DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2022.05.059

基于自适应联邦滤波的 AGV 定位研究

温尊旺,王尧尧,陈柏,姚佳烽

(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘 要:为了提高室内ACV的定位精度,提升其灵活性同时降低定位成本,在 Mecanum 轮全向 机器人平台下,设计一款精度较好的低成本组合导航系统。针对卡尔曼滤波中噪声参数无法 准确估计,采用自适应滤波来减小系统的扰动。提出一种多尺度融合方案,解决各传感器更新 频率不一致的问题。通过 Mecanum 轮全向机器人的仿真和轨迹实验表明:所设计的组合导航 系统具有较好的精度,最大定位误差减小了 69%,方均根误差减小了 56.6%,且能够有效抑制 扰动,定位性能得到提升。

关键词:Mecanum 轮;自适应滤波;联邦卡尔曼滤波;组合导航 中图分类号:TP23 文献标志码:A 文章编号:1671-5276(2022)05-0247-05

Research on AGV Positioning Based on Adaptive Federated Filter

WEN Zunwang, WANG Yaoyao, CHEN Bai, YAO Jiafeng

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China) **Abstract:** In order to improve the positioning accuracy and flexibility of indoor AGV and reduce the positioning cost, a low-cost integrated navigation system of high accuracy is designed on the Mecanum wheel omnidirectional robot platform. In the light of inaccurate estimation of noise parameters in Kalman filter, an adaptive filter is adopted to reduce the disturbance of the system. A multi-scale fusion scheme is proposed to overcome the inconsistency of update frequency of each sensor. The simulation and trajectory experiments of Mecanum wheeled omnidirectional robot show that the designed integrated navigation system has good accuracy with maximum positioning error reduced by 69% and the root mean square error by 56. 6%, which can effectively suppress disturbance and improve positioning performance.

Keywords: Mecanum wheel; adaptive filtering; federated Kalman filtering; integrated navigation

0 引言

随着"工业4.0"、"中国制造2025"等战略的提出,传统工 业逐渐向自动化及智能化的方向发展。由于自动引导运输 车(AGV)智能化高,灵活性强的特点,广泛应用于智能车间、 仓储运输等领域^[1]。常见的AGV室内定位方式主要有WiFi 定位^[2]、激光雷达、UWB定位^[3]、视觉^[4]、动作捕捉、电磁导航 等。这些定位方式各有特点,在不同场合均有使用。

为了进一步提高定位精度,便有了多传感器的组合导 航,即采用两种或两种以上的非相似性导航系统对同一导 航信息做测量并解算以形成量测量^[5]。COONEY J A 等^[6]介绍了麦克纳姆轮(Mecanum wheel)中的打滑问题, 使用视觉航位推算来处理和计算车辆的速度及方向,以此 来完成防滑的功能。QIN H L 等^[7]提出了基于小波阈值 去噪和函数系数回归(FAR)建模的惯性组合数据处理方 法,引入 GPS 姿态信息,提高了 MEMS 惯性传感器误差的 估计精度。孙自飞等^[8]提出一种 RGB-D 传感器对激光 传感器进行辅助的自定位方法,具有较好的准确性和可靠 性。李沛等^[9]提出了一种基于视觉定位的 AGV 避障方 案,将超声波传感器和红外传感器相结合,基于多传感器 信息融合技术,实现避障算法。

本文基于 Mecanum 轮全向机器人设计了一种多传感器 融合的低成本定位方案。结合各传感器的特点,采用自适应 联邦卡尔曼滤波及多尺度融合的手段,提高了定位精度。

Mecanum 轮全向机器人运动学 分析

所设计的 Mecanum 轮全向机器人系统包含动力系统、传感器系统以及控制系统。动力系统包括电机驱动器、步进电机以及麦克纳姆轮;传感器系统包括编码器、加速度计、陀螺仪以及 OpenMV,所用的传感器成本都较低。控制系统由 STM32 F103 组成,主要用于传感器数据读取、解算。

Mecanum 轮全向机器人的安装方式主要为 X 型和 O 型,本文采用 X 型方式,如图 1 所示^[10]。*R* 为 Mecanum 轮 半径;*a*、*b* 分别为平台宽度、长度的一半;*v*_x、*v*_y、*ω*₂分别为 平台的 *x* 方向速度、*y* 方向的速度以及角速度;*v*₁、*v*₂、*v*₃、*v*₄ 分别为 4 个麦克纳姆轮的分速度;*α* 为轮毂轴和辊子轴的 夹角。

