

主动万向脚轮式全向移动机器人的关节空间 多传感器信息融合算法

高旭峰^{1,2,3}, 陈庆盈^{2,3*}, 邓益民¹, 郑天江^{2,3}, 杨宇^{2,3}

(1. 宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211; 2. 中国科学院 宁波材料技术与工程研究所, 浙江 宁波 315201;
3. 浙江省机器人与智能制造装备技术重点实验室, 浙江 宁波 315201)

摘要: 鉴于主动万向脚轮式全向移动机器人运动学矩阵与其脚轮转向关节的位置有关, 因此脚轮的运动误差会同时降低机器人的里程计和速度控制精度. 因传统的工作空间信息融合算法无法有效提高脚轮运动精度, 本文提出一种基于卡尔曼滤波的关节空间多传感器信息融合算法. 新算法首先预测机器人的工作空间状态, 然后通过逆向运动学将其解算到关节空间, 随之在关节空间内进行数据融合, 以提高脚轮运动精度, 最后利用脚轮运动的最优估计来更新各关节角度和机器人里程计信息. 仿真实验验证了该算法可有效减少脚轮运动的误差, 使机器人的运动学矩阵更接近其真实状态, 从而提升了机器人的里程计和速度控制精度.

关键词: 主动万向脚轮; 关节空间; 信息融合; 里程计; 运动控制

中图分类号: TP221.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2019) 04-0043-07

全向移动机器人具有3个平面自由度, 机动性强, 能够实现平面内的任意运动轨迹, 在空间受限的环境中具有较高的移动效率, 因此在智能制造方面的应用前景广阔^[1-2]. 目前用于全向移动机器人的驱动轮有麦克纳姆轮、球轮和主动万向脚轮^[3]. 其中, 麦克纳姆轮与地面的接触点不连续, 运行过程中会产生噪音和震动, 且辍子的附加运动会导致机器人能效低下. 球轮难以加工制造, 且灰尘容易在驱动表面累积, 使工作条件变差. 相比于前两者, 主动万向脚轮运行平稳, 能效高且结构简单, 更适合应用于全向移动机器人^[4].

移动机器人具有空间移动特性, 需要精确定位实现与环境的交互来完成指定任务^[5]. 轮式机器人最基本的定位方式是通过编码器信息和运动学计算机器人里程, 并利用航迹推算进行相对定位^[6]. 由于齿轮间隙及编码器安装等误差, 该方法普遍存在定位误差较大的问题.

为提高室内移动机器人的定位精度, 近年来,

学者们在传感器信息处理方面进行了一些研究: 如采用卡尔曼滤波将编码器与有源信标^[7]或其他外部传感器^[8-9]进行信息融合, 并在差动平台上得到了一些成果; 胡佳佳等^[10]提出基于卡尔曼滤波的低成本IMU自适应补偿算法, 提供了一种差动平台的低成本姿态测量系统. 然而上述在工作空间进行信息融合的研究都存在一个隐性假设, 即移动机器人使用的所有编码器都处于相同的误差等级. 对于主动万向脚轮式全向移动机器人, 由于脚轮与地面为线接触, 脚轮的实际有效偏置会随其与地面接触状态发生变化, 故转向关节编码器较滚动关节编码器的信息置信度更低, 无法满足工作空间信息融合时所有编码器都处在相同误差等级的要求. 此外, 主动万向脚轮式全向移动机器人为时变系统^[1-3], 其运动学矩阵元素的值随脚轮转向角度变化, 仅在工作空间进行信息融合, 无法有效提高运动学矩阵的精度.

为解决上述问题, 本文提出一种基于卡尔曼

收稿日期: 2018-08-07.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省重点研发计划项目(2018C01086); 宁波市国际合作项目(2017D10023); 装备预研项目领域基金(61409230101).

第一作者: 高旭峰(1993-), 男, 山东烟台人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 移动机器人控制与误差标定. E-mail: gaoxufeng@nimte.ac.cn

*通信作者: 陈庆盈(1976-), 男, 台湾桃园人, 研究员, 主要研究方向: 机电一体化、机器人设计. E-mail: chenchinyin@nimte.ac.cn

滤波的关节空间多传感器信息融合算法, 将 IMU 与编码器信息进行融合, 获得关节状态最优估计. 通过合理的假设进行仿真实验, 并从关节转向角度、速度控制和里程计三方面评价算法的有效性.

