

# 基于一致性 Unsented 卡尔曼滤波 的多机器人定位

王 义

(东南大学 自动化学院, 江苏 南京 210096)

**摘 要:**主要研究了多机器人编队过程中机器人的定位问题。在编队过程中机器人仅利用通过场地上方的摄像头捕获的图像得到自身的位置容易受干扰导致定位不准。利用队列中某个机器人观测到另外一个或几个机器人时,用相对观测信息和自身的位置以及附近被观测机器人的位置估计来更新一致性 Unsented 卡尔曼滤波算法中的状态估计。最后通过实验来对比未滤波前定位精度和分别采用 Unsented 卡尔曼滤波算法和一致性 Unsented 卡尔曼滤波算法定位精度,实验结果表明一致性 Unsented 卡尔曼滤波算法能够有效地提高定位的精度。

**关键词:**多机器人; Unsented 卡尔曼滤波; 一致性卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP31

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2011)03-0024-04

## Localization for Multi-Robot Based on Unsented Kalman-Consensus Filter

WANG Yi

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** The problem of robot localization in the process of multi-robot formation was studied in this paper. The position of robot obtained from the image captured by the camera on the ceiling was inaccurate. When one robot was observed by the other robot, use the relative observation, its own position and estimation of the observed robots' position to update the state estimation in the unsented Kalman-consensus filter. The experiment results show that the unsented Kalman-consensus filter method is more effective in dealing with the localization of robot than the unsented Kalman filter method.

**Key words:** multi-robot; unsented Kalman filter; Kalman-consensus filter

### 0 引 言

在移动机器人的应用中,精确的位置信息是一个基本要求,移动机器人的准确定位是保证其正确完成导航、控制任务的关键之一。目前,常用的定位实现方法有:里程计、惯性导航、全球定位系统、视觉导航、路标导航和地图模型匹配等。但是,每种定位技术都有各自的局限性,如传感器的测量误差积累以及未知环境先验知识的缺乏,往往使机器人不能有效地获得其位置信息。

人类社会存在着社会分工与协作,现实生活中的许多工作都需要通过多人的合作才能够完成。同样,当利用机器人完成给定工作时,许多工作也需要通过多个机器人的合作才能够完成。而大多数的定位方法

是针对单个机器人的定位<sup>[1]</sup>(如势场法<sup>[2]</sup>、栅格法<sup>[3]</sup>和视觉法<sup>[4]</sup>),对于多机器人队列来说只利用自身的感知设备得到的位置并不是最优的。多机器人队列中某个机器人能够利用附件机器人的位置估计和机器人之间的相对观测信息<sup>[5]</sup>,得到比单个机器人定位更精确的位置信息。

文献[6]把机器人分为不同的组,每次只有一组机器人运动,而其他的机器人则把它们作为路标来进行机器人间的合作定位。文献[7]利用卡尔曼滤波把自己的位置估计与相对位置信息(相对坐标、相对方位)相融合,对一组机器人进行定位。但这几种是采用的集中式,当机器人的数量增加时,协方差的维数也随着机器人的数量进行增加,导致计算量显著增加。一致性 Unsented 卡尔曼滤波是一种分布式的滤波方法,能够有效解决上述问题。

文中针对一类移动机器人即室内自主漫游环境,考虑到机器人运动模型的非线性特性,采用 Unsented 卡尔曼滤波 UKF<sup>[8,9]</sup>方法对机器人位置进行估计。考

收稿日期:2010-07-29;修回日期:2010-11-13

基金项目:国家 863 项目科研基金(2006AA04Z263)