基金项目:国家自然科学基金项目(52175097)

第一作者简介:温尊旺(1999—),男,江西赣州人,硕士研究生,研究方向为智能机器人。



图 1 Mecanum 轮全向机器人结构图

Mecanum 轮全向机器人的运动可以分解为 3 个独立的变量,分别为:x 轴的平移、y 轴的平移以及绕 z 轴的旋转。如图 1 所示建立坐标系,假设小车的运动速度为 $V=[v_x,v_y,\omega_z]$,对小车的运动速度进行运动分解,根据叠加原理,各个轮子的角速度为

$$\begin{cases} \omega_{1} = k_{x} \cdot v_{x} - k_{y} \cdot v_{y} - k_{z} \cdot \omega_{z} \\ \omega_{2} = k_{x} \cdot v_{x} + k_{y} \cdot v_{y} + k_{z} \cdot \omega_{z} \\ \omega_{3} = k_{x} \cdot v_{x} - k_{y} \cdot v_{y} + k_{z} \cdot \omega_{z} \\ \omega_{4} = k_{x} \cdot v_{x} + k_{y} \cdot v_{y} - k_{z} \cdot \omega_{z} \end{cases}$$
(1)

式中: k_x 在理想状态 = 1/R; k_y = $1/(R \tan \alpha)$; k_z = $(a \tan \alpha + b)/(R \tan \alpha)$ 。

2 传感器定位原理

为了获取准确的位姿,采用多种传感器实时获得与位 姿相关的信息,包括:OpenMV 单目相机通过 AprilTag 标 签获得 x、y 方向的位置、z 轴的姿态;通过 4 个电机的编码 器获得当前的速度和角速度;陀螺仪得到 z 轴角度及角速 度;MPU6050 获得 x、y 方向的加速度。

2.1 坐标系规定及坐标变换

为了方便后续的计算,对各个传感器的坐标系进行规定,均采用右手定则,如图2所示。其中包括世界坐标系、 AprilTag坐标系、OpenMv(单目相机)坐标系、AGV坐标系。相对于世界坐标系,AprilTag坐标系是不变的,其余 坐标系都随着 AGV坐标系而变化,假设初始位置 AGV坐 标系和世界坐标系重合。



以世界坐标系为基准坐标, AprilTag 坐标系是确定的, 用齐次变换矩阵 T_w^i 表示该坐标, T_w^i 由旋转矩阵 R_w^i 和 平移向量 t_w^i 组成。同样得到相机坐标系和 AprilTag 坐标系的变换矩阵为 T_i^o , 相机坐标系与 AGV 坐标系的变换矩阵为 T_o^o , 相机坐标系与 AGV 坐标系的变换矩阵为 T_o^A ,所以 AGV 坐标系相对于世界坐标系的齐次变换矩阵为

$$\boldsymbol{T}_{w}^{A} = \boldsymbol{T}_{w}^{t} \cdot \boldsymbol{T}_{t}^{O} \cdot \boldsymbol{T}_{o}^{A}$$

$$\tag{2}$$

2.2 AprilTag 定位原理

AprilTag 是一个二维平面目标基准系统, 被广泛应用 于视觉定位, 当标签贴在目标物上时, 便可识别出相机和 标签之间的 3D 位姿关系^[11]。为了保证在 AGV 运动过程 中 AprilTag 信息不丢失, 扩大识别范围, 在天花板上贴 4 块 ID 不一样的标签。以天花板某一点 0 为原点, 创建 AprilTag 坐标系, 对称分布 4 块标签。其中 AprilTag 坐标 系可以由世界坐标系绕 x 轴旋转 180°后再平移得到, 可以 计算出旋转矩阵和平移向量为

$$\boldsymbol{R}_{w}^{t} = \begin{bmatrix} C_{\psi}C_{\theta} & S_{\varphi}S_{\theta}C_{\psi} - S_{\psi}C_{\varphi} & S_{\psi}S_{\varphi} + C_{\psi}S_{\theta}C_{\varphi} \\ S_{\psi}C_{\theta} & C_{\psi}C_{\varphi} + S_{\psi}S_{\theta}S_{\varphi} & S_{\psi}S_{\theta}C_{\varphi} - C_{\psi}S_{\varphi} \\ -S_{\theta} & C_{\theta}S_{\varphi} & C_{\theta}C_{\varphi} \end{bmatrix}$$
$$\boldsymbol{t}_{w}^{t} = \begin{bmatrix} t_{1} & t_{2} & t_{3} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(3)