1 主动万向脚轮式全向移动机器人运动学

本文的研究对象为具有 4 个主动万向脚轮的全向移动机器人, 该全向移动机器人脚轮分布及脚轮示意如图 1 所示, 其中, 基坐标系原点 B 位于车体中心, 脚轮坐标系原点 C_i ($i=1,2,3,4$) 位于脚轮中心, 上述两坐标系都符合右手准则. 脚轮转向轴 s 与基坐标系 X 轴的夹角为 β_i ($i=1,2,3,4$), 且距基坐标系原点距离为 h , 脚轮半径与轮心对转向轴 s 的偏置分别为 r 和 b , 可变转向角为 φ_i ($i=1,2,3,4$). 对该移动机器人进行运动学推导时, 首先将工作空间速度解算到轮心, 其次将脚轮滚动速度和转向速度合成为轮心速度, 通过轮心速度相等来建立工作空间和关节空间的速度关系.

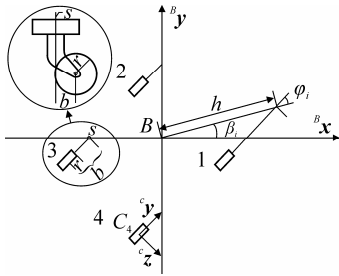


图 1 机器人脚轮分布及脚轮示意图

如图 1 所示, 在基坐标系下, 利用车体速度解算获得的第 i 个脚轮轮心速度 ${}^B\mathbf{v}_i$ 可以表示为:

$${}^B\mathbf{v}_i = {}^B\mathbf{v} + {}^B\boldsymbol{\omega} \times \mathbf{BC}_i, \quad (1)$$

其中, ${}^B\mathbf{v} = [v_x \ v_y]^T$; v_x 和 v_y 是机器人在基坐标系下沿 x 轴与 y 轴的速度; ${}^B\boldsymbol{\omega}$ 为机器人角速度; $\mathbf{BC}_i$ 可以表示为:

$$\mathbf{BC}_i = [h \cos \beta_i - b \cos(\beta_i + \varphi_i)]^B x_i + [h \sin \beta_i - b \sin(\beta_i + \varphi_i)]^B y_i, \quad (2)$$

将(2)式代入(1)式中进行计算, ${}^B\mathbf{v}_i$ 可表示为:

$${}^B\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -h \sin \beta_i + b \sin(\beta_i + \varphi_i) \\ 0 & 1 & h \cos \beta_i - b \cos(\beta_i + \varphi_i) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \omega \end{bmatrix}, \quad (3)$$

(3)式即为基坐标系下, 工作空间速度与脚轮中心速度的关系.

在此刻脚轮坐标系下, 第 i 个脚轮的轮心速度

${}^{C_i}\mathbf{v}_i$ 利用脚轮的滚动与转向速度进行合成可得:

$${}^{C_i}\mathbf{v}_i = {}^{C_i}\mathbf{v}_{iy} + {}^{C_i}\mathbf{v}_{iz}, \quad (4)$$

其中, ${}^{C_i}\mathbf{v}_{iy}$ 和 ${}^{C_i}\mathbf{v}_{iz}$ 分别是由脚轮滚动和转动产生的沿脚轮坐标系 y 轴和 z 轴的速度, 基于坐标系间的变换关系, ${}^{C_i}\mathbf{v}_i$ 在基坐标系下可表示为:

$${}^B\mathbf{v}'_i = \begin{bmatrix} -\sin(\beta_i + \varphi_i) & -\cos(\beta_i + \varphi_i) \\ \cos(\beta_i + \varphi_i) & -\sin(\beta_i + \varphi_i) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b\dot{\varphi}_i \\ r\rho_i \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中, $\dot{\varphi}_i$ 为脚轮转向角速度; ρ_i 为脚轮滚动角速度. (5)式为基坐标系下关节运动与脚轮中心速度的关系.

(3)式的 ${}^B\mathbf{v}_i$ 和(5)式的 ${}^B\mathbf{v}'_i$ 表示的都是脚轮轮心在基坐标系下的速度, 二者相等, 联立两式可得:

$$\mathbf{A}\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{B}\dot{\mathbf{q}}, \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -h \sin \beta_i + b \sin(\beta_i + \varphi_i) \\ 0 & 1 & h \cos \beta_i - b \cos(\beta_i + \varphi_i) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\sin(\beta_i + \varphi_i) & -\cos(\beta_i + \varphi_i) \\ \cos(\beta_i + \varphi_i) & -\sin(\beta_i + \varphi_i) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$\dot{\mathbf{X}} = [v_x \ v_y \ \omega]^T, \quad (9)$$

$$\dot{\mathbf{q}} = [b\dot{\varphi}_i \ r\rho_i]^T, \quad (10)$$

(9)式中的 $\dot{\mathbf{X}}$ 表示机器人工作空间运动速度, (10)式中的 $\dot{\mathbf{q}}$ 表示关节空间运动速度.

