WSNs 下移动机器人 HuberM-CKF 离散滤波定位*

邓先瑞[1]，聂雪媛[2]，刘国平[3]

(1. 唐山师范学院 计算机科学系，河北 唐山 063000；2. 中国科学院力学研究所，北京 100190；3. 哈尔滨工业大学 航空学院，哈尔滨 150001)

摘　要： 针对传统移动机器人定位算法精度不高的问题，提出一种基于无线传感器网络 HurbM-CKalman 滤波(HCKF)算法的移动机器人定位算法。利用 HurbM 极大似然估计代价函数，求解线性化后 CKF 观测矩阵，从而解决 CKF 滤波算法在未知非高斯白噪声干扰下估计精度不高的问题。然后，在体育馆基于 WSNs 构建了移动机器人定位实验环境，并结合移动机器人动力学模型，对 HCKF、CKF 算法的定位精度进行对比。结果显示，在不含噪声干扰和含未知噪声干扰两种情况下，HCKF 算法定位精度分别比 CKF 算法提高 7% 和 15%。

关键词： 无线传感器网络；HurbM 代价函数；CKF 滤波；移动机器人；定位

中图分类号： TN911.7　　**文献标志码：** A　　**文章编号：** 1001-3695(2016)06-1839-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.06.053

Discrete HuberM-CKF filter based mobile robot positioning in WSNs

Deng Xianrui[1], Nie Xueyuan[2], Liu Guoping[3]

(1. *Dept. of Computer Science, Tang Shan Normal University, Tangshan Hebei* 063000, *China*; 2. *Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100190, *China*; 3. *School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin* 150001, *China*)

Abstract: According to problem of low accuracy in traditional mobile robot localization, this paper designed the discrete HuberM-CKalmam filter (HCKF) based mobile robot positioning algorithm. It made use of the cost function of HurbM maximum likelihood estimation to solve the linearized CKF observation matrix, which improved the estimation accuracy for CKF filter algorithm with unknown-non-Gauss white noise disturbance. Then, it constructed WSNs based experiment environment for mobile robot at gymnasium, and combined with mobile robot dynamics model, it compared the positioning accuracy for the HCKF and the CKF algorithm. The results show that, for the two cases of non interference and unknown noise interference, the proposed method respectively improves the accuracy of HCKF algorithm about 7% and 15% more than CKF algorithm.

Key words: wireless sensor network; HurbM cost function; CKF filter; mobile robot; localization

当前，机器人定位系统已得到广泛研究，并逐步走向应用[1,2]。在室外条件下，文献[3]基于 GPS 实现室外车辆跟踪定位，该技术目前已得到广泛应用；而在室内条件下，GPS 信号不好，文献[4]构建基于无线传感器网络(WSN)的室内机器人定位，本文基于后者进行研究。在定位算法研究中，文献[5]利用 H_∞ 滤波算法实现室内机器人定位；文献[6]基于粒子滤波算法实现室内机器人定位等。上述算法的实现基础是在白噪声环境下，但实际并非如此。Cubature 卡尔曼滤波(CKF)算法同 H_∞ 和粒子滤波算法一样，也不能很好地解决非高斯白噪声问题[7]。为此，基于 HuberM 极大似然估计代价函数，对 CKF 观测信息进行重构，而后基于 CKF 算法对非线性观测方程进行滤波，无须利用传统线性化方法，避免了对噪声干扰信息的需求，实现了非线性鲁棒滤波。在此基础上，实现了 WSNs 下移动机器人 HuberM-CKF 离散滤波定位。

1　问题描述

考虑无线传感器网络可提供移动机器人的位置和加速度等信息，尽管机器人通常通过内置陀螺仪定位，但在 WSNs 网络中，其位置可通过 (x,y) 进行定义。令移动机器人在采样时刻 k 的状态向量为 $x(k)$：

$$x(k) = [p_x(k), p_y(k), v_x(k), v_y(k)]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中：$p_x(k)$、$p_y(k)$ 分别为在 x 和 y 方向的位置；而 $v_x(k)$、$v_y(k)$ 分别为 x 和 y 方向的速度。机器人的速度可由加速度计算得到，而加速度通过惯性测量值(IMU)计算得到。加速度为[8]

$$\begin{cases} \tilde{a}_x = a_x + n_{a_x} = (a_s + na_s)\cos(\theta + n_\theta) = \tilde{a}_s\cos(\tilde{\theta}) \\ \tilde{a}_y = a_y + n_{a_y} = (a_s + na_s)\sin(\theta + n_\theta) = \tilde{a}_s\sin(\tilde{\theta}) \end{cases} \tag{2}$$

