

引用格式:李金杰,崔英花. 改进的粒子滤波算法在 RFID 室内目标跟踪中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(6): 88-92.
[LI J J, CUI Y H. Application of improved particle filter algorithm in RFID indoor target tracking [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(6): 88-92.]

改进的粒子滤波算法在 RFID 室内目标跟踪中的应用

李金杰, 崔英花

(北京信息科技大学 信息与通信工程学院, 北京 100101)

摘 要: 针对复杂室内环境下, 现有的 RFID 目标跟踪方法容易受到多径效应和非视距等因素影响, 采用典型的粒子滤波算法估计精度低的问题, 提出了一种改进的粒子滤波算法. 该算法利用了无迹卡尔曼滤波来构造粒子滤波的重要性分布函数, 使得重要性分布函数融入最新的观测信息. 根据运动模型建立了动态目标的状态方程, 将阅读器接收到的信号强度作为观测值建立了观测方程. 通过该算法与其他滤波算法相比较, 仿真结果表明, 该算法有效提高了目标跟踪的精度, 增强了目标跟踪系统的稳定性.

关键词: RFID; 目标跟踪; 粒子滤波; 无迹卡尔曼滤波; 重要性函数

中图分类号: TP301.44

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)06-0088-05

Application of improved particle filter algorithm in RFID indoor target tracking

LI JIN-jie, CUI Ying-hua

(College of Information and Communication Engineering, Beijing Information Science and
Technology University, Beijing 100101, China)

Abstract: For the complex indoor environment, the existing RFID target tracking method is easily affected by multipath effect and non-line of sight, The typical particle filter algorithm is used to estimate the low precision, An improved particle filter algorithm is proposed. The algorithm utilizes the unscented Kalman filter to construct the importance distribution function of the particle filter, so that the importance distribution function is integrated into the latest observation information. The state equation of the dynamic target is established according to the motion model, and the observation equation is established by taking the signal strength received by the reader as the observation value. Compared with other filtering algorithms, the simulation results show that the algorithm effectively improves the accuracy of target tracking and enhances the stability of the target tracking system.

Key words: RFID; target tracking; Particle Filtering; Unscented Kalman Filter; importance function

1 引言

目前常见的室内定位技术有红外、超声波、蓝牙、WiFi、ZigBee 等,但是由于室内环境的复杂性,信号传播是极端复杂的,例如信号的多径效应^[1]和非视距^[2]传播都会严重影响室内定位的精度.

射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)定位技术^[3],是一种非接触式实现自动识别非视距的空间物体的定位技术. RFID 阅读器接收来自于 RFID 标签的信号,二者之间的通信使用特定的射频信号及相关协议完成. RFID 技术由于其低能耗、非接触、非视距、抗干扰能力强、穿透性能

强、阅读速度快等特点逐渐成为室内定位技术的首选. 目前典型的定位算法^[4]有基于信号到达时间(TOA)估计法、基于信号到达时间差(TDOA)估计法、基于信号到达角度(AOA)估计法、基于接收信号强度(RSSI)估计法等. 而 RSSI 估计法,具有信号检测设备简易、工作机制简单、无需严格的同步机制、硬件成本低等优点. 所以对于 RFID 室内目标跟踪使用这种方法将十分适用. 文献[5]验证了粒子滤波算法在室内目标跟踪中的有效性,但是未考虑当前观测值的影响和粒子退化问题,导致目标跟踪精度低,稳定性差.

本文将改进的粒子滤波算法应用到 RFID 室内目标跟踪的 RSSI 估计法中,将阅读器接收到的信号强度指示值直接作为观测值建立观测方程^[6],结合室内信道传播模型对于室内移动的目标进行跟踪.

2 RSSI 定位原理

通常,在自由空间中,RSSI 与收、发设备之间的距离的平方成反比,其关系如下:

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2} \quad (1)$$

式中, $P_r(d)$ 为阅读器的接收功率; P_t 为标签的发射功率; G_t 为标签的天线增益; G_r 为阅读器的天线增益; λ 为发射信号的波长; d 为阅读器和标签之间的物理距离;其中 P_t 、 G_t 、 G_r 、 λ 都为已知量; $P_r(d)$ 易通过测量得到;根据式(1) 便可以求得阅读器与标签的距离 d ,进而可以根据三边测量法求得标签的具体坐标.

