



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112388635 A

(43) 申请公布日 2021. 02. 23

(21) 申请号 202011190385.4

(22) 申请日 2020.10.30

(71) 申请人 中国科学院自动化研究所
地址 100190 北京市海淀区中关村东路95号

申请人 国网山东省电力公司

(72) 发明人 李恩 罗明睿 杨国栋 梁白泽
谭民 郭锐 李勇 刘海波

(74) 专利代理机构 北京市恒有知识产权代理事务所(普通合伙) 11576

代理人 郭文浩 尹文会

(51) Int. Cl.

B25J 9/16 (2006.01)

B25J 13/08 (2006.01)

B25J 19/02 (2006.01)

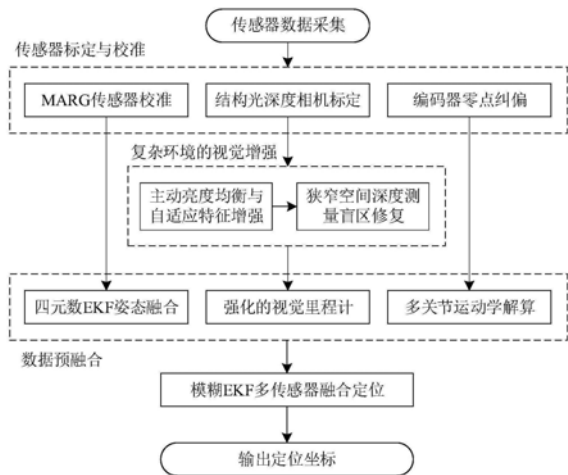
权利要求书7页 说明书20页 附图4页

(54) 发明名称

机器人多传感器融合感知与空间定位的方法、系统及装置

(57) 摘要

本发明属于机器人环境感知技术领域,具体涉及了一种机器人多传感器融合感知与空间定位的方法、系统及装置,旨在解决环境中多因素综合的不利干扰条件导致机器人感知与空间定位准确度与精度低的问题。本发明包括:采集深度相机、MARG传感器以及关节编码器的原始数据;结合传感器标定与校准结果,对采集的数据进行修正;对深度相机采集的视觉数据进行增强与修复;基于视觉特征点、四元数姿态以及机器人机构运动学原理对视觉数据、运动状态数据以及角位移数据分别进行预融合处理;借助扩展卡尔曼滤波器以及模糊理论,利用预融合后的多传感器数据完成机器人在环境中的空间融合定位。本发明实现了多因素综合的不利干扰下的高精度机器人感知与空间定位。



1. 一种机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,该方法包括:

步骤S10,获取机器人多传感器数据序列;所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列;

步骤S20,标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器,并基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正;

步骤S30,通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复;

步骤S40,进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理,获得第一预融合位姿序列;进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理,获得预融合姿态序列;进行修正后的角位移数据序列的预融合处理,获得第二预融合位姿序列;

步骤S50,基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位,获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

2. 根据权利要求1所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,所述视觉数据序列包括深度相机采集的彩色图序列和深度图序列;所述运动状态数据序列包括MARG传感器采集的三轴加速度序列、角速度序列和地磁场强度序列;所述角位移数据序列包括关节编码器采集的机器人关节的角位移数据序列。

3. 根据权利要求2所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器包括:

所述结构光深度相机的标定与校准包括彩色相机标定、红外相机标定、深度图漂移修正以及彩色图与深度图配准;

所述MARG传感器的标定与校准包括加速度零漂移校准以及磁场椭球拟合校准;

所述关节编码器的标定与校准包括编码器电气原点与关节旋转机构机械原点的配准。

4. 根据权利要求2所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,所述增强与修复的视觉数据序列的预融合处理包括:

步骤S411,提取所述增强与修复的视觉数据序列中一帧彩色图的ORB二维特征点,并在与当前帧彩色图配准的深度图中提取所述ORB二维特征点对应的深度测量值;

步骤S412,若能提取深度测量值,则将该ORB二维特征点作为ORB三维特征点;否则,则仍作为ORB二维特征点;

步骤S413,将当前帧的所有特征点与当前帧的前一帧的所有特征点进行匹配追踪,获得特征点对;

步骤S414,若所述特征点对中的特征点均为ORB三维特征点,则通过ICP算法得到两帧之间的位姿变换矩阵;否则,通过PnP算法得到两帧之间的位姿变换矩阵;

步骤S415,判断所述ORB三维特征点的追踪是否丢失,若未丢失,则直接将追踪得到的相机位姿变换矩阵作为新的关键帧加入已有的关键帧序列中;若已丢失,则调用当前帧对应的关节编码器和MARG传感器的预融合测量值作为新关键帧序列中初始关键帧的相机位姿变换矩阵;

步骤S416,将获取的关键帧序列进行位姿图优化,获得待优化相机位姿序列,并进行所

述待优化相机位姿序列的闭环修正,获得第一预融合位姿序列。

5. 根据权利要求2所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,所述修正后的运动状态数据序列的预融合处理包括:

步骤S421,获取k-1时刻的第一状态量和第一控制量;所述第一状态量包括所述MARG传感器载体坐标系到地理坐标系的旋转矩阵的四元数取值以及MARG传感器在X、Y、Z轴上的角速度累计漂移值;所述第一控制量包括X、Y、Z轴角速度真值;

步骤S422,基于所述k-1时刻的第一状态量和第一控制量,根据第一状态转移函数 $f_1[x_1(k-1), u_1(k-1)]$ 得到第k时刻的第一状态量的预测值 $\bar{x}_1(k) = f_1[x_1(k-1), u_1(k-1)]$;

步骤S423,基于扩展卡尔曼滤波算法,通过第k时刻的第一观测量、第一观测函数 $h_1(\bar{x}_1(k))$ 、第一过程协方差矩阵 Q_1 、第一噪声协方差矩阵 R_1 以及第k时刻第一状态量的预测值 $\bar{x}_1(k)$,获得第k时刻预融合的第一状态量 $x_1(k)$,k个时刻的预融合的第一状态量为预融合姿态序列;所述第k时刻的第一观测量 $z_1(k)$ 包括MARG传感器获取的三轴加速度序列 $[a_{Ax} \ a_{Ay} \ a_{Az}]^T$ 以及地磁场强度序列 $[h_{Mx} \ h_{My} \ h_{Mz}]^T$ 。

6. 根据权利要求5所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,所述第一状态转移函数为:

$$\begin{cases} q_0(k) = q_0(k-1) + T/2[-\omega_x(k)q_1(k-1) - \omega_y(k)q_2(k-1) - \omega_z(k)q_3(k-1)] \\ q_1(k) = q_1(k-1) + T/2[\omega_x(k)q_0(k-1) + \omega_z(k)q_2(k-1) - \omega_y(k)q_3(k-1)] \\ q_2(k) = q_2(k-1) + T/2[\omega_y(k)q_0(k-1) - \omega_z(k)q_1(k-1) + \omega_x(k)q_3(k-1)] \\ q_3(k) = q_3(k-1) + T/2[\omega_z(k)q_0(k-1) + \omega_y(k)q_1(k-1) - \omega_x(k)q_2(k-1)] \\ b_{gx}(k) = b_{gx}(k-1) \\ b_{gy}(k) = b_{gy}(k-1) \\ b_{gz}(k) = b_{gz}(k-1) \end{cases}$$

其中, q_0 、 q_1 、 q_2 、 q_3 为MARG传感器载体坐标系到地理坐标系旋转矩阵的四元数取值, b_{gx} 、 b_{gy} 、 b_{gz} 为MARG传感器在X、Y、Z轴上的角速度累计漂移值, ω_x 、 ω_y 、 ω_z 为X、Y、Z轴角速度真值,T为MARG传感器的采样周期。

7. 根据权利要求6所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,步骤S423包括:

步骤S4231,获取第一过程协方差矩阵 Q_1 和第一噪声协方差矩阵 R_1 以及基于第一观测量 $z_1(k)$ 获取第一观测函数 $h_1(\bar{x}_1(k))$:

$$h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k)) = \begin{cases} a_{Ax} = 2g(q_1q_3 - q_0q_2) \\ a_{Ay} = 2g(q_2q_3 + q_0q_1) \\ a_{Az} = g(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \\ h_{Mx} = H_x(q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2) + 2H_y(q_1q_2 - q_0q_3) - 2H_z(q_2q_3 + q_0q_1) \\ h_{My} = 2H_x(q_1q_2 + q_0q_3) + H_y(q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2) - 2H_z(q_1q_3 - q_0q_2) \\ h_{Mz} = -2H_x(q_2q_3 - q_0q_1) - 2H_y(q_1q_3 + q_0q_2) + H_z(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \end{cases}$$

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{q_0}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{q_1}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{q_2}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{q_3}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 \end{bmatrix}$$

其中, a_{Ax} , a_{Ay} , a_{Az} 为MARG传感器获取的三轴加速度序列, h_{Mx} , h_{My} , h_{Mz} 为MARG传感器获取的地磁场强度序列, g 为当地重力加速度值, H_x , H_y , H_z 分别为地理坐标系下地磁场强度在三个坐标轴方向上的分量, $\sigma_{q_0}^2$ 、 $\sigma_{q_1}^2$ 、 $\sigma_{q_2}^2$ 、 $\sigma_{q_3}^2$ 为MARG传感器载体坐标系到地理坐标系旋转矩阵的四元数取值的分布方差, σ_b^2 为角速度漂移值的分布方差, σ_a^2 、 σ_m^2 分别为MARG传感器采集的三轴加速度序列以及地磁场强度序列的分布方差;

步骤S4232, 基于步骤S4231获取的参数, 结合第 k 时刻第一状态量的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_1(k)$, 获得第 k 时刻预融合的第一状态量 $\mathbf{x}_1(k)$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_1 = \frac{\partial f_1[\mathbf{x}_1(k-1), \mathbf{u}_1(k-1)]}{\partial \mathbf{x}_1(k-1)} \\ \mathbf{H}_1 = \frac{\partial h_1[\overline{\mathbf{x}}_1(k)]}{\partial \mathbf{x}_1(k)} \\ \overline{\mathbf{P}}_{1,k} = \mathbf{F}_1 \mathbf{P}_{1,k-1} \mathbf{F}_1^T + \mathbf{Q}_1 \\ \mathbf{K}_{1,k} = \overline{\mathbf{P}}_{1,k} \mathbf{H}_1^T (\mathbf{H}_1 \overline{\mathbf{P}}_{1,k} \mathbf{H}_1^T + \mathbf{R}_1)^{-1} \\ \mathbf{P}_{1,k} = (\mathbf{I}_{7 \times 7} - \mathbf{K}_{1,k} \mathbf{H}_1) \overline{\mathbf{P}}_{1,k} \\ \mathbf{x}_1(k) = \overline{\mathbf{x}}_1(k) + \mathbf{K}_{1,k} (z_1(k) - h_1(\overline{\mathbf{x}}_1(k))) \end{array} \right.$$

其中, $\mathbf{P}_{1,k-1}$ 为第 $k-1$ 时刻的第一协方差矩阵, $\mathbf{P}_{1,k}$ 为 $\mathbf{P}_{1,k-1}$ 在第 k 时刻预融合运算后得到更新后的第 k 时刻的第一协方差矩阵, $\mathbf{I}_{7 \times 7}$ 为 7×7 的单位矩阵, $\mathbf{x}_1(k)$ 为第 k 时刻预融合的第一状态量;

步骤S4233, k 个时刻的预融合的第一状态量为预融合姿态序列。

8. 根据权利要求2所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法, 其特征在于, 所述修正后的角位移数据序列的预融合处理包括:

步骤S431, 根据机器人的预先设计的机构模型, 获取机器人相邻关节之间的连杆长度、Z轴偏移距离以及相邻关节的Z轴夹角; 所述Z轴为关节旋转轴线或关节移动方向; 所述角位移数据序列为绕坐标系Z轴的旋转角序列;

步骤S432, 基于步骤S431获得的数据结合机器人第 n 个关节相对于第 $n-1$ 个关节的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$, 得到第二预融合位姿序列。

9. 根据权利要求8所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法, 其特征在于, 步骤S432包括:

步骤S4321, 基于步骤S431获得的数据计算机器人第 n 个关节相对于第 $n-1$ 个关节的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$:

$${}^{n-1}T_n = \begin{bmatrix} \cos \theta_n & -\sin \theta_n \cos \alpha_n & \sin \theta_n \sin \alpha_n & a_n \cos \theta_n \\ \sin \theta_n & \cos \theta_n \cos \alpha_n & -\cos \theta_n \sin \alpha_n & a_n \sin \theta_n \\ 0 & \sin \alpha_n & \cos \alpha_n & d_n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中, ${}^{n-1}T_n$ 代表机器人第 n 个关节相对于第 $n-1$ 个关节的位姿变换矩阵, a_n 代表机器人第 n 个关节和第 $n-1$ 个关节之间的连杆长度, d_n 、 α_n 和 θ_n 分别代表机器人第 n 个关节和第 $n-1$ 个关节之间的Z轴偏移距离、扭转角以及绕坐标系Z轴旋转角;

步骤S4322, 结合步骤S431获得的数据以及步骤S4321获得的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$, 得到第二预融合位姿序列:

$$T_{\text{end_effector}} = {}^0T_1(\theta_1, d_1, a_1, \alpha_1) {}^1T_2(\theta_2, d_2, a_2, \alpha_2) \cdots \cdots {}^{n-1}T_n(\theta_n, d_n, a_n, \alpha_n)$$

其中, $T_{\text{end_effector}}$ 代表第二预融合位姿序列。

10. 根据权利要求2所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,步骤S50包括:

步骤S51,获取k-1时刻的第二状态量和第二控制量;所述第二状态量包括机器人末端执行器的位置以及机器人末端执行器的姿态欧拉角;所述第二控制量包括机器人末端执行器的速度、加速度以及角速度;

步骤S52,基于所述k-1时刻的第二状态量和第二控制量,根据第二状态转移函数 $f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$ 得到第k时刻第二状态量的预测值 $\bar{x}_2(k) = f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$;

步骤S53,获取第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列作为第二观测量 $z_2(k)$,对第二观测量进行数据同步,并判断能否形成同步数据,若能则状态更新矩阵为绝对状态更新矩阵,若不能则状态更新矩阵为相对状态更新矩阵;

步骤S54,基于扩展卡尔曼滤波算法,通过第k时刻的第二观测量、状态更新矩阵、第二噪声协方差矩阵以及第k时刻第二状态量的预测值 $\bar{x}_2(k)$,获得第k时刻融合的第二状态量 $x_2(k)$;

步骤S55,将第k时刻融合后的第二状态量 $x_2(k)$ 与第k时刻预测的第二状态量 $\bar{x}_2(k)$ 之间的偏差以及偏差绝对值的变化率作为二维Mamdani模糊方法的输入模糊变量,将第二噪声协方差矩阵作为输出模糊变量,利用模糊推理对k+1时刻的第二噪声协方差矩阵进行自适应调整;

步骤S56,依次输出第k时刻融合第二状态量的 p_x 、 p_y 、 p_z 、 θ 、 γ 、 ψ ,作为机器人在环境中的六自由度位姿序列,其中, p_x 、 p_y 、 p_z 为机器人在环境中的三自由度空间坐标序列。

11. 根据权利要求10所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,其特征在于,所述第二状态转移函数为:

$$\left\{ \begin{array}{l} p_x = p_x' + f_1(T + T^2 / 2), p_y = p_y' + f_2(T + T^2 / 2), p_z = p_z' + f_3(T + T^2 / 2) \\ \theta = \theta' + f_4 T, \gamma = \gamma' + f_5 T, \psi = \psi' + f_6 T \\ \dot{p}_x = \dot{p}_x' + \ddot{p}_x' T, \dot{p}_y = \dot{p}_y' + \ddot{p}_y' T, \dot{p}_z = \dot{p}_z' + \ddot{p}_z' T \\ \ddot{p}_x = \ddot{p}_x', \ddot{p}_y = \ddot{p}_y', \ddot{p}_z = \ddot{p}_z' \\ \dot{\theta} = \dot{\theta}', \dot{\gamma} = \dot{\gamma}', \dot{\psi} = \dot{\psi}' \\ f_1 = \cos \psi' \cos \gamma' \dot{p}_x' + (\cos \psi' \sin \gamma' \sin \theta' - \cos \theta' \sin \psi') \dot{p}_y' \\ \quad + (\sin \theta' \sin \psi' + \cos \theta' \cos \psi' \sin \gamma') \dot{p}_z' \\ f_2 = \sin \psi' \cos \gamma' \dot{p}_x' + (\sin \psi' \sin \gamma' \sin \theta' + \cos \theta' \cos \psi') \dot{p}_y' \\ \quad + (\cos \theta' \sin \psi' \sin \gamma' - \sin \theta' \cos \psi') \dot{p}_z' \\ f_3 = -\sin \gamma' \dot{p}_x' + \cos \gamma' \sin \theta' \dot{p}_y' + \cos \gamma' \cos \theta' \dot{p}_z' \\ f_4 = \dot{\theta}' + (\tan \gamma' \sin \theta') \dot{\gamma}' + (\tan \gamma' \cos \theta') \dot{\psi}' \\ f_5 = (\cos \theta') \dot{\gamma}' - (\sin \theta') \dot{\psi}' \\ f_6 = \left(\frac{\sin \theta'}{\cos \gamma'} \right) \dot{\gamma}' + \left(\frac{\cos \theta'}{\cos \gamma'} \right) \dot{\psi}' \end{array} \right.$$

其中, $p_x, p_y, p_z, \theta, \gamma, \psi$ 为第k时刻的第二状态量, $\dot{p}_x, \dot{p}_y, \dot{p}_z, \ddot{p}_x, \ddot{p}_y, \ddot{p}_z, \dot{\theta}, \dot{\gamma}, \dot{\psi}$ 为第k时刻的第二控制量, $p_x', p_y', p_z', \theta', \gamma', \psi'$ 为第k-1时刻的第二状态量,

$\dot{p}_x', \dot{p}_y', \dot{p}_z', \ddot{p}_x', \ddot{p}_y', \ddot{p}_z', \dot{\theta}', \dot{\gamma}', \dot{\psi}'$ 为第k-1时刻的第二控制量, T为传感器的采样周期。

12. 根据权利要求11所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法, 其特征在于, 所述绝对状态更新矩阵和相对状态更新矩阵分别为:

$$\mathbf{H}_{m \times n}^1, m = \sum_{i=0}^N p_i, n = 6$$

$$\mathbf{H}_{m \times n}^2, m = q_i, n = 9$$

其中, \mathbf{H}^1 为绝对状态更新矩阵, \mathbf{H}^2 为相对状态更新矩阵, N为同步的传感器总数, $1 < N \leq N_{\max}$, N_{\max} 为最大的传感器数量, p_i 为第i个传感器能观测的系统状态量总数, q_i 为第i个传感器能观测的系统控制量总数。

13. 根据权利要求12所述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法, 其特征在于, 步骤S54包括:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_2 = \frac{\partial f_2 [\mathbf{x}_2(k-1), \mathbf{u}_2(k-1)]}{\partial \mathbf{x}_2(k-1)} \\ \mathbf{H}_2 = \mathbf{H}^1 (\text{绝对状态更新矩阵}) \\ \mathbf{H}_2 = \mathbf{H}^2 (\text{相对状态更新矩阵}) \\ \bar{\mathbf{P}}_{2,k} = \mathbf{F}_2 \mathbf{P}_{2,k-1} \mathbf{F}_2^T + q \mathbf{I}_{12 \times 12} \\ \mathbf{K}_{2,k} = \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \mathbf{H}_2^T (\mathbf{H}_2 \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \mathbf{H}_2^T + \mathbf{R}_2)^{-1} \\ \mathbf{P}_{2,k} = (\mathbf{I}_{21 \times 21} - \mathbf{K}_{2,k} \mathbf{H}_2) \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \\ \mathbf{x}_2(k) = \bar{\mathbf{x}}_2(k) + \mathbf{K}_{2,k} (z_2(k) - \mathbf{H}_2 z_2(k)) \end{array} \right.$$

其中, $\mathbf{P}_{2,k-1}$ 为第k-1时刻的第二协方差矩阵, $\mathbf{P}_{2,k}$ 为 $\mathbf{P}_{2,k-1}$ 在第k时刻预融合运算后得到更新的第k时刻的第二协方差矩阵, $\mathbf{I}_{12 \times 12}$ 、 $\mathbf{I}_{21 \times 21}$ 分别为 12×12 和 21×21 的单位矩阵, q为设定的过程协方差系数, $\mathbf{x}_2(k)$ 为第k时刻融合的第二状态量。

14. 一种机器人多传感器融合感知与空间定位的系统, 其特征在于, 该系统包括数据获取模块、标定与校准模块、修正模块、增强与修复模块、预融合模块和融合定位模块;

所述数据获取模块, 配置为获取机器人多传感器数据序列; 所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列;

所述标定与校准模块, 配置为标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器;

所述修正模块, 配置为基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正;

所述增强与修复模块,配置为通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复;

所述预融合模块,配置为进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理,获得第一预融合位姿序列;还配置为进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理,获得预融合姿态序列;还配置为进行修正后的角位移数据序列的预融合处理,获得第二预融合位姿序列;

所述融合定位模块,配置为基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位,获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

机器人多传感器融合感知与空间定位的方法、系统及装置

技术领域

[0001] 本发明属于机器人环境感知技术领域,具体涉及了一种机器人多传感器融合感知与空间定位的方法、系统及装置。

背景技术

[0002] 在航空制造、电力输送等领域有着大量非结构化的复杂作业场景,障碍物多、低光照、弱对比度、强反射是该场景的主要特点。这类场景一般很难依靠人力完成作业,因此需要研究能够实现避障前进、对象检测、维护作业等操作的智能机器人,而实现这些操作的前提是机器人能够对作业场景进行环境感知与空间定位。

[0003] 目前应用最广泛的室内环境感知与空间定位方案采用机器视觉技术,然而复杂环境中的低光照、弱对比度、强反射等干扰因素对于视觉处理带来较大难度,同时非结构化环境中的障碍物测量与空间环境探测很难通过单一感知手段予以解决。

发明内容

[0004] 为了解决现有技术中的上述问题,即环境中多因素综合的不利干扰条件导致机器人感知与空间定位准确度与精度低的问题,本发明提供了一种机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,该方法包括:

[0005] 步骤S10,获取机器人多传感器数据序列;所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列;

[0006] 步骤S20,标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器,并基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正;

[0007] 步骤S30,通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复;

[0008] 步骤S40,进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理,获得第一预融合位姿序列;进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理,获得预融合姿态序列;进行修正后的角位移数据序列的预融合处理,获得第二预融合位姿序列;

[0009] 步骤S50,基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位,获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

[0010] 在一些优选的实施例中,所述视觉数据序列包括深度相机采集的彩色图序列和深度图序列;所述运动状态数据序列包括MARG传感器采集的三轴加速度序列、角速度序列和地磁场强度序列;所述角位移数据序列包括关节编码器采集的机器人关节的角位移数据序列。

[0011] 在一些优选的实施例中,标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器包括:

[0012] 所述结构光深度相机的标定与校准包括彩色相机标定、红外相机标定、深度图漂移修正以及彩色图与深度图配准；

[0013] 所述MARG传感器的标定与校准包括加速度零漂移校准以及磁场椭球拟合校准；

[0014] 所述关节编码器的标定与校准包括编码器电气原点与关节旋转机构机械原点的配准。

[0015] 在一些优选的实施例中,所述增强与修复的视觉数据序列的预融合处理包括:

[0016] 步骤S411,提取所述增强与修复的视觉数据序列中一帧彩色图的ORB二维特征点,并在与当前帧彩色图配准的深度图中提取所述ORB二维特征点对应的深度测量值;

[0017] 步骤S412,若能提取深度测量值,则将该ORB二维特征点作为ORB三维特征点;否则,则仍作为ORB二维特征点;

[0018] 步骤S413,将当前帧的所有特征点与当前帧的前一帧的所有的特征点进行匹配追踪,获得特征点对;

[0019] 步骤S414,若所述特征点对中的特征点均为ORB三维特征点,则通过ICP算法得到两帧之间的位姿变换矩阵;否则,通过PnP算法得到两帧之间的位姿变换矩阵;

[0020] 步骤S415,判断所述ORB三维特征点的追踪是否丢失,若未丢失,则直接将追踪得到的相机位姿变换矩阵作为新的关键帧加入已有的关键帧序列中;若已丢失,则调用当前帧对应的关节编码器和MARG传感器的预融合测量值作为新关键帧序列中初始关键帧的相机位姿变换矩阵;