对(6)~(10)式进行分析后可以发现, 脚轮转向运动不仅会直接影响该移动机器人里程计精度, 其误差还会降低运动学矩阵的精度, 从而导致速度解算错误, 使机器人控制精度降低. 因此, 若在关节空间进行信息融合, 将能够直接提升脚轮运动精度, 降低转向角度的误差, 使运动学矩阵更接近机器人真实运动情况, 达到同时提高机器人里程计和速度控制精度的目的.

2 关节空间多传感器信息融合算法

本节对提出的关节空间多传感器信息融合算法进行详细推导和说明. 利用卡尔曼滤波算法融合编码器数据和经逆向运动学解算工作空间状态预测值, 以提高关节运动精度, 进而使机器人运动学矩阵更接近其真实运动状态, 同时提升机器人里程计和速度控制精度.

2.1 卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法由状态预测和观测更新两阶

段所构成^[11-12]. 其中, 状态预测阶段是通过系统数学模型和控制输入对系统状态和系统方差做出预测, 然后在观测更新阶段, 利用系统方差预测和观测方差计算卡尔曼增益, 综合观测值后对系统预测进行更新, 获得系统状态和方差的最优估计.

预测阶段可通过以下公式表示:

$$\mathbf{S}(k|k-1) = \mathbf{C}\mathbf{S}(k-1|k-1) + \mathbf{D}\mathbf{U}(k), \quad (11)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{C}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{C}^T + \mathbf{Q}, \quad (12)$$

式中, $\mathbf{S}$ 为系统状态; $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{D}$ 为系统参数矩阵; $\mathbf{U}$ 为控制输入量; $\mathbf{P}$ 为系统方差; $\mathbf{Q}$ 为过程方差. (11)式和(12)式以系统数学模型为依据, 利用系统在 $k-1$ 时刻的最优估计和控制输入量来预测 k 时刻的系统状态和方差.

观测更新阶段公式如下:

$$\mathbf{K}\mathbf{g}(k) = (\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T) / (\mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}), \quad (13)$$

$$\mathbf{S}(k|k) = \mathbf{S}(k|k-1) + \mathbf{K}\mathbf{g}(k)(\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\mathbf{S}(k|k-1)), \quad (14)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{g}(k)\mathbf{H})\mathbf{P}(k|k-1), \quad (15)$$

式中, $\mathbf{H}$ 是反映观测量 $\mathbf{Z}$ 和系统状态 $\mathbf{S}$ 关系的观测系数. (13)式中的 $\mathbf{K}\mathbf{g}(k)$ 表示卡尔曼增益, 其值大小由过程方差和观测噪声方差决定. (14)式和(15)式利用系统状态观测量更新 k 时刻的系统状态和方差的最优估计.

2.2 关节空间多传感器信息融合算法

关节空间多传感器信息融合算法包括工作空间状态预测及解算和关节状态观测更新两大部分.

工作空间状态预测阶段公式如下:

$$\dot{\mathbf{X}}(k|k-1) = \dot{\mathbf{X}}(k-1|k-1) + \Delta\dot{\mathbf{X}}, \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_w(k|k-1) = \mathbf{P}_w(k-1|k-1) + \mathbf{Q}, \quad (17)$$

式中, $\dot{\mathbf{X}}$ 为工作空间速度; $\Delta\dot{\mathbf{X}}$ 为经 IMU 获取的工作空间速度增量; $\mathbf{P}_w$ 为工作空间速度方差; $\mathbf{Q}$ 为 IMU 数据方差(即过程方差), 上述四者都为 3×1 矩阵, 对应工作空间速度相关信息.

将 k 时刻的工作空间状态估计解算到关节空间, 以获得 k 时刻的关节状态预测:

$$\dot{\mathbf{q}}(k|k-1) = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A} \cdot \dot{\mathbf{X}}(k|k-1), \quad (18)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = (\mathbf{B}^{-1}\mathbf{A})^2 \cdot \mathbf{P}_w(k|k-1). \quad (19)$$

上述公式是对(6)式的扩展, 其中, $\dot{\mathbf{q}}(k|k-1)$ 和 $\mathbf{P}(k|k-1)$ 为由工作空间状态和方差的预测获得的关节状态和方差的预测.

