

UHF-RFID环境下的移动机器人定位方法

张文安^{1,2}, 陈国庆¹, 杨旭升^{1†}

(1. 浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023; 2. 系统控制与信息处理教育部重点实验室, 上海 200240)

摘要: 研究UHF-RFID环境中移动机器人的定位问题,提出一种基于自适应UKF滤波器组的移动机器人定位方法,融合UHF-RFID和机器人内部传感器信息,以实现初始位姿未知的移动机器人定位. 首先,利用UHF-RFID系统对移动机器人进行初始定位,并根据其初始位置信息随机生成移动机器人的初始状态估计集;然后,考虑UHF-RFID系统定位的量化误差,应用自适应UKF方法对机器人的状态估计集进行预测和更新,并对状态估计集进行有效地裁剪、筛选以及更新,以提高滤波器的估计精度和稳定性. 仿真结果表明,相比于标准UKF滤波方法,自适应UKF滤波器组方法具有更高的定位精度和更快的收敛速度.

关键词: 移动机器人定位; UHF-RFID; 自适应UKF滤波器; 滤波器组

中图分类号: TP301

文献标志码: A

Mobile robot localization method in UHF-RFID

ZHANG Wen-an^{1,2}, CHEN Guo-qing¹, YANG Xu-sheng^{1†}

(1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China; 2. Key Laboratory of System Control and Information Processing of Ministry of Education, Shanghai 200240, China)

Abstract: This paper investigates the problem of mobile robot localization in ultra high frequency-radio frequency identification(UHF-RFID), and a localization method of the mobile robot is presented based on an adaptive UKF bank to integrate the information of UHF-RFID and odometer for the mobile robot localization with an unknown initial pose. Firstly, by using the UHF-RFID, the initial estimate of the position of the mobile robot is obtained, and a set of estimates can be generated randomly according to the initial estimate. Then, taking the quantization error into consideration, an adaptive UKF is applied to update the estimate set, and accordingly, the estimate set is pruned and updated, which helps to improve the accuracy and stability of the filter. The results of the simulation show that the adaptive UKF bank has higher accuracy and faster convergence compared with the standard UKF.

Keywords: mobile robot localization; UHF-RFID; adaptive UKF filter; filter bank

0 引言

移动机器人定位是指移动机器人利用传感器信息估计自身位置的过程,是实现移动机器人自主导航的关键技术之一. 目前,移动机器人定位技术已广泛应用于工业制造、智能交通以及家庭服务等各个领域,具有广阔的应用前景和重要的研究价值^[1].

由于UHF-RFID(Ultra high frequency-radio frequency identification)定位技术具有成本低、布置简单、读写速度快等优点,利用UHF-RFID协助移动机器人进行定位日益受到关注^[2]. 通过对比UHF-RFID系统中参考标签和待定位目标的RSSI(Received

signal strength indication)信息,文献[3]采用一种 K -NN(K -nearest neighbor)的方法,实现了移动机器人的定位. 然而,RSSI测距方式存在测量精度低、易受环境影响等问题. 文献[4]通过RFID阅读器读取位置已知的参考标签ID信息,并融合移动机器人内部的里程计信息,实现了移动机器人在RFID环境中的定位. 然而,密集的RFID标签增加了定位的成本. 文献[5]减少了RFID参考标签的数量,RFID提供的位置信息将涉及较大的量化噪声,而文中只是简单地把量化噪声近似为高斯白噪声. 文献[6]在文献[5]的基础上进行改进,利用RFID阅读器读取其与相关RFID

收稿日期: 2017-06-12; 修回日期: 2017-09-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573319); 浙江省杰出青年科学基金项目(LR16F030005); 系统控制与信息处理教育部重点实验室项目.

责任编辑: 李少远.

作者简介: 张文安(1982—),男,教授,博士生导师,从事信息融合估计等研究; 陈国庆(1993—),男,硕士生,从事移动目标跟踪的研究.