式(1) 只是自由空间的理想化模型,在实际的室内通信环境中,建筑物的材料、大小、形状、结构,房间的布局及家具的摆放,人员的走动都会对无线信号产生显著影响,因此,不能简单地将自由空间信道模型应用于室内无线通信. 在实际应用和仿真设计中通常采用对数路径损耗模型^[7],其形式为:

$$\overline{P}_L(d) = \overline{P}_L(d_0) + 10n \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (2)$$

式中, d_0 (一般取为 1 m) 是近地参考距离; $\overline{P}_L(d)$ 表示阅读器与标签之间距离为 d 时的所有路径损耗的平均; $\overline{P}_L(d_0)$ 表示近地参考距离 d_0 时的参考路径损耗,由实际测试得出; n 为路径损耗指数,表示路径损耗随着距离增加的速率. 因此将对数路径损耗模型转化为阅读器接收到信号强度可以用如下公式描述:

$$P_r(d) = P_t + G_t - \overline{P}_L(d) \quad (3)$$

式中, $P_r(d)$ 表示阅读器和标签距离为 d 时,阅读器接收到的功率; P_t 为 RFID 标签天线的发射功率; G_t 为标签的天线增益,单位均为 dB. 由于 P_t 、 G_t 、 n 已知, $P_r(d)$ 易测量,所以易得阅读器和 RFID 标签之间的距离 d ,再通过三边测量法即可推算出标签的具体位置坐标.

3 改进的粒子滤波算法

3.1 标准的粒子滤波 (Particle Filtering, PF)^[8] 算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡洛仿真的近似贝叶斯滤波算法. 其核心思想是用一些离散随机采样点来近似系统随机变量的概率密度函数,以样本均值代替积分运算,从而获得状态的最小方差估计. 其流程如下:

(1) 初始化, $k = 0$.

For $i = 1:N$,根据状态先验分布 $P(X_0)$ 建立初始状态粒子集 $\{X_0^{(i)}, \omega_0^{(i)}\}_{i=1}^N$. 其中 $\omega_0^{(i)} = \frac{1}{N}$.

(2) For $k = 1:T$.

(a) 重要性采样阶段:

For $i = 1:N$,从重要性采样函数 $q(X_k^{(i)}/X_{k-1}^{(i)}, Z_{1:k})$ 中采样得到新的粒子集 $\{X_k^{(i)}\}_{i=1}^N$.

For $i = 1:N$,为每个粒子重新计算权重.

$$\overline{\omega}_k^{(i)} = \overline{\omega}_{k-1}^{(i)} \frac{p(Z_k/X_k^{(i)})p(X_k^{(i)}/X_{k-1}^{(i)})}{q(X_k^{(i)}/X_{k-1}^{(i)}, Z_{1:k})} \quad (4)$$

式中, $Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ 表示一组可以利用的观测测量.

$$q(X_k/X_{k-1}, Z_{1:k}) = p(X_k/X_{k-1}) \quad (5)$$

带入式(4) 得到:

$$\overline{\omega}_k^{(i)} = \overline{\omega}_{k-1}^{(i)} p(Z_k/X_k^{(i)}) \quad (6)$$

For $i = 1:N$,归一化权值.

$$\omega_k^{(i)} = \frac{\overline{\omega}_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \overline{\omega}_k^{(i)}} \quad (7)$$

(b) 选择阶段 (重采样).

假设状态变量是一阶马尔科夫过程,且观测条件独立,则后验概率可近似为:

$$p(X_k/Z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \delta(X_k - X_k^{(i)}) \quad (8)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数; $X_k^{(i)}$ 是从重要性分布函数中采样得到的粒子,根据归一化权值的大小,对粒子集合 $X_k^{(i)}$ 进行复制和淘汰得到新的粒子集合 $\overline{X}_k^{(i)}$.

For $i = 1:N$, 重新设置粒子权重

$$\bar{\omega}_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} = \frac{1}{N}$$

(c) 状态输出.