观测更新阶段的公式改写为:

$$\mathbf{K}\mathbf{g}(k) = (\mathbf{P}(k|k-1)) / (\mathbf{P}(k|k-1) + \mathbf{R}), \quad (20)$$

$$\dot{\mathbf{q}}(k|k) = \dot{\mathbf{q}}(k|k-1) + \mathbf{K}\mathbf{g}(k) \cdot$$

$$(\mathbf{Z}(k) - \dot{\mathbf{q}}(k|k-1)), \quad (21)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{g}(k)) \cdot \mathbf{P}(k|k-1), \quad (22)$$

$$\dot{\mathbf{X}}(k|k) = \mathbf{A}^+ \mathbf{B} \cdot \dot{\mathbf{q}}(k|k), \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_w(k|k) = \mathbf{A}^{+2} \mathbf{B}^2 \cdot \mathbf{P}(k|k). \quad (24)$$

(20)~(22)式中, $\mathbf{Z}(k)$ 是由编码器采集的 8 个关节的速度观测量, $\mathbf{R}$ 是由 8 个关节速度方差组成的 8×1 矩阵. 利用关节速度预测方差和观测方差获得卡尔曼增益 $\mathbf{K}\mathbf{g}(k)$, 并用于融合关节速度观测值和预测值, 以获得关节状态的最优估计, 同时更新各个关节的速度方差. 最后, (23)~(24)式通过运动学获得工作空间状态和方差最优估计.

(19)~(24)式在 Matlab 点乘或点除下进行运算, 即对应索引号的元素进行运算, 其实质是对每个关节独立进行卡尔曼滤波运算.

3 算法仿真实验

3.1 仿真环境设定

为验证本文提出算法的有效性, 利用 Matlab 进行仿真实验, 根据实际工作情况和传感器误差模型对仿真环境设定如下:

IMU 包含加速度计和陀螺仪, 其误差模型如下^[7]:

$$a_i = a_{iT} + b_{ai} + \varepsilon, \quad (25)$$

$$\omega_i = \omega_{iT} + b_{oi} + \varepsilon, \quad (26)$$

式中, a_i 和 ω_i 为测量值; a_{iT} 和 ω_{iT} 为真实值; b_{ai} 和 b_{oi} 为传感器漂移误差; ε 为随机高斯白噪声. 编码器不存在传感器漂移误差, 仅存在高斯白噪声, 其误差模型如下:

$$z_i = z_{iT} + \varepsilon, \quad (27)$$

式中, z_i 为测量值; z_{iT} 为理论值; ε 为随机高斯白噪声.

本文对仿真实验环境进行下述设定, 脚轮与地面不存在打滑, 脚轮和机器人的参数如图 1 和表 1 所示, 电机能够完全执行解算的关节速度命令, 脚轮初始转向角为 0° , 数据更新频率为 200 Hz, 机器人工作空间与关节空间的状态参数符号及说明情况见表 2.

由于轮子与地面为线接触, 实际有效偏置与理

表1 机器人装配参数及脚轮尺寸

参数	数值
$\beta_1/(\circ)$	0
$\beta_2/(\circ)$	90
$\beta_3/(\circ)$	180
$\beta_4/(\circ)$	-90
h/m	0.5
b/m	0.06
r/m	0.06

表2 机器人工作空间与关节空间状态参数

状态参数	相关说明
$\ddot{X}$	机器人加速度命令
$\dot{X}_c$	机器人速度命令, 根据加速度命令 $\ddot{X}$ 更新
$\dot{X}_t$	机器人速度的实际值
$\Delta \dot{X}_m$	处理 IMU 测量数据获得的机器人速度增量
$\dot{X}_p$	机器人速度预测值
$\dot{X}_m$	机器人速度测量值
$\dot{q}^{(k)}$	经逆向运动学解算 $\dot{X}_c$ 所得的 k 时刻 关节速度理论值
$\dot{q}_e^{(k)}$	编码器测量的 k 时刻关节速度
$\dot{q}_p^{(k)}$	k 时刻关节速度预测值
$\dot{q}_k^{(k)}$	经算法融合所得的 k 时刻关节速度最优估计
$q^{(k)}$	通过 $\dot{q}$ 更新的 k 时刻关节角度理论值
$q_e^{(k)}$	通过 $\dot{q}_e$ 更新的 k 时刻关节角度测量值
$q_k^{(k)}$	通过 $\dot{q}_k$ 更新的 k 时刻关节角度测量值
$J^{-1}(q^{(k-1)})$	机器人逆向运动学矩阵
$J(q^{(k-1)})$	机器人正向运动学矩阵
E_{error1}	根据编码器误差模型模拟的测量误差
E_{error2}	根据 IMU 误差模型模拟的测量误差