[0021] 步骤S416,将获取的关键帧序列进行位姿图优化,获得待优化相机位姿序列,并进行所述待优化相机位姿序列的闭环修正,获得第一预融合位姿序列。

[0022] 在一些优选的实施例中,所述修正后的运动状态数据序列的预融合处理包括:

[0023] 步骤S421,获取k-1时刻的第一状态量和第一控制量;所述第一状态量包括所述MARG传感器载体坐标系到地理坐标系的旋转矩阵的四元数取值以及MARG传感器在X、Y、Z轴上的角速度累计漂移值;所述第一控制量包括X、Y、Z轴角速度真值;

[0024] 步骤S422,基于所述k-1时刻的第一状态量和第一控制量,根据第一状态转移函数 $f_1[x_1(k-1), u_1(k-1)]$ 得到第k时刻的第一状态量的预测值 $\bar{x}_1(k) = f_1[x_1(k-1), u_1(k-1)]$;

[0025] 步骤S423,基于扩展卡尔曼滤波算法,通过第k时刻的第一观测量、第一观测函数 $h_1(\bar{x}_1(k))$ 、第一过程协方差矩阵 Q_1 、第一噪声协方差矩阵 R_1 以及第k时刻第一状态量的预测值 $\bar{x}_1(k)$, 获得第k时刻预融合的第一状态量 $x_1(k)$, k个时刻的预融合的第一状态量为预融合姿态序列;所述第k时刻的第一观测量 $z_1(k)$ 包括MARG传感器获取的三轴加速度序列 $[a_{Ax} \ a_{Ay} \ a_{Az}]^T$ 以及地磁场强度序列 $[h_{Mx} \ h_{My} \ h_{Mz}]^T$ 。

[0026] 在一些优选的实施例中,所述第一状态转移函数为:

$$\begin{cases} q_0(k) = q_0(k-1) + T/2 \left[-\omega_x(k)q_1(k-1) - \omega_y(k)q_2(k-1) - \omega_z(k)q_3(k-1) \right] \\ q_1(k) = q_1(k-1) + T/2 \left[\omega_x(k)q_0(k-1) + \omega_z(k)q_2(k-1) - \omega_y(k)q_3(k-1) \right] \\ q_2(k) = q_2(k-1) + T/2 \left[\omega_y(k)q_0(k-1) - \omega_z(k)q_1(k-1) + \omega_x(k)q_3(k-1) \right] \\ q_3(k) = q_3(k-1) + T/2 \left[\omega_z(k)q_0(k-1) + \omega_y(k)q_1(k-1) - \omega_x(k)q_2(k-1) \right] \\ b_{gx}(k) = b_{gx}(k-1) \\ b_{gy}(k) = b_{gy}(k-1) \\ b_{gz}(k) = b_{gz}(k-1) \end{cases}$$

[0027] 其中, q_0 、 q_1 、 q_2 、 q_3 为MARG传感器载体坐标系到地理坐标系旋转矩阵的四元数取值, b_{gx} 、 b_{gy} 、 b_{gz} 为MARG传感器在X、Y、Z轴上的角速度累计漂移值, ω_x 、 ω_y 、 ω_z 为X、Y、Z轴角速度真值, T 为MARG传感器的采样周期。

[0028] 在一些优选的实施例中, 步骤S423包括:

[0029] 步骤S4231, 获取第一过程协方差矩阵 Q_1 和第一噪声协方差矩阵 R_1 以及基于第一观测测量 $z_1(k)$ 获取第一观测函数 $h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k))$:

$$h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k)) = \begin{cases} a_{Ax} = 2g(q_1q_3 - q_0q_2) \\ a_{Ay} = 2g(q_2q_3 + q_0q_1) \\ a_{Az} = g(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \\ h_{Mx} = H_x(q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2) + 2H_y(q_1q_2 - q_0q_3) - 2H_z(q_2q_3 + q_0q_1) \\ h_{My} = 2H_x(q_1q_2 + q_0q_3) + H_y(q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2) - 2H_z(q_1q_3 - q_0q_2) \\ h_{Mz} = -2H_x(q_2q_3 - q_0q_1) - 2H_y(q_1q_3 + q_0q_2) + H_z(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \end{cases}$$

$$Q_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{q_0}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{q_1}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{q_2}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{q_3}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 \end{bmatrix}$$

$$R_1 = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 \end{bmatrix}$$

[0030] 其中, a_{Ax} 、 a_{Ay} 、 a_{Az} 为MARG传感器获取的三轴加速度序列, h_{Mx} 、 h_{My} 、 h_{Mz} 为MARG传感器

获取的地磁场强度序列, g 为当地重力加速度值, H_x, H_y, H_z 分别为地理坐标系下地磁场强度在三个坐标轴方向上的分量, $\sigma_{q_0}^2, \sigma_{q_1}^2, \sigma_{q_2}^2, \sigma_{q_3}^2$ 为MARG传感器载体坐标系到地理坐标系旋转矩阵的四元数取值的分布方差, σ_b^2 为角速度漂移值的分布方差, σ_a^2, σ_m^2 分别为MARG传感器采集的三轴加速度序列以及地磁场强度序列的分布方差;

[0031] 步骤S4232, 基于步骤S4231获取的参数, 结合第 k 时刻第一状态量的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_1(k)$, 获得第 k 时刻预融合的第一状态量 $\mathbf{x}_1(k)$:

$$\begin{cases} \mathbf{F}_1 = \frac{\partial f_1[\mathbf{x}_1(k-1), \mathbf{u}_1(k-1)]}{\partial \mathbf{x}_1(k-1)} \\ \mathbf{H}_1 = \frac{\partial h_1[\bar{\mathbf{x}}_1(k)]}{\partial \mathbf{x}_1(k)} \\ \bar{\mathbf{P}}_{1,k} = \mathbf{F}_1 \mathbf{P}_{1,k-1} \mathbf{F}_1^T + \mathbf{Q}_1 \\ \mathbf{K}_{1,k} = \bar{\mathbf{P}}_{1,k} \mathbf{H}_1^T (\mathbf{H}_1 \bar{\mathbf{P}}_{1,k} \mathbf{H}_1^T + \mathbf{R}_1)^{-1} \\ \mathbf{P}_{1,k} = (\mathbf{I}_{7 \times 7} - \mathbf{K}_{1,k} \mathbf{H}_1) \bar{\mathbf{P}}_{1,k} \\ \mathbf{x}_1(k) = \bar{\mathbf{x}}_1(k) + \mathbf{K}_{1,k} (z_1(k) - h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k))) \end{cases}$$

[0032] 其中, $\mathbf{P}_{1,k-1}$ 为第 $k-1$ 时刻的第一协方差矩阵, $\mathbf{P}_{1,k}$ 为 $\mathbf{P}_{1,k-1}$ 在第 k 时刻预融合运算后得到更新的第 k 时刻的第一协方差矩阵, $\mathbf{I}_{7 \times 7}$ 为 7×7 的单位矩阵, $\mathbf{x}_1(k)$ 为第 k 时刻预融合的第一状态量;

[0033] 步骤S4233, k 个时刻的预融合的第一状态量为预融合姿态序列。

[0034] 在一些优选的实施例中, 所述修正后的角位移数据序列的预融合处理包括:

[0035] 步骤S431, 根据机器人的预先设计的机构模型, 获取机器人相邻关节之间的连杆长度、 Z 轴偏移距离以及相邻关节的 Z 轴夹角; 所述 Z 轴为关节旋转轴线或关节移动方向; 所述角位移数据序列为绕坐标系 Z 轴的旋转角序列;

[0036] 步骤S432, 基于步骤S431获得的数据结合机器人第 n 个关节相对于第 $n-1$ 个关节的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$, 得到第二预融合位姿序列。

[0037] 在一些优选的实施例中, 步骤S432包括:

[0038] 步骤S4321, 基于步骤S431获得的数据计算机器人第 n 个关节相对于第 $n-1$ 个关节的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$:

$${}^{n-1}T_n = \begin{bmatrix} \cos \theta_n & -\sin \theta_n \cos \alpha_n & \sin \theta_n \sin \alpha_n & a_n \cos \theta_n \\ \sin \theta_n & \cos \theta_n \cos \alpha_n & -\cos \theta_n \sin \alpha_n & a_n \sin \theta_n \\ 0 & \sin \alpha_n & \cos \alpha_n & d_n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

[0039] 其中, ${}^{n-1}T_n$ 代表机器人第 n 个关节相对于第 $n-1$ 个关节的位姿变换矩阵, a_n 代表机器

人第n个关节和第n-1个关节之间的连杆长度, d_n 、 a_n 和 θ_n 分别代表机器人第n个关节和第n-1个关节之间的Z轴偏移距离、扭转角以及绕坐标系Z轴旋转角;

[0040] 步骤S4322, 结合步骤S431获得的数据以及步骤S4321获得的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$, 得到第二预融合位姿序列:

$$T_{\text{end_effector}} = {}^0T_1(\theta_1, d_1, a_1, \alpha_1) {}^1T_2(\theta_2, d_2, a_2, \alpha_2) \cdots \cdots {}^{n-1}T_n(\theta_n, d_n, a_n, \alpha_n)$$

[0041] 其中, $T_{\text{end_effector}}$ 代表第二预融合位姿序列。

[0042] 在一些优选的实施例中, 步骤S50包括:

[0043] 步骤S51, 获取k-1时刻的第二状态量和第二控制量; 所述第二状态量包括机器人末端执行器的位置以及机器人末端执行器的姿态欧拉角; 所述第二控制量包括机器人末端执行器的速度、加速度以及角速度;

[0044] 步骤S52, 基于所述k-1时刻的第二状态量和第二控制量, 根据第二状态转移函数 $f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$ 得到第k时刻第二状态量的预测值 $\bar{x}_2(k) = f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$;

[0045] 步骤S53, 获取第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列作为第二观测量 $z_2(k)$, 对第二观测量进行数据同步, 并判断能否形成同步数据, 若能则状态更新矩阵为绝对状态更新矩阵, 若不能则状态更新矩阵为相对状态更新矩阵;

[0046] 步骤S54, 基于扩展卡尔曼滤波算法, 通过第k时刻的第二观测量、状态更新矩阵、第二噪声协方差矩阵以及第k时刻第二状态量的预测值 $\bar{x}_2(k)$, 获得第k时刻融合的第二状态量 $x_2(k)$;

[0047] 步骤S55, 将第k时刻融合后的第二状态量 $x_2(k)$ 与第k时刻预测的第二状态量 $\bar{x}_2(k)$ 之间的偏差以及偏差绝对值的变化率作为二维Mamdani模糊方法的输入模糊变量, 将第二噪声协方差矩阵作为输出模糊变量, 利用模糊推理对k+1时刻的第二噪声协方差矩阵进行自适应调整;

[0048] 步骤S56, 依次输出第k时刻融合第二状态量的 p_x 、 p_y 、 p_z 、 θ 、 γ 、 ψ , 作为机器人在环境中的六自由度位姿序列, 其中, p_x 、 p_y 、 p_z 为机器人在环境中的三自由度空间坐标序列。

[0049] 在一些优选的实施例中, 所述第二状态转移函数为:

$$\left\{ \begin{array}{l} p_x = p_x' + f_1(T+T^2/2), p_y = p_y' + f_2(T+T^2/2), p_z = p_z' + f_3(T+T^2/2) \\ \theta = \theta' + f_4T, \gamma = \gamma' + f_5T, \psi = \psi' + f_6T \\ \dot{p}_x = \dot{p}_x' + \ddot{p}_x'T, \dot{p}_y = \dot{p}_y' + \ddot{p}_y'T, \dot{p}_z = \dot{p}_z' + \ddot{p}_z'T \\ \ddot{p}_x = \ddot{p}_x', \ddot{p}_y = \ddot{p}_y', \ddot{p}_z = \ddot{p}_z' \\ \dot{\theta} = \dot{\theta}', \dot{\gamma} = \dot{\gamma}', \dot{\psi} = \dot{\psi}' \\ f_1 = \cos \psi' \cos \gamma' \dot{p}_x' + (\cos \psi' \sin \gamma' \sin \theta' - \cos \theta' \sin \psi') \dot{p}_y' \\ \quad + (\sin \theta' \sin \psi' + \cos \theta' \cos \psi' \sin \gamma') \dot{p}_z' \\ f_2 = \sin \psi' \cos \gamma' \dot{p}_x' + (\sin \psi' \sin \gamma' \sin \theta' + \cos \theta' \cos \psi') \dot{p}_y' \\ \quad + (\cos \theta' \sin \psi' \sin \gamma' - \sin \theta' \cos \psi') \dot{p}_z' \\ f_3 = -\sin \gamma' \dot{p}_x' + \cos \gamma' \sin \theta' \dot{p}_y' + \cos \gamma' \cos \theta' \dot{p}_z' \\ f_4 = \dot{\theta}' + (\tan \gamma' \sin \theta') \dot{\gamma}' + (\tan \gamma' \cos \theta') \dot{\psi}' \\ f_5 = (\cos \theta') \dot{\gamma}' - (\sin \theta') \dot{\psi}' \\ f_6 = \left(\frac{\sin \theta'}{\cos \gamma'}\right) \dot{\gamma}' + \left(\frac{\cos \theta'}{\cos \gamma'}\right) \dot{\psi}' \end{array} \right.$$