[†]通讯作者. E-mail: yxs921@yahoo.com

参考标签的相位信息,并采用一种多假设EKF方法,实现了在移动机器人初始位姿未知情况下的全局定位.由于EKF方法对非线性函数的Taylor展开式进行一阶线性化截断,存在较大的线性化误差,往往会导致滤波器估计精度不高、稳定性差等问题^[7].文献[8]采用极大似然估计的方法对量测信息进行预处理,将非线性的量测信息转化为线性的量测信息,有效地避免了线性化引起的滤波器不稳定问题.但由于量测信息进行了非线性转换,新的量测信息具有不同的噪声统计特性.特别地,这种非线性的转换破坏了量测信息的高斯性.针对噪声统计特性未知的估计问题,一种有效的处理方式是通过设计一种噪声估计器的方式来补偿其噪声的不确定性.基于极大后验估计和指数加权的准则,文献[9]设计了一种带噪声估计器的自适应UKF(Unscented Kalman filter)滤波方法.类似地,文献[10]基于极大似然准则和最大期望算法实现了噪声统计特性的估计,有效地提高了UKF方法的滤波性能.然而,这类自适应滤波方法对历史数据具有较强的依赖性.由于非线性转换造成的线性化误差是时变的,使得带噪声估计器的自适应滤波方法不能发挥其应有的作用.另一方面,文献[11]基于假设检验机制提出了一种鲁棒的Kalman滤波方法,其通过在零假设被拒绝时,引入一个自适应因子来提高滤波器的鲁棒性.但其利用牛顿迭代法求得的自适应因子将收敛于一个稳定值,使得该方法不适用于噪声统计特性变化的状态估计问题.

本文考虑一类UHF-RFID环境中移动机器人初始位姿未知的定位问题,提出一种基于自适应UKF滤波器组的移动机器人定位方法.为避免量测非线性引起的不利影响,引入VIRE^[12]方法将非线性的量测信息转化为线性的量测信息,并通过假设检验的方式引入自适应因子,以补偿系统量化误差造成的不确定性问题.考虑到机器人航向角存在较大估计误差,通过引入UKF滤波器组有效地减小了机器人航向角估计的不确定性,改善了移动机器人的定位结果.仿真结果表明,相比于标准UKF方法^[13],自适应UKF滤波器组定位方法具有更高的定位精度和更快的收敛速度.

1 问题描述

1.1 系统描述

考虑一类UHF-RFID环境中移动机器人初始位姿未知的定位问题.如图1所示,UHF-RFID环境下移动机器人定位系统由参考标签、移动机器人(载有待定位标签)和阅读器组成.经典UHF-RFID环境下

的定位算法主要有LANDMARC方法^[14]和VIRE方法,它们的主要思想都是通过比较参考标签与待定位标签RSSI值,筛选出与待定位标签近邻的参考标签,并利用参考标签坐标信息估算出待定位标签位置.LANDMARC方法定位精度依赖于参考标签的部署密度,而参考标签密度的增大又会造成信号间的干扰等一系列问题.VIRE方法在LANDMARC基础上进行了改进,通过建立虚拟参考标签的方式提高了目标的定位分辨率.然而,VIRE方法的定位过程不涉及机器人的先验信息或内部传感器信息,因此,基于VIRE方法的定位系统存在较大的改进空间.本文考虑通过VIRE方法实现移动机器人位置的初始估计,并融合机器人内部里程计信息,以提高移动机器人的定位精度.

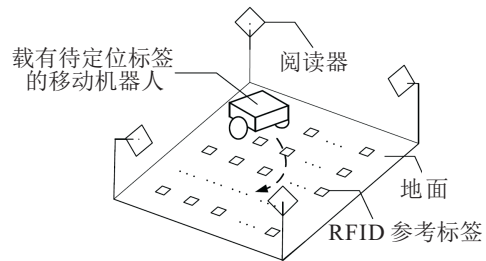


图1 UHF-RFID环境下移动机器人定位系统

另一方面,考虑机器人航向角的估计存在较大不确定性,而利用机器人历史位置估计信息来推算机器人航向角,容易导致机器人航向角的过估计问题.如图2所示,当状态估计出现过估计时,将导致滤波器性能下降甚至滤波发散.为了避免机器人航向角出现过估计,将根据机器人初始时刻观测信息,随机生成初始状态估计集,并通过UKF滤波器组方式对机器人航向角存在的不确定性问题进行有效的补偿.

