



基于 RFID 和自适应卡尔曼滤波的 室内移动目标定位方法

摘要

本文研究了 UHF-RFID(超高频-射频识别)环境下的移动目标定位问题,提出了一种结合自适应卡尔曼滤波和 BVIRE(边界虚拟参考标签)的移动机器人定位方法,即 B-AKF(Boundary-Adaptive Kalman Filter)定位方法.首先,利用 UHF-RFID 系统对移动机器人进行初始定位,其次,考虑模型和噪声统计特性不确定性,采用自适应卡尔曼滤波方法对机器人的运动状态进行预测和更新,并引入自适应因子补偿噪声方差不确定性.最后,搭建了基于 UHF-RFID 的定位实验平台,并通过实验研究表明,相比于传统的线性 BVIRE 和线性卡尔曼滤波方法,所提出的自适应卡尔曼滤波方法具有更高的定位精度和更强的鲁棒性能.

关键词

定位;超高频-射频识别;边界虚拟参考标签;自适应卡尔曼滤波器

中图分类号 TP249

文献标志码 A

收稿日期 2018-07-19

资助项目 浙江省自然科学基金(LR16F030005);浙江省公益项目(2016C31065)

作者简介

尹姝,女,硕士,主要研究方向为移动机器人定位. syin@zjut.edu.cn

0 引言

移动机器人的定位是其实现自主导航的关键技术之一^[1],广泛应用于未知环境探测、远程医疗、智能物流等领域,是移动机器人领域的主要研究方向之一,目前也有许多实用的方法,如基于测距的超声波、视觉和激光定位.由于 UHF-RFID(Ultra High Frequency-Radio Frequency Identification,超高频-射频识别)技术具有超视距信息传输、成本低廉、数据交互快等优点^[2],已经引起了人们的广泛关注并应用于移动机器人定位^[3-5].此外,RFID 标签也可以作为环境中的锚节点地标安装于移动机器人以进行唯一标定.

近年来,RFID 在移动机器人定位研究中产生了许多成果,如 Lionel 等^[6]提出了 LANDMARC 定位模型,采用了无源 RFID 系统在建筑物内对移动目标进行了定位.Han 等^[7]采用了将 RFID 标签在地板上排列成三角形的方案,在 LANDMARC 技术上缩小了传统方格的估计误差.该方法还利用编码器在左右轮子的数据信息精确地计算移动机器人的位置,同时融合了 RFID 信号强度值信息.Chon 等^[8]使用 RFID 系统将 GPS 和陀螺仪两者产生的高度精确位置信息进行融合,利用安装有源标签信息的移动机器人在道路上获得了较为准确的定位精度.Yamano 等^[9]则提出了一种支持向量机实现了 RFID 系统的定位.Masumoto 等^[10]结合了 RFID 系统和 GPS 进行了机器人的位姿估计.而在基于载波信号差(Phase Difference of Arrival)的定位方法中引入了超高频 RFID 定位系统^[11-13]之后,文献[14]利用 RFID 参考标签的相位信息,使用了一种多假设扩展卡尔曼滤波方法,实验验证了移动机器人在初始位姿未知情况下的全局定位.在这些研究中,由于系统的局限性,使用的单个传感器系统定位不能保证准确性.此外,由于非线性转换造成的线性化误差往往是时变的,使得噪声估计器往往不能发挥其应有的作用^[15].另外,现有的 UHF-RFID 定位方法^[16-18]中,有基于信号强度值三角质心定位方法,有使用引入参考标签为核心的 LANDMARC 和 VIRE 定位方法^[19-20].然而,依靠 RSSI 测距的方式存在抗干扰能力差、定位精度低等问题.

为此,本文提出了一种基于自适应卡尔曼滤波的移动机器人定位方法.为了避免量测非线性引起的不利影响,引入了 BVIRE

1 浙江工业大学 电工电子中心,杭州,310023

2 浙江工业大学 信息工程学院,杭州,310023

(Boundary Virtual Reference, 边界虚拟参考标签)方法将非线性的量测信息转化为线性的量测信息,进而通过引入自适应因子补偿噪声方差不确定性问题.与文献[16]相比,增加了边界处理过程.最后,搭建了基于 UHF-RFID 的移动目标定位实验平台,并在该平台上验证了所提出算法的有效性和优越性.