式中: $C_{\theta} = \cos\theta$; $S_{\theta} = \sin\theta$; $\varphi \setminus \theta \setminus \psi$ 分别为绕 x 轴、y 轴、z 轴的 旋转角度; $t_1 \setminus t_2 \setminus t_3$ 为水平偏移。

齐次变换矩阵为

$$\boldsymbol{T}_{w}^{t} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_{w}^{t} & \boldsymbol{t}_{w}^{t} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{1} \end{bmatrix}$$
(4)

同理可得每个标签的旋转向量 R_w^t 、平移向量 t_w^t ,通过 平移向量和旋转向量,根据式(2)可以求得每一个标签在 世界坐标系下的齐次变换矩阵。标签和相机的位姿可由 相机内部识别得到,并计算变换矩阵 T_t^o 。相机固定安装 在 AGV 上,根据安装位姿,相机坐标系和 AGV 坐标系无 旋转变换,平移变换量 t_o^t ,最终根据式(2)可以求得在相 机测量下的 AGV 坐标系和世界坐标系的变换关系。

在 AGV 运动过程中,若识别到多个标签时,为了提高 识别精度,取最近的标签识别值为测量值。

2.3 里程计定位原理

4 个麦克纳姆轮的电机上,均安装编码器,在 AGV 运动时,读取每个电机编码器的数值,根据式(1)计算出 AGV 当前的速度和角速度,通过航迹推算的方法来获得 当前的位姿,若采样间隔为 Δt,计算公式如下^[12]:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \psi_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \psi_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t \cdot v_{k+1}^x \cos\psi_k - \Delta t \cdot v_{k+1}^y \sin\psi_k \\ \Delta t \cdot v_{k+1}^y \cos\psi_k + \Delta t \cdot v_{k+1}^x \sin\psi_k \\ \omega_{k+1} \cdot \Delta t \end{bmatrix}$$
(5)

从公式(5)可以看出,航迹推算的方法是非线性的, 将其转化到世界坐标系下进行线性化。AGV 在世界坐标 系下的速度为

$$\begin{bmatrix} v_x^w \\ v_y^w \\ \boldsymbol{\omega}_z^w \end{bmatrix} = \boldsymbol{R} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \boldsymbol{\omega}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \boldsymbol{\omega}_z \end{bmatrix}$$
(6)

其中,速度和角速度可以根据式(1)计算,而式(6)也可以 写成

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \psi_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \psi_k \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} v_{x,k}^w \\ v_{y,k}^w \\ \boldsymbol{\omega}_{z,k}^w \end{bmatrix}$$
(7)

2.4 加速度计定位原理

加速度计可以获得车体 x,y,z方向的加速度,在静止 状态下,x,y方向的加速度为 0,z方向的加速度值为-g。 为了减小加速度的误差,需要对加速度计进行校准和补 偿。当加速度计静止时,误差为当前的测量值,表示为

$$\boldsymbol{a}^{w} = \begin{bmatrix} a_{x}^{w} & a_{y}^{w} & -g + a_{z}^{w} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(8)

校准后的实际加速度值为

$$\boldsymbol{a}^{s} = \boldsymbol{a}^{c} - \boldsymbol{a}^{w} = \begin{bmatrix} a_{x}^{c} \\ a_{y}^{c} \\ -g + a_{z}^{c} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a_{x}^{w} \\ a_{y}^{w} \\ -g + a_{z}^{w} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{x}^{c} - a_{x}^{w} \\ a_{y}^{c} - a_{y}^{w} \\ a_{z}^{c} - a_{z}^{w} \end{bmatrix}$$
(9)

将所测量的加速度值转换到世界坐标系下,计算为

$$\begin{bmatrix} a_x^w \\ a_y^w \\ a_z^w \end{bmatrix} = \mathbf{R}_j^w \, \mathbf{a}^s = \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix}$$
(10)

3 组合导航系统设计

AGV 的定位包括 x、y 方向的平移和 z 轴的旋转。单一的传感器难以获得较准确的位姿信息,单目相机获得位 姿存在较大误差,且更新频率较慢,而通过航迹推算计算 的位姿存在明显的累计误差。因此,把第 2 节介绍的多种 传感系统进行组合,充分利用各导航的信息进行互补,最 终使整个系统的精度和可靠性得到提高。