论值不相等, 因此转向关节误差比滚动关节要大, 针对各传感器特点, 对其数据作如下假设: 转向关节编码器数据所得转向速度的高斯白噪声平均值在 $10^{-4} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 数量级, 滚动关节编码器所得滚动速度的高斯白噪声平均值处于 $10^{-5} \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 数量级, 加速度计漂移误差和高斯白噪声分别处于 $10^{-2} \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ 和 $10^{-4} \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ 数量级, 陀螺仪的漂移误差和高斯白噪声分别处于 $10^{-2} \text{ rad}\cdot\text{s}^{-1}$ 和 $10^{-4} \text{ rad}\cdot\text{s}^{-1}$ 数量级。

在上述设定的环境中, 该移动机器人在水平面内, 依照加速度命令 $\ddot{X}=[1 \ 1 \ 1]^T$ 更新下发机器人速度 $\dot{X}_c$ 。为作对比研究, 实验分为 A 和 B 两部分进行, 其具体流程如下。

实验 A: 通过编码器数据更新转向关节角度来控制机器人, 其仿真流程如图 2 所示。在 k 时刻, 首先将速度命令 $\dot{X}_c$ 通过逆向运动学的 $J^{-1}(q_e^{(k-1)})$ 解算得到关节速度理论值 $\dot{q}^{(k)}$, 然后由正向运动学 $J(q^{(k-1)})$ 获得机器人实际速度 $\dot{X}_t$, 再根据关节速度理论值 $\dot{q}^{(k)}$ 更新关节角度理论值 $q^{(k)}$, 由编码器测量获得关节速度测量值 $\dot{q}_e^{(k)}$ (含误差 E_{error1}), 其次通过关节速度测量值 $\dot{q}_e^{(k)}$ 和正向运动学 $J(q_e^{(k-1)})$ 获得机器人速度测量值 $\dot{X}_m$, 最后根据关节速度测量值 $J(q_e^{(k-1)})$ 更新关节角度测量值 $q_e^{(k)}$ 。

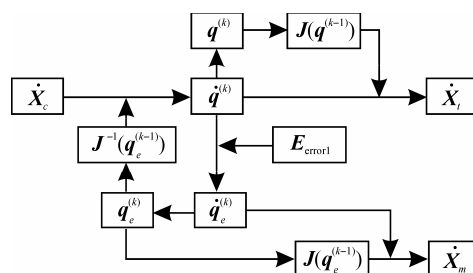


图2 实验 A 依靠编码器数据控制

实验 B: 在关节空间融合编码器和 IMU 数据, 利用融合后的数据更新转向关节角度来控制机器人, 其仿真流程如图 3 所示。在 k 时刻, 首先将速度命令 $\dot{X}_c$ 通过逆向运动学 $J^{-1}(q_k^{(k-1)})$ 解算得到关节速度理论值 $\dot{q}^{(k)}$, 然后由正向运动学 $J(q^{(k-1)})$ 获得机器人实际速度 $\dot{X}_t$, 接着根据关节速度理论值 $\dot{q}^{(k)}$ 更新关节角度理论值 $q^{(k)}$, 由编码器测量获得关节速度测量值 $\dot{q}_e^{(k)}$ (含误差 E_{error1}), 处理 IMU 的测量数据(含误差 E_{error2})获得机器人速度增量 $\Delta \dot{X}_m$, 由速度模型计算得到机器人速度预测值 $\dot{X}_p$, 再经逆向运动学 $J^{-1}(q_k^{(k-1)})$ 解算获得关节速度预测值

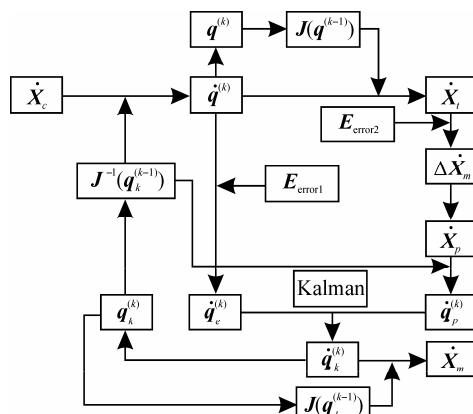


图3 实验 B 依靠算法融合后的数据控制

$\dot{q}_p^{(k)}$, 经过卡尔曼滤波融合关节速度测量值 $\dot{q}_e^{(k)}$ 和预测值 $\dot{q}_p^{(k)}$ 获得关节速度的最优估计 $\dot{q}_k^{(k)}$, 其次通过最优估计 $\dot{q}_k^{(k)}$ 和正向运动学 $J(q_k^{(k-1)})$ 获得机器人速度测量值 $\dot{x}_m$, 最后根据最优估计 $\dot{q}_k^{(k)}$ 更新关节角度测量值 $q_k^{(k)}$.