[0050] 其中, $p_x, p_y, p_z, \theta, \gamma, \psi$ 为第k时刻的第二状态量, $\dot{p}_x, \dot{p}_y, \dot{p}_z,$

$\ddot{p}_x, \ddot{p}_y, \ddot{p}_z, \dot{\theta}, \dot{\gamma}, \dot{\psi}$ 为第k时刻的第二控制量, $p_x', p_y', p_z', \theta', \gamma', \psi'$ 为第k-1时刻的第二状态量, $\dot{p}_x', \dot{p}_y', \dot{p}_z', \ddot{p}_x', \ddot{p}_y', \ddot{p}_z', \dot{\theta}', \dot{\gamma}', \dot{\psi}'$ 为第k-1时刻的第二控制量, T为传感器的采样周期。

[0051] 在一些优选的实施例中,所述绝对状态更新矩阵和相对状态更新矩阵分别为:

$$\mathbf{H}_{m \times n}^1, m = \sum_{i=0}^N p_i, n = 6$$

$$\mathbf{H}_{m \times n}^2, m = q_i, n = 9$$

[0052] 其中, H^1 为绝对状态更新矩阵, H^2 为相对状态更新矩阵, N为同步的传感器总数, $1 < N \leq N_{\max}$, N_{\max} 为最大的传感器数量, p_i 为第i个传感器能观测的系统状态量总数, q_i 为第i个传感器能观测的系统控制量总数。

[0053] 在一些优选的实施例中,步骤S54包括:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_2 = \frac{\partial f_2[\mathbf{x}_2(k-1), \mathbf{u}_2(k-1)]}{\partial \mathbf{x}_2(k-1)} \\ \mathbf{H}_2 = \mathbf{H}^1 \text{ (绝对状态更新矩阵)} \\ \mathbf{H}_2 = \mathbf{H}^2 \text{ (相对状态更新矩阵)} \\ \bar{\mathbf{P}}_{2,k} = \mathbf{F}_2 \mathbf{P}_{2,k-1} \mathbf{F}_2^T + q \mathbf{I}_{12 \times 12} \\ \mathbf{K}_{2,k} = \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \mathbf{H}_2^T (\mathbf{H}_2 \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \mathbf{H}_2^T + \mathbf{R}_2)^{-1} \\ \mathbf{P}_{2,k} = (\mathbf{I}_{21 \times 21} - \mathbf{K}_{2,k} \mathbf{H}_2) \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \\ \mathbf{x}_2(k) = \bar{\mathbf{x}}_2(k) + \mathbf{K}_{2,k} (z_2(k) - \mathbf{H}_2 z_2(k)) \end{array} \right.$$

[0054] 其中, $\mathbf{P}_{2,k-1}$ 为第 $k-1$ 时刻的第二协方差矩阵, $\mathbf{P}_{2,k}$ 为 $\mathbf{P}_{2,k-1}$ 在第 k 时刻预融合运算后得到更新的第 k 时刻的第二协方差矩阵, $\mathbf{I}_{12 \times 12}$ 、 $\mathbf{I}_{21 \times 21}$ 分别为 12×12 和 21×21 的单位矩阵, q 为设定的过程协方差系数, $\mathbf{x}_2(k)$ 为第 k 时刻融合的第二状态量。

[0055] 本发明的另一方面, 提出了一种机器人多传感器融合感知与空间定位的系统, 该系统包括数据获取模块、标定与校准模块、修正模块、增强与修复模块、预融合模块和融合定位模块;

[0056] 所述数据获取模块, 配置为获取机器人多传感器数据序列; 所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG 传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列;

[0057] 所述标定与校准模块, 配置为标定与校准结构光深度相机、MARG 传感器和关节编码器;

[0058] 所述修正模块, 配置为基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正;

[0059] 所述增强与修复模块, 配置为通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复;

[0060] 所述预融合模块, 配置为进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理, 获得第一预融合位姿序列; 还配置为进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理, 获得预融合姿态序列; 还配置为进行修正后的角位移数据序列的预融合处理, 获得第二预融合位姿序列;

[0061] 所述融合定位模块, 配置为基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位, 获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

[0062] 本发明的有益效果:

[0063] (1) 本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法, 在机器人上设置多种不同的传感器, 获取多传感器数据, 充分发挥了各传感器的特性, 并提出了相应的多传感器数据融合感知和空间定位方法, 进一步提升了在陌生复杂环境下获取的机器人的位姿状态的准确率。

[0064] (2) 本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,对多传感器中的视觉传感器获取的彩色图和深度图同时进行有效增强与修复,获取了陌生复杂环境下更为清晰可辨的深度相机图像,降低了后续机器人的位姿状态获取的难度,提高了准确率和效率。

附图说明

[0065] 通过阅读参照以下附图所作的对非限制性实施例所作的详细描述,本申请的其它特征、目的和优点将会变得更明显:

[0066] 图1是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法的流程示意图;

[0067] 图2是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的视觉数据序列的预融合流程图;

[0068] 图3是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的运动状态数据序列的预融合流程图;

[0069] 图4是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的角位移数据序列的预融合流程图;

[0070] 图5是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的融合定位流程图;

[0071] 图6是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的保持平均采样率的融合状态更新示意图;

[0072] 图7是本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的机器人多传感器融合感知与空间定位的系统组成示意图。

具体实施方式

[0073] 下面结合附图和实施例对本申请作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅用于解释相关发明,而非对该发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与有关发明相关的部分。

[0074] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。下面将参考附图并结合实施例来详细说明本申请。

[0075] 本发明提供一种机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,结合传感器的测量原理和机器人的运动过程完成多传感器融合与空间定位,使环境感知与空间定位过程的稳定性、可靠性得到提高。本还将多传感器集成于机器人末端感知平台中,克服环境不利干扰因素,快速准确地获取机器人在环境中的位姿及空间坐标。

[0076] 本发明的一种机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,该方法包括:

[0077] 步骤S10,获取机器人多传感器数据序列;所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列;

[0078] 步骤S20,标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器,并基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正;

[0079] 步骤S30,通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复;

[0080] 步骤S40,进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理,获得第一预融合位姿序列;进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理,获得预融合姿态序列;进行修正后的角位移数据序列的预融合处理,获得第二预融合位姿序列;

[0081] 步骤S50,基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位,获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

[0082] 为了更清晰地对本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法进行说明,下面结合图1对本发明实施例中各步骤展开详述。

[0083] 本发明第一实施例的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法,包括步骤S10-步骤S50,各步骤详细描述如下:

[0084] 步骤S10,获取机器人多传感器数据序列;所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列。

[0085] 结构光深度相机采集的视觉数据序列包括彩色图序列和深度图序列,MARG传感器采集的运动状态数据序列包括三轴加速度序列、角速度序列和地磁场强度序列,关节编码器采集的角位移数据序列包括机器人关节的角位移数据序列。

[0086] 步骤S20,标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器,并基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正。

[0087] 步骤S21,结构光深度相机的标定与校准包括彩色相机标定、红外相机标定、深度图漂移修正以及彩色图与深度图配准四个环节:

[0088] 结构光深度相机是本发明中最重要的传感器,良好的标定可以更好的将采集所得数据修正为符合当前设备和环境条件的真实数据。典型的结构光深度相机由彩色相机、红外相机和红外发射器构成。结构光深度相机的标定即通过一定的数学方法调整坐标系与坐标系之间的变换关系,进而使像素平面的数据能够真实反映物理世界的情况。

[0089] 彩色相机和红外相机的标定采用相同方法,具体包括:

[0090] 步骤1,分别用彩色相机和红外相机按不同角度多次拍摄单元格边长为25mm的6×9标准标定棋盘图。在使用红外相机时,关闭红外发射器以避免红外发射器的散斑影响标定。

[0091] 步骤2,根据公式(1),通过匹配不同角度拍摄棋盘图中世界坐标 P_{world} 与像素坐标 P_{pixel} 的关系,计算相机内参矩阵 K 、旋转矩阵 R 、平移矩阵 t 、畸变矩阵 D ,完成标定过程。

$$P_{pixel} = h(K, R, t, D, P_{world}) \quad (1)$$

[0092] 其中, $h(\cdot)$ 代表相机标定算法。本发明一个实施例中采用的是张氏标定法,在其他实施例中还可以选择其他相机标定算法,本发明对此不作限定。

[0093] 深度图漂移修正过程具体包括:

[0094] 步骤1,选用一块与相机平面平行的平板,按预先布置好的标尺采集对应位置的深度图。

[0095] 步骤2,对所获取深度图中的平板进行多项式拟合,获得每组测量的

$p_{00}^i, p_{10}^i, p_{01}^i, p_{11}^i, p_{20}^i, p_{02}^i$,将RMSE最小的一组 $p_{10}^i, p_{01}^i, p_{11}^i, p_{20}^i, p_{02}^i$ 定为最终标定参量得到 $p_{10u} + p_{01v} + p_{11uv} + p_{20u}^2 + p_{02v}^2$ 。

[0096] 步骤3,继续进行 p_{00}^i 的多项式拟合,拟合后得到 a_0, a_1, a_2, a_3 标定参量,最终的深度图标定结果如式(2)所示:

$$d_{\delta}(u, v, d_k) = a_0 + a_1 d_k + a_2 d_k^2 + a_3 d_k^3 + p_{10}u + p_{01}v + p_{11}uv + p_{20}u^2 + p_{02}v^2 \quad (2)$$

[0097] 其中, $d_{\delta}(u, v, d_k)$ 表示漂移修正量, d_k 代表未修正的原始深度测量值, u 和 v 分别代表深度图中的像素点坐标。

[0098] 彩色图与深度图配准过程具体包括:

[0099] 步骤1,保持相机位姿和标定棋盘图位姿不变,分别用彩色相机和红外相机拍摄相同的单元格边长为25mm的 6×9 标准标定棋盘图。

[0100] 步骤2,根据式(3),计算将红外相机坐标系中的点 P_{ir_camera} 变换至彩色相机坐标系的点 P_{rgb_camera} 过程中产生的匹配矩阵 T_{CD} ,完成标定过程。

$$P_{rgb_camera} = T_{CD}P_{ir_camera} \quad (3)$$

[0101] 步骤S22,MARG传感器的标定与校准包括加速度零漂移校准以及磁场椭球拟合校准两个环节:

[0102] MARG传感器由加速度计、陀螺仪和磁阻仪构成,因制造偏差,其中加速度计在静止时可能并不只有竖直向下的重力加速度,磁阻仪在无外界磁场时并不只有指向地磁极点的地磁场强度,因此需要校准加速度计和磁阻仪的零漂误差。

[0103] 加速度计校准过程具体包括:

[0104] 步骤1,将传感器静置于水平面上;

[0105] 步骤2,将实际的三轴加速度值与当地重力加速度值进行对比,计算补偿值,完成校准过程。

[0106] 磁阻仪校准过程具体包括:

[0107] 步骤1,传感器置于远离磁场干扰的环境中;

[0108] 步骤2,首先将传感器水平放置,然后沿铅垂线旋转 360° 以上,再将传感器竖直放置,先绕X轴旋转 90° 后再绕铅垂线旋转 360° 以上,获取各个方向的实际磁场强度;

[0109] 步骤3,通过球形拟合法完成校准过程。

[0110] 步骤S23,关节编码器的标定与校准包括编码器电气原点与关节旋转机构机械原点的配准两个环节:

[0111] 关节编码器位于机器人机械结构中各个旋转、移动副的执行电机末端,由于实际的安装偏差,编码器的计数零点与机械结构中的运动原点并不完全相同,因此需进行校准。

[0112] 关节编码器校准过程具体包括:

[0113] 步骤1,将关节移动至运动原点;

[0114] 步骤2,将当前关节编码器计数值作为补偿值;

[0115] 步骤3,对所有关节重复关节编码器校准过程的步骤1和步骤2,完成校准。

[0116] 步骤S30,通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复。

[0117] 封闭的金属腔体环境造成相机采集的图像亮度、对比度偏低,图像特征丢失严重,很大程度上影响基于图像特征的视觉里程计的测量精度,进而影响机器人在腔体环境下的定位。本发明对可见光图像进行增强可以改善这一问题,具体实施时可分为主动亮度均衡和自适应图像特征增强两个部分。前者提取当前环境的光照强度,作为分布式补光器的反

馈输入,经反馈调节得到光源的控制输出,完成主动亮度均衡;后者将自适应参数调节算法与直方图均衡算法结合,实现彩色图的自适应图像增强,其具体过程包括:

[0118] 步骤S311,通过多尺度高斯滤波器获取配准的彩色图和深度图对中的彩色图的各个点光源共同作用下受光面的照度分量分布图。

[0119] 本发明一个实施例中,多尺度高斯滤波器的尺度包括S、M、L三个尺度,设置S、M、L三个尺度的高斯核标准差参数对场景的照度分量进行提取,最终的高斯滤波函数 $\bar{G}(x, y)$ 即为不同尺度高斯滤波函数 $G_S(x, y)$ 、 $G_M(x, y)$ 、 $G_L(x, y)$ 的加权均值,其中,S尺度为10,M尺度为50,L尺度为200。在其他实施例中,还可以根据需要进行选择相应尺度的高斯滤波器组合,本发明在此不一一详述。

[0120] 步骤S312,对所述照度分量分布图进行区域采样,获得每一个单个点光源独立作用下的照度分量。

[0121] 步骤S313,基于所述单个点光源独立作用下的照度分量通过反馈调节进行所述彩色图的主动亮度均衡,如式(4)和式(5)所示:

$$I'_{out}(i, k) = I_{in}(i, k) + I_{out}(i, k) \quad (4)$$

$$I_{out}(i, k) = (1-\alpha) I_{out}(i, k-1) + \alpha [255 - I_{in}(i, k)] \quad (5)$$

[0122] 其中, $I'_{out}(i, k)$ 代表k时刻第i个点光源进行主动亮度均衡后的等效照度, $I_{in}(i, k)$ 代表k时刻第i个点光源进行主动亮度均衡前的等效照度, $I_{out}(i, k)$ 和 $I_{out}(i, k-1)$ 分别代表k时刻和k-1时刻第i个点光源的补偿照度, α 为预设的控制系数。

[0123] 控制系统的值越大,补光灵敏度越高,本发明一个实施例中,控制系数 α 设置为0.8-0.95之间。

[0124] 步骤S314,计算主动亮度均衡后彩色图各像素值的均值和标准差。

[0125] 步骤S315,构建模糊推理系统,并将均值和标准差作为系统输入变量,结合预先设定的隶属度函数和模糊规则通过模糊推理获得限制对比度自适应直方图均衡化算法中的最佳裁剪阈值和伽马校正算法中的最佳伽马校正系数。

[0126] 本发明一个实施例中,模糊推理系统的输入变量均值 \bar{I} 与标准差 σ 的范围为 $\bar{I}, \sigma \in [0 \quad 255]$,输出变量裁剪阈值 c_L 与伽马校正系数 β 的范围为 $c_L \in [2 \quad 20]$ 、 $\beta \in [0.3 \quad 0.9]$,预设的隶属度函数采用三角隶属函数,预设的模糊规则采用双输入双输出 3×4 规格模糊规则表进行推理。

[0127] 步骤S316,基于最佳伽马校正系数,通过伽马校正算法进行所述亮度均衡彩色图的自适应亮度均衡,如式(6)和式(7)所示:

$$F_o(x, y) = 255 \left(\frac{F(x, y)}{255} \right)^\gamma \quad (6)$$

$$\gamma = \beta \frac{M - F_i(x, y)}{M}, 0 < \beta < 1 \quad (7)$$

[0128] 其中, $F_o(x, y)$ 代表位于 (x, y) 的像素点进行自适应亮度均衡后的照度分量, $F_i(x, y)$ 代表位于 (x, y) 的像素点进行自适应亮度均衡前的照度分量, $F(x, y)$ 代表位于 (x, y) 的像素点的亮度值, M 为当前图像照度分量均值, β 为最佳伽马校正系数。

[0129] 伽马校正系数的值越大,校正强度越大,一般设置为0.4-0.5之间较为合适,本发

明一个实施例中通过模糊推理系统自动确定最佳参数,在其他实施例中,也可以根据需要设定合适的参数,本发明在此不一一详述。

[0130] 基于最佳裁剪阈值,对自适应亮度均衡后的图像进行限制对比度自适应直方图均衡,并进行双边滤波,获得增强彩色图。

[0131] 由于采用主动红外光源进行测量,结构光深度相机的深度图像受光照影响很小,而受深色物体、光滑物体、透明物体的光学影响以及狭窄环境的视差影响很大,本发明中的深度图像的修复可以改善这一问题,具体实施时可分为深度图相似区域划分和无效测量点修复两个部分。前者借助彩色图的纹理特征,判定深度图中的相似区域,并从相似区域内得到无需修复的有效测量值和等待修复的无效测量值;后者根据有效测量值拟合出局部点云模型,再借助相机投影模型,重计算无效测量点的深度值,完成修复过程,其过程具体包括:

[0132] 步骤S321,将增强彩色图降采样至设定分辨率,一般为 256×192 或 320×240 。

[0133] 步骤S322,通过MeanShift算法将降采样后的图像中的相似纹理区平滑为相同的颜色。

[0134] 步骤S323,通过FloodFill算法提取平滑后的图像中相应的颜色连通域形成纹理区掩膜。

[0135] 步骤S324,通过增强彩色图的纹理特征提取配准的彩色图和深度图对中的深度图中的ROI区域,获得深度图的相似纹理区域集合。

[0136] 步骤S325,对于深度图的相似纹理区域集合中每一个相似纹理区域,获取区域内深度测量值的范围,将大于深度相机最大量程的测量值划分为无效测量点,属于正常范围的测量值划分为有效测量点。

[0137] 步骤S326,计算有效测量点数量与无效测量点数量的比值,若比值小于设定阈值,则终止修复;否则,通过RANSAC算法拟合深度图的相似纹理区域内的有效测量点,获得有效测量点局部点云拟合模型。

[0138] 通过有效测量点数量与无效测量点数量的比值进行第一次修复有效性评估,本发明一个实施例中,当该比值大于1,则认为修复可能性较高;当该比值小于0.2,则认为不可修复,退出修复过程。

[0139] 步骤S327,以有效测量点的实际值与其模型估计值之间的误差小于等于设定阈值的点作为内点,以有效测量点的实际值与其模型估计值之间的误差大于等于设定阈值的点作为外点,若内点与外点的比值小于设定阈值,则终止修复;否则,根据相机投影模型和所述局部点云拟合模型对相似纹理区域内的无效测量点进行深度值重计算,如式(8)、(9)和式(10)所示:

$$x = (u - c_x)\hat{z}/f_x \quad (8)$$

$$y = (v - c_y)\hat{z}/f_y \quad (9)$$

$$\hat{z} = F(x, y) \quad (10)$$

[0140] 其中, (x, y, \hat{z}) 为环境中的空间点坐标, \hat{z} 为重计算后的深度测量值, (u, v) 为深度图像中的像素平面坐标, c_x, c_y 分别为相机光心在两个垂直方向上的偏移量, f_x, f_y 分别为相机在两个垂直方向上的焦距, $F(x, y)$ 为局部点云拟合模型。

[0141] 通过RANSAC算法提取的内点数量与外点数量的比值进行第二次修复有效性评估,

本发明一个实施例中,当该比值大于2,则认为修复效果较好;当该比值小于0.5,则认为不可修复,退出修复过程。

[0142] 步骤S328,重复步骤S325至步骤S328,直到深度图的相似纹理区域集合的每一个区域完成无效测量点的修复,获得增强深度图。

[0143] 本发明一个实施例中,采用上述过程进行视觉数据的增强与修复,其他实施例中,还可以通过其他方法实现视觉数据的增强与修复,例如文献:“刘俊毅.彩色图像引导的深度图像增强[D].浙江大学,2014.”和“钟宇彤.飞行时间法三维相机的深度图像增强技术研究[D].2017.”等,本发明在此不一一详述。

[0144] 步骤S40,进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理,获得第一预融合位姿序列;进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理,获得预融合姿态序列;进行修正后的角位移数据序列的预融合处理,获得第二预融合位姿序列。

[0145] 视觉数据包含彩色图像和深度图像,借助彩色图像的特征点信息和深度图像的深度值信息,可以实现相机位姿的状态估计,即可构成相应的视觉里程计。因此,本发明针对复杂环境的特点对传统的视觉里程计进行了部分改进,如图2所示,为本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的视觉数据序列的预融合流程图,增强与修复的视觉数据序列的预融合处理包括:

[0146] 步骤S411,提取所述增强与修复的视觉数据序列中一帧彩色图的ORB二维特征点,并在与当前帧彩色图配准的深度图中提取所述ORB二维特征点对应的深度测量值;

[0147] 步骤S412,若能提取深度测量值,则将该ORB二维特征点作为ORB三维特征点;否则,则仍作为ORB二维特征点;

[0148] 步骤S413,将当前帧的所有特征点与当前帧的前一帧的所有的特征点进行匹配追踪,获得特征点对;

[0149] 步骤S414,若所述特征点对中的特征点均为ORB三维特征点,则通过ICP算法得到两帧之间的位姿变换矩阵;否则,通过PnP算法得到两帧之间的位姿变换矩阵;

[0150] 步骤S415,判断所述ORB三维特征点的追踪是否丢失,若未丢失,则直接将追踪得到的相机位姿变换矩阵作为新的关键帧加入已有的关键帧序列中;若已丢失,则调用当前帧对应的关节编码器和MARG传感器的预融合测量值作为新关键帧序列中初始关键帧的相机位姿变换矩阵;

[0151] 步骤S416,将获取的关键帧序列进行位姿图优化,获得待优化相机位姿序列,并进行所述待优化相机位姿序列的闭环修正,获得第一预融合位姿序列。

[0152] 由于传感器制造精度和作业环境干扰的影响,MARG传感器原始测量数据的噪声一般较大,若直接引入融合定位系统,会降低系统整体的定位精度。因此,本发明对MARG传感器的原始数据进行了预融合处理。如图3所示,为本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的运动状态数据序列的预融合流程图,修正后的运动状态数据序列的预融合处理包括:

[0153] 步骤S421,获取k-1时刻的第一状态量和第一控制量;所述第一状态量包括所述MARG传感器载体坐标系到地理坐标系的旋转矩阵的四元数取值以及MARG传感器在X、Y、Z轴上的角速度累计漂移值;所述第一控制量包括X、Y、Z轴角速度真值。

[0154] 第k时刻第一状态量如式(11)所示:

$$\mathbf{x}_1(k) = [q_0(k) \ q_1(k) \ q_2(k) \ q_3(k) \ b_{gx}(k) \ b_{gy}(k) \ b_{gz}(k)]^T \quad (11)$$

[0155] 其中, q_0 、 q_1 、 q_2 、 q_3 为MARG传感器载体坐标系到地理坐标系旋转矩阵的四元数取值, b_{gx} 、 b_{gy} 、 b_{gz} 为MARG传感器X、Y、Z轴上的角速度累计漂移值。

[0156] 第k时刻第一控制量如式(12)所示:

$$\mathbf{u}_1(k) = [\omega_x(k) \ \omega_y(k) \ \omega_z(k)]^T \quad (12)$$

[0157] 其中, ω_x 、 ω_y 、 ω_z 为X、Y、Z轴角速度真值,且满足 $\omega_x = \omega_{Gx}(k) - b_{gx}(k-1)$ 、 $\omega_y(k) = \omega_{Gy}(k) - b_{gy}(k-1)$ 、 $\omega_z(k) = \omega_{Gz}(k) - b_{gz}(k-1)$, ω_{Gx} 、 ω_{Gy} 、 ω_{Gz} 为MARG传感器采集的角速度序列。