3.1 整体融合方案

整个系统的状态变量包括[$x v_x a_x y v_y a_y \psi \omega_z$],如果 将所有状态变量一起计算,每次进行矩阵运算次数是 8³, 极大地增加了计算量。为了降低计算量,将状态变量分 为[$x v_x a_x$]、[$y v_y a_y$]、[$\psi \omega_z$]单独估计。其中[$\psi \omega_z$]的 估计采用陀螺仪和 AprilTag 标签偏航角的测量值进行融 合。[$x v_x a_x$]、[$y v_y a_y$]的估计采用单目相机、里程计、加 速度计,x,y方向的数据进行卡尔曼滤波融合。

根据传感器的特点, 陀螺仪在一定时间内可具有较高的精度, 但长时间存在积分误差, 而单目相机在 AGV 速度较慢或者停止时具有较好的精度。因此, 每次运动到任务 点时, AGV 速度较慢, 此时用单目相机去校准陀螺仪。通 过这样的融合, [ψω]具有较好的全局精度。

3.2 经典卡尔曼滤波

以 x 方向为例,对单目相机和加速度计的数据进行卡 尔曼滤波,估计最优的系统状态,假设系统的当前状态为 x_{1,t},包括了位移、速度、加速度 3 个状态变量,x_{1,t-1}为上一 时刻状态,系统的状态方程和量测方程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_{1,t} = \boldsymbol{F} \boldsymbol{x}_{1,t-1} + \boldsymbol{B} \boldsymbol{u}_{1,t} + \boldsymbol{w}_{1,t} \\ \boldsymbol{z}_{x1,t} = \boldsymbol{H}_1 \boldsymbol{x}_{1,t} + \boldsymbol{v}_{1,t} \end{cases}$$
(11)

式中:F为上一时刻到下一时刻的变换矩阵;B为外部输入 $u_{1,t}$ 的输入控制矩阵; $w_{1,t}$ 为系统的过程噪声; H_1 是系统的观测矩阵; $v_{1,t}$ 为观测噪声; $z_{x1,t}$ 为单目相机获得的x方向的位移量。其中:

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0.5\Delta t^2 \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{B} = \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{u}_{1,t} = \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{H}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
(12)

卡尔曼滤波的步骤包括两步:预测和更新。预测过程 计算如下^[13]:

$$\begin{pmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{1,t} = F\mathbf{x}_{1,t-1} + B\mathbf{u}_{1,t} \\ \hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{x}_{1,t}} = F\mathbf{P}_{\mathbf{x}_{1,t-1}}F^{\mathsf{T}} + \mathbf{Q}_{\mathbf{x}_{1}}$$
(13)

式中: $\hat{x}_{1,t}$ 为当前时刻的估计值; $x_{1,t-1}$ 为上一时刻的估计 值; $\hat{P}_{x1,t}$ 为当前时刻协方差矩阵预测值; $P_{x1,t-1}$ 为上一时刻 协方差矩阵;Q为预测模型噪声。

更新过程计算如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{K}_{x1,t} = \hat{\boldsymbol{P}}_{x1,t} \boldsymbol{H}_{x1} (\boldsymbol{H}_{1} \stackrel{\text{A}}{\boldsymbol{P}}_{x1,t} \boldsymbol{H}_{x1}^{\text{T}} + \boldsymbol{R}_{x1})^{-1} \\ \boldsymbol{x}_{1,t} = \hat{\boldsymbol{x}}_{1,t} + \boldsymbol{K}_{x1,t} (\boldsymbol{z}_{x1,t} - \boldsymbol{H}_{x1} \stackrel{\text{A}}{\boldsymbol{x}}_{1,t}) \\ \boldsymbol{P}_{x1,t} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{x1,t} \cdot \boldsymbol{H}_{x1}) \stackrel{\text{A}}{\boldsymbol{P}}_{x1,t} \end{cases}$$
(14)

式中: $K_{x1,\iota}$ 为最优卡尔曼增益; R_{x1} 为量测噪声; $P_{x1,\iota}$ 为当前时刻协方差矩阵:I为单位阵。

3.3 局部滤波器的自适应卡尔曼滤波

根据卡尔曼滤波计算过程可知,只有当动态系统的参数和噪声特性参数都准确已知的条件下,经典卡尔曼滤波 才能得到最优估计。然而,在实际系统中,一些参数无法 获取或是实时变化的,可能导致滤波器的精度降低,甚至 可能出现估计值和实际值的误差越来越大,从而引起滤波 发散。为了消除这种误差,通过自适应滤波的方法,采用 噪声估计器,实时修正和估计观测噪声的特性,从而达到 提高滤波精度的目的。