本文分别从关节空间和工作空间进行实验数据分析, 就转向关节角度、机器人速度控制和机器人里程计三方面的误差评价算法有效性.

3.2 仿真结果分析

为方便进行对比说明, 引入误差平方和(Sum of Square Error, SSE), 下式中, δ 表示误差:

$$S_{SSE} = \sum_{i=1}^n \delta^2. \quad (28)$$

图4(a)~(d)分为脚轮1~4的转向关节角度误差. 图中的曲线1表示仅由编码器获得的转向关节角度的误差 $\delta = q_e^{(k)} - q^{(k)}$, 其误差平方和 $S_{SSE, jointE} = [97.40 \ 36.10 \ 29.79 \ 90.53]$, 曲线2表示由融合算法获得的转向关节角度的误差 $\delta = q_k^{(k)} - q^{(k)}$, 其误差平方和 $S_{SSE, jointK} = [1.68 \ 1.54 \ 0.96 \ 1.17]$, 脚轮1~4转向关节角度精度依次提升了98.28%, 95.73%, 96.78%和98.71%. 通过关节角的误差平方和与图4反映的误差波动情况可发现, 利用该算法融合得到的数据进行控制时, 因关节运动精度得到提升, 转向关节角度误差明显降低, 机器人运动学矩阵能够更准确地反映其真实运动状态. 这对于机器人速度的正确解算具有重要意义, 能够同时提高

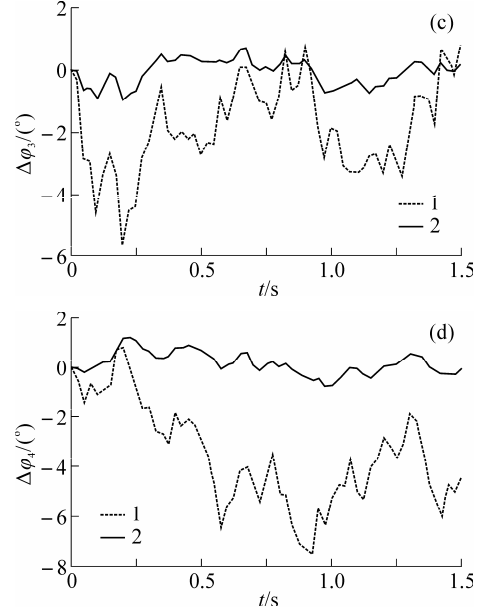
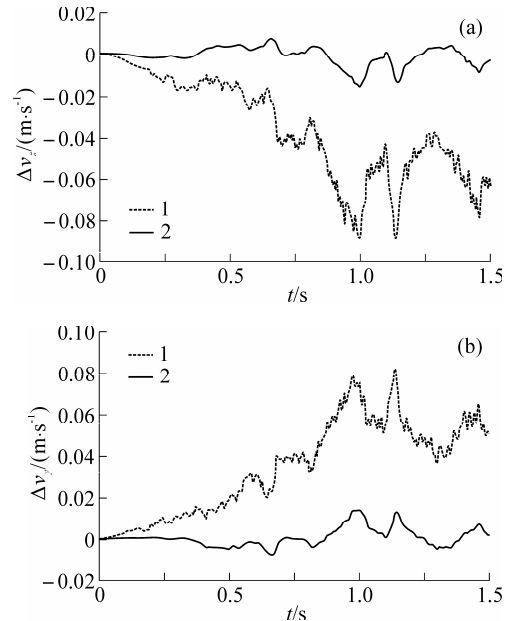
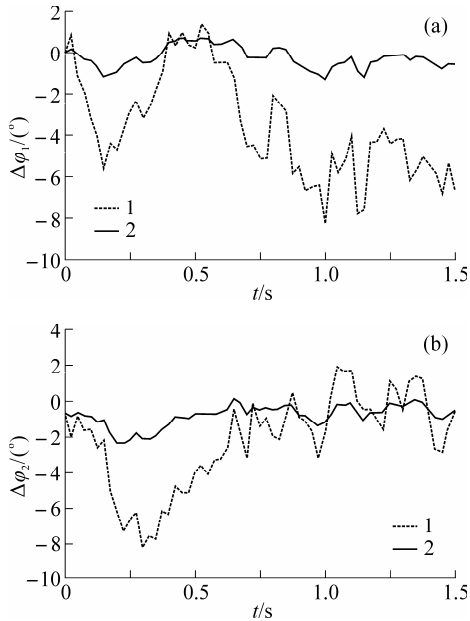


图4 转向关节角测量误差

主动万向脚轮式全向移动机器人的里程计和速度控制精度.