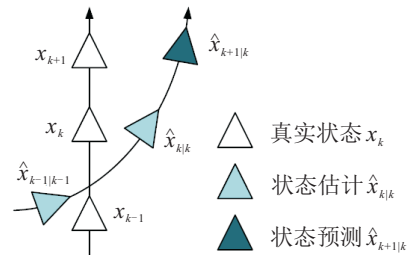


图2 状态过估计

移动机器人的定位过程可分为3个步骤.首先,利用UHF-RFID系统对移动机器人进行初始定位,根据其初始位置信息随机生成移动机器人的初始状态估计集;其次,通过假设检验的方式引入自适应因子,采用一种自适应UKF方法对机器人状态估计集进行预测和更新;最后,通过对状态估计集进行有效的裁剪、筛选以及更新,从而获得移动机器人位姿估计.

1.2 系统建模

假设移动机器人运动学模型可由如下的非线性状态空间模型描述:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_{k-1}. \quad (1)$$

其中: $x_k = [x_{p,k}, y_{p,k}, \theta_k]^T$ 为系统状态, $x_{p,k}$ 和 $y_{p,k}$ 分别为 k 时刻机器人在 x 轴和 y 轴上的坐标, θ_k 为机器人航向角; $f(\cdot)$ 为状态转移函数; u_k 为系统输入; w_k 为零均值且协方差阵为 Q 的高斯噪声.

为避免线性化误差引起的滤波器不稳定的问题, 将RSSI测距信息以及参考标签信息转化为移动机器人的位置信息, 即通过VIRE方法^[12]实现非线性量测到线性量测的转换. 本文采用VIRE方法对机器人位置进行预处理, 设其估计误差服从 $N(0, R_k)$ 的高斯分布, 则系统观测模型可表示为

$$z_k = Hx_k + v_k. \quad (2)$$

其中: 系统状态观测 $z_k = [x_{p,k} \ y_{p,k}]^T$; 观测矩阵 $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$; 机器人航向角 θ_k 不可测量; v_k 为系统观测噪声, 服从零均值且协方差阵为 R_k 的高斯分布. 假设移动机器人初始位姿和初始方差分别为 $x_{0|0}$ 和 $P_{0|0}$, 且 $x_{0|0}$ 与 w_k, v_k 统计不相关.

2 移动机器人状态估计器设计

VIRE方法将非线性的量测信息转化为线性的量测信息, 避免了线性化误差. 然而, 这种非线性的转换破坏了量测信息的高斯性, 由于引入了量化误差, 影响了滤波器的估计精度. 为了对系统量化误差进行补偿, 设计了一种自适应UKF滤波器.

2.1 自适应UKF滤波器设计

基于噪声估计器的自适应Kalman滤波器^[9-10]往往涉及到历史量测数据的迭代计算, 对历史量测数据有较强的依赖性, 并不适用于噪声统计特性时变的状态估计问题. 本文通过采用假设检验的方法, 引入自适应因子来调整量测噪声协方差, 从而提高滤波器对量化噪声的鲁棒性.

记系统量测 z_k 导出的新息 ε_k 为

$$\varepsilon_k = z_k - \hat{z}_{k|k-1}, \quad (3)$$

其中 $\hat{z}_{k|k-1}$ 表示量测预测值. 为简化分析, 假设 x 方向与 y 方向上的新息序列不相关, 有

$$\Pr(\eta_k > \chi_\alpha^2 I) = \alpha I. \quad (4)$$

其中: $\Pr(\cdot)$ 为随机事件发生的概率; α 为显著性水平, χ_α^2 为 $1 - \alpha$ 的置信界; $\eta_k = \text{diag}(\eta_k(1), \eta_k(2))$, $\eta_k(r) = (\varepsilon_k(r))^T (P_{zz,k}(r, r))^{-1} \varepsilon_k(r)$, $r = 1, 2$, $\varepsilon_k(r)$

为向量 ε_k 的第 r 个元素, $P_{zz,k}(r, r)$ 为矩阵对角线上第 r 个元素; I 为二维单位阵.

当新息序列落在 $1 - \alpha$ 置信界外时, 可认为当前量测噪声协方差矩阵 R_k 不足以描述量测的不确定性. 引入一个标量的自适应因子 $\lambda_k(r)$, 即令新的量测噪声方差

$$\bar{R}_k(r, r) = \lambda_k(r) R_k(r, r), \quad r = 1, 2, \quad (5)$$

使得其满足式(4), $R_k(r, r)$ 表示矩阵对角线上第 r 个元素. 在求解自适应因子之前, 先引入定理1.