根据后验概率分布可知状态向量的估计值为:

$$\bar{X}_k = E_{p(X_k^{(i)}/Z_{1:k})}(X) = \int X p(X_k^{(i)}/Z_{1:k}) dX \quad (9)$$

由式(8) 和式(9) 可得状态的输出为:

$$\bar{X}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \bar{X}_k^{(i)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{X}_k^{(i)} \quad (10)$$

end

3.2 改进的粒子滤波算法

无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filtering, UKF)是一种递归的最小均方误差估计. 利用UKF来改进粒子滤波的算法称为无迹粒子滤波^[9](Unscented Particle Filtering, UPF)算法, 在计算均值和方差上, 它利用最新的观测信息, 所以相比于一般的粒子滤波, 它的滤波精度更高. 在标准粒子滤波算法框架下, UPF 算法流程如下.

(1) 初始化, $k = 0$.

For $i = 1:N$, 从先验分布 $p(X_0)$ 中抽取初始状态 $X_0^{(i)}$.

$$\bar{X}_0^{(i)} = E[X_0^{(i)}] \quad (11)$$

$$P_0^{(i)} = E[(X_0^{(i)} - \bar{X}_0^{(i)})(X_0^{(i)} - \bar{X}_0^{(i)})^T] \quad (12)$$

$$\bar{X}_0^{(i)a} = E[(X_0^{(i)a}] = [\bar{X}_0^{(i)}]^T [0 \ 0]^T \quad (13)$$

$$\bar{P}_0^{(i)a} = E[(X_0^{(i)a} - \bar{X}_0^{(i)a})(X_0^{(i)} - \bar{X}_0^{(i)a})^T] =$$

$$\begin{bmatrix} P_0^{(i)} & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \quad (14)$$

(2) For $k = 1:T$.

(a) 重要性采样阶段.

For $i = 1:N$,

——用 UKF 算法计算均值和方差.

——计算 Sigma 点的集合.

$$X_{k-1}^{(i)a} = [\bar{X}_{k-1}^{(i)} \ \bar{X}_{k-1}^{(i)a} \pm \sqrt{(n_a + \lambda) \bar{P}_{k-1}^{(i)a}}] \quad (15)$$

式中, $n_a = n_x + n_w + n_v$, n_w 为状态噪声向量的维数; n_v 为观测噪声向量的维数; n_x 为状态向量的维数; λ 为一个规模因子, 满足 $\lambda = \alpha^2(n_x + \kappa) - n_x$, κ 一般取 0; α 为调节粒子分布的比例因子.

——对 Sigma 点集做一步预测.

$$X_{k/k-1}^{(i)x} = f(X_{k-1}^{(i)x}, X_{k-1}^{(i)w}) \quad (16)$$

$$\bar{X}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n} W_j^{(m)} X_{k/k-1}^{(i)x} \quad (17)$$

$$P_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [X_{k/k-1}^{(i)x} - \bar{X}_{k/k-1}^{(i)}][X_{k/k-1}^{(i)x} - \bar{X}_{k/k-1}^{(i)}]^T \quad (18)$$

$$Z_{k/k-1}^{(i)} = h(X_{k/k-1}^{(i)x}, X_{k-1}^{(i)v}) \quad (19)$$

$$\bar{Z}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(m)} Z_{k/k-1}^{(i)} \quad (20)$$

——融入最新的观测信息, 并更新.

$$P_{Z_k, Z_k} =$$

$$\sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [Z_{k/k-1}^{(i)} - \bar{Z}_{k/k-1}^{(i)}][Z_{k/k-1}^{(i)} - \bar{Z}_{k/k-1}^{(i)}]^T \quad (21)$$

$$P_{X_k, Z_k} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [X_{k/k-1}^{(i)} - \bar{X}_{k/k-1}^{(i)}][Z_{k/k-1}^{(i)} - \bar{Z}_{k/k-1}^{(i)}]^T \quad (22)$$

$$K_k = P_{Z_k, Z_k} P_{X_k, Z_k}^{-1} \quad (23)$$

$$\bar{X}_k^{(i)} = \bar{X}_{k/k-1}^{(i)} + K_k (Z_k - \bar{Z}_{k/k-1}^{(i)}) \quad (24)$$

$$\bar{P}_k^{(i)} = P_{k/k-1}^{(i)} - K_k P_{Z_k, Z_k} K_k^T \quad (25)$$

For $i = 1:N$

为每个粒子重新计算权重.