作者简介:王 义(1985-),男,湖北洪湖人,硕士研究生,研究方向为多智能体系统、多机器人编队。

虑到利用编队过程中的机器人之间相对观测信息,采用一致性 Unsented 卡尔曼滤波<sup>[10]</sup>来估计机器人的位置信息。

## 1 移动机器人运动模型和环境分析

### 1.1 移动机器人的运动模型

机器人的机械部分主要由2个驱动轮和一个随动轮组成,且随动轮在运动中起支撑的作用,因此可以忽略它对运动的影响,如图1所示。为了简化机器人的数学模型,以两轮中间点C为参考点,  $(x, y)^T$  为参考点C在世界坐标系下的坐标,即机器人位置;  $\alpha$  是机器人前进方向与世界坐标系X轴正方向的夹角,即机器人的方向角;  $v$  和  $\omega$  分别表示机器人的平移速度和旋转速度,  $v$  的方向表示机器人的方向角。  $v_l$  和  $v_r$  分别是移动机器人左轮和右轮的线速度。由于机器人运动本身具有方向性,所以用机器人的位置  $(x, y)$  及其方向角  $\alpha$  来表示机器人在二维平面上的运动,即机器人的状态  $X = (x, y, \alpha)^T$ 。

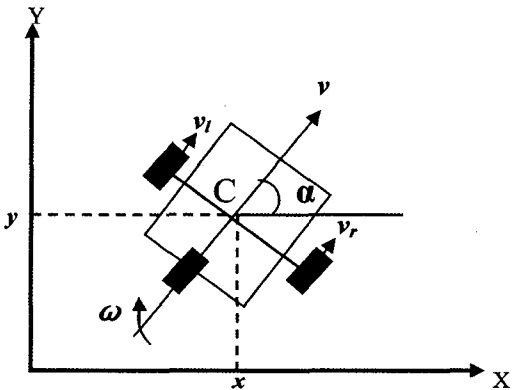


图1 轮式移动机器人运动模型

机器人的运动学方程就可以表示为:

$$\dot{X} = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & 0 \\ \sin\alpha & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u + W \quad (1)$$

式中:  $u = (v, \omega)^T$  作为运动学模型中的控制输入。

设控制周期为  $\Delta T$ , 将上述方程离散化得:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k+1) \\ \alpha(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \alpha(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v(k) \cdot \cos\alpha(k) \\ v(k) \cdot \sin\alpha(k) \\ \omega(k) \end{bmatrix} \cdot \Delta T + W(k) \quad (2)$$

式中:  $W(k)$  为系统噪声,它服从均值为0,方差为  $Q$  的正态分布。

利用天花板上的摄像头所捕获的图像进行处理可以得到机器人在场地中的位置坐标,机器人携带电子

罗盘可以测得机器人的运动方向与参考坐标系正方向所形成的角度,即机器人的状态可以直接被测量得到,因此可以得到系统的测量方程为:

$$Z(k) = H \cdot X(k) + V(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \alpha(k) \end{bmatrix} + V(k) \quad (3)$$

其中:  $V(k)$  为系统量测噪声,它服从均值为0,方差为  $R$  的正态分布。

### 1.2 实验室环境

场外PC机通过无线图像接收装置分别接收悬挂在场地上的两个摄像头采集的图像,然后分别对图像进行处理后得到场地内每个机器人的位置信息,同时场地内每个机器人的角度值通过无线网络传给PC机,这样PC机端得到每个机器人的状态  $X$ ,如图2所示。

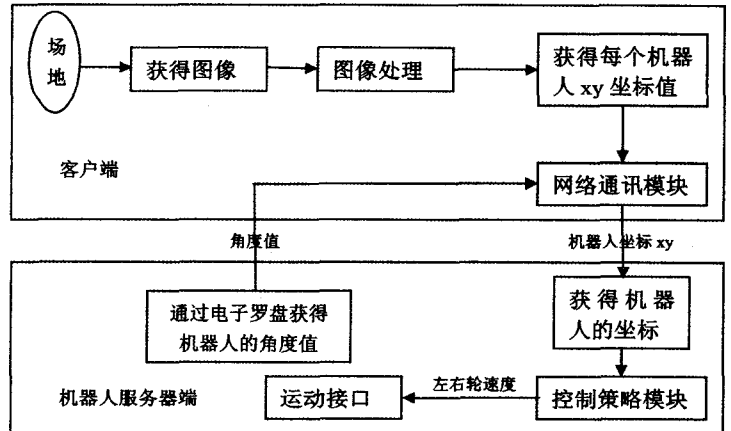


图2 机器人运行环境的示意图

机器人在实验室的场地上运行的过程中,机器人的线速度  $v$  和角速度  $\omega$  可以通过(4)式计算得到:

$$v = \frac{v_l + v_r}{2}, \quad \omega = \frac{v_r - v_l}{D} \quad (4)$$

式中:  $v_l$  为机器人的左轮线速度;  $v_r$  为机器人的右轮线速度;  $D$  为机器人左右两轮之间的距离。

## 2 一致性 Unsented 卡尔曼滤波

### 2.1 Unsented 卡尔曼滤波

由于机器人的运动学方程(2)是一个非线性方程,用传统的扩展卡尔曼滤波进行估计时,当滤波周期较大时,会存在较大的系统方程和量测方程的非线性误差。而 Unsented 卡尔曼滤波(UKF)不需要计算雅可比矩阵,不需要对状态方程和量测方程线性化,因此也就没有对高阶项的截断误差。

UKF 递推算法的步骤如下:

1) 初始化状态变量即估计方差。

$$\hat{X}_0 = E[X_0]$$

$$P_0 = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T]$$

对于  $k \geq 1$

2) 计算采样点。

$$\chi_{k-1} = [\hat{X}_{k-1} \hat{X}_{k-1} + \sqrt{n+\tau}(P_{k-1})_i \hat{X}_{k-1} - \sqrt{n+\tau}(P_{k-1})_i] \quad i=1,2,\dots,n$$

其中  $n$  为状态变量的维数;  $\tau \in R$ ; 当  $P(k|k) = A^T A$  时,  $(\sqrt{P(k|k)})_i$  取  $A$  的第  $i$  行, 当  $P(k|k) = AA^T$  时,  $(\sqrt{P(k|k)})_i$  取  $A$  的第  $i$  列。当  $X(k)$  假定为高斯分布时, 通常选取  $n+\tau=3$ 。

3) 时间更新。

对采样点  $\chi_{k-1}$  中第  $i$  个采样点  $\chi_{i,k-1} = [x(k-1) \quad y(k-1) \quad \alpha(k-1)]^T$  用式(2)进行更新:

$$\chi_{i,k|k-1} = \chi_{i,k-1} + \Delta T \begin{bmatrix} \cos \alpha(k-1) & 0 \\ \sin \alpha(k-1) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u_{k-1}$$

计算状态的一步预测估计:

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i \cdot \chi_{i,k|k-1} \quad (5)$$

其中,  $W_0 = \tau/(n+\tau)$   $W_i = 1/[2(n+\tau)]$   $W_{i+n} = 1/[2(n+\tau)] \quad i=1,2,\dots,n$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-) (\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_k^-)^T + Q_k \quad (6)$$

对  $2n+1$  个采样点用式(3)计算观测值:

$$Z_{i,k|k-1} = H \cdot \chi_{i,k|k-1}$$

$$\hat{Z}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i \cdot Z_{i,k|k-1} \quad (7)$$

4) 量测更新。

$$P_{Z,Z_i} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (Z_{i,k|k-1} - \hat{Z}_k^-) (Z_{i,k|k-1} - \hat{Z}_k^-)^T + R_k \quad (8)$$

$$P_{x,Z_i} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\chi_{i,k|k-1} - \hat{Z}_k^-) (Z_{i,k|k-1} - \hat{Z}_k^-)^T \quad (9)$$

根据式(8)、(9)计算 Kalman 滤波增益矩阵:

$$K_k = P_{x,Z_i} \cdot P_{Z,Z_i}^{-1} \quad (10)$$

根据式(6)、(8)和(10)计算滤波状态估计的协方差矩阵:

$$P_k = P_k^- - K_k \cdot P_{Z,Z_i} \cdot K_k^T \quad (11)$$

最后由滤波状态的预测方程(12)得到机器人的位置信息:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (Z_k - \hat{Z}_k^-) \quad (12)$$

## 2.2 一致性 Unsented Kalman 滤波

在机器人编队过程中, 机器人可以通过超声等传感器知道它附近的其它的机器人相对与它的距离与方位。在上述的 UKF 滤波中, 没有利用机器人之间的相对位置信息。将机器人获得的相对位置信息与自身的