图5所示为工作空间真实速度相对于命令速度的误差 $\delta = \dot{x}_t - \dot{x}_c$, 从(a)到(c)依次为 x 方向、 y 方向的线速度误差和绕 z 轴的角速度误差. 曲线1表示仅用编码器数据进行解算的速度控制误差, 其误差平方和 $S_{SSE, velE} = [0.57 \ 0.51 \ 0.12]$, 曲线2表示用算法融合数据进行解算的速度控制误差, 其误差平方和 $S_{SSE, velK} = [0.66 \ 0.62 \ 0.35] \cdot 10^{-2}$, 速度控制精度在3个方向上依次提升98.84%, 98.80%



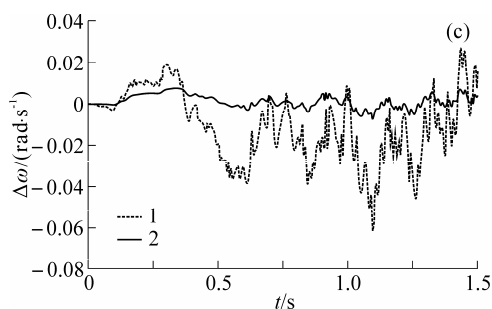


图5 工作空间速度控制误差

和 97.12%。从速度真实值相对于命令值的误差平方和与图 5 反映的误差实时变化情况可以看出, 利用该算法融合所得的数据进行控制时误差较小, 速度控制精度得到较大提升。其原因在于图 4 所示的转向关节角度误差降低, 可见该算法有效提高了机器人运动学矩阵的精度。

图 6 所示为由编码器数据和算法融合数据计算的机器人速度相对于真实值的里程计(速度测量)

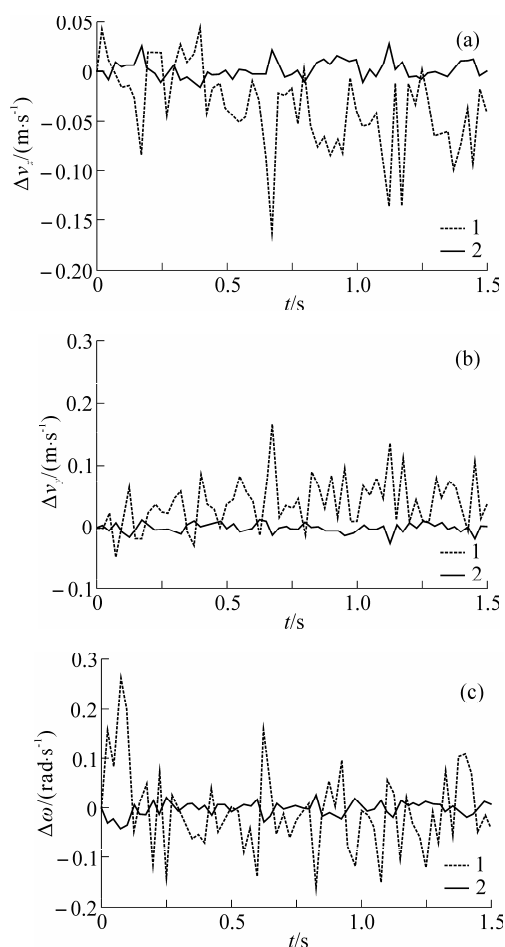


图6 工作空间速度测量误差

误差 $\delta = \dot{X}_m - \dot{X}_t$, 图 6(a)~(c)依次为 x 方向、 y 方向的线速度和绕 z 轴角速度的误差。曲线 1 表示仅用编码器数据进行计算的里程计误差, 其误差平方和 $S_{SSE, odomE} = [0.92 \ 0.83 \ 2.04]$, 曲线 2 表示用算法融合数据进行计算的里程计误差, 其误差平方和 $S_{SSE, odomK} = [2.18 \ 2.12 \ 6.18] \cdot 10^{-2}$, 里程计精度在 3 个方向上依次提升 97.32%, 97.44% 和 96.68%。通过对误差平方和及图 6 误差变化情况进行分析发现, 经算法融合后, 关节运动精度及受其影响的机器人运动学矩阵精度得到提升, 同时机器人里程计精度也得到提升。