定理1 若当前量测协方差矩阵 R_k 不足以描述量测的不确定性时, 即 $\eta_k > \chi_\alpha^2 I$, 则引入自适应因子

$$\begin{bmatrix} \lambda_k(1) & 0 \\ 0 & \lambda_k(2) \end{bmatrix} \geq \begin{bmatrix} \frac{J_k(1)}{R_k(1,1)} & 0 \\ 0 & \frac{J_k(2)}{R_k(2,2)} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

有

$$\bar{\eta}_k \leq \chi_\alpha^2 I. \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{\eta}_k &= \text{diag}(\bar{\eta}_k(1), \bar{\eta}_k(2)), \quad \lambda_k(r) > 1, \\ \bar{\eta}_k(r) &= (\varepsilon_k(r))^T (\bar{P}_{zz,k}(r, r))^{-1} \varepsilon_k(r), \\ J_k(r) &= \frac{(\varepsilon_k(r))^2}{\chi_\alpha^2} - P_{zz,k}(r, r) + R_k(r, r), \end{aligned}$$

$\bar{P}_{zz,k}$ 为新的新息协方差.

证明 若 $\eta_k > \chi_\alpha^2 I$, 则由式(6)可得

$$\begin{bmatrix} \frac{J_k(1)}{R_k(1,1)} - \lambda_k(1) & 0 \\ 0 & \frac{J_k(2)}{R_k(2,2)} - \lambda_k(2) \end{bmatrix} \leq 0. \quad (8)$$

将式(8)两边同时乘以 $\text{diag}(R_k(1,1), R_k(2,2))$, 可得

$$\begin{bmatrix} J_k(1) - \lambda_k(1)R_k(1,1) & 0 \\ 0 & J_k(2) - \lambda_k(2)R_k(2,2) \end{bmatrix} \leq 0. \quad (9)$$

由于

$$\begin{aligned} J_k(r) - \lambda_k(r)R_k(r, r) &= \\ \frac{(\varepsilon_k(r))^2}{\chi_\alpha^2} - P_{zz,k}(r, r) + R_k(r, r) - \lambda_k(r)R_k(r, r), \end{aligned} \quad (10)$$

$$\bar{P}_{zz,k}(r, r) =$$

$$P_{zz,k}(r, r) - R_k(r, r) + \lambda_k(r)R_k(r, r), \quad r = 1, 2, \quad (11)$$

将式(10)和(11)代入(9), 经过简单整理, 可得

$$\begin{bmatrix} \frac{(\varepsilon_k(1))^2}{\chi_\alpha^2} & 0 \\ 0 & \frac{(\varepsilon_k(2))^2}{\chi_\alpha^2} \end{bmatrix} \leq$$

$$\begin{bmatrix} \bar{P}_{zz,k}(1,1) & 0 \\ 0 & \bar{P}_{zz,k}(2,2) \end{bmatrix}, \quad (12)$$

从而可得

$$\begin{bmatrix} \frac{(\varepsilon_k(1))^2}{\bar{P}_{zz,k}(1,1)} & 0 \\ 0 & \frac{(\varepsilon_k(2))^2}{\bar{P}_{zz,k}(2,2)} \end{bmatrix} \leq \chi_\alpha^2 I, \quad (13)$$

即

$$\bar{\eta}_k \leq \chi_\alpha^2 I. \quad (14)$$

定理1得证. $\square$

当 $\eta_k(r) > \chi_\alpha^2$ 时, 根据定理1, 可引入自适应因子

$$\begin{bmatrix} \lambda_k(1) & 0 \\ 0 & \lambda_k(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{J_k(1)}{R_k(1,1)} & 0 \\ 0 & \frac{J_k(2)}{R_k(2,2)} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

而当 $\eta_k(r) \leq \chi_\alpha^2$ 时, 则认为其满足高斯假设, 不需要引入自适应因子. 这样, 有

$$\lambda_k(r) = \begin{cases} \frac{(\varepsilon_k(r))^2}{\chi_\alpha^2} - P_{zz,k}(r,r) + R_k(r,r) \\ R_k(r,r) \end{cases}, \quad \eta_k(r) > \chi_\alpha^2; \\ 1, \quad \eta_k(r) \leq \chi_\alpha^2. \quad (16)$$