位置信息结合起来用一致性 Unsented Kalman 滤波来估计自身的位置信息。即机器人  $i$  附近的机器人  $j$  将其每个时间更新时得到的一步状态估计  $\hat{x}_j^-$  发送给机器人  $i$ , 机器人  $i$  利用收到的附近机器人发送过来的数据和观测得到的机器人之间的相对观测信息来更新自己的状态预测方程, 则式(12)改写为:

$$\hat{x}_i = \hat{x}_i^- + K_i (Z_i - \hat{Z}_i^-) + C_i \sum_{j \in N_i} (Z_{i,j} - (\hat{x}_j^- - \hat{x}_i^-)) \quad (13)$$

其中:  $Z_{i,j}$  表示机器人  $i$  与机器人  $j$  之间的相对位置信息;  $N_i$  表示机器人  $i$  的邻居, 即能够被机器人  $i$  测得相对位置并且还能与之通讯的机器人集合;  $\hat{x}_i^-$  表示机器人  $i$  在时刻  $K$  时用(5)式得到状态;  $C_i = \gamma P_i = \varepsilon P_i / (1 + \|P_i\|_F)$ ,  $\varepsilon > 0$  是一个相对小的常数。

## 3 实验结果及分析

文中采用上海英集斯自动化技术有限公司提供的研究版智能机器人在一个场地为  $6m \times 4m$  来验证算法的有效性。

实验的环境为: 一个机器人作为 Leader<sup>[11,12]</sup> 以一定的速度和角速度沿着一定的轨迹做漫游运动, 第二个机器人跟踪 Leader 保持一定的距离, 第三个机器人跟踪前面的两个机器人并保持一定的距离。前两个机器人将每个采样周期内得到的一步状态估计发送给第三个机器人, 同时场外的 PC 机向它发送通过图像得到的坐标信息。

在建立了系统状态方程(2)和量测方程(3)后, 根据系统的噪声特性, 选择  $n=3, \tau=0$ , 分别采用 Unsented 卡尔曼滤波和一致性 Unsented 卡尔曼滤波进行状态估计, 通过滤波处理后得到  $x$  轴方向和  $y$  轴方向上的测量误差曲线如图 3、4 所示。

