

一种多机器人编队协同定位的方法

蒋荣欣, 田翔, 谢立, 陈耀武

(浙江大学 数字技术研究所, 杭州 310027, cyw@mail.bme.zju.edu.cn)

摘要: 针对多机器人编队导航, 提出了一种协同定位的方法. 一个主机器人带领其他成员机器人, 主机器人配备视觉传感器及激光扫描仪, 成员机器人通过融合内部传感器数据进行自身定位. 主机器人利用双目视觉进行目标检测, 确定目标方位及距离信息, 并利用激光扫描仪结合视觉获取的方位信息得到成员机器人位置及航向. 基于联邦滤波算法提出了一种联合滤波模型, 融合多传感器信息得到精确定位. 1个 Pioneer 3-AT 和 3个 AmigoBot 机器人编队的协同定位实验表明: 该方法可行, 误差范围小, 满足实际应用的精度要求.

关键词: 多传感器融合; 多机器人定位; 扩展卡尔曼滤波; 联邦滤波

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)01-0152-06

A collaborative localization scheme for multi-robot formation

JIANG Rong-xin, TIAN Xiang, XIE Li, CHEN Yao-wu

(The Institute of Advanced Digital Technologies & Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China, cyw@mail.bme.zju.edu.cn)

Abstract: A precise collaborative localization scheme is proposed for multi-robot formation. The robot formation adopts the leader-follower model, and each robot of the group is equipped with its own unique sensors. All robots locate themselves by integrating the data from their inner sensors. The leading robot uses the binocular vision system to obtain the target orientation and distance information by object detection technique. The laser scanner is used to obtain the position and course of the member robots. A federal filter model is proposed for the integration of data from those sensors to estimate the precise localization. To prove the proposed scheme, we have implemented a team localization experiment with a Pioneer 3-AT robot and three AmigoBot robots. The results verify that our proposed scheme is valid.

Key words: multi-sensors fusion; multi-robots localization; extended Kalman filter; federal filter

多机器人编队完成某种特定任务时, 必须知道自身及队友所在位置. 目前, 国内外很多学者从多传感器信息融合方面对多机器人定位问题进行研究. 一些研究者通过融合不同的信息来达到定位目的, 文献[1-2]融合了激光与视觉传感器信息, 文献[3]融合了 RFID 测距信息及视觉传感器信息, 文献[4-5]融合两个机器人的相互观测信息, 进行精确定位. 另一些研究者使用不同的融合算法, 文献[5-6]利用卡尔曼滤波方法进行融

合, 这种方法假设系统误差符合高斯分布, 能很好地解决非线性预估问题. 文献[7]使用了交互的扩展卡尔曼滤波算法, 提高了对测量数据的容错性能. 文献[8-9]使用极大似然估计量来推算各机器人之间的相对位置. 文献[10-11]使用粒子滤波对机器人进行位置估计. 以上研究是从理论上进行研究, 通过仿真验证, 而很少有提出整体定位方案并应用于实际的.

本文提出了一种完整的机器人群组精确定位的方法. 各机器人利用内部传感器进行自定位. 主机器人利用外部传感器观测成员机器人, 获取相对定位信息. 通过联合滤波模型融合各观测子系统数据, 对成员机器人进行位置修正.

收稿日期: 2008-06-12.

基金项目: 浙江省重大科技攻关项目(2006C11200).

作者简介: 蒋荣欣(1982—), 男, 博士研究生;

陈耀武(1963—), 男, 教授, 博士生导师.

1 问题提出及方案设计

1.1 问题描述

多机器人在编队行进过程中,需要时刻知道彼此的相对位置.主机器人可根据成员机器人当前的相对位置,分配对应任务,协调各成员机器人行进节奏,保持整体队形.

本文使用多机器人实验平台,主机器人装备了内部传感器里程计、陀螺仪,及外部传感器激光扫描仪、单目视觉系统.图中的成员机器人只装备了里程计和陀螺仪,所有机器人均装备 WiFi 通讯设备.

在编队行进过程中,各机器人通过读取内部传感器数据来定位自身位置.主机器人使用视觉及激光设备观测获取当前成员机器人位置.由于内部传感器较大的累积误差,及外部传感器由时延、漂移等原因引起的测量误差,获取到的定位数据跟实际位置有很大的偏差.因此,本文提出一种联合滤波模型来融合多传感器数据,达到精确定位的目的.