式中：$\tilde{a}_x$ 和 $\tilde{a}_y$ 分别为在 x 和 y 方向的测量值；a_x 和 a_y 为真实值；n_{a_x} 和 n_{a_y} 为加速度测量噪声；θ 和 n_θ 分别为机器人的行走姿态真实值及其噪声；$\tilde{a}_s$ 和 $\tilde{\theta}$ 为位置和姿态的测量值。

令输入变量为 $u(k)$，表达形式为

$$u(k) = [a_x, a_y]^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

则机器人的动力学方程可表示为[8]

收稿日期：2015-03-04；修回日期：2015-04-21　　基金项目：河北省科技计划资助项目(13220319D)；唐山师范学院博士基金资助项目(07A01)

作者简介：邓先瑞(1973-)，女，副教授，博士，主要研究方向为物联网技术和仿真技术、无线传感器网络(dengxianruihaha@sina.cn)；聂雪媛(1978-)，女，工程师，博士，主要研究方向为网络化控制理论、无线传感器网络；刘国平(1962-)，男，教授，博士，主要研究方向为网络化控制、特征根结构配置、鲁棒临界控制等.

?1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Gv(k) \\ y(k) = Lx(k) \end{cases} \tag{4}$$

式中: 噪声 $v(k)$ 的组成为 $[n_{p_x}, n_{p_y}, n_{a_x}, n_{a_y}]^{\mathrm{T}}$; $y(k)$ 为机器人待估计位置; 矩阵 A、B、G 和 L 可表示为

$$\begin{cases} A = \begin{bmatrix} I_{2\times2} & \Delta t \cdot I_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & I_{2\times2} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0_{2\times2} \\ \Delta t \cdot I_{2\times2} \end{bmatrix} \\ G = \begin{bmatrix} I_{2\times2} & 0_{2\times2} \\ 0_{2\times2} & \Delta t \cdot I_{2\times2} \end{bmatrix}, L = [\ I_{2\times2} \quad 0_{2\times2}\ ] \end{cases} \tag{5}$$

式中: Δt 为测量采样的时间间隔, $I_{2\times2}$ 和 $0_{2\times2}$ 分别为单位矩阵和零矩阵。

假定有 N 个参考标签分别位于坐标 (X_1, Y_1), …, (X_N, Y_N) 处, 机器人上的移动标签坐标为 (p_x, p_y), 参考标签与移动标签的距离分别为 $r_1, \cdots, r_N$, 则基于三角测量原理可利用三个以上的参考标签对移动标签进行定位, 如图 1 所示, 并可通过求解下述方程实现:

$$r_i^2 = (X_i - p_x)^2 + (Y_i - p_y)^2 \quad i = 1, \cdots, N \tag{6}$$

应用最小二乘法求解上式, 可得机器人移动标签的位置为

$$\hat{y} = (H^{\mathrm{T}} H)^{-1} H^{\mathrm{T}} b \tag{7}$$

则采样时刻 k 的测量向量可表述为

$$\hat{y}(k) = Hx(k) + \tilde{\omega}(k) \tag{8}$$

式中: 测量不确定度 $\tilde{\omega}(k)$ 为 $[m_{p_x}, m_{p_y}]$, 分别为 x 和 y 方向的位置偏差。式(7)(8)中涉及的变量为

$$\begin{cases} H = \begin{bmatrix} (X_2 - X_1) & (Y_2 - Y_1) \\ (X_3 - X_1) & (Y_3 - Y_1) \\ \vdots & \\ (X_N - X_1) & (Y_N - Y_1) \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \\ b = \dfrac{1}{2} \begin{bmatrix} (X_2^2 - X_1^2) + (Y_2^2 - Y_1^2) - (r_2^2 - r_1^2) \\ (X_3^2 - X_1^2) + (Y_3^2 - Y_1^2) - (r_3^2 - r_1^2) \\ \vdots \\ (X_N^2 - X_1^2) + (Y_N^2 - Y_1^2) - (r_N^2 - r_1^2) \end{bmatrix} \end{cases} \tag{9}$$