在卡尔曼滤波中,局部滤波器的量测预测误差的公式 计算为

$$x_{1,t} = z_{x_{1,t}} - \boldsymbol{H}_{x_1} \overset{\wedge}{\boldsymbol{x}}_{1,t}$$
 (15)
更新过程为

$$R_{x1,t} = \left(1 - \frac{1}{t}\right) R_{x1,t-1} + \frac{1}{t} \left(\sum_{x1,t}^{A} \sum_{x1,t}^{T} - H_{x1} P_{x1,t} H_{x1}^{T} \right) (16)$$

当 t 趋于无穷大时,1/t 趋于 0,此时滤波器的自适应能力将逐渐减弱。为了始终保持自适应能力,将 1/t 替换为

$$\gamma_t = \frac{\gamma_{t-1}}{\gamma_{t-1} + c} \tag{17}$$

当 *t* 趋于无穷大时,γ_t趋于 1-*c*,始终保持一定的自适 应能力,其中 *c* 取 0.999。

3.4 多尺度融合及容错设计

量测噪声方向的

在实际系统中,各个传感器的更新频率并不相同。如 果卡尔曼滤波器的更新频率较大,单目相机的测量值有着 严重的滞后;如果更新频率较小,则不能保证位置估计的 实时性。因此,本文提出一种多尺度融合方法,兼有一定 的容错能力。 里程计更新频率较快,以里程计的更新频率作为基 准,通过串口中断检测单目相机是否更新。若更新,则按 照式(13)进行计算;若不发生更新,则认为测量值不准 确,完全信任预测值。整个过程可以表示为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_{1,t} = (\boldsymbol{F} \, \boldsymbol{x}_{1,t-1} + \boldsymbol{B} \, \boldsymbol{u}_{1,t}) + \delta(t) \cdot \boldsymbol{K}_{x1,t} (\boldsymbol{z}_{x1,t} - \boldsymbol{H}_{x1} \overset{\wedge}{\boldsymbol{x}}_{1,t}) \\ \boldsymbol{P}_{x1,t} = (\boldsymbol{F} \boldsymbol{P}_{x1,t-1} \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{x1}) - \delta(t) \cdot \boldsymbol{K}_{x1,t} \boldsymbol{H}_{x1} \overset{\wedge}{\boldsymbol{P}}_{x1,t} \end{cases}$$
(18)

式中:当单目相机更新时 $\delta(t)$ =1;没有更新时 $\delta(t)$ =0。

通过上述方法,不仅实现了非均匀采样的多尺度系统的融合,也具有一定的容错能力,当标签被遮挡或者AGV 行驶范围超出标签范围而无法识别时,卡尔曼滤波仍然能够起作用。当单目相机工作正常时,状态变量的精度会逐 渐恢复到正常值。

3.5 联邦卡尔曼滤波

多传感器数据融合包括集中式和分散式滤波。集中 式滤波即将所有的传感器数据放到同一个滤波器中进行 滤波,分散滤波即利用子滤波器处理各系统的信息再经过 全局滤波实现融合。集中式滤波虽然精度较好,但由于状 态维数高,导致计算量较大,容错性低,且不便于故障排 除。因此,本文采用联邦滤波器,虽然输出结果是次优的, 但容错性得到极大的提升,计算量显著减少。

所设计的整体滤波器结构如图 3 所示,加速度计数据 为参考系统,里程计和视觉定位数据为子系统,经自适应 局部滤波器 1、滤波器 2 后,进入主滤波器,最终得到系统 的状态变量。



图 3 滤波器结构图

将局部滤波器的信息融合为新的全局状态估计的过 程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}_{xg,t} = (\boldsymbol{P}_{x1,t}^{-1} + \boldsymbol{P}_{x2,t}^{-1})^{-1} \\ \boldsymbol{x}_{g,t} = \boldsymbol{P}_{xg,t} (\boldsymbol{P}_{x1,t}^{-1} + \boldsymbol{P}_{x2,t}^{-1} + \boldsymbol{P}_{x2,t}^{-1}) \end{cases}$$
(19)