[0158] 步骤S422,基于所述k-1时刻的第一状态量和第一控制量,根据第一状态转移函数 f_1

$[x_1(k-1), u_1(k-1)]$ 得到第k时刻第一状态量的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_1(k)$,即 $\bar{\mathbf{x}}_1(k) = f_1[\mathbf{x}_1(k-1), \mathbf{u}_1(k-1)]$ 。

[0159] 第一状态转移函数 $f_1[x_1(k-1), u_1(k-1)]$ 如式(13)所示:

$$\begin{cases} q_0(k) = q_0(k-1) + T/2[-\omega_x(k)q_1(k-1) - \omega_y(k)q_2(k-1) - \omega_z(k)q_3(k-1)] \\ q_1(k) = q_1(k-1) + T/2[\omega_x(k)q_0(k-1) + \omega_z(k)q_2(k-1) - \omega_y(k)q_3(k-1)] \\ q_2(k) = q_2(k-1) + T/2[\omega_y(k)q_0(k-1) - \omega_z(k)q_1(k-1) + \omega_x(k)q_3(k-1)] \\ q_3(k) = q_3(k-1) + T/2[\omega_z(k)q_0(k-1) + \omega_y(k)q_1(k-1) - \omega_x(k)q_2(k-1)] \\ b_{gx}(k) = b_{gx}(k-1) \\ b_{gy}(k) = b_{gy}(k-1) \\ b_{gz}(k) = b_{gz}(k-1) \end{cases} \quad (13)$$

[0160] 其中, T为MARG传感器的采样周期。

[0161] 步骤S423,基于扩展卡尔曼滤波算法,通过第k时刻的第一观测量、第一观测函数 $h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k))$ 、第一过程协方差矩阵Q1、第一噪声协方差矩阵R1以及第k时刻第一状态量的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_1(k)$,获得第k时刻预融合的第一状态量 $\mathbf{x}_1(k)$,k个时刻的预融合的第一状态量为预融合姿态序列;所述第k时刻的第一观测量 $z_1(k)$ 包括MARG传感器获取的三轴加速度序列 $[a_{Ax} \ a_{Ay} \ a_{Az}]^T$ 以及地磁场强度序列 $[h_{Mx} \ h_{My} \ h_{Mz}]^T$ 。

[0162] 步骤S4231,获取第一过程协方差矩阵Q1和第一噪声协方差矩阵R1以及基于第一观测量 $z_1(k)$ 获取第一观测函数 $h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k))$,分别如式(14)、式(15)和式(16)所示:

$$h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k)) = \begin{cases} a_{Ax} = 2g(q_1q_3 - q_0q_2) \\ a_{Ay} = 2g(q_2q_3 + q_0q_1) \\ a_{Az} = g(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \\ h_{Mx} = H_x(q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2) + 2H_y(q_1q_2 - q_0q_3) - 2H_z(q_2q_3 + q_0q_1) \\ h_{My} = 2H_x(q_1q_2 + q_0q_3) + H_y(q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2) - 2H_z(q_1q_3 - q_0q_2) \\ h_{Mz} = -2H_x(q_2q_3 - q_0q_1) - 2H_y(q_1q_3 + q_0q_2) + H_z(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \end{cases} \quad (14)$$

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_{q_0}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{q_1}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{q_2}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{q_3}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_b^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_m^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

[0163] 其中, g 为当地重力加速度值, H_x, H_y, H_z 分别为地理坐标系下地磁场强度在三个坐标轴方向上的分量, $\sigma_{q_0}^2, \sigma_{q_1}^2, \sigma_{q_2}^2, \sigma_{q_3}^2$ 为MARG传感器载体坐标系到地理坐标系旋转矩阵的四元数取值的分布方差, σ_b^2 为角速度漂移值的分布方差, σ_a^2, σ_m^2 分别为MARG传感器采集的三轴加速度序列以及地磁场强度序列的分布方差。

[0164] 步骤S4232, 基于步骤S4231获取的参数, 结合第 k 时刻第一状态量的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_1(k)$, 获得第 k 时刻预融合的第一状态量 $\mathbf{x}_1(k)$, 如式(17)所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_1 = \frac{\partial f_1[\mathbf{x}_1(k-1), \mathbf{u}_1(k-1)]}{\partial \mathbf{x}_1(k-1)} \\ \mathbf{H}_1 = \frac{\partial h_1[\bar{\mathbf{x}}_1(k)]}{\partial \bar{\mathbf{x}}_1(k)} \\ \bar{\mathbf{P}}_{1,k} = \mathbf{F}_1 \mathbf{P}_{1,k-1} \mathbf{F}_1^T + \mathbf{Q}_1 \\ \mathbf{K}_{1,k} = \bar{\mathbf{P}}_{1,k} \mathbf{H}_1^T (\mathbf{H}_1 \bar{\mathbf{P}}_{1,k} \mathbf{H}_1^T + \mathbf{R}_1)^{-1} \\ \mathbf{P}_{1,k} = (\mathbf{I}_{7 \times 7} - \mathbf{K}_{1,k} \mathbf{H}_1) \bar{\mathbf{P}}_{1,k} \\ \mathbf{x}_1(k) = \bar{\mathbf{x}}_1(k) + \mathbf{K}_{1,k} (z_1(k) - h_1(\bar{\mathbf{x}}_1(k))) \end{array} \right. \quad (17)$$

[0165] 其中, $\mathbf{P}_{1,k-1}$ 为第 $k-1$ 时刻的第一协方差矩阵, $\mathbf{P}_{1,k}$ 为 $\mathbf{P}_{1,k-1}$ 在第 k 时刻预融合运算后得到更新的第 k 时刻的第一协方差矩阵, $\mathbf{I}_{7 \times 7}$ 为 7×7 的单位矩阵, $\mathbf{x}_1(k)$ 为第 k 时刻预融合的第一状态量。

[0166] 步骤S4233, k 个时刻的预融合的第一状态量为预融合姿态序列。

[0167] 多自由度冗余结构可以提高机器人在复杂环境的运动灵活度, 本发明具体实施中

即采用多自由度结构,通过机器人正运动学解算将各关节的角位移转换为机器人末端的位姿状态。如图4所示,为本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的角位移数据序列的预融合流程图,修正后的角位移数据序列的预融合处理包括:

[0168] 步骤S431,将关节旋转轴线或移动方向作为Z轴,则修正后的角位移数据序列即为绕坐标系Z轴旋转角序列,根据机器人的预先设计的机构模型,获取机器人相邻关节之间的连杆长度、Z轴偏移距离以及相邻关节的Z轴夹角。

[0169] 步骤S432,基于步骤S431获得的数据结合机器人第n个关节相对于第n-1个关节的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$,得到第二预融合位姿序列。

[0170] 步骤S4321,基于步骤S431获得的数据计算机器人第n个关节相对于第n-1个关节的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$,如式(18)所示:

$${}^{n-1}T_n = \begin{bmatrix} \cos \theta_n & -\sin \theta_n \cos \alpha_n & \sin \theta_n \sin \alpha_n & a_n \cos \theta_n \\ \sin \theta_n & \cos \theta_n \cos \alpha_n & -\cos \theta_n \sin \alpha_n & a_n \sin \theta_n \\ 0 & \sin \alpha_n & \cos \alpha_n & d_n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

[0171] 其中, ${}^{n-1}T_n$ 代表机器人第n个关节相对于第n-1个关节的位姿变换矩阵, a_n 代表机器人第n个关节和第n-1个关节之间的连杆长度, d_n 、 α_n 和 θ_n 分别代表机器人第n个关节和第n-1个关节之间的Z轴偏移距离、扭转角以及绕坐标系Z轴旋转角。

[0172] 步骤S4322,结合步骤S431获得的数据以及步骤S4321获得的位姿变换矩阵 ${}^{n-1}T_n$,得到第二预融合位姿序列,如式(19)所示:

$$T_{\text{end_effector}} = {}^0T_1(\theta_1, d_1, a_1, \alpha_1) {}^1T_2(\theta_2, d_2, a_2, \alpha_2) \cdots \cdots {}^{n-1}T_n(\theta_n, d_n, a_n, \alpha_n) \quad (19)$$

[0173] 其中, $T_{\text{end_effector}}$ 代表第二预融合位姿序列。

[0174] 步骤S50,基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位,获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。本发明所提出的模糊自适应EKF算法在其基本结构“输入-预测-更新-输出”的基础上,根据复杂环境的特点进行了改进以提高系统的精度和稳定性,如图5所示,为本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的融合定位流程图,包括:

[0175] 步骤S51,获取k-1时刻的第二状态量和第二控制量;第二状态量包括机器人末端执行器的位置以及机器人末端执行器的姿态欧拉角;第二控制量包括机器人末端执行器的速度、加速度以及角速度。

[0176] 第k时刻的第二状态量如式(20)所示:

$$x_2(k) = [p_x(k) \ p_y(k) \ p_z(k) \ \theta(k) \ \gamma(k) \ \psi(k)]^T \quad (20)$$

[0177] 其中, p_x 、 p_y 、 p_z 为机器人末端执行器的位置, θ 、 γ 、 ψ 为机器人末端执行器的姿态欧拉角。

[0178] 第k时刻的第二控制量如式(21)所示:

$$u_2(k) = [\dot{p}_x(k) \ \dot{p}_y(k) \ \dot{p}_z(k) \ \ddot{p}_x(k) \ \ddot{p}_y(k) \ \ddot{p}_z(k) \ \dot{\theta}(k) \ \dot{\gamma}(k) \ \dot{\psi}(k)]^T \quad (21)$$

[0179] 其中, \dot{p}_x 、 \dot{p}_y 、 \dot{p}_z 为机器人末端执行器的速度, \ddot{p}_x 、 \ddot{p}_y 、 \ddot{p}_z 为机器人末端执行器的加速度, $\dot{\theta}$ 、 $\dot{\gamma}$ 、 $\dot{\psi}$ 为机器人末端执行器的角速度。

[0180] 步骤S52,基于所述k-1时刻的第二状态量和第二控制量,根据第二状态转移函数 $f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$ 得到第k时刻第二状态量的预测值 $\bar{x}_2(k)$,即 $\bar{x}_2(k) = f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$ 。

[0181] 第二状态转移函数 $f_2[x_2(k-1), u_2(k-1)]$ 如式(22)所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} p_x = p_x' + f_1(T + T^2/2), p_y = p_y' + f_2(T + T^2/2), p_z = p_z' + f_3(T + T^2/2) \\ \theta = \theta' + f_4T, \gamma = \gamma' + f_5T, \psi = \psi' + f_6T \\ \dot{p}_x = \dot{p}_x' + \ddot{p}_x'T, \dot{p}_y = \dot{p}_y' + \ddot{p}_y'T, \dot{p}_z = \dot{p}_z' + \ddot{p}_z'T \\ \ddot{p}_x = \ddot{p}_x', \ddot{p}_y = \ddot{p}_y', \ddot{p}_z = \ddot{p}_z' \\ \dot{\theta} = \dot{\theta}', \dot{\gamma} = \dot{\gamma}', \dot{\psi} = \dot{\psi}' \\ f_1 = \cos\psi' \cos\gamma' \dot{p}_x' + (\cos\psi' \sin\gamma' \sin\theta' - \cos\theta' \sin\psi') \dot{p}_y' \\ \quad + (\sin\theta' \sin\psi' + \cos\theta' \cos\psi' \sin\gamma') \dot{p}_z' \\ f_2 = \sin\psi' \cos\gamma' \dot{p}_x' + (\sin\psi' \sin\gamma' \sin\theta' + \cos\theta' \cos\psi') \dot{p}_y' \\ \quad + (\cos\theta' \sin\psi' \sin\gamma' - \sin\theta' \cos\psi') \dot{p}_z' \\ f_3 = -\sin\gamma' \dot{p}_x' + \cos\gamma' \sin\theta' \dot{p}_y' + \cos\gamma' \cos\theta' \dot{p}_z' \\ f_4 = \dot{\theta}' + (\tan\gamma' \sin\theta') \dot{\gamma}' + (\tan\gamma' \cos\theta') \dot{\psi}' \\ f_5 = (\cos\theta') \dot{\gamma}' - (\sin\theta') \dot{\psi}' \\ f_6 = \left(\frac{\sin\theta'}{\cos\gamma'}\right) \dot{\gamma}' + \left(\frac{\cos\theta'}{\cos\gamma'}\right) \dot{\psi}' \end{array} \right. \quad (22)$$