1.2 方案设计

1.2.1 坐标系更新

本文建立一个主机器人位置为原点的坐标系,如图1.该坐标系以主机器人当前位置为原点,当前航向为 x 轴正方向.图中 t_1 时刻,成员机器人在坐标系 xOy 中的位置为 (x, y) .随着主机器人的运动,其航向及位置都发生变化,到 t_2 时刻,坐标系更新为 $x'O'y'$.在更新的坐标系中,成员机器人的位置更新为 (x', y') . $(t_2 - t_1)$ 为坐标系更新时间步长,这段时间间隔内,主机器人及成员机器人均使用 xOy 坐标系.

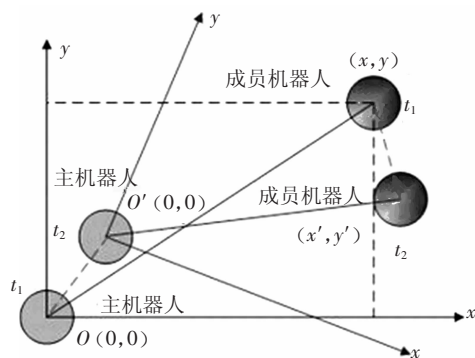


图1 坐标转换模型

1.2.2 定位方法

各机器人在行进过程中,如图1中的 $t_2 - t_1$ 时间间隔内,各机器人通过融合里程计及陀螺仪数据,进行自身定位.

主导机器人对成员机器人进行检测,通过对

摄像头标定,从成员机器人在摄像头中的成像,计算出其在水平方向的投影,从而推算出目标位置与摄像头主光轴的在水平方向上的夹角 η .根据双目视觉模型,可计算主机器人与成员机器人之间的距离.根据该 η 角,可以从激光扫描仪采集的数据中,获取被观测目标与主导机器人的距离.激光扫描仪通过计算成员机器人上放置的两个圆柱距离差,推导出成员机器人航向.通过联合滤波模型,融合各传感器的观测数据,估计成员机器人状态信息.

1.2.3 联合滤波模型

针对两类机器人上装备的各种传感器及其性能特点,本文设计了一种联合滤波器模型来融合多传感器的信息,如图2所示.

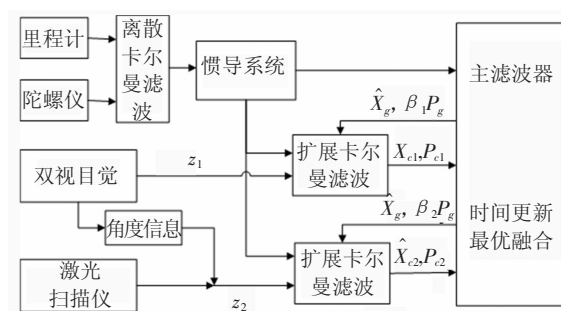


图2 联合滤波模型

本模型利用离散卡尔曼滤波融合里程计与陀螺仪数据,推导出惯导系统的状态方程,再利用联邦卡尔曼滤波算法,融合视觉传感器与激光扫描仪的观测数据,获取最优位置估计信息.

2 算法及定位原理

2.1 传感器建模

2.1.1 里程计与陀螺仪

当机器人做转向运动时,其瞬时运动可近似为直线运动,而且该时间值越小,越逼近直线模型.里程计模型表示如下:

$$v = \frac{(v_L + v_R)}{2}, w_d = \frac{(v_R - v_L)}{D_{RL}}, \Delta\theta = w_d \Delta t.$$

式中: v_L 为机器人左侧两轮线速度, v_R 为右侧两轮线速度, D_{RL} 为两轮间距离, w_d 为航向变化的角速度, $\Delta\theta$ 为航向变化量.

陀螺仪是利用转子本身角动量的改变率来测量加速度的大小,其角速度 w_g 及角度的测量必须是将测量到的加速度对时间积分.积分常数会造成实际的误差,必须在一段时间后由其他方式来修正.