1 B-AKF 自适应卡尔曼滤波定位方法

1.1 系统建模

考虑一般移动目标定位问题,假设移动机器人的运动学模型可由以下非线性状态空间模型描述:

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1}, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_k = [x_{pk}, x_{vk}, y_{pk}, y_{vk}]^T$ 为系统状态, x_{pk} 和 y_{pk} 分别是 k 时刻机器人在 x 轴和 y 轴的坐标值. $f(\cdot)$ 为状态转移矩阵, \mathbf{w}_{k-1} 为零均值且协方差为 \mathbf{Q}_{k-1} 的高斯白噪声序列.

为了避免因系统线性化而导致的滤波器估计不稳定的问题,使用信号强度值以及引入参考标签对移动机器人获取位置信息.即通过虚拟标签(BVIRE)方法实现非线性量测到线性量测的转换,得到机器人位置的估计作为观测输入.假设观测误差服从 $N(0, \mathbf{R}_k)$ 的高斯分布,则系统的观测模型可表示如下:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \quad (2)$$

其中, $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 为观测矩阵, $\mathbf{z}_k = [x_k, y_k]^T$ 为系统的观测值, \mathbf{v}_k 为系统的观测噪声,是零均值且协方差为 \mathbf{R}_k 的高斯白噪声.假设观测噪声 \mathbf{v}_k 与过程噪声 \mathbf{w}_k 不相关.

1.2 B-AKF 自适应滤波器设计

Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波器是一种次优无偏极大后验噪声统计估计器^[19-20].主要思想是利用观测输出对系统噪声和观测噪声的统计特性进行实时动态估计,将估计的噪声参数用于卡尔曼滤波的状态估算,最终求出系统的状态估计值. Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波器中,状态和估计误差方差预测值按以下式子计算:

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \Phi_{k,k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \hat{\mathbf{w}}_{k-1}, \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1}\mathbf{P}_{k-1}\Phi_{k,k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1}, \quad (4)$$

系统状态估计更新由以下式子计算:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{klk-1}\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}_{klk-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k]^{-1}, \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk} = \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{K}_k\mathbf{v}_k, \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{klk} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H})\mathbf{P}_{klk-1}(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H})^T + \mathbf{K}_k\mathbf{R}_k\mathbf{K}_k^T. \quad (7)$$

协方差自适应调整如下:

$$\hat{\mathbf{q}}_k = (1 - d_k)\hat{\mathbf{w}}_{k-1} + d_k(\hat{\mathbf{x}}_{klk} - \Phi_{k,k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}), \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}_k = (1 - d_k)\hat{\mathbf{Q}}_{k-1} + d_k(\mathbf{K}_k\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T\mathbf{K}_k^T + \mathbf{P}_k - \Phi_{k,k-1}\mathbf{P}_{k-1}\Phi_{k,k-1}^T), \quad (9)$$

$$d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1}), \quad (10)$$

其中, $\mathbf{v}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{klk-1}$ 为新息序列, Φ_k 为系统状态转移矩阵, $0 < b < 1$ 为遗忘因子,初值 $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}$, $\mathbf{P}_{0|0}$, $\hat{\mathbf{w}}_0$, $\hat{\mathbf{Q}}_0$ 均已知给定.为了提高滤波器的快速跟踪能力,一般取 $0.95 < b < 0.99$.参数 b 用于限制滤波器的记忆长度,当噪声统计特性变化快时,可适当增大 b 数值,相反,则相应地减小数值.该数值反映了当前的量测数据对过去所有时刻量测数据的依赖性.