由于 VIRE 定位方法在移动机器人初始定位过程中存在较大偏差, 在其初始定位附近随机选取 n 个假设的初始位姿, 形成机器人初始状态估计集, 用来描述移动机器人初始位姿. 记初始状态估计集为

$$x_0 = (\hat{x}_{p,0|0}^i, \hat{y}_{p,0|0}^i, \hat{\theta}_{0|0}^i), \quad i=1, 2, \dots, n, \quad (17)$$

并以初始状态估计集中初始状态 i 为例, 设其初始状态和初始方差分别为 $\hat{x}_{0|0}^i$ 和 $P_{0|0}^i$, 初始航向角和权值分别为 $\hat{\theta}_{0|0}^i$ 和 w_0^i . 利用自适应 UKF 滤波器对其进行预测并更新. 自适应 UKF 滤波器可描述为算法1.

算法1 自适应 UKF 滤波器.

Step 1: 初始化, 获取移动机器人初始状态估计集中初始状态 i 的状态及其方差 $\hat{x}_{0|0}^i$ 和 $P_{0|0}^i$.

Step 2: 利用 $\hat{x}_{k-1|k-1}^i, P_{k-1|k-1}^i$ 获取 $k-1$ 时刻 $2n_x + 1$ 个 Sigma 点, 即

$$\chi_{j,k-1|k-1}^i = \begin{cases} \hat{x}_{k-1|k-1}^i, & j=0; \\ \hat{x}_{k-1|k-1}^i + \sqrt{(n_x + \lambda) P_{k-1|k-1}^i}, & j=1, 2, \dots, n_x; \\ \hat{x}_{k-1|k-1}^i - \sqrt{(n_x + \lambda) P_{k-1|k-1}^i}, & j=n_x+1, \dots, 2n_x, \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\lambda = \alpha^2(n_x + \kappa) - n_x$, n_x 为系统状态的维数, α 确

定 $\hat{x}_{k-1|k-1}^i$ 周围 Sigma 点的分布, κ 为一个比例参数, 可设置为 0 或 $3 - n_x$ [15].

Step 3: 时间更新, 计算 $\hat{x}_{k|k-1}^i$ 和 $P_{k|k-1}^i$, 即

$$\chi_{k|k-1}^i = f(\chi_{k-1|k-1}^i, u_k), \quad (19)$$

$$\hat{x}_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2n_x} \omega_m^j \chi_{j,k|k-1}^i, \quad (20)$$

$$P_{k|k-1}^i = \sum_{j=0}^{2n_x} \omega_c^j (\chi_{j,k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}^i) \times (\chi_{j,k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}^i)^T + Q, \quad (21)$$

其中 ω_c^j 和 ω_m^j 分别为计算状态均值和协方差的权值.

Step 4: 量测更新, 计算 $\hat{z}_{k|k-1}^i$ 和 $P_{zz,k}^i$, 即

$$\hat{z}_{k|k-1}^i = H \hat{x}_{k|k-1}^i, \quad (22)$$

$$P_{zz,k}^i = H P_{k|k-1}^i H^T + R_k^i. \quad (23)$$

Step 5: 由式(15)和(16)计算得到 $\bar{P}_{zz,k}^i$.

Step 6: 状态更新, 获得 $\hat{x}_{k|k}^i$ 和 $P_{k|k}^i$, 即

$$K_k^i = P_{k|k-1}^i H^T (\bar{P}_{zz,k}^i)^{-1}, \quad (24)$$

$$\hat{x}_{k|k}^i = \hat{x}_{k|k-1}^i + K_k^i \varepsilon_k^i, \quad (25)$$

$$P_{k|k}^i = P_{k|k-1}^i - K_k^i \bar{P}_{zz,k}^i (K_k^i)^T. \quad (26)$$

其中: K_k^i 为 k 时刻滤波增益, $\hat{x}_{k|k}^i$ 和 $P_{k|k}^i$ 分别为 k 时刻状态估计值及其协方差矩阵.