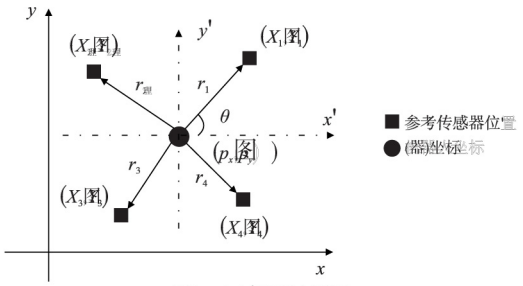

图1 三角测量原理

2 算法描述

2.1 CKF 滤波

机器人动力模型式(4)可简化成非线性空间模型为

$$\begin{cases} x_k = F(x_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ y_k = H(x_k) + \tilde{\omega}_k \end{cases} \tag{10}$$

其中: $x_k \in R^n$ 为状态向量; $y_k \in R^m$ 为观测向量; ω_k 和 $\tilde{\omega}_k$ 均为高斯白噪声, 前者为过程噪声, 后者为量测噪声, 两者互不相关。两者的均值和协方差矩阵为

$$\begin{cases} E(\omega_k) = 0, E[\omega_k \omega_j^{\mathrm{T}}] = Q\delta_{kj} \\ E(\tilde{\omega}_k) = 0, E[\tilde{\omega}_k \tilde{\omega}_j^{\mathrm{T}}] = R\delta_{kj} \end{cases} \tag{11}$$

式中, δ_{kj} 为脉冲函数。

CKF 滤波算法流程表述如下[10]:

a) 时间更新

$$P_{k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} S_{k-1|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

$$X_{i,k-1|k-1} = S_{k-1|k-1}\xi_i + \hat{x}_{k-1|k-1} \tag{13}$$

$$X_{i,k|k-1}^* = F(X_{i,k-1|k-1}) \tag{14}$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} X_{i,k|k-1}^* \tag{15}$$

$$P_{k|k-1} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} X_{i,k|k-1}^* X_{i,k|k-1}^{*\mathrm{T}} - \hat{x}_{k|k-1}\hat{x}_{k|k-1}^{\mathrm{T}} + Q_{k-1} \tag{16}$$

b) 量测更新

$$P_{k|k-1} = S_{k|k-1} S_{k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

$$X_{i,k|k-1} = S_{k|k-1}\xi_i + \hat{x}_{k|k-1} \tag{18}$$

$$Y_{i,k|k-1} = H(X_{i,k|k-1}) \tag{19}$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} Y_{i,k|k-1} \tag{20}$$

$$P_{yy,k|k-1} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} Y_{i,k|k-1} Y_{i,k|k-1}^{\mathrm{T}} - \hat{x}_{k|k-1}\hat{y}_{k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{21}$$

$$K_k = P_{xy,k|k-1} P_{yy,k|k-1}^{-1} \tag{22}$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = \hat{x}_{k-1|k} + K_k(y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \tag{23}$$

$$P_{k|k} = P_{k-1|k} - K_k P_{yy,k|k-1} K_k^{\mathrm{T}} \tag{24}$$

2.2 离散 Huber-CKF 滤波

为解决传统 CKF 滤波算法中对噪声分布要求过于苛刻, 而实际应用中噪声的先验统计未知或无法准确获得, 不能满足高斯白噪声的情况, 引入极大似然 HuberM 算法对其进行改进。令 k 时刻的状态值 x_k 与估计值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 之间的关系表达式为

$$x_k = \hat{x}_{k|k-1} + \delta x_k \tag{25}$$

式中: δx_k 为估计偏差, 其方差为 $P_{k|k-1}$, 则线性化后的观测方程线性化矩阵可表示为

$$\begin{bmatrix} y_k - h(\hat{x}_{k|k-1}) + H_k \hat{x}_{k|k-1} \\ \hat{x}_{k|k-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} \eta_k \\ -\delta x_k \end{bmatrix} \tag{26}$$

式中: H_k 为线性化观测方程的斜率矩阵, 可表述为

$$H_k = [P_{k|k-1})^{-1} P_{x,y}]^{\mathrm{T}} \tag{27}$$

定义如下表达式:

$$D_k = \begin{bmatrix} R_k & 0 \\ 0 & P_{k|k-1} \end{bmatrix} \tag{28}$$

$$z_k = D_k^{-0.5} \begin{bmatrix} y_k - h(\hat{x}_{k|k-1}) + H_k \hat{x}_{k|k-1} \\ \hat{x}_{k|k-1} \end{bmatrix} \tag{29}$$

$$M_k = D_k^{-0.5} \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix} \tag{30}$$

$$x_k = D_k^{-0.5} \begin{bmatrix} \eta_k \\ -\delta x_k \end{bmatrix} \tag{31}$$