2.1.2 激光扫描仪

本文使用的SICK激光扫描仪具备 180° 的视

角覆盖,每 0.36° 为一个测量单元,每40 ms进行一次数据采集,最大测距为50 m,实验使用的激光扫描仪存在较大的漂移误差.激光扫描仪模型如图3所示,该激光扫描仪的扫描数据可以用极坐标表示为 $(d_k, \theta_k)^T$,或笛卡尔坐标表示为

$$u_k = (d_k \cos \theta_k, d_k \sin \theta_k), k = 1, \dots, N. \quad (1)$$

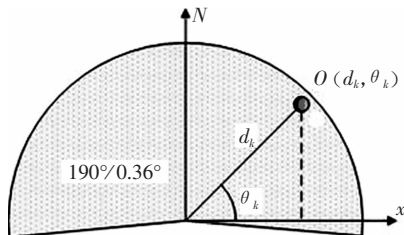


图3 激光扫描仪模型

2.1.3 视觉系统

参照文献[12]摄像机标定算法,3-D空间中的点 $[x, y, z]^T$ 与在2-D空间的投影坐标 $[u, v]^T$ 可用式(2)描述:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{z} \begin{bmatrix} f_{cx} & 0 & c_x & 0 \\ 0 & f_{cy} & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6). \quad (2)$$

式中: f_{cx} 和 f_{cy} 分别是摄像机焦距在 x, y 方向上的分量, $(c_x, c_y)^T$ 是图像的主点坐标. k_1, k_2 和 k_3 均为光线的折射系数, $r^2 = (x/z)^2 + (y/z)^2$.参数 $f_{cx}, f_{cy}, c_x, c_y, k_1, k_2, k_3$ 可通过摄像机标定算法[12]获取.去除径向形变后,目标在成像平面的坐标为

$$\begin{bmatrix} u^c \\ v^c \end{bmatrix} = \frac{1}{(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6)} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}. \quad (3)$$

图4为双目视觉坐标系成像模型, $vou, v'ou'$ 为图像成像平面, z 和 z' 分别为摄像机的两个中心光轴. $p(u_p, v_p)$ 与 $p'(u'_p, v'_p)$ 分别是目标 O 在两个平面的成员点.由式(3)可得出去除径向形变后的成像点坐标分别为 $p(u_p^c, v_p^c)$ 与 $p'(u'_p^c, v'_p^c)$.

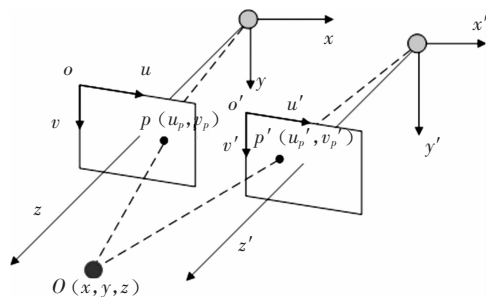


图4 双目视觉系统的成像模型

目标 O 与两个摄像机中心光轴在水平面内的夹角 η 可由下式计算得到:

$$\eta = \arctan\left(\frac{|W/2 - u^c|}{W/2} \tan \alpha\right). \quad (4)$$

式中: W 为成像图像的实际物理宽度, 2α 为摄像机水平方向的张角.

2.2 传感器数据融合

2.2.1 里程计与陀螺仪融合

由传感器建模可知,单纯靠里程计数据推算机器人位置和航向精度不高,需要将其与陀螺仪进行数据融合.由于是线性系统,本文利用离散卡尔曼滤波来融合两者.取状态变量为: $X = [v_L, v_R, w_g]^T$,系统状态方程为: $X_{k+1} = A_{k+1} X_k + w_k$, A_{k+1} 为 k 到 $k+1$ 时刻的状态转移矩阵, w_k 为协方差为 Q 的系统噪声矩阵.文献[13]使用了与本文一样的内部传感器模型,这里参考其转移矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{1}{\beta D_{RL}} & \frac{1}{\beta D_{RL}} & 0 \end{bmatrix},$$

β 是根据实验调试,确定的里程计校正系数.观测方程为 $Z_k = H_k X_k + v_k$,其观测数据可以从里程计与陀螺仪中读出,所以量测矩阵 H_k 为单位矩阵 I .

2.2.2 状态推演

本文采用弧线模型[6]描述航向变化时的运动情况,状态推演模型如图5.