2.2 自适应 UKF 滤波器组定位方法

由于系统中缺少精确的移动机器人航向角量测信息, 而利用历史位姿估计信息来估算机器人航向角易导致机器人航向角出现过估计的问题. 为此, 设计一种自适应 UKF 滤波器组方法, 从位置信息中提取航向角信息, 对机器人航向角不确定性进行补偿.

如图3所示, 首先, 应用算法1对移动机器人状态估计集进行预测和更新; 其次, 通过对状态估计集进行裁剪、筛选以及更新, 并融合有效滤波器的状态估计值, 得到移动机器人位姿估计. 这样可有效地减小机器人航向角估计的不确定性, 提高滤波器的估计精度和稳定性.

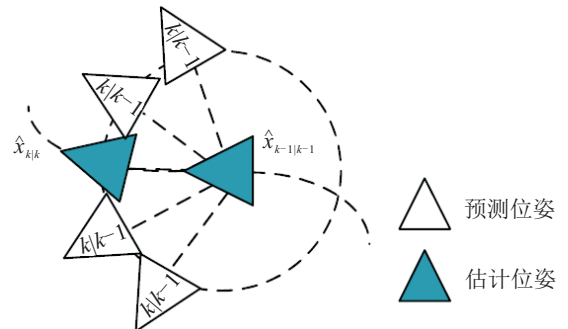


图3 滤波器组方法对移动机器人位姿的估计

在 UKF 滤波器组的实现过程中, 一个重要的工作即求解各滤波器的权值. 由于 $\varepsilon_k^i(r) \sim N(0, P_{zz,k}^i(r, r))$, $r = 1, 2$, 令统计量

$$\frac{(x_{p,k} - \hat{x}_{p,k|k-1}^i)^2}{P_{zz,k}^i(1, 1)} + \frac{(y_{p,k} - \hat{y}_{p,k|k-1}^i)^2}{P_{zz,k}^i(2, 2)} = U_k^i, \quad (27)$$

则可得统计量 U_k^i 服从自由度为 2 的 χ^2 分布, 即

$$U_k^i \sim \chi^2(2). \quad (28)$$

而 χ^2 分布概率密度函数为

$$f(x) = \frac{x^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})}. \quad (29)$$

其中: $x = U_k^i$, $n = 2$, $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数. 由 χ^2 分布概率密度函数可得到滤波器的权值

$$\omega_k^i = \frac{1}{2} e^{-\frac{U_k^i}{2}}. \quad (30)$$

综上, 自适应 UKF 滤波器组定位方法可总结为如下算法.

算法 2 自适应 UKF 滤波器组定位方法.

- 1) 初始化, 利用式(15)获取初始状态估计集 x_0 ;
- 2) for $j = 1 : m$
- 3) 执行算法 1($\hat{x}_{k|k}^j, P_{k|k}^j$);
- 4) 由式(26)~(29), 计算 ω_k^j ;
- 5) if $\omega_k^j < \delta$
- 6) $x_k = x_k - \langle \hat{x}_{k|k}^j, P_{k|k}^j \rangle$;
- 7) 将保留下来的滤波器称为有效滤波器, 并将有效滤波器数记为 γ_k ;
- 8) end if
- 9) end for
- 10) if $\gamma_k < m_p$
- 11) $\hat{x}_{k|k}^j \sim N(\hat{x}_{k|k}^j(\max\{\omega_k^j\}), \sigma^2)$;
- 12) $x_k = x_k + \langle \hat{x}_{k|k}^j, P_{k|k}^j \rangle$;
- 13) end if
- 14) $\hat{x}_{k|k} = \sum_{j=1}^{\gamma_k} \omega_k^j \hat{x}_{k|k}^j / \sum_{j=1}^{\gamma_k} \omega_k^j$.

算法 2 中: $\hat{x}_{k|k}^j$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 为状态估计集 x_k 中第 j 个状态估计值, δ 为用于对滤波器进行筛选的滤波器权值阈值, m_p 为 γ_k 的下限值, $\max\{\cdot\}$ 为 ω_k^j 最大的滤波器, $\hat{x}_{k|k}^j(\max\{\omega_k^j\})$ 为权值最大滤波器的状态估计值.