使用 BVIRE 的非线性插值方法,可以有效地将测量方程从非线性转化为线性,同时,可获知移动机器人的当前位置信息.然而,在实际应用中,由于多径效应等因素会导致定位精度急剧降低,从而导致定位结果产生较大的偏差,严重时甚至发散.为了提升系统的鲁棒性和定位精度,本文将 BVIRE 方法与 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波方法结合,称为 B-AKF 方法,并在 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波器的基础上通过引入渐消因子对系统的状态模型不确定性进行补偿.此外,使用了一种基于协方差匹配判据的方法判断滤波器发散趋势.由于无法获知系统的真实状态,因而采用新息序列进行一致性判别.考虑新息估计的一致性,引入了一个事先设定的可调系数 $S \geq 1$,并考虑如下不等式:

$$\mathbf{v}_k^T\mathbf{v}_k \leq S \times \text{tr}[E(\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T)], \quad (11)$$

其中, $E(\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T)$ 为真实新息协方差, tr 表示矩阵的迹.若不等式(11)不成立,则修正 $\mathbf{P}_{k,k-1}$,得到新状态估计协方差 \mathbf{P}_{klk-1}^* ,使其成为

$$\mathbf{P}_{klk-1}^* = \lambda_k\mathbf{P}_{klk-1} + \mathbf{Q}_{k-1}. \quad (12)$$

当满足收敛条件时,就采用标准 Sage-Husa 算法进行估计.当检测到算法发散时,加入衰减因子 λ_k 进行计算,对 $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 进行修正,从而加大当前观测量的作用,认为其新息满足一致性,即式(12)成立.如此可预防滤波器的发散,其中 λ_k 由下式确定:

$$\lambda_k = \begin{cases} \lambda_k, & \lambda_k \geq 1, \\ 1, & \lambda_k < 1, \end{cases} \quad (13)$$

其中,

$$\lambda_k = \frac{\text{tr}(\mathbf{C}_k - \mathbf{R})^T}{\text{tr}[(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k,k-1})(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k,k-1})^T]}, \quad (14)$$

$$C_k = \begin{cases} v_k v_k^T, & k = 1, \\ \rho C_k + v_k v_k^T, & k > 1, \end{cases} \quad (16)$$

其中 $0 < \rho \leq 1$ 是遗忘因子,可帮助进一步提高滤波器的跟踪能力.

1.3 B-AKF 自适应滤波算法实现

针对式(1)和(2)描述的目标跟踪问题,本文所采用的自适应卡尔曼与 BVIRE 方法联合定位可以实现系统噪声统计特性的估计和非线性系统的卡尔曼滤波,具体步骤如下:

步骤 1.初始化,初始估计值为

$$\hat{x}_{0|0} = E(x_0), \quad (17)$$

$$P_{0|0} = E\{(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T\}, \quad (18)$$

$$\hat{w}_0 = w_0, \hat{v}_0 = v_0, \hat{Q}_0 = Q_0, \hat{R}_0 = R_0, b = b_0. \quad (19)$$

步骤 2.对于给定的 $\hat{x}_{k-1,k-1}, P_{k-1,k-1}$,由式(2)和(5)一(7)可得到预测更新协方差 $P_{k|k}$,其中式(2)中的 z_k 为 BVIRE 估计的机器人位置.

步骤 3.由式(12)判断滤波器是否发散,若未满足发散条件,直接进入下一步;若发散则按照式(13)一(16)修正 $P_{k|k}$.

步骤 4.根据式(9)一(11)递推估计系统噪声统计特性.

2 仿真研究

为了验证本文 BVIRE 与自适应卡尔曼联合定位方法的有效性,通过现场实验,单独使用 BVIRE 方法可以得到系统噪声统计特性,并以此结果为仿真和实验的初值.分别采用 BVIRE 和 BVIRE 与线性卡尔曼、BVIRE 与自适应卡尔曼进行仿真比较.二维情况下,假设目标按匀速圆周运动,不失一般性采用匀速模型,其系统方程描述如下:

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + w_k, \quad (20)$$

其中,取运动目标的位置、速度作为系统的状态变量,真实初始状态向量为 $x_{0|0} = [4.0, 0.02, 2.0, 0.02]$,系统的采样时间 $\Delta t = 0.4$ s,仿真时间为 100 s,过程噪声如图 1 所示,对移动机器人固定点位置(1.7,1.9).使用 BVIRE 定位结果有 $R_0 = [0.68, 0.01, 0.68, 0.68]$,初始状态噪声协方差为 $Q_k = 0.01^2 I_{4 \times 4}$,初始状态误差协方差 $P_{0|0} = \text{diag}\{0.1^2, 0.01^2, 0.1^2, 0.01^2\}$,遗忘

因子给定为 $\rho = 0.95$.系统噪声和量测噪声均为相互独立的零均值高斯白噪声.