[0182] 其中, $p_x, p_y, p_z, \theta, \gamma, \psi$ 为第k时刻的第二状态量, $\dot{p}_x, \dot{p}_y, \dot{p}_z, \ddot{p}_x, \ddot{p}_y, \ddot{p}_z, \dot{\theta}, \dot{\gamma}, \dot{\psi}$ 为第k时刻的第二控制量, $p_x', p_y', p_z', \theta', \gamma', \psi'$ 为第k-1时刻的第二状态量, $\dot{p}_x', \dot{p}_y', \dot{p}_z', \ddot{p}_x', \ddot{p}_y', \ddot{p}_z', \dot{\theta}', \dot{\gamma}', \dot{\psi}'$ 为第k-1时刻的第二控制量,T为传感器的采样周期。

[0183] 步骤S53,获取第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列作为第二观测量 $z_2(k)$,对第二观测量进行数据同步,并判断能否形成同步数据,若能则状态更新矩阵为绝对状态更新矩阵,若不能则状态更新矩阵为相对状态更新矩阵,如图6所示,为本发明机器人多传感器融合感知与空间定位的方法一种实施例的保持平均采样率的融合状态更新示意图。

[0184] 绝对状态更新矩阵和相对状态更新矩阵分别如式(23)和式(24)所示:

$$\mathbf{H}_{m \times n}^1, m = \sum_{i=0}^N p_i, n = 6 \quad (23)$$

$$\mathbf{H}_{m \times n}^2, m = q_i, n = 9 \quad (24)$$

[0185] 其中, H^1 为绝对状态更新矩阵, H^2 为相对状态更新矩阵,N为同步的传感器总数, $1 < N \leq N_{\max}$, N_{\max} 为最大的传感器数量, p_i 为第i个传感器能观测的系统状态量总数, q_i 为第i个传感器能观测的系统控制量总数。

[0186] 步骤S54,基于扩展卡尔曼滤波算法,通过第k时刻的第二观测量、状态更新矩阵、第二噪声协方差矩阵以及第k时刻第二状态量的预测值 $\bar{\mathbf{x}}_2(k)$,获得第k时刻融合的第二状态量 $\mathbf{x}_2(k)$,如式(25)所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{F}_2 = \frac{\partial f_2[\mathbf{x}_2(k-1), \mathbf{u}_2(k-1)]}{\partial \mathbf{x}_2(k-1)} \\ \mathbf{H}_2 = \mathbf{H}^1(\text{绝对状态更新矩阵}) \\ \mathbf{H}_2 = \mathbf{H}^2(\text{相对状态更新矩阵}) \\ \bar{\mathbf{P}}_{2,k} = \mathbf{F}_2 \mathbf{P}_{2,k-1} \mathbf{F}_2^T + q \mathbf{I}_{12 \times 12} \\ \mathbf{K}_{2,k} = \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \mathbf{H}_2^T (\mathbf{H}_2 \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \mathbf{H}_2^T + \mathbf{R}_2)^{-1} \\ \mathbf{P}_{2,k} = (\mathbf{I}_{21 \times 21} - \mathbf{K}_{2,k} \mathbf{H}_2) \bar{\mathbf{P}}_{2,k} \\ \mathbf{x}_2(k) = \bar{\mathbf{x}}_2(k) + \mathbf{K}_{2,k} (z_2(k) - \mathbf{H}_2 z_2(k)) \end{array} \right. \quad (25)$$

[0187] 其中, $\mathbf{P}_{2,k-1}$ 为第k-1时刻的第二协方差矩阵, $\mathbf{P}_{2,k}$ 为 $\mathbf{P}_{2,k-1}$ 在第k时刻预融合运算后得到更新的第k时刻的第二协方差矩阵, $\mathbf{I}_{12 \times 12}$ 、 $\mathbf{I}_{21 \times 21}$ 分别为 12×12 和 21×21 的单位矩阵,q为设定的过程协方差系数, $\mathbf{x}_2(k)$ 为第k时刻融合的第二状态量。

[0188] 步骤S55,将第k时刻融合后的第二状态量 $\mathbf{x}_2(k)$ 与第k时刻预测的第二状态量 $\bar{\mathbf{x}}_2(k)$ 之间的偏差以及偏差绝对值的变化率作为二维Mamdani模糊方法的输入模糊变量,将第二噪声协方差矩阵作为输出模糊变量,利用模糊推理对k+1时刻的第二噪声协方差矩阵进行自适应调整;

[0189] 步骤S56,依次输出第k时刻融合第二状态量的 p_x 、 p_y 、 p_z 、 θ 、 γ 、 ψ ,作为机器人在环境中的六自由度位姿序列,其中, p_x 、 p_y 、 p_z 为机器人在环境中的三自由度空间坐标序列。

[0190] 本发明第二实施例的机器人多传感器融合感知与空间定位的系统,该系统包括数据获取模块、标定与校准模块、修正模块、增强与修复模块、预融合模块和融合定位模块;

[0191] 所述数据获取模块,配置为获取机器人多传感器数据序列;所述机器人多传感器数据序列包括结构光深度相机采集的视觉数据序列、MARG传感器采集的运动状态数据序列和关节编码器采集的角位移数据序列;

[0192] 所述标定与校准模块,配置为标定与校准结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器;

[0193] 所述修正模块,配置为基于标定与校准结果对所述机器人多传感器数据序列进行修正;

[0194] 所述增强与修复模块,配置为通过预设的深度相机视觉增强方法对修正后的机器人多传感器数据序列中的视觉数据序列进行增强与修复;

[0195] 所述预融合模块,配置为进行增强与修复的视觉数据序列的预融合处理,获得第一预融合位姿序列;还配置为进行修正后的修正后的运动状态数据序列的预融合处理,获得预融合姿态序列;还配置为进行修正后的角位移数据序列的预融合处理,获得第二预融

合位姿序列；

[0196] 所述融合定位模块，配置为基于所述第一预融合位姿序列、第二预融合位姿序列和预融合姿态序列对机器人在环境中的空间状态进行融合定位，获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

[0197] 所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的系统的具体工作过程及有关说明，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

[0198] 需要说明的是，上述实施例提供的机器人多传感器融合感知与空间定位的系统，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，在实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块来完成，即将本发明实施例中的模块或者步骤再分解或者组合，例如，上述实施例的模块可以合并为一个模块，也可以进一步拆分成多个子模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。对于本发明实施例中涉及的模块、步骤的名称，仅仅是为了区分各个模块或者步骤，不视为对本发明的不当限定。

[0199] 本发明第三实施例的一种存储装置，其中存储有多条程序，所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法。

[0200] 本发明第四实施例的一种处理装置，包括处理器、存储装置；处理器，适于执行各条程序；存储装置，适于存储多条程序；所述程序适于由处理器加载并执行以实现上述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法。

[0201] 所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的存储装置、处理装置的具体工作过程及有关说明，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

[0202] 本领域技术人员应该能够意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的模块、方法步骤，能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现，软件模块、方法步骤对应的程序可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。为了清楚地说明电子硬件和软件的可互换性，在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以电子硬件还是软件方式来执行，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0203] 本发明第五实施例的一种机器人多传感器融合感知与空间定位的系统，如图7所示，包括结构光深度相机1、MARG传感器2、关节编码器3、分布式可调补光器4和定位模块。

[0204] 结构光深度相机、MARG传感器、关节编码器、分布式可调补光器和定位模块设置于机器人。

[0205] 分布式可调补光器4布置于结构光深度相机1中彩色相机5的周围，为彩色相机5提供必要的补偿光源。为确保运动状态数据、视觉数据以及关节角位移数据的匹配，在传感器安装上，结构光深度相机1的中心、MARG传感器2的中心以及末端关节6的中心处于同一轴线。根据机器人所需运动自由度的不同，关节编码器3的数量不限于图7中所展示的数量，一般而言，所需运动自由度的数量与关节编码器3的数量相同。

[0206] 所述结构光深度相机用于采集彩色图序列和深度图序列；

[0207] 所述MARG传感器用于采集三轴加速度序列、角速度序列和地磁场强度序列；

[0208] 所述关节编码器用于采集机器人关节的角位移数据序列；

[0209] 所述分布式可调补光器用于为机器人所在环境补光；

[0210] 所述定位模块用于根据所述结构光深度相机、MARG传感器和关节编码器获取的数据通过上述的机器人多传感器融合感知与空间定位的方法进行数据增强与修复、数据预融合以及数据融合定位,获得机器人在环境中的位姿序列及空间坐标序列。

[0211] 术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象,而不是用于描述或表示特定的顺序或先后次序。

[0212] 术语“包括”或者任何其它类似用语旨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、物品或者设备/装置不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其它要素,或者还包括这些过程、方法、物品或者设备/装置所固有的要素。

[0213] 至此,已经结合附图所示的优选实施方式描述了本发明的技术方案,但是,本领域技术人员容易理解的是,本发明的保护范围显然不局限于这些具体实施方式。在不偏离本发明的原理的前提下,本领域技术人员可以对相关技术特征做出等同的更改或替换,这些更改或替换之后的技术方案都将落入本发明的保护范围之内。