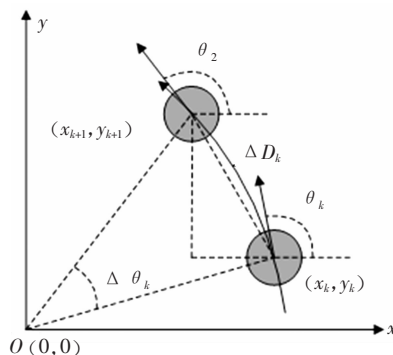


图5 机器人状态推演模型

运动状态模型为

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= f(X_k, u_k) + \omega_k, \\ f(X_k, u_k) &= \begin{bmatrix} x_k + \frac{\Delta D_k}{\Delta \theta_k} (\sin(\theta_k + \Delta \theta_k) - \sin \theta_k) \\ y_k - \frac{\Delta D_k}{\Delta \theta_k} (\cos(\theta_k + \Delta \theta_k) - \cos \theta_k) \\ \theta_k + \Delta \theta_k \end{bmatrix}, \\ \Delta \theta_k &| > 0. \end{aligned}$$

式中: $X = [x, y, \theta]^T$, $u_k = (\Delta D_k, \Delta \theta_k)^T$ 为里程计模型的输入, D_k 为弧度长度, θ_k 为转向角的改变量.这两者值可以通过里程计与陀螺仪数据融合得到. w_k 是协方差为 Q 的系统传感器建模本身的噪声矩阵.

状态方程的增益雅克比矩阵 $\mathbf{A}$ 可由运动模型推导:

$$\mathbf{A} = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\Delta D_k}{\Delta \theta_k} (\cos(\theta_k + \Delta \theta_k) - \cos \theta_k) \\ 0 & 1 & \frac{\Delta D_k}{\Delta \theta_k} (\sin(\theta_k + \Delta \theta_k) - \sin \theta_k) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

假设其服从高斯白噪声,可以得出该模型的协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k+1}$:

$$\mathbf{P}_{k+1} = \frac{\partial f}{\partial x} \mathbf{P}_k \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^T + \mathbf{E}[w_k w_k^T].$$

$$\mathbf{H}_j^d = \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{(x_j - x_k)}{\sqrt{(x_k - x_j)^2 + (y_k - y_j)^2}} & \frac{(y_j - y_k)}{\sqrt{(x_k - x_j)^2 + (y_k - y_j)^2}} & 0 \end{bmatrix}.$$

2.2.3.2 激光扫描仪观测子系统

在成员机器人的航向方向线上放置两个彩色圆柱体,通过目标检测算法获取到的两个圆柱体的距离差,计算该时刻成员机器人航向.

图6中,两个彩色圆柱体分别为A跟B,使用不同的颜色用来确定机器人的前进方向N. 距离

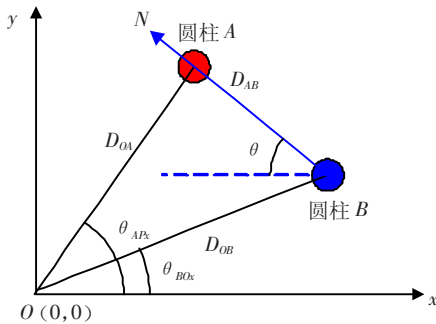


图6 激光扫描仪定位航向

$$\mathbf{H}_j = \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_j^d \\ \mathbf{H}_j^b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{(x_j - x_k)}{\sqrt{(x_k - x_j)^2 + (y_k - y_j)^2}} & \frac{(y_j - y_k)}{\sqrt{(x_k - x_j)^2 + (y_k - y_j)^2}} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

2.2.4 融合算法

参照图2的联合滤波模型,模型前端使用里程计及陀螺仪推导出惯导系统的状态方程,后端为一个典型的联邦滤波模型. 两个外部传感器作为两个独立的子系统,均使用EKF进行状态估计. 在后端的联邦滤波模型中,子系统的估计值 $\hat{\mathbf{x}}_i(k) = \hat{\mathbf{x}}_g(k)$, 方差 $\mathbf{P}_i(k) = \beta_i^{-1} \mathbf{P}_g(k)$, 以及噪声矩阵 $\mathbf{Q}_i(k) = \beta_i^{-1} \mathbf{Q}_g(k)$. 其中 β_i 为信息分配系数, $\mathbf{Q}_g$ 为滤波模型的噪声矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_g$ 和 $\mathbf{P}_g$ 分别为滤波模型输出的最优状态估计及方差,这两者又由

2.2.3 观测子系统

2.2.3.1 视觉传感器观测子系统

根据图3及式(4),可计算出双目摄像机中心光轴与目标成员机器人在水平面的夹角 θ_1, θ_2 . 主机器人与被观测的成员机器人之间的距离可简化为求解已知一条边及两夹角的三角形其他任意边长,距离为 $D \sin \theta_1 / \sin(\pi - \theta_1 - \theta_2)$.