根据上述初始化条件,分别对 BVIRE 方法、BVIRE 与线性卡尔曼滤波联合定位方法、BVIRE 与自适应卡尔曼联合定位方法在同一采样点,分别进行 100 次蒙特卡罗仿真.仿真结果如图 2—3 所示.图 2 表示机器人位置的均方根误差(RMSE)对比曲线,图 3 表示定位方法定位对比结果.RMSE(量值记为 E_{RMS})定义为

$$E_{\text{RMS}} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|(\hat{x}_k^i - x_k^i)\|_2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (21)$$

其中 N 为蒙特卡罗仿真次数.

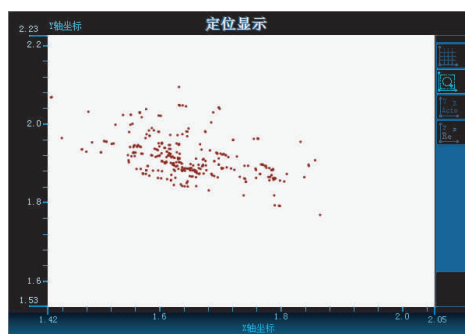


图 1 过程噪声

Fig. 1 Process noise

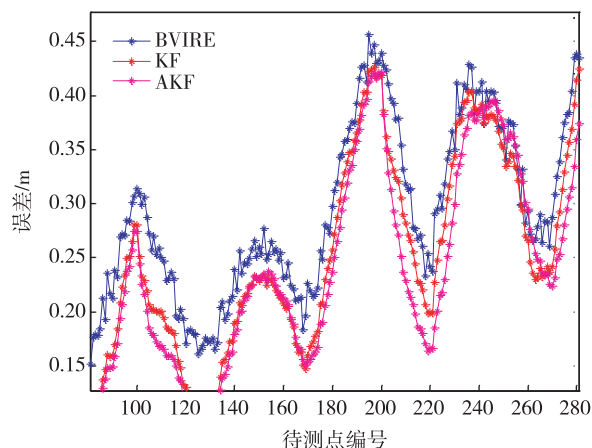


图 2 移动机器人位置估计局部均方误差

Fig. 2 Mean square error of the mobile robot position estimation

如图 3 所示的仿真环境中,在 $8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$ 区域内均匀分布 16 个参考标签,理论轨迹为 $4 \text{ m} \times 4 \text{ m}$ 的正方形.仿真结果显示,改进的方法在未知系统噪声的情况下,其定位估计的结果更加接近移动机器人的真实轨迹.由图 2 不难发现,无论是 BVIRE 方法还是卡尔曼与 BVIRE 方法都在后半段的位置估计中明

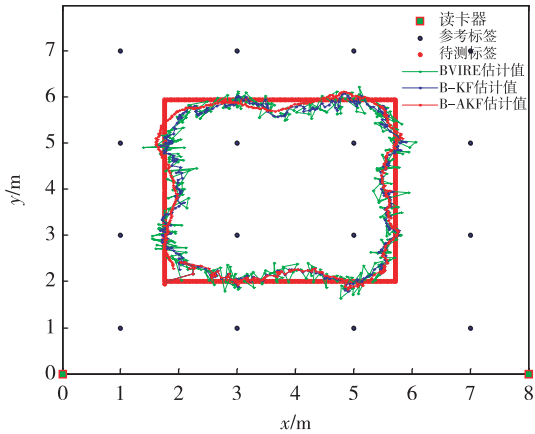


图3 移动机器人位置估计结果

Fig. 3 The locating results of the mobile robot position

显偏离真实位置,特别是在拐角处其均方根误差较大.理论分析可知主要是由于在标准的卡尔曼滤波中,其给定的噪声统计特性根据先验信息而定,不够准确.进一步引入本文提出的自适应因子进行自动补偿,仿真结果如图3中的红色曲线所示,定位精度得到了一定的提高.