$$\bar{\omega}_k^{(i)} = \bar{\omega}_{k-1}^{(i)} \frac{p(Z_k/X_k^{(i)}) p(X_k^{(i)}/X_{k-1}^{(i)})}{q(X_k^{(i)}/X_{k-1}^{(i)}, Z_{1:k})} \quad (26)$$

For $i = 1:N$, 归一化权重.

(b) 选择阶段(重采样).

利用重采样算法, 根据归一化权值的大小, 对粒子集合进行复制和淘汰.

For $i = 1:N$, 对于新粒子重新设置权重

$$\bar{\omega}_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} = \frac{1}{N}$$

(c) 输出

与基本粒子滤波一样, 在此处计算粒子集合的均值即可.

end

式中, $q(X_k^{(i)}/X_{k-1}^{(i)}, Z_{1:k}) = N(\bar{X}_k^{(i)}, \bar{P}_k^{(i)})$, $W_j^{(c)}$, $W_j^{(m)}$, α 的意义与计算方法与 UKF 方法中的定义完全一致, 本文不再赘述. 详细内容请参考文献[10].

4 改进的粒子滤波算法在 RFID 室内目标跟踪中的应用

4.1 仿真模型的建立

在本文仿真系统中将有源的 RFID 标签作为被跟踪的目标, RFID 阅读器作为信号接收端. 阅读器在地面上呈等边三角形网格布局^[11], 如图 1. 这样可以使得 RFID 标签运动到任何位置都至少能被三个阅读器同时识读.

假设附有有源 RFID 标签的移动目标在地面上

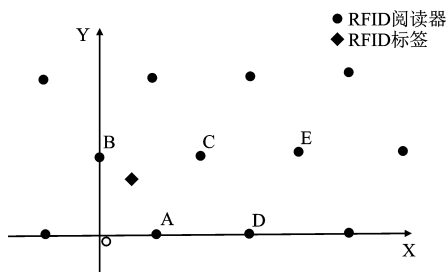


图1 RFID定位空间模型

作匀速运动,目标 k 时刻的状态为

$X_k = [x_k \ y_k \ v_{xk} \ v_{yk}]^T$,很显然 (x_k, y_k) 为 k 时刻目标的位置坐标, (v_{xk}, v_{yk}) 为 k 时刻水平方向和垂直方向的速度分量,那么目标的状态方程如下:

$$X_{k+1} = \phi X_k + w_k \quad (27)$$

$$\text{式中 } \phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, w_k = \begin{bmatrix} w_{xk} \\ w_{yk} \\ w_{v_{xk}} \\ w_{v_{yk}} \end{bmatrix}.$$

上述状态方程只反映目标真实运动信息,RFID阅读器是根本不知道目标的运动状态的,对于RFID阅读器而言它理论上接收到的信号强度的向量为 $\eta = [P_{r_1k}, P_{r_2k}, P_{r_3k}]$,通过式(3)知:

$$P_{r_bk} = P_t + G_t - \overline{P_L}(d_0) = 10 \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) (b = 1,$$

2, 3),由于实际的观测量 Z_k 是受到测量噪声 v_k 的污染的,通常将跟踪模型中的观测方程表示为:

$$Z_k = h(X_k) + v_k \quad (29)$$

式中, v_k 表示系统 k 时刻所对应的RFID阅读器的观测噪声,假设其服从均值为0的高斯噪声,协方差为矩阵 R ; $Z_k = [z_1, z_2, \dots, z_m]$ 表示 k 时刻的观测值, $z_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 即表示第 i 个阅读器在 k 时刻接收到的信号强度值。

4.2 改进的粒子滤波算法在 RFID 室内跟踪中应用的步骤

(1) 初始化, $k = 0$.