设主机器人观测时自身坐标位置为 (x_k, y_k) , 推导其距离观测方程为

$$\mathbf{Z}_j^d = \mathbf{H}_j^d \mathbf{X}_j + \mathbf{v}_j^g = \sqrt{(x_k - x_j)^2 + (y_k - y_j)^2} + \mathbf{v}_j^g.$$

式中: $\mathbf{v}_j^g$ 为高斯白噪声. 可推导其雅克比量测矩阵

D_{AB}, D_{OA} 及角度 $\theta_{AOx}, \theta_{BOx}$ 可由测量获取, D_{AB} 为已知固定距离. 因此可推导航向

$$\theta = \arccos\left(\frac{D_{AB}^2 + D_{OB}^2 - D_{OA}^2}{2D_{AB}D_{OB}}\right) - \theta_{BOx}.$$

激光扫描仪的航向观测方程为

$$\mathbf{Z}_j^b = \mathbf{H}_j^b \mathbf{X}_j + \mathbf{v}_j^b = \arccos((D_{AB}^2 + D_{OB}^2 - D_{OA}^2)/(2D_{AB}D_{OB})) - \theta + \mathbf{v}_j^b. \quad (5)$$

式中: $\mathbf{v}_j^b$ 为高斯白噪声.

根据激光扫描仪模型及式(4),将视觉传感器获取的目标与机器人航向的夹角代入式(1),得到当前成员机器人与主机机器人的相对距离. 设主机器人观测时自身坐标位置为 (x_k, y_k) , 激光扫描仪的距离方程为

$$\mathbf{Z}_j^d = \mathbf{H}_j^d \mathbf{X}_j + \mathbf{v}_j^g = ((x_k - x_j)^2 + (y_k - y_j)^2)^{1/2} + \mathbf{v}_j^g. \quad (6)$$

由式(6)及(5),推导其量测矩阵为

各子模型融合得到

$$\mathbf{P}_g = \left[\sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^{-1} \right]^{-1}, \hat{\mathbf{x}}_g = \mathbf{P}_g \cdot \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^{-1} \hat{\mathbf{x}}_i.$$

信息分配系数 β_i 满足信息守恒原理,即 $\sum_{i=1}^N \beta_i + \beta_m = 1$. β_m 为主滤波器的信息分配系数. $\beta_1, \dots, \beta_N$ 的确定,直接影响到联合滤波器的性能,通常给测量精度较高的传感器分配较大的系数值. 由于本文使用的外部传感器子系统具有漂移等突发性测量误差,使用固定的系数值并不合理. 因此,考虑根据方差阵 $\mathbf{P}_i$ 的特征值分解来实时计算 β_i 的值.

P_i 可按特征值分解为

$$P_i = L\Lambda_i L^T,$$

其中 $\Lambda_i = \text{diag}\{\lambda_{i1}\lambda_{i2}\cdots\lambda_{iN}\}$.

可推导

$$\beta_i = (\text{tr}\Lambda_i)^{-1} / \left(\sum_{i=1}^N (\text{tr}\Lambda_i)^{-1} + (\text{tr}\Lambda_m)^{-1} \right).$$

3 实验及性能评估

3.1 实验环境

3.1.1 机器人及传感器

如图7,本实验多机器人平台包括 Pioneer 3-AT 为主导机器人,及 3 个 AmigoBot 组成员. 所有机器人都装备了里程计、陀螺仪两个内部传感器. 主导机器人装备了 SICK 激光测距仪. 双目视觉传感器安装在 PTZ 的承托上,对偏离摄像机中心线较大的目标,使用 PTZ 来旋转摄像头,调节视角使成像尽可能在中心附件,提高定位精度. 各机器人移动速度 ≤ 600 mm/s.

3.1.2 实验场景

实验选择较为空旷的室内环境,成员机器人跟随主机机器人编队沿指定航迹移动,运动过程中等时间间隔在地面上描点,记录机器人实际运行的航迹. 通过比较实际航迹与制定航迹得出运动偏差,见图7.