3 实验研究

将改进方法运用于如图4所示的真实定位环境.场景为4 m×4 m的定位区域,具体布局如图4所示,最终实时的位置估计结果显示于图5中,获得了满意的定位结果.值得一提的是,由于没有引入自适应过程,BVIRE方法和BVIRE与线性卡尔曼滤波方法在此定位平台应用中均不同程度发散.经发散数据分析发现,在模糊地图建立阶段,BVIRE因在某一时刻无法建立正确的相交地图点集导致定位结果发散.而线性卡尔曼滤波由于没有自适应过程,也间接导致线性卡尔曼滤波在时刻更新的过程中鲁棒性较低.

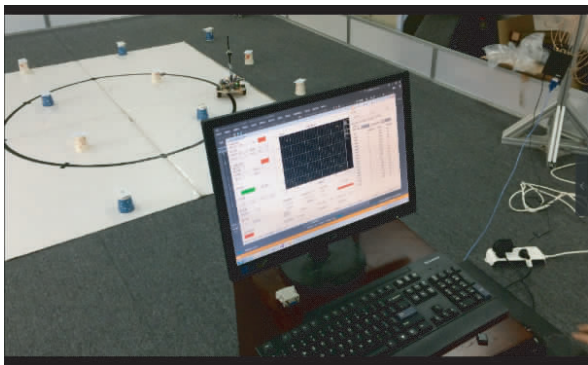


图4 定位系统实验平台

Fig. 4 The experimental platform of location system

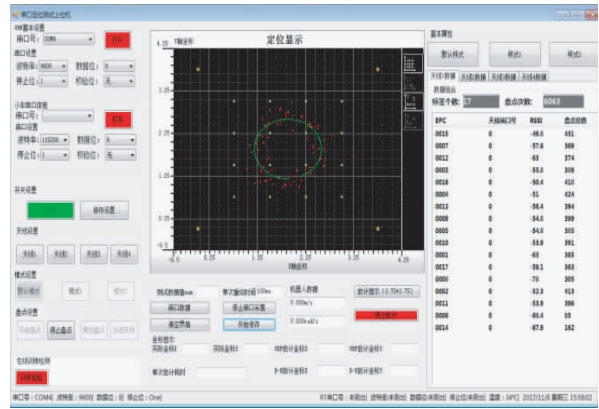


图5 移动机器人定位结果在上位机的显示

Fig. 5 The localization results of the mobile robot in PC

4 结论

本文提出的BVIRE与自适应卡尔曼滤波联合位置估计的方法,通过采用BVIRE方法对移动机器人位置的预处理,将非线性的量测信息转化为线性的量测信息,同时,对系统噪声未知的统计特性进行实时估计,利用新息对算法发散的 trend 进行判断,通过引入自适应因子提高了定位方法的鲁棒性.实验结果表明,改进方法在滤波精度和稳定性方面有明显提升.

参考文献

References

- [1] Gueaieb W, Miah M S. An intelligent mobile robot navigation technique using RFID technology [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008, 57(9) : 1908-1917
- [2] Zhou J R, Zhang H J, Zhou H L. Localization of pallets in warehouses using passive RFID system [J]. Journal of Central South University, 2015, 22(8) : 3017-3025
- [3] Catarinucci L, Tedesco S, Tarricone L. Customized ultra high frequency radio frequency identification tags and reader antennas enabling reliable mobile robot navigation [J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(2) : 783-791
- [4] Han S, Lim H S, Lee J M. An efficient localization scheme for a differential-driving mobile robot based on RFID system [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(6) : 3362-3369
- [5] Khaliq A A, Pecora F, Saffiotti A. Inexpensive, reliable and localization-free navigation using an RFID floor [C] // European Conference on Mobile Robots, IEEE, 2015: 1-7
- [6] Lionel M N, Liu Y, Lau Y C, et al. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID [J]. Wireless Networks, 2004, 10(6) : 701-710