则可得

?1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$z_k = M_k x_k + \chi_k \tag{32}$$

引入 HuberM 极大似然估计代价函数[11]：

$$J(x_k) = \sum_{i=1}^{m+n} \rho(g_i) \tag{33}$$

式中：g_i 为残差向量分量，$g = M_k x_k - z_k$，$\rho(g_i)$ 可表述为

$$\rho(g_i) = \begin{cases} \dfrac{g_i^2}{2} & |g_i| \leqslant \gamma \\ \gamma |g_i| - \dfrac{\gamma^2}{2} & |g_i| > \gamma \end{cases} \tag{34}$$

式中，γ 为给定的阈值参数，$\gamma = 0.1345$ 时，在满足高斯分布情况下，Huber-CKF 滤波算法是 L_2 范数估计效率的 95% 左右。令 $\varphi(g_i) = \dfrac{\partial \rho(g_i)}{\partial g_i}$，则最小化式(33)代价函数可得

$$\sum_{i=1}^{m+n} \varphi(g_i) \frac{\partial g_i}{\partial x_l} = 0 \quad l = 1, 2, \cdots, n \tag{35}$$

若 $\psi(g_i) = \dfrac{\varphi(g_i)}{g_i}$，则可得

$$\psi(g_i) = \begin{cases} 1 & |g_i| \leqslant \gamma \\ \dfrac{\gamma}{|g_i|} & |g_i| > \gamma \end{cases} \tag{36}$$

$$\psi = \mathrm{diag}\,[\psi(g_i)] \tag{37}$$

$$M_k^{\mathrm{T}} \psi (M_k x_k - z_k) = 0 \tag{38}$$

对上式可采用迭代算法进行求解：

$$\hat{x}_k^{j+1} = (M_k^{\mathrm{T}} \psi^j M_k)^{-1} M_k^{\mathrm{T}} \psi^j z_k \tag{39}$$

迭代初值一般选取为 $(M_k^{\mathrm{T}} M_k)^{-1} M_k^{\mathrm{T}} z_k$，则迭代终止后估计值与真实值偏差表达式为

$$P_{k|k} = (M_k^{\mathrm{T}} \psi M_k)^{-1} \tag{40}$$

3　仿真实验与分析

3.1　HCKF 算法性能

在对滤波算法进行性能对比时，选取单变量非平稳模型，其离散化模型可表述为[12]

$$\begin{cases} x_{k+1} = 0.5 x_k + \dfrac{12 x_k}{1 + x_k^2} + 2\cos(2.3k) + \omega_k \\ y_{k+1} = x_{k+1}^2 + v_{k+1}, k = 1, 2, \cdots, N \end{cases} \tag{41}$$

式中：$\omega_k \sim N(0,1)$ 为系统过程噪声，$v_k \sim N(0,1)$ 为系统量测噪声。系统初始预测值为 0.1，过程方差为 1，算法运行时间 $T = 500$。蒙特卡洛总运行次数为 $M = 50$，人工构造观测噪声的概率密度函数形式为

$$p_x(x_k) = (1 - \alpha) N(0, \sigma_1) + \alpha N(0, \sigma_2) \tag{42}$$

式中，α 为混合比。令 $\beta = \dfrac{\sigma_2}{\sigma_1}$，表示 $p_x(x_k)$ 偏离标准正态分布程度。选取 H_∞ 滤波、CKF 滤波两种算法作为对比算法，并定义算法评价指标[13]：

$$\begin{cases} S_T(t) = \overline{(x_k(t) - \hat{x}_{k|k}(t))^2} \\ S_A = \overline{S_T(t)} \\ S_D(t) = \overline{P_{k|k}(t)} \\ R_a = \dfrac{n_a \quad [S_T - S_D) < 0]}{N} \end{cases} \tag{43}$$

式中：$S_T(t)$ 为时域均方误差；S_A 为总滤波均方误差；R_a 为预测值与方差的一致性；n_a 为满足条件的算法运行次数。设置算法参数：$\alpha = 0.5$，$\beta = 10$，仿真对比结果如图 2(a) ~(c) 所示。

