腿足端位置状态的预测值, Σ_{k-1} 为k-1支腿足端位置状态的预测协方差。

[0119] 实施例二:

[0120] 图4为本发明实施例的基于融合概率模型的足式机器人控制系统的框架图。

[0121] 如图4所示,本发明实施例还提供一种基于融合概率模型的足式机器人控制系统,应用于足式机器人上,足式机器人包括至少两个支腿1,每个支腿上设置有用于检测接触力的检测元件2,该基于融合概率模型的足式机器人控制系统包括第一模型构建模块10、第二模型构建模块20、第三模型构建模块30、预测模块40和执行模块50;

[0122] 第一模型构建模块10,用于获取足式机器人中每个支腿的步态信息,对步态信息分析得到每个支腿与地面之间接触的第一概率,并根据与每个支腿对应第一概率构建预测概率模型;

[0123] 第二模型构建模块20,用于获取足式机器人中每个支腿与地面之间的足高信息,根据每个支腿的足高信息构建地面的高度观测概率模型;

[0124] 第三模型构建模块30,用于获取足式机器人中每个支腿上通过检测元件检测的接触力,根据每个支腿的接触力构建接触力观测概率模型;

[0125] 预测模块40,用于通过卡尔曼数据融合方法对预测概率模型、高度观测概率模型和接触力观测概率模型进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态的预测值;

[0126] 执行模块50,用于通过预测值控制与预测值对应支腿的运行。

[0127] 在本发明实施例中,预测模块50还用于将预测概率模型作为卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的输入,以及将高度观测概率模型和接触力观测概率模型作为卡尔曼数据融合方法中卡尔曼方程的观测矢量进行数据融合处理,得到每个支腿足端位置状态的预测值。

[0128] 需要说明的是,实施例二系统中的基于融合概率模型的足式机器人控制方法的内容已在实施例一中详细阐述了,在此实施例二中不再对基于融合概率模型的足式机器人控制方法的内容进行详细阐述。

[0129] 实施例三:

[0130] 本发明实施例提供了一种基于融合概率模型的足式机器人控制设备,包括处理器以及存储器;

[0131] 存储器,用于存储程序代码,并将程序代码传输给处理器;

[0132] 处理器,用于根据程序代码中的指令执行上述的基于融合概率模型的足式机器人控制方法。

[0133] 需要说明的是,处理器用于根据所程序代码中的指令执行上述的一种基于融合概率模型的足式机器人控制方法实施例中的步骤。或者,处理器执行计算机程序时实现上述

各系统/装置实施例中各模块/单元的功能。

[0134] 示例性的, 计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元, 一个或者多个模块/单元被存储在存储器中, 并由处理器执行, 以完成本申请。一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段, 该指令段用于描述计算机程序在终端设备中的执行过程。

[0135] 终端设备可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。终端设备可包括, 但不仅限于, 处理器、存储器。本领域技术人员可以理解, 并不构成对终端设备的限定, 可以包括比图示更多或更少的部件, 或者组合某些部件, 或者不同的部件, 例如终端设备还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

[0136] 所称处理器可以是中央处理单元 (Central Processing Unit, CPU), 还可以是其他通用处理器、数字信号处理器 (Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现成可编程门阵列 (Field-Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0137] 存储器可以是终端设备的内部存储单元, 例如终端设备的硬盘或内存。存储器也可以是终端设备的外部存储设备, 例如终端设备上配备的插接式硬盘, 智能存储卡 (Smart Media Card, SMC), 安全数字 (Secure Digital, SD) 卡, 闪存卡 (Flash Card) 等。进一步地, 存储器还可以既包括终端设备的内部存储单元也包括外部存储设备。存储器用于存储计算机程序以及终端设备所需的其他程序和数据。存储器还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0138] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到, 为描述的方便和简洁, 上述描述的系统, 装置和单元的具体工作过程, 可以参考前述方法实施例中的对应过程, 在此不再赘述。

[0139] 在本申请所提供的几个实施例中, 应该理解到, 所揭露的系统, 装置和方法, 可以通过其它的方式实现。例如, 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的, 例如, 所述单元的划分, 仅仅为一种逻辑功能划分, 实际实现时可以有另外的划分方式, 例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统, 或一些特征可以忽略, 或不执行。另一点, 所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口, 装置或单元的间接耦合或通信连接, 可以是电性, 机械或其它的形式。