- [7] Han S, Lim H, Lee J. An efficient localization scheme for a differential-driving mobile robot based on RFID system [J]. IEEE Trans Ind Electron, 2007, 54(6) : 3362-3369
- [8] Chon H D, Jun S, Jung H, et al. Using RFID for accurate positioning [J]. J Global Positioning Syst, 2004, 3(1/2) : 32-39
- [9] Yamano K, Tanaka K, Hirayama M, et al. Self-localization of mobile robots with RFID system by using support vector machine [C] // Proc IEEE/RSJ Int Conf Intell Robots Syst, 2004 : 3756-3761.
- [10] Matsumoto O, Komoriya K, Hatase T, et al. Autonomous traveling control of the 'TAO Aicle' intelligent wheelchair [C] // Proc IEEE/RSJ Int Conf Intell Robots Syst, 2006 : 4322-4327
- [11] Park S, Hashimoto S. Autonomous mobile robot navigation using passive RFID in indoor environment [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(7) : 2366-2373
- [12] Digiampaolo E, Martinelli F. Mobile robot localization using the phase of passive UHF RFID signals [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1) : 365-376
- [13] Martinelli F. A robot localization system combining RSSI and phase shift in UHF-RFID signals [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(5) : 1782-1796
- [14] Emidio D, Francesco M. Mobile robot localization using the phase of passive UHF RFID signals [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1) : 365-376
- [15] 石勇, 韩崇昭. 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用 [J]. 自动化学报, 2011, 37(6) : 755-759
- SHI Yong, HAN Chongzhao. Adaptive UKF algorithm with applications to target tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(6) : 755-759
- [16] 张文安, 陈国庆, 杨旭升. UHF-RFID 环境下的移动机器人定位方法 [J]. 控制与决策, 2017, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.0741
- ZHANG Wen'an, CHEN Guoqing, YANG Xusheng. Mobile robot localization in UHF-RFID environment [J]. Control and Decision, 2017, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.0741
- [17] Kunkel S, Bieber R, Huang M S, et al. A concept for infrastructure independent localization and augmented reality visualization of RFID tags [C] // 2009 IEEE MTT-S International Microwave Workshop on Wireless Sensing, Local Positioning, and RFID, 2009 : 1-4
- [18] Schwiigelshohn F, Nick T, Gotze J. Localization based on fusion of RFID and stereo image data [C] // 2013 10th Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC), 2013 : 1-6
- [19] 俱莹, 刘开华, 史伟光, 等. 基于 RFID 的边界虚拟参考标签定位算法 [J]. 计算机工程, 2011, 37(6) : 274-276
- JU Ying, LIU Kaihua, SHI Weiguang, et al. BVIRE localization algorithm based on RFID [J]. Computer Engineering, 2011, 37(6) : 274-276
- [20] 薛丽, 高社生, 胡高歌. 自适应 Sage-Husa 粒子滤波及其在组合导航中的应用 [J]. 中国惯性技术学报, 2013, 21(1) : 84-88
- XUE Li, GAO Shesheng, HU Gaoge. Adaptive Sage-Husa particle filtering and its application in integrated navigation [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2013, 21(1) : 84-88

Indoor moving-target localization using RFID and adaptive Kalman filter

YIN Shu¹ CHEN Yuanyuan² QIU Xiang²

¹ Center of Electrician and Electronics, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023

² College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023

Abstract The UHF-RFID-based moving-target localization problem is investigated in this paper. In addition, a novel localization method, named B-AFK method, which integrates the adaptive Kalman filter and the conventional BVIRE method, is presented. First, the UHF-RFID system is used to initialize the location of a mobile robot. Then, considering the uncertainties in the model and the statistical properties of the UHF-RFID localization system, an adaptive Kalman filter method is used to predict and update the robot's position. Further, an adaptive factor is introduced to compensate for the uncertainties in the noise covariance. Finally, a UHF-RFID-based localization platform is established and experiments are carried out to show that the proposed method outperforms the conventional BVIRE and linear Kalman filter in terms of precision and robustness.

Key words localization; ultra high frequency-radio frequency identification (UHF-RFID); boundary virtual reference; adaptive Kalman filter