3 仿真结果

为验证自适应 UKF 滤波器组方法的正确性与有效性, 本文采用差速驱动移动机器人运动模型, 模拟在 UHF-RFID 环境中, 对自适应 UKF 滤波器组方法(AUKF Bank)、UKF 滤波器组方法(UKF Bank)以及标准 UKF 方法(UKF)进行仿真比较. 其中, 移动机器人运动模型可描述为

$$\begin{aligned} x_{p,k+1} &= \\ x_{p,k} &+ \frac{\Delta S_k}{\Delta \theta_k} [\sin(\theta_k + \Delta \theta_k) - \sin(\theta_k)], \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} y_{p,k+1} &= \\ y_{p,k} &+ \frac{\Delta S_k}{\Delta \theta_k} [\cos(\theta_k + \Delta \theta_k) - \cos(\theta_k)], \end{aligned} \quad (32)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \Delta \theta_k. \quad (33)$$

其中: $x_{p,k}$ 和 $y_{p,k}$ 分别为移动机器人 k 时刻在坐标系 x 轴和 y 轴上的坐标, θ_k 为机器人航向角. 系统控制周期为 ΔT , 在 k 时刻 ΔT 时间内控制输入可以表示为 $u_k = [\Delta S_k, \Delta \theta_k]^T$, ΔS_k 为在 ΔT 时间内机器人的位移, $\Delta \theta_k$ 为机器人转过的角度. 移动机器人控制输入噪声 δu_k 服从零均值高斯分布 $\delta u_k \sim N([0]_{2 \times 2}, \text{diag}(\sigma_{\Delta S}^2, \sigma_{\Delta \theta}^2))$.

根据式(31)~(33)描述的移动机器人运动模型, 令控制周期 $\Delta T = 1$ s, 通过仿真实验整定得到系统量测噪声方差阵 $R_k = \text{diag}([0.18, 0.18])$. 分别对 AUKF Bank 方法、UKF Bank 方法以及标准 UKF 方法做 100 次蒙特卡罗仿真, 仿真结果如图 4 和图 5 所示.

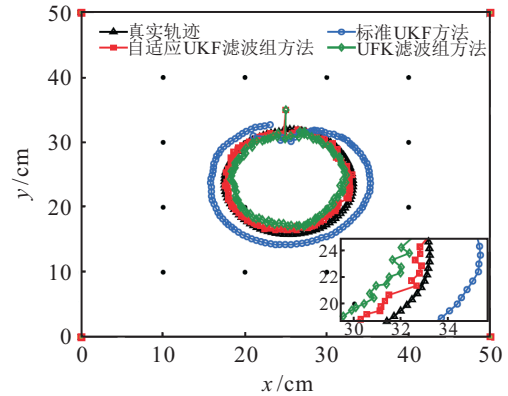


图 4 UHF-RFID 环境下移动机器人位置估计结果

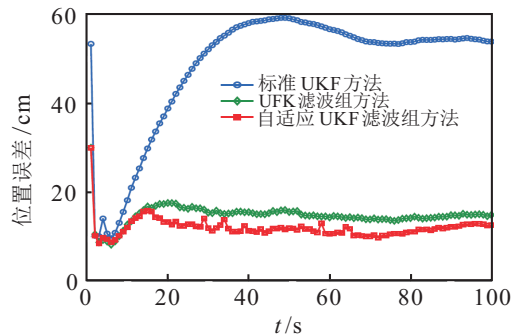


图 5 移动机器人位置估计 RMSE

图 4 和图 5 分别表示采用上述 3 种方法对机器人位置的估计以及位置估计 RMSE(Root Mean Square Error)对比图, 表 1 给出了各滤波器的估计误差均值及其平均执行时间. 其中 RMSE 定义为

$$\text{RMSE} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\hat{x}_{k|k}^i - x_k^i\|_2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (34)$$

N 为蒙特卡罗仿真次数.