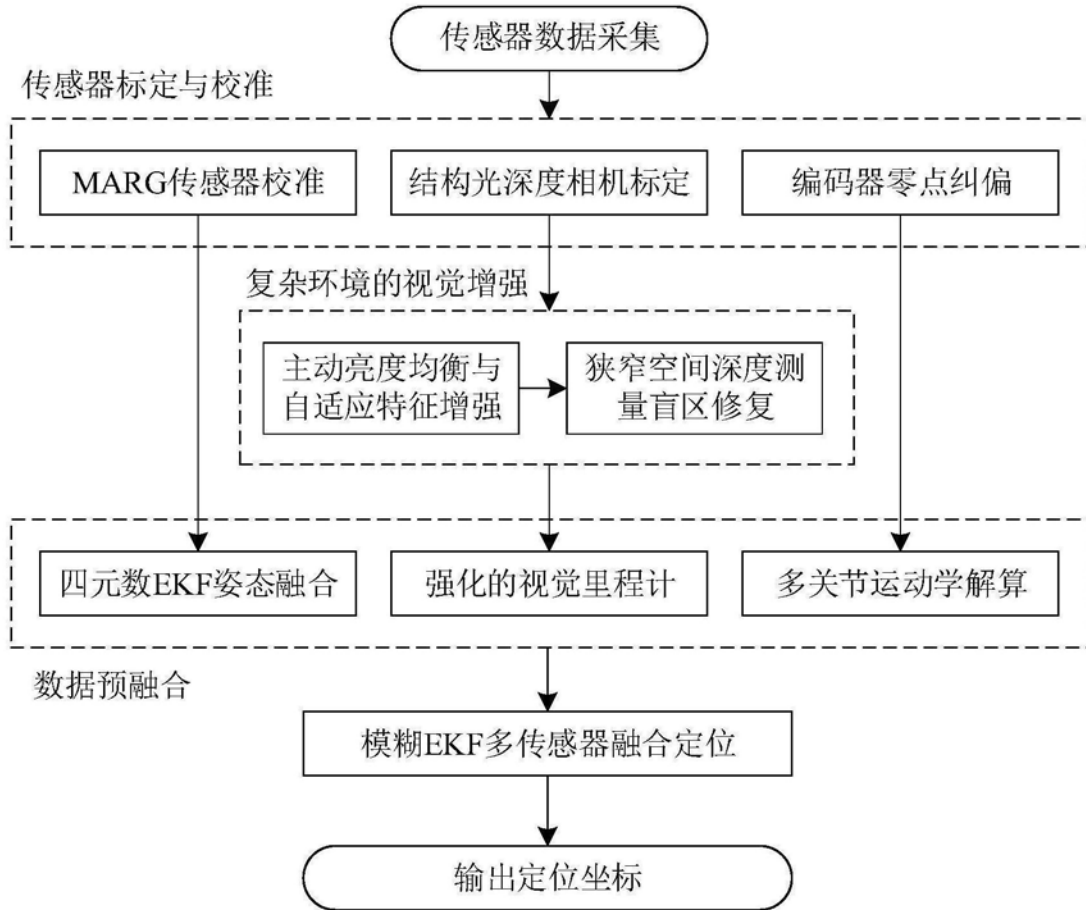


图1

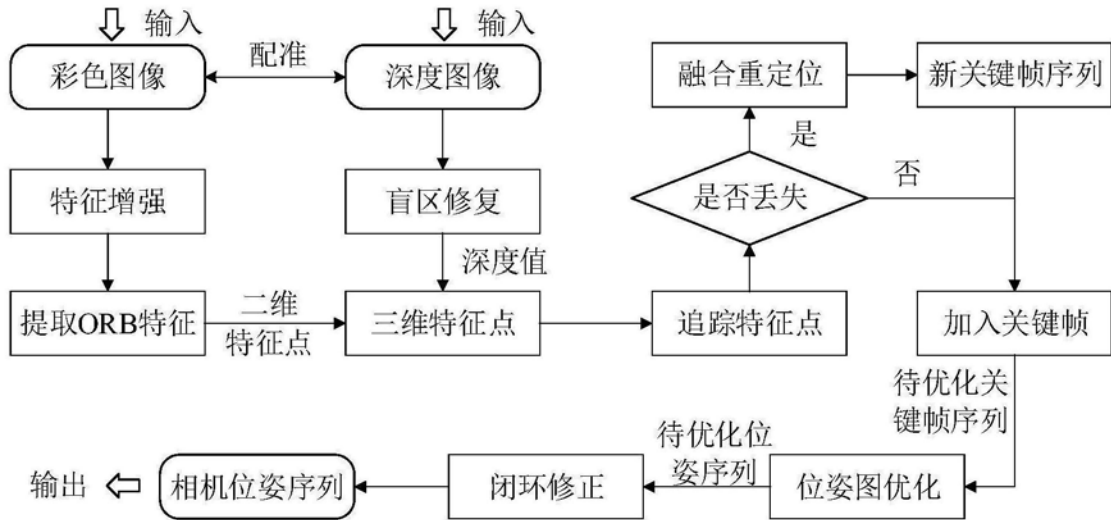


图2

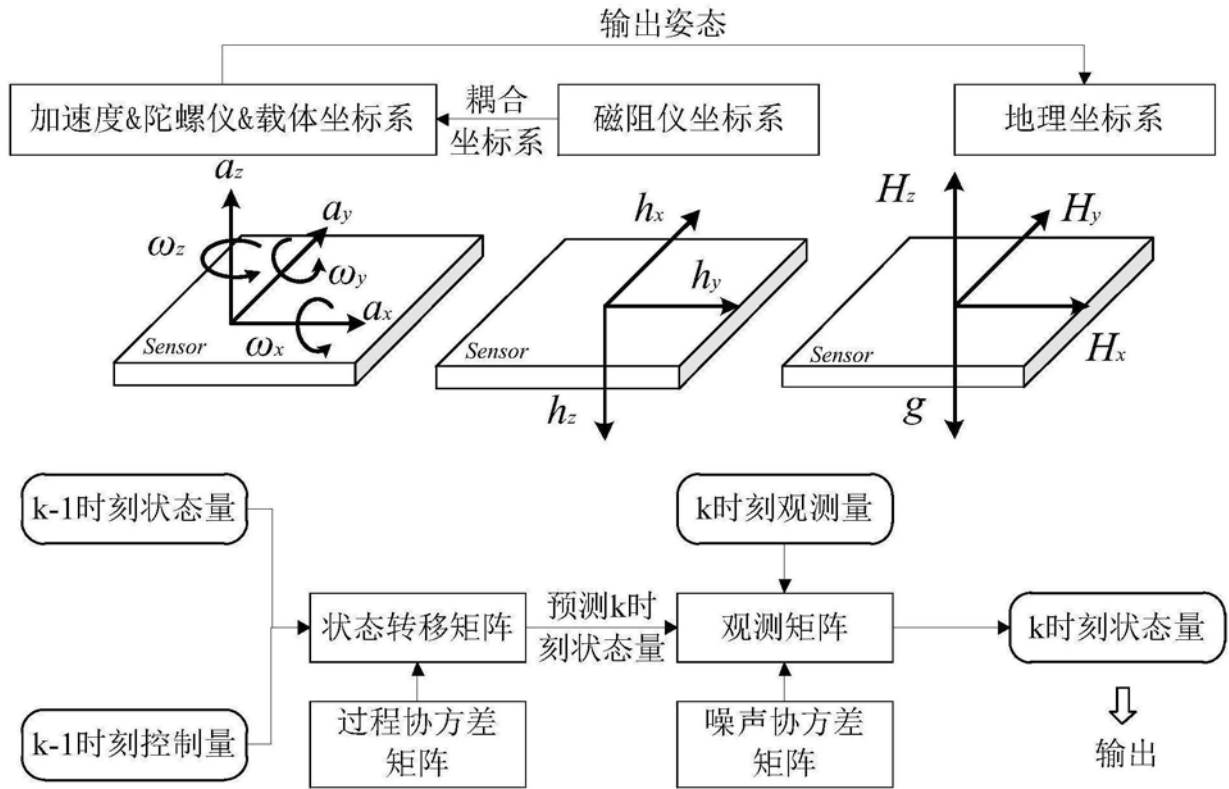


图3

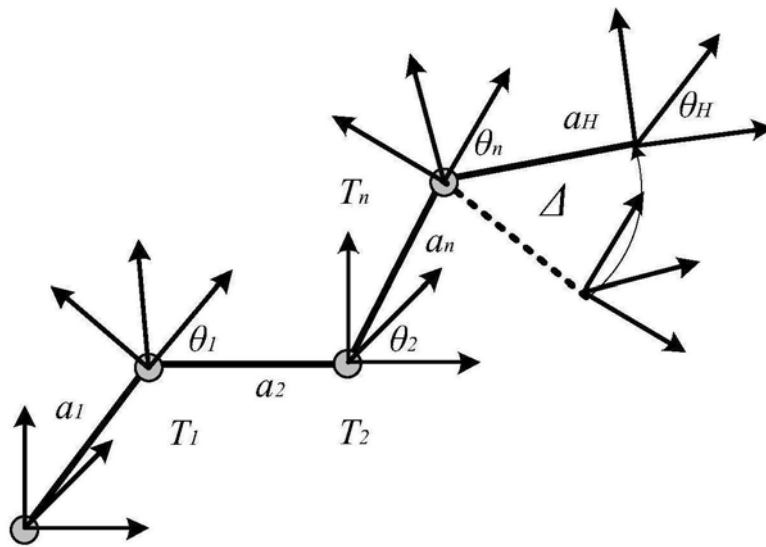


图4

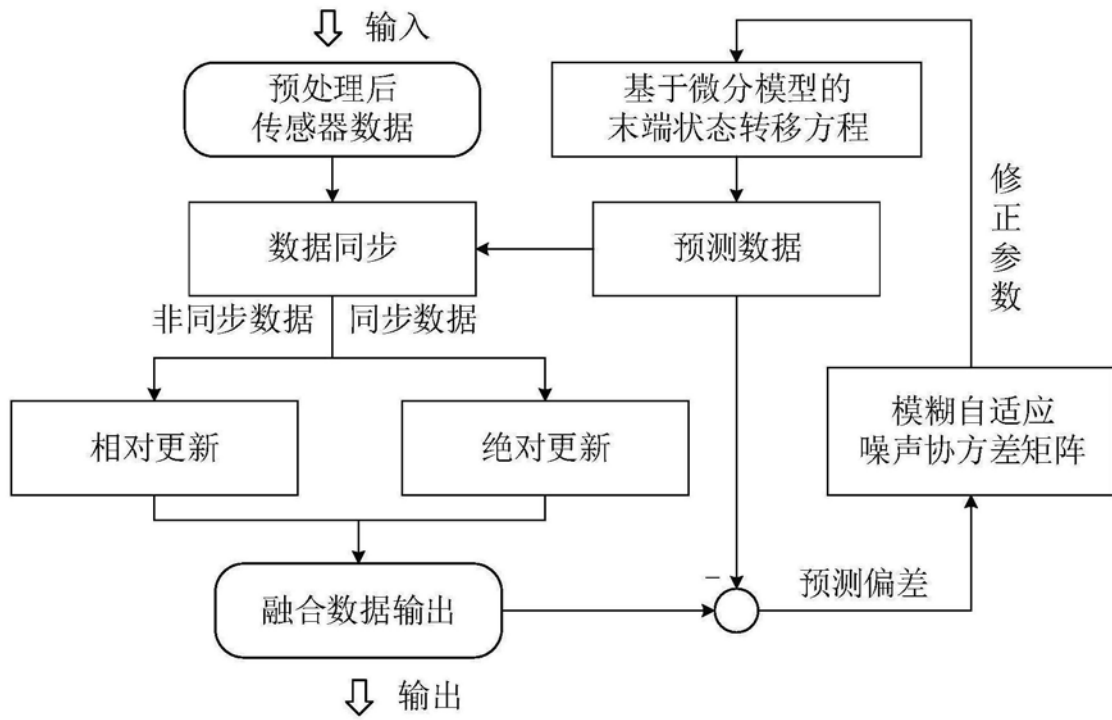


图5

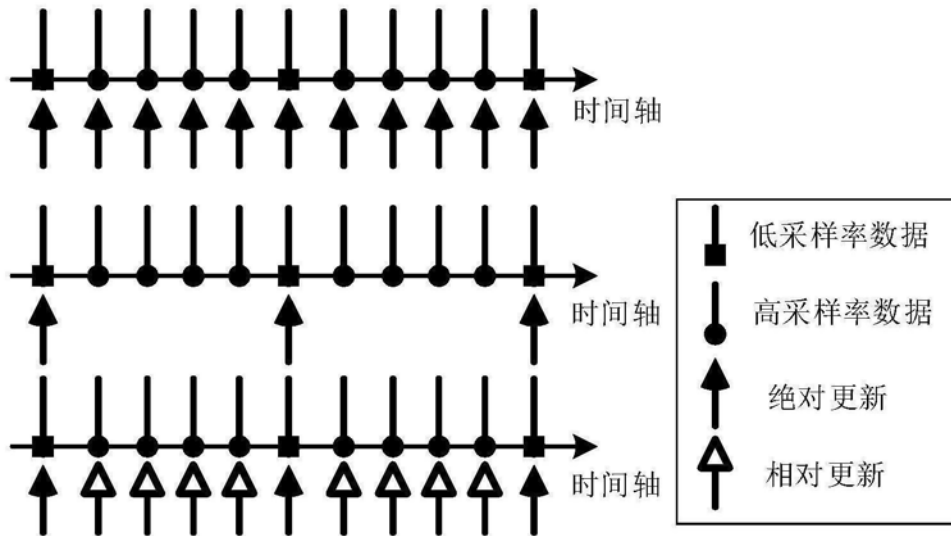


图6

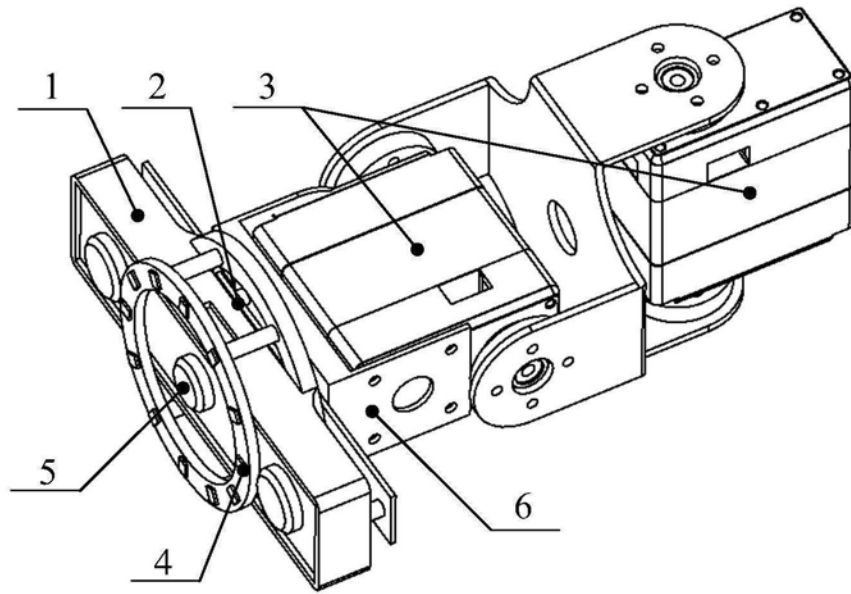


图7