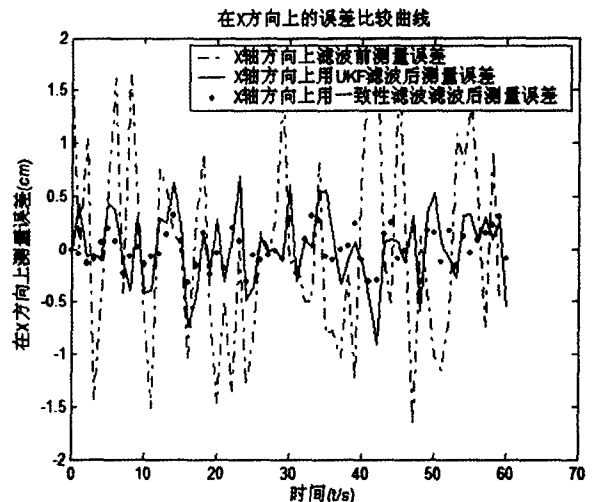


图 3 X 轴方向上的测量误差比较曲线

表 1 给出了两种方法在滤波进入稳态后的统计结

果。

由图3、4和表1知采用一致性 Unsented Kalman 滤波能够有效地提高导航定位的精度,并且该计算方法没有增加 Unsented 卡尔曼滤波的计算量。

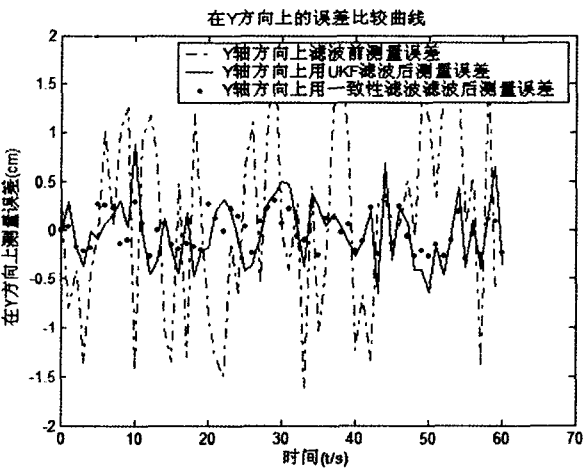


图4 Y轴方向上的测量误差比较曲线

表1 两种滤波方法的估计精度对比

滤波方法	X方向上 测量误差 平均值 (cm)	Y方向上 测量误差 平均值 (cm)	X方向上 测量误差 最大值 (cm)	Y方向上 测量误差 最大值 (cm)
未滤波前	0.877	0.868	1.721	1.775
UKF	0.249	0.258	0.888	0.962
一致性 UKF	0.156	0.156	0.328	0.307

4 结束语

文中针对机器人编队过程定位问题,提出用一致性 Unsented 卡尔曼滤波方法来综合利用机器人的自身位置信息和机器人之间的相对信息来进行位置估计。从实验的结果可知,一致性 Unsented 卡尔曼滤波方法能够有效提高机器人的定位精度。

参考文献:

[1] 蔡自兴,贺汉根,陈虹. 未知环境中移动机器人导航控

制研究的若干问题[J]. 控制与决策, 2002(4):385-390.

[2] Koreny, Borenstei N J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation[C]// Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Sacramento, USA: [s. n.], 1991: 1398-1404.

[3] 马兆青,袁曾任. 基于栅格方法的移动机器人实时导航和避障[J]. 机器人, 1996(11): 344-348.

[4] 段华. 室外移动机器人视觉导航关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2006.

[5] 王玲,刘云辉,万建伟,等. 基于相对方位的多机器人合作定位算法[J]. 传感技术学报,2007(4):794-799.

[6] Rekleitis I M, Dudek G, Milios E E. Multi-robot cooperative localization: A study of trade-off between efficiency and accuracy[C]//In: Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robot and Systems (IROS02). Lausanne:[s. n.], 2002: 2690-2695.

[7] Roumeliotis S I, Bekey G A. Distributed Multirobot Localization[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2002,18(5):781-795.

[8] Simon D. Optimal State Estimation: Kalman, H-infinity, and Nonlinear Approaches [M]. [s. l.]: Wiley - Interscience, 2006:433-456.

[9] 秦永元,张红钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安:西北工业大学出版社, 2004.

[10] Olfati-Saber R. Kalman-Consensus Filter: Optimality, Stability, and Performance [C]// In: Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control, CDC 2009, Combined with the 28th Chinese Control Conference. Shanghai, China:[s. n.], 2009.

[11] 谭明,王硕,曹志强. 多机器人系统[M]. 北京:清华大学出版社,2004.

[12] Li Xiaohai, Xiao Jizhong. Robot formation control in leader-follower motion using direct Lyapunov method[J]. International Journal of Intelligent Control and Systems, 2005,10(3): 244-250.

(上接第23页)

[7] 毛羽刚,金士尧,张拥军,等. 分布强实时系统的可预测性研究[J]. 计算机研究与发展,2000, 37(6):661-667.

[8] 田绍亮,左明,吴绍伟. 一种改进的基于动态反馈的负载均衡算法[J]. 计算机工程与设计,2007,28(3):572-573.

[9] 鞠九滨,杨鲲,徐高潮. 使用资源利用率作为负载平衡系统的负载指标[J]. 软件学报,1996,7(4):238-243.

[10] 蒋江,张民选,廖湘科. 基于多种资源的负载平衡算法的研究[J]. 电子学报,2002,30(8):1148-1152.

[11] 章文嵩. Linux 服务器集群系统[M]. IBM Developer Works,2002.

[12] 徐群,祝永志. 集群系统中的负载均衡问题的研究[J]. 计算机技术与发展,2009,19(8):129-132.

[13] 李丙锋,祝永志,魏榕晖. 异构 Beowulf 系统负载均衡技术的研究与实现[J]. 计算机技术与发展,2008,18(7):60-62.