表1 各滤波器的估计误差均值及其平均执行时间

滤波器(组)	估计误差均值/cm	执行时间/s
UKF	49.02	2.04
UKF Bank(50)	15.20	2.95
AUKF Bank(50)	13.44	3.04
AUKF Bank(100)	11.87	4.01
AUKF Bank(200)	11.61	6.49

如图4所示,在 $4\text{ m} \times 4\text{ m}$ 的UHF-RFID定位区域内布置16个参考标签(圆点表示),在区域边角处布置4个阅读器(方框表示).仿真结果显示,AUKF Bank方法估计结果更加接近于移动机器人真实轨迹.由图5不难发现,滤波器组方法无论在定位精度还是在收敛速度上都要明显优于标准UKF方法,且AUKF Bank方法在UKF Bank方法基础上,通过引入自适应因子对 R_k 进行补偿,有效地提高了滤波器定位精度和鲁棒性.在表1中,分别采用50组、100组、200组滤波器对各滤波器方法进行仿真比较,可以发现,滤波器组方法在提高定位精度的同时也相应地增加了系统运行时间.综合考虑滤波器估计精度和计算复杂度两项指标,可根据实际要求设计相应的滤波器.

4 结 论

本文针对UHF-RFID环境中移动机器人初始姿态未知的定位问题,提出了一种基于自适应的UKF滤波器组定位方法.该方法通过采用VIRE方法对机器人位置进行预处理,将非线性的量测信息转化为线性的量测信息,并提出利用假设检验方法引入自适应因子,设计了一种自适应UKF滤波器,提高了滤波器对量化噪声的鲁棒性.进一步地,考虑系统缺少机器人航向角的量测信息,采用UKF滤波器组方法有效地减小了估计的不确定性,改善了移动机器人的定位结果.

参考文献(References)

- [1] Li Q M, Xiong R, Chu J. Localization approaches for indoor autonomous mobile robots: A review[J]. Robot, 2003, 25(6): 560-573.
- [2] Park S, Hashimoto S. Autonomous mobile robot navigation using passive RFID in indoor environment[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2009, 56(7): 2366-2373.
- [3] Dao T, Nguyen Q, Ngo V. Indoor localization system based on passive RFID tags[C]. IEEE Int Conf on Intelligent Systems. Taipei, 2015: 579-584.

- [4] Choi B S, Lee J W, Lee J J. Localization and map-building of mobile robot based on RFID sensor fusion system[C]. IEEE Int Conf on Industrial Informatics. Daejeon, 2008: 412-417.
- [5] Emidio D, Francesco M. A passive UHF-RFID system for the localization of an Indoor autonomous vehicle[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2012, 59(10): 3961-3970.
- [6] Emidio D, Francesco M. Mobile robot localization using the phase of passive UHF RFID signals[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2014, 61(1): 365-376.
- [7] Rgaard M, Poulsen N K, Ravn O. New developments in state estimation for nonlinear systems[J]. Automatica, 2000, 36(11): 1627-1638.
- [8] Wang X, Fu M, Zhang H. Target tracking in wireless sensor networks based on the combination of KF and MLE using distance measurements[J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2012, 11(4): 567-576.
- [9] 赵琳, 王小旭, 孙明. 基于极大后验估计和指数加权的自适应UKF滤波算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(7): 1007-1019.
(Zhao L, Wang X X, Sun M. Adaptive UKF filtering algorithm based on maximum a posterior estimation and exponential weighting[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(7): 1007-1019.)
- [10] 王璐, 李光春, 乔相伟, 等. 基于极大似然准则和最大期望算法的自适应UKF算法[J]. 自动化学报, 2012, 38(7): 1200-1210.
(Wang L, Li G C, Qiao X W, et al. An adaptive UKF algorithm based on maximum likelihood principle and expectation maximization algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(7): 1200-1210.)
- [11] Chang G. Robust Kalman filtering based on Mahalanobis distance as outlier judging criterion[J]. J of Geodesy, 2014, 88(4): 391-401.
- [12] Zhao Y, Liu Y, Ni L M. VIRE: Active RFID-based localization using virtual reference elimination[C]. Int Conf on Parallel Processing. Minneapolis: IEEE Press, 2014: 56-66.
- [13] 潘泉, 杨峰, 叶亮, 等. 一类非线性滤波器——UKF综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 481-489.
(Pan Q, Yang F, Ye L, et al. Survey of a kind of nonlinear filters-UKF[J]. Control and Decision, 2005, 20(5): 481-489.)
- [14] Lionel M N, Liu Y H. LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID[J]. Wireless Networks, 2004, 10(6): 701-710.
- [15] Julier S, Uhlmann J, Durrantwhyte H F. A new method for nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimates[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.

(责任编辑: 孙艺红)