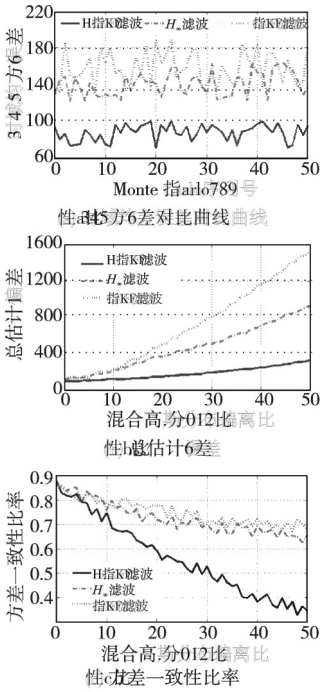

图2　仿真指标对比

图 2 分别给出 H_∞、CKF 和 HCKF 三种滤波算法的时域均方误差、总估计误差和方差一致性比率三种指标上的仿真对比情况。从图中可以看出，在滤波算法精度上，HCKF 滤波算法要好于 H_∞ 和 CKF 两种滤波算法，不论是在时域均方误差还是总估计误差上，这种优势都存在。随着混合高斯分布偏离比 β 的逐渐增大，HCKF 滤波算法的精度优势愈发明显。主要原因是 HCKF 滤波算法在每次进行滤波操作时都要在进行完 CKF 算法步骤后，执行一次 HuberM 线性回归估计，当噪声偏离标准正态分布不严重时（β 较小时），HuberM 线性回归估计对估计算法的提高有限，有时反而对估计产生不良影响，抵消了滤波精度的提高。

H_∞ 滤波和 CKF 滤波算法相比，在时域均方差指标上两者相差不大，H_∞ 滤波算法稍优于 CKF 滤波算法，而在总估计偏差指标上，H_∞ 滤波算法与 CKF 滤波算法相比，具有较明显的优势。在方差一致性比率指标上，两者性能相差不大，H_∞ 滤波算法稍优于 CKF 滤波算法。通过上述仿真可看出，HCKF 算法对于原始 CKF 滤波算法的性能提升作用是比较明显的。

3.2　WSNs 机器人定位

实验环境创建：假定机器人移动加速度是方差为 0.01 m/s^2 的随机变量，网络的测量信号噪声 ω 是标准偏差为 1.5 m 的高斯白噪声，模拟表达式为 $\omega = 0.5\sin(4\pi t)$。为模拟真实环境，在模拟环境中，对数字通信系统的线性调频扩频（CSS）值，分为附加人为电磁干扰和不附加干扰两种情况，这两种情况下的机器人起点和移动轨迹相同，如图 3 所示。使用标签传感器对机器人位置进行标定，IMU 采用 Microinfinity 公司的 XA3300 设备，该设备装有陀螺仪、加速度计和磁力计各三个，可用来测量机器人的姿态、角速度及加速度等参量。利用 IMU 获得的机器人偏航姿态和航向加速度可分别计算 x 和

?1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

y 方向的绝对加速度值。图 3 实验场景中共设置有八个固定传感器标签(tag) ,分别位于场景周围墙壁上,一个移动传感器标签(CSS tag) 位于机器人上。相关参数设置如表 1 所示。

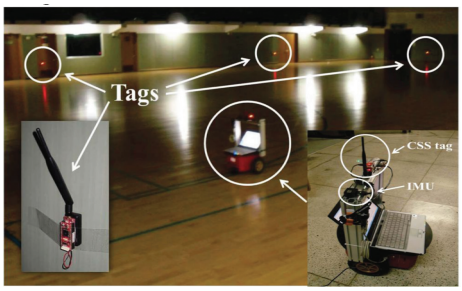

图 3　实验场景

表 1　实验参数设置

参数	数值
采样时间间隔 Δt	0.1 s
机器人速度	0.10 m/s
机器人真实转速	0.05 m/s
移动传感器标签高度	0.6 m

将整个实验设置在体育馆内,以篮球场平行方向为 x 轴,垂直方向为 y 轴,设置固定传感器标签坐标位置为(单位: m) : (11.23,0) 、(25.13,0) 、(31.34,2.4) 、(36.24,6.8) 、(39.57,16.5) 、(25.13,21.67) 、(11.24,23.14) 和(0,18.32) ,共八个固定传感器标签,如图 3 所示。对比算法采用 CKF 滤波算法,机器人移动轨迹为,先沿 x 轴方向移动,然后沿 y 轴方向移动,仿真结果如图 4(a) ~(c) 所示。