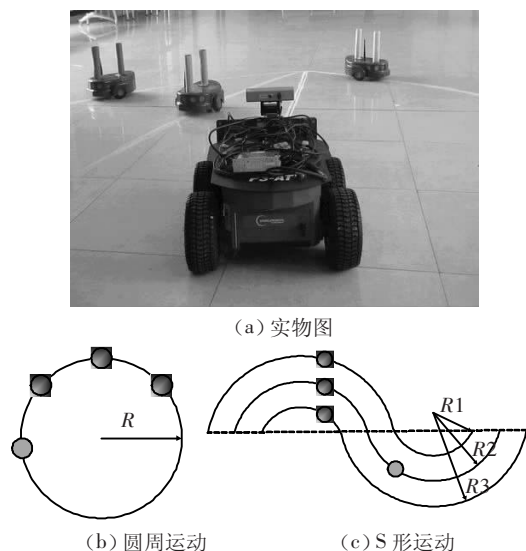


图7 实验场景图

图中,(a)为实验环境实物图;(b)为主机器人带领成员机器人编队作的圆周运动,圆周半径 R 为 3 500 mm;(c)为主机器人带领成员机器人编队作 S 形运动,该 S 形路径为对称的 3 段圆弧组成,图中由内到外圆弧半径分别为: R_1 (2 250 mm), R_2 (3 050 mm), R_3 (3 850 mm).

3.1.3 通信环境

仿真所有机器人装备 WiFi 设备,支持 802.11b,组成动态 AD HOC 网络,进行相互的数据通信.

3.2 实验结果及性能评估

3.2.1 里程计与陀螺仪融合定位

图8是采用实验场景7(b),使用里程计与陀螺仪数据融合导航(MGN),及只使用里程计导航(MN)的航迹偏差比较图. 结果显示,与单独的里程计导航相比,融合后的航迹更接近指定航迹,精度提高了 23.3%.

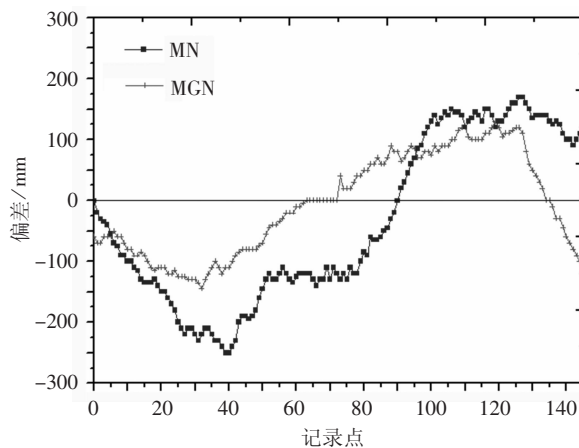


图8 里程计融合前后的航迹偏差比较

3.2.2 联合滤波定位

图9是采用实验场景7(c),对里程计融合定位(MGN)与联合滤波模型融合定位(FFN)的比较曲线. 图9中,采用里程计融合导航航迹偏差均值为 124.1 mm,且随时间增加,离指定航迹的偏差有明显增大趋势,这是由于内部传感器存在较大的累计误差所致. 采用联合滤波导航曲线更接近指定航迹,且没有明显的累积误差.

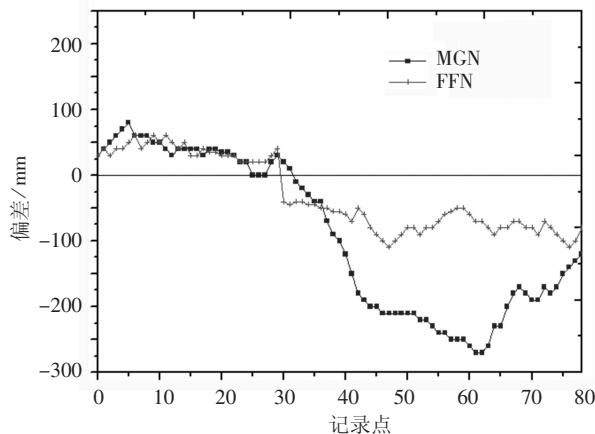


图9 里程计融合导航和联合滤波导航航迹偏差比较

采用实验场景7(c),联合滤波后导航的航迹偏差如图10. 对成员机器人进行多次定位实验,记录航迹偏差可计算出联合滤波定位偏差均值为

81.4 mm, 极少出现很大的峰值, 峰值 ≤ 120.0 mm. 实验过程中各机器人根据定位随时调整自身的运动姿态, 由场景 7(c) 的 S 形运动半径和航迹偏差可以得出, 各成员机器人偏离运动轨迹最大值不超过 3.4%. 主机器人航迹更为精确, 这是因为主机机器人的自定位观测量的误差来源较少, 而成员机器人的定位中, 加入了主机机器人的观测误差.