得到全局估计后,再经反馈得到子滤波器的状态、协 方差矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{x1,t} = \beta_1^{-1} \mathbf{P}_{xg,t} \\ \mathbf{P}_{x2,t} = \beta_2^{-1} \mathbf{P}_{xg,t} \\ \mathbf{x}_{1,t} = \mathbf{x}_{2,t} = \mathbf{x}_{g,t} \end{cases}$$
(20)

式中 β_1 , β_2 为各子系统分配系数,这里均取为 0.5。

4 仿真和实验

4.1 仿真与数据分析

根据上一节设计的自适应联邦卡尔曼滤波器,进行仿

真验证。假设载体初始状态为 $x = [0 \text{ m 1 m/s 0 m/s}^2]$,保持1 m/s 的匀速运动,0.1 s 更新一次。假定 Openmv 的方均根误差为1 m,里程计方均根误差为0.5 m/s,陀螺仪方均根误差为0.5 m/s²,经滤波后偏航角方均根误差为0.5°。 Openmv 未滤波前的误差、联邦卡尔曼滤波、自适应联邦卡尔曼滤波后误差的仿真结果如图4所示,并计算得到未滤 波前的方均根误差约为1 m,联邦滤波后的方均根误差约 为0.49 m,自适应联邦滤波后的方均根误差约为0.35 m。 从仿真图和统计数据可以明显地看出,自适应联邦卡尔曼 滤波器滤波后精度有明显的提升。



图 4 自适应联邦滤波器仿真图

为了验证多尺度融合效果,考虑传感器的更新频率并 进行仿真,仿真条件除更新频率外与上面仿真一致。假定 里程计0.1 s更新一次,单目相机1 s更新一次,均采用自 适应联邦卡尔曼滤波,分别使用多尺度融合和不使用多尺 度融合。滤波后误差的仿真结果如图5所示,可以发现没 有进行多尺度融合的滤波效果明显变差,这是因为更新较 慢的单目相机存在滞后,通过多尺度融合减小了这种 滞后。



图 5 多尺度融合仿真图

4.2 实验与数据分析

为了进一步验证所设计的滤波算法,本节采用麦克纳 姆轮全向机器人平台进行实验验证,对 2.6 m×2.35 m 的 矩形轨迹进行跟踪,小车由 A 点出发,经过 B、C、D 点,最 终回到 A 点。实验平台如图 6 所示,轨迹测量设备为激 光跟踪系统,将靶球固定在 AGV 上,激光跟踪仪实时追踪 靶球,获取靶球的位置。

一共进行4组实验,实验结果如表1所示,由于里程 计存在累计误差,虽然一开始具有较好的精度,但随着运 动距离的增加,实际轨迹与期望轨迹越来越远,无法形成 完整的闭合轨迹。采用单目相机定位未滤波得到的轨迹 如图7所示,可以看出具有较大的跟踪误差且轨迹不平 滑。采用联邦卡尔曼滤波的轨迹如图 8 所示,相比于没有 滤波之前的轨迹得到了一些改善。采用自适应联邦卡尔 曼滤波得到的轨迹如图9所示,通过对比轨迹图,可以看 出定位精度有明显的改善。图 10 为在扰动下的轨迹, AGV 初始位置并不在原点,但随着时间的推移,整个系统 会趋于稳定,并得到一个较为准确的位姿估计。图 11 是 3 种 滤波方式的误差比较,从图中可以看出自适应联邦卡尔曼滤 波具有较好的滤波效果。根据表1可知,经自适应联邦卡尔 曼滤波后最大误差从 50.162 9 mm 减小为15.603 0 mm,方均 根误差从 13.671 0 mm 减小到 5.922 4 mm, 平均误差从 10.370 9 mm减小到 4.698 7 mm,最大定位误差减小了 69%,方均根误差减小了56.6%,可以看出所设计的滤波 器可以提高定位精度。



根据上述的仿真和实验的结果,可以推断出所设计的滤 波器具有一定的容错能力。当单目相机被遮挡或超出工作 范围时,此时单目相机数据具有严重的滞后性,但是里程计 仍然能够进行工作,滤波器此时只信任里程计。尽管由于里 程计的特性会导致误差逐渐增大,但是只要当单目相机重新 正常工作,AGV 将逐渐减小误差并回到正常的状态。