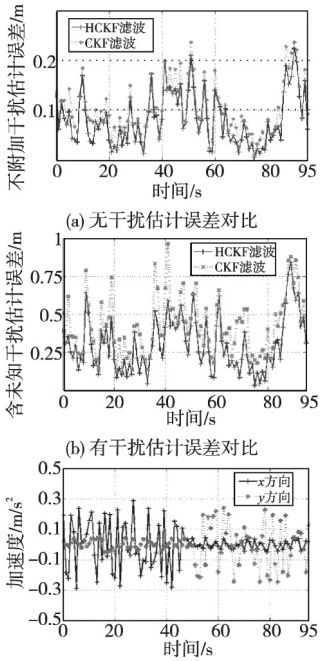

图4　算法对比

图 4(a) (b) 分别给出算法在不含噪声干扰和含未知噪声干扰两种情况下的估计误差对比实验数据曲线。从(a) 可看出,在不附加干扰情况下,HCKF 和 CKF 算法的定位误差精度相差不大,并且两种算法的定位精度都相对较高,从误差数值上对比,HCKF 算法在无附加干扰情况下,平均定位精度比 CKF 算法定位精度约提高 7% 左右。从(b) 可看出,在附加噪声干扰情况下,HCKF 算法的跟踪定位精度要明显高于 CKF 算法,从误差数值上对比,HCKF 算法在附加噪声干扰情况下,平均定位精度比 CKF 算法定位精度约提高 15% 左右,从而验证了 HCKF 算法在机器人定位算法中的有效性。

图 4(c) 给出含噪声干扰下的 x 轴和 y 轴方向的加速度数据由于机器人先沿 x 轴方向移动,然后沿 y 轴方向移动,所以在图 4(c) 中反映的结果是,前期 x 轴方向的加速度波动较大,y 轴的加速度波动较小,而后期 y 轴方向的加速度波动较大,x 轴的加速度波动较小。

4　结束语

利用 HurbM 极大似然估计代价函数,对线性化后 CKalman 观测矩阵进行求解,以解决 CKalman 滤波算法在未知非高斯白噪声干扰下估计精度不高的问题,并且在实际仿真环境中进行了验证。实验结果显示,HCKF 算法在不含噪声干扰和含未知噪声干扰两种情况下的定位精度都高于 CKF 算法,并且在含未知噪声干扰情况下提高的比例要高于不含噪声干扰情况,反映了所提算法对非高斯白噪声干扰的针对性和有效性。

参考文献:

[1] Deshpande N, Grant E, Henderson T C. Target localization and autonomous navigation using wireless sensor networks: a pseudogradient algorithm approach [J]. IEEE Systems Journal, 2014, 8(1): 93-103.

[2] 毛玲,李振波,张大伟. 基于红外传感器的移动微机器人定位研究 [J]. 传感器与微系统, 2014, 33(12): 38-41.

[3] Ahn H S, Ko K H. Simple pedestrian localization algorithms based on distributed wireless sensor networks [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2009, 56(10): 4296-4302.

[4] Rohrig C, Muller M. Localization of sensor nodes in a wireless sensor network using the nanoLOC TRX transceiver [C] //Proc of IEEE Vehicular Technology Conference. 2009: 1-5.

[5] Fox D, Burgard W, Dellaert F. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots [C] //Proc of Native Conference on Artificial Intellgence. [S. l.]: IEEE Press, 1999: 343-349.

[6] Sovic V, Athalye A, Bolic M. Particle filtering for indoor RFID tag tracking [C] //Proc of IEEE Signal Process Conference. [S. l.]: IEEE Press, 2011: 193-196.

[7] 孙枫,唐李军. Cubature 卡尔曼滤波—卡尔曼滤波算法 [J]. 控制与决策, 2012, 27(10): 1561-1565.

[8] Chen Tingchang. On data collection using mobile robot in wireless sensor networks [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2011, 41(6): 1213-1224.

[9] Dunbabin M, Marques L. Robots for environmental monitoring: significant advancements and applications [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(1): 24-39.

[10] 刘万利,张秋昭. 基于 Cubature 卡尔曼滤波的强跟踪滤波算法 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(5): 1102-1107.

[11] 刘星成,袁东升,梁平元. 基于代价函数的 WSN 能效路由协议性能分析 [J]. 通信学报, 2011, 32(6): 132-140.

[12] Jahanchahi C, Mandic D P. A class of quaternion Kalman filters [J]. IEEE Trans on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(3): 533-544.

?1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net