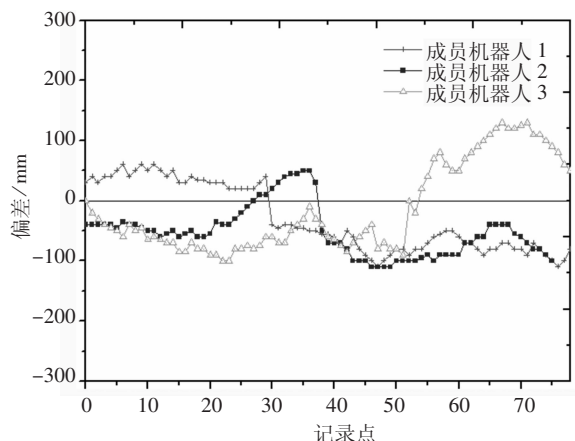


图 10 联合滤波后 3 个成员机器人定位偏差

4 结 论

1) 本文提出了一种联合滤波模型, 通过融合多传感器信息, 达到精确定位编队机器人的目的.

2) 使用离散卡尔曼滤波来融合两个内部传感器, 有很好的实时性能, 且导航精度较单独的里程计导航提高 23.3%.

3) 使用联合滤波模型融合多传感器, 对机器人位置估计的偏差均值为 81.4 mm, 且各成员机器人偏离运动轨迹最大值不超过 3.4%.

4) 本文定位方法能实现精确定位, 误差范围小, 且没有明显的累积效应.

参考文献:

- [1] SCHULENBURG E, WEIGEL T, KLEINER A. Self-Localization in dynamic environments based on laser and vision data [C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas, Nevada:[s. n.], 2003: 998-1004.
- [2] ARRAS K O, TOMATIS N, JENSEN B, *et al.* Multi-sensor on-the-fly localization: precision and reliability for applications [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 34(2): 131-143.
- [3] JIA S M, SHANG E, ABE T. Localization of mobile robot with RFID technology and stereo vision [C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang, China: IEEE Xplore, 2006: 508-513.

- [4] HOWARD A, MATARI' C M J, SUKHATME G S. Localization for mobile robot teams: a distributed mle approach [J]. Experimental Robotics, 2003 (8): 146-155.
- [5] ROUMELIOTIS S I, BEKEY G A. Distributed multirobot localization [J]. IEEE Transaction On Robotics And Automation, 2002, 18(5): 781-795.
- [6] JENSFELT P, CHRISTENSEN H I. Pose tracking using laser scanning and minimalistic environmental models [J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2001, 17(2): 138-147.
- [7] PANZIERI S, PASCUCCHI F, SETOLA R. Multirobot localisation using interlaced extended kalman filter [C]//Proceedings of 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Luoyang, China: [s. n.], 2006: 2816-2821.
- [8] HOWARD A, MATARIC M J, SUKHATME G S. Localization for mobile robot teams using maximum likelihood estimation [C]//Proceedings of 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Lausanne, Switzerland: [s. n.], 2002: 434-459.
- [9] DELLAERT F, ALEGRE F, MARTINSON E B. Intrinsic localization and mapping with 2 applications: Diffusion mapping and Marco Polo localization [C]//Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Taipei: [s. n.], 2003: 2344-2349.
- [10] FOX D, BURGARD W, KRUPPA H, *et al.* A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization [J]. Autonomous Robotics, special issue on Heterogeneous Multi-Robot Systems, 2000, 8(3): 325-344.
- [11] CHHATPAR S R, BRANICKY M S. Particle filtering for localization in robotic assemblies with position uncertainty [C]//Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Edmonton, Canada: [s. n.], 2005: 3610-3617.
- [12] HEIKKILA J, SILVEN O. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction computer vision and pattern recognition [C]//Proceedings of 1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 1997: 1106-1112.
- [13] 宗光华, 邓鲁华, 王巍. 一种鲁棒的室外移动机器人定位方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(4): 454-458.

(编辑 杨 波)