[0140] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的, 作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元, 即可以位于一个地方, 或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0141] 另外, 在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中, 也可以是各个单元单独物理存在, 也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现, 也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0142] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用, 可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解, 本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式

体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0143] 以上所述,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

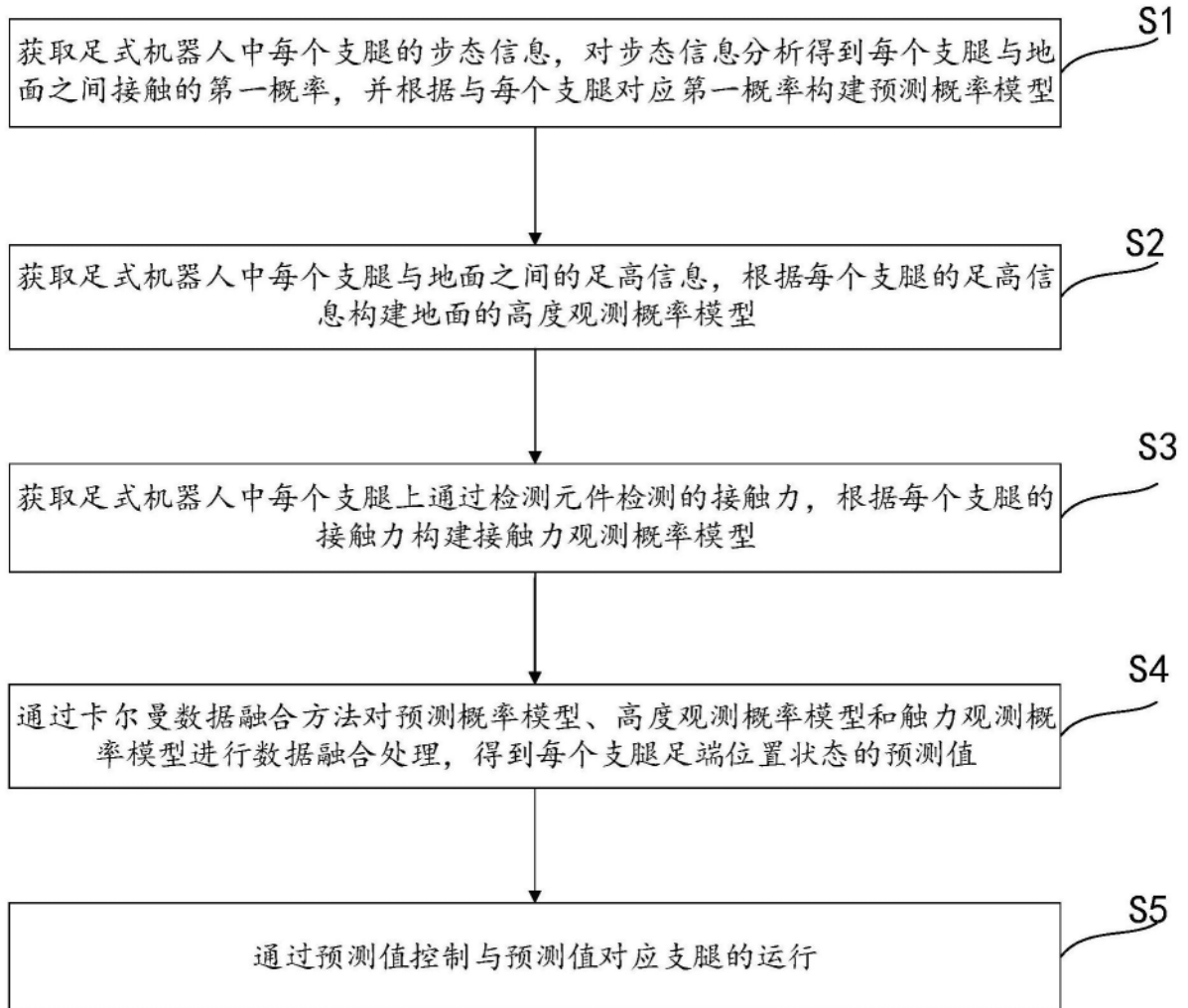


图1

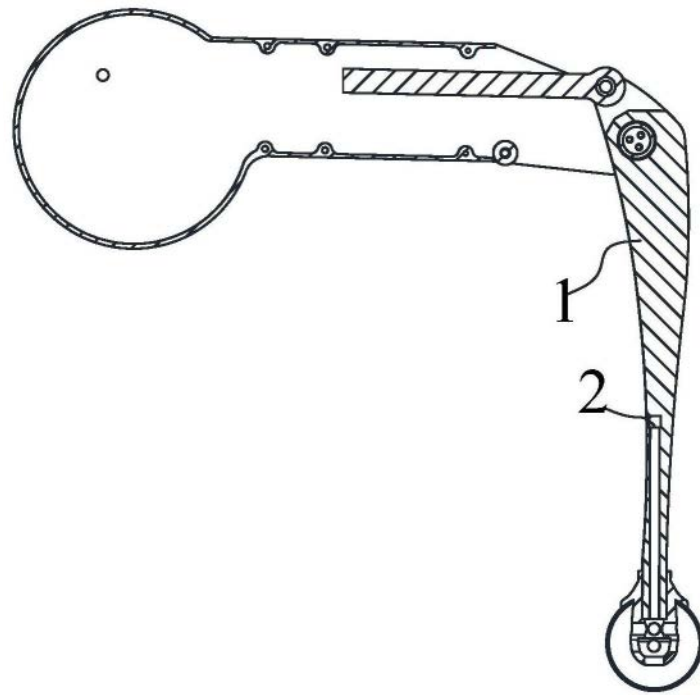


图2

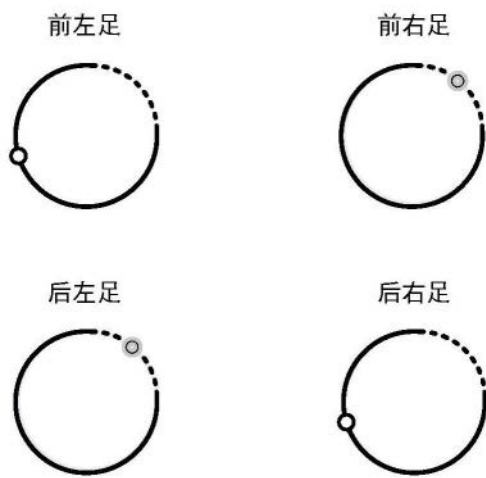


图3

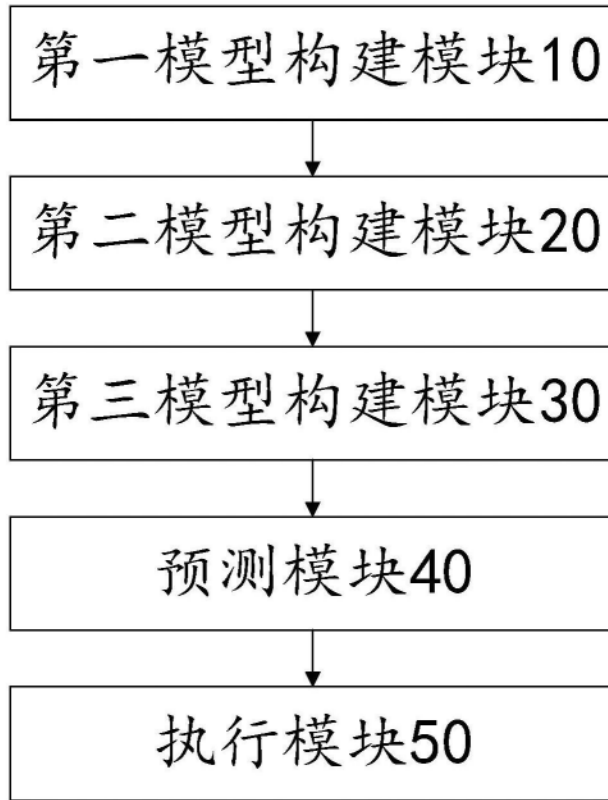


图4