5 结语

本文设计了一套 Mecanum 轮全向机器人系统,推导 了 AGV 的正逆运动学方程。建立了 AGV 及各传感器之 间的坐标关系,基于单目相机的 AprilTag 定位、里程计定 位、加速度计定位建立定位模型,并将传感器的非线性问



图 6 实验及测量平台

表1 几种滤波方式的误差统计 单位:mm

	方均根误差	最大误差	平均误差
未滤波	13.671 0	50.162 9	10.370 9
联邦滤波	10.053 1	31.782 6	7.647 0
自适应联邦滤波	5.922 4	15.603 0	4.698 7



图 9 自适应联邦滤波轨迹 图 10 初始位置干扰后轨迹

题转换为线性问题。根据各传感器的特点,设计自适应联 邦卡尔曼滤波器,并将不同更新频率的传感器进行多尺度 融合。通过仿真和实验表明:所设计滤波器能够大幅提高 AGV 的精度,并具有良好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] SHETH S, AJMERA A, SHARMA A, et al. Design and development of intelligent AGV using computer vision and artificial intelligence [C]//Soft Computing: Theories and Applications, 2018;337-349.
- [2] DANALET A, TINGUELY L, DE LAPPARENT M, et al. Location choice with longitudinal WiFi data [J]. Journal of Choice Modelling, 2016, 18:1-17.
- [3] MONICA S, FERRARI G. Low-complexity UWB-based collision avoidance system for automated guided vehicles [J]. ICT Express, 2016, 2(2):53-56.
- [4] NISTÉR D, NARODITSKY O, BERGEN J. Visual odometry for ground vehicle applications [J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(1):3-20.
- [5] 秦永元,张洪钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 3版. 西安:西北工业大学出版社,2015.
- [6] COONEY J A,XU W L, BRIGHT G. Visual dead-reckoning for motion control of a Mecanum - wheeled mobile robot [J]. Mechatronics, 2004, 14(6):623-637.
- [7] QIN H L, CONG L, SUN X L. Accuracy improvement of GPS/ MEMS - INS integrated navigation system during GPS signal outage for land vehicle navigation [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 23(2):256-264.

(下转第256页)

4 结语

本文提出一种无线远程监控电阻抗成像实验方法,对 健康人开展肺通气数据采集,对不同体姿下的通气分布进 行测定,采用 CoV、GI、RVD3 种指标和 RVD 分布图对通气 均匀程度进行评价。得到以下结论。

 EIT 能够反映体姿变化导致的肺通气分布和肺排空 能力的改变,俯卧时腹背侧通气占比为(57.54±7.89)%:
 (42.46±7.89)%,最接近1:1。

2)3种指标和 RVD 分布图在不同体姿下能反映肺通 气分布的均匀性。俯卧时 CoV 最大,为(55.26±1.10)%, 说明背侧通气最多;GI 最小,为 0.25±0.03,说明通气最均 匀;RVDsn最小,为 5.01±1.43,也说明通气最均匀。

3)俯卧相比坐姿和仰卧,能够使肺部通气更加均匀。 因此,临床上采用俯卧位通气以促进肺泡复张,改善氧合 情况。

参考文献:

- [1] 吴阳,刘凯,陈柏,等. 自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2020,41(6):240-249.
- [2] SANG L, ZHAO Z Q, LIN Z M, et al. A narrative review of electrical impedance tomography in lung diseases with flow limitation and hyperinflation; methodologies and applications [J]. Annals of Translational Medicine, 2020, 8(24):1688.
- [3] FRERICHS I, AMATO M B P, VAN KAAM A H, et al. Chest electrical impedance tomography examination, data analysis, terminology, clinical use and recommendations: consensus statement of the TRanslational EIT developmeNt stuDy group[J]. Thorax, 2017, 72(1):83-93.
- [4] HONG S, LEE K, HA U, et al. A 4.9 mΩ-sensitivity mobile electrical impedance tomography IC for early breast – cancer detection system[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2015, 50(1):245-257.
- [5] AKHTARI-ZAVARE M, LATIFF L A. Electrical impedance tomography as a primary screening technique for breast cancer detection [J]. Asian Pacific Journal of Cancer Prevention: APJCP, 2015, 16(14):5595-5597.
- [6] SAPKOTA A, FUSE T, SEKI M, et al. Application of electrical resistance tomography for thrombus visualization in blood [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2015, 46:334-340.
- [7] YERWORTH R J, BAYFORD R H, BROWN B, et al. Electrical impedance tomography spectroscopy (EITS) for human head imaging[J]. Physiological Measurement, 2003, 24(2):477-489.
- [8] 刘丽娟,索文超. 急性呼吸窘迫综合征患者下呼吸道重力依赖区气道关闭数值模拟[J]. 中国医学影像技术, 2019, 35(11):1722-1726.