4 结论

针对脚轮不同关节的误差等级不同和主动万向脚轮式机器人的运动学参数受转向关节角度影响的特点, 本文提出了基于卡尔曼滤波的关节空间多传感器信息融合算法, 该算法特别适合于关节信息置信度不同和运动学矩阵受关节运动影响的机器人, 能够直接提升关节空间运动 $\dot{q}$ 的精度, 从而使运动学矩阵 A 和 B 更接近机器人真实运动情况, 由 $\dot{q} = B^{-1} A \dot{X}$ 可知, 该算法能够提升机器人速度控制精度, 由 $\dot{X} = A^+ B \dot{q}$ 可得到更加准确的里程计信息。4 个转向关节(从 1 到 4)的角度误差平方和依次降低了 98.28%, 95.73%, 96.78% 和 98.71%。在 3 个平面自由度上(沿 x 、 y 方向的线速度和绕 z 轴的角速度), 机器人速度真实值相对于理论值的误差平方和分别降低了 98.84%, 98.80% 和 97.12%, 机器人速度测量值相对于真实值的误差平方和依次降低了 97.32%, 97.44% 和 96.68%。上述仿真结果充分说明该算法可有效提高脚轮运动精度, 进而提升机器人里程计和速度控制精度。下一步工作将完成实验平台搭建, 进一步验证算法有效性。

参考文献:

- [1] 曲乃恒, 杨桂林, 郑天江. 基于解耦式主动万向脚轮的全向移动机器人设计[J]. 中国机械工程, 2015, 26(19): 2601-2605.
- [2] Yin J, Yang G, Zhao F, et al. Motion planning implemented in ROS for omni-directional wheeled mobile robot[C]. IEEE International Conference on Information and Automation, 2015:2695-2700.
- [3] Yang G L, LI Y P, Lim T M. Decoupled powered caster wheel for omnidirectional mobile platforms[C]. IEEE

- International Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), Xi'an, China, 2014:954-959.
- [4] El-Shenawy A K, Wellenreuther A, Badreddin E. Practical evaluation for two different holonomic wheeled mobile robots[C]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2008:3102-3107.
- [5] Suliman C, Moldoveanu F. Unscented Kalman filter position estimation for an autonomous mobile robot[J]. Bulletin of the Transilvania University of Braşov, 2010, 3(52):299-304.
- [6] Fuke Y, Krotkov E. Dead reckoning for a lunar rover on uneven terrain[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1996:411-416.
- [7] Lee T, Shin J, Cho D. Position estimation for mobile robot using in-plane 3-axis IMU and active beacon[C]. IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2009:1956-1961.
- [8] Tamas L, Lazea G, Robotin R, et al. State estimation based on Kalman filtering techniques in navigation[C]. IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics, 2008:147-152.
- [9] Felipe E, Carlos S, Marta M R, et al. Odometry and laser scanner fusion based on a discrete extended Kalman filter for robotic platooning guidance[J]. Sensors, 2011, 11(9): 8339-8357.
- [10] 胡佳佳, 周翟和, 沈超, 等. 一种自适应残差补偿算法在移动机器人姿态估计中的应用研究[J]. 传感技术学报, 2015, 28(3):363-366.
- [11] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1):35-45.
- [12] Welch G. An introduction to the Kalman filter[J]. Course Notes of ACM Siggraph, 1995, 8(7):127-132.

Multi-sensor fusion method in joint space for powered caster wheels based omni-directional mobile robot

GAO Xufeng^{1,2,3}, CHEN Qingying^{2,3*}, DENG Yimin¹, ZHENG Tianjiang^{2,3}, YANG Yu^{2,3}

(1. Faculty of Mechanical Engineering & Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2. Ningbo Institute of Materials Technology and Engineering, Chinese Academy of Sciences, Ningbo 315201, China;

3. Key Laboratory of Robotics and Intelligent Equipment Technology of Zhejiang Province, Ningbo 315201, China)

Abstract: The kinematics parameters of the omni-directional mobile robot based on powered caster is related to the position of the caster steering joint. Thus, the error of the caster motion will reduce the accuracy of the odometry and the velocity control of robot simultaneously. Since the traditional data fusion algorithm cannot improve the accuracy of caster motion, a joint space multi-sensor information fusion algorithm based on Kalman filter is proposed. Firstly, the algorithm predicts the state of the robot in work space, then solves the joint space by inverse kinematics, and performs data fusion in joint space to improve the accuracy of the caster motion. Finally, the joint angle and the odometry are updated by the optimal estimation of the caster motion. The simulation results prove that the present method can reduce the error of the caster motion and make the kinematics parameters of the robot closer to its real state, thus improve the accuracy of the odometry and the velocity control of robot.

Key words: powered caster; joint space; information fusion; odometry; motion control

(责任编辑 章踐立)