(上接第 251 页)

- [8] 孙自飞,钱堃,马旭东,等. 多传感器的移动机器人可定位性 估计与自定位[J]. 智能系统学报,2017,12(4):443-449.
- [9] 李沛,李新德. 基于多传感器信息融合的 AGV 避障算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2015,43(S1):224-227.
- [10] LIN L C, SHIH H Y. Modeling and adaptive control of an omnimecanum – wheeled robot [J]. Intelligent Control and Automation, 2013, 4(2):166–179.
- [11] ABBAS S M, ASLAM S, BERNS K, et al. Analysis and

- [9] FRERICHS I, SCHIFFMANN H, OEHLER R, et al. Distribution of lung ventilation in spontaneously breathing neonates lying in different body positions [J]. Intensive Care Medicine, 2003, 29(5):787-794.
- [10] FRERICHS I, BRAUN P, DUDYKEVYCH T, et al. Distribution of ventilation in young and elderly adults determined by electrical impedance tomography [J]. Respiratory Physiology & Neurobiology, 2004, 143(1):63-75.
- [11] 张超,吴佳铭,代萌,等. 基于 EIT 技术监测体姿改变对肺通 气影响的实验研究[J]. 医疗卫生装备,2018,39(4):6-10.
- [12] 王冠,李天娇,张艺,等. 健康人群电阻抗层析成像的特征及 正常范围分析[J]. 实用临床医药杂志,2021,25(15): 14-17.
- [13] YANG L, DAI M, CAO X S, et al. Regional ventilation distribution in healthy lungs:can reference values be established for electrical impedance tomography parameters? [J]. Annals of Translational Medicine, 2021,9(9):789.
- [14] MUDERS T, LUEPSCHEN H, ZINSERLING J, et al. Tidal recruitment assessed by electrical impedance tomography and computed tomography in a porcine model of lung injury [J]. Critical Care Medicine, 2012, 40(3):903-911.
- [15] GATTINONI L, TOGNONI G, PESENTI A, et al. Effect of prone positioning on the survival of patients with acute respiratory failure [J]. The New England Journal of Medicine, 2001, 345(8):568-573.
- [16] GUÉRIN C, REIGNIER J, RICHARD J C, et al. Prone positioning in severe acute respiratory distress syndrome [J]. The New England Journal of Medicine, 2013, 368 (23): 2159-2168.
- [17] 周营营,朱蕾. 慢性阻塞性肺疾病的肺功能诊断标准不等同 于阻塞性通气功能障碍的诊断标准[J]. 中国呼吸与危重监 护杂志,2008,7(5):323-324.
- [18] 刘锦铭. 限制性通气功能障碍肺功能指标特点[J]. 中国实 用内科杂志,2012,32(8):578-580.
- [19] 黄艺林,郭岩斐.一秒率正常值下限与固定比值对诊断慢性 阻塞性肺疾病的影响[J].中华结核和呼吸杂志,2020, 43(7):581-584.
- [20] KARSTEN J, LUEPSCHEN H, GROSSHERR M, et al. Effect of PEEP on regional ventilation during laparoscopic surgery monitored by electrical impedance tomography [J]. Acta Anaesthesiologica Scandinavica, 2011,55(7):878-886.
- [21] ZHAO Z Q, STEINMANN D, FRERICHS I, et al. PEEP titration guided by ventilation homogeneity: a feasibility study using electrical impedance tomography [J]. Critical Care (London, England), 2010, 14(1): R8.
- [22] 罗红,张晗. 俯卧位通气的细节与实施[J]. 中华结核和呼吸 杂志,2016,39(9):666-668.

收稿日期:2022-04-25

improvements in AprilTag based state estimation [J]. Sensors, 2019, 19(24):5480-5512.

- [12] 楼航飞,武星,陈华,等. 基于领航-跟随策略的跟随 AGV 协 同控制方法[J]. 机械制造与自动化,2020,49(6):95-97, 105.
- [13] CHEN B D, LIU X, ZHAO H Q, et al. Maximum correntropy Kalman filter[J]. Automatica, 2017, 76:70-77.

收稿日期:2022-03-25