For $i = 1:N$,从先验分布 $P(X_0)$ 中抽取初始状态 $X_0^{(i)}$.

(2) For $k = 1:T$.

(a) For $i = 1:N$,用UKF方法产生重要性分布函数,并进行重要性采样。

For $i = 1:N$,将跟踪模型中的状态方程和观测方程带入式(4),为每个粒子重新计算权重,并由式(7)进行归一化。

(b) 利用随机重采样对粒子进行重采样。

(c) 输出。

end

5 仿真结果与分析

5.1 改进算法与一般粒子滤波算法以及无迹卡尔曼滤波的性能比较

为了验证改进算法的有效性,现在选用一维系统来仿真UPF、PF及UKF,比较它们在估计精度。通用非线性一维系统的模型^[12]为:

$$\begin{cases} X_k = 1 + \sin(0.04\pi k) + 0.5x_{k-1} + w_k \\ Z_k = 0.2X_k^2 + v_k \end{cases}$$

其中, w_k 为符合 Γ 的过程噪声; v_k 服从均值为0,方差为 $R = 10^4$ 的高斯分布。设状态的初值 $X_0 = 1$, UKF的协方差初始值为 $p_0 = 0.75$ 。仿真时间步长 $T = 100$ s根据下式估计算法的性能:

$$\text{RMS}(k) = \sqrt{(x_k - \bar{x}_k)^2 + (y_k - \bar{y}_k)^2}$$

式中, $(x_k - \bar{x}_k)$ 为 k 时刻目标的坐标真值; $(\bar{x}_k - \bar{y}_k)$ 为 k 时刻目标的坐标估计值;RMS(k)为 k 时刻状态估计的误差。图2给出了UKF、PF、UPF的状态估计误差曲线图,从图2可以明显看出UPF算法的误差一直处于比较低的水平,其他算法误差起伏比较大,可以看出改进的算法明显减小了跟踪的误差,跟踪效果更好。

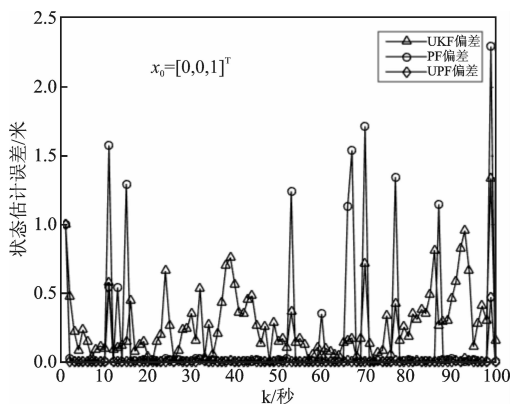


图2 状态估计误差曲线图

5.2 不同滤波算法应用在 RFID 室内目标跟踪中的仿真分析

设目标在 $100\text{m} \times 100\text{m}$ 的二维空间做匀速运动,仿真的参数设置如下:参考距离 $d_0 = 1$ m,环境系数 $n = 2.2$ 。目标的初始状态为:假定系统噪声 w_k 服从均值为零,协方差为 $Q = \text{diag}([0.1, 0.1, 0.01, 0.01])$ 的高斯分布,观测噪声 v_k 服从均值为零,协方差为 $R = \text{diag}([0.1, 0.1, 0.1])$ 的高斯分布, UKF的协方差初值 $p_0 = \text{diag}([0.1, 0.1, 0.01, 0.$

01)],图1中A点坐标为(20,0),(单位:米),其他各点坐标可由等边三角形性质求得,忽略阅读器的位置误差,采样间隔 $t=1\text{ s}$,采样粒子数 $N=100$,仿真的时间步长为 $T=100\text{ s}$.

结合图3和表1可知,将UPF、UKF、和PF分别应用于RFID室内目标跟踪,本文所提出的UPF算法的跟踪误差一直处于最低水平,而UKF和PF的误差起伏较大,可以解释为UPF在标准PF的框架下利用UKF构造重要性分布函数,融入了最新的观测值,使采样粒子分布更加接近于真实的后验概率分布,增加了有效粒子的数量,有效解决了粒子退化问题,跟踪的精度更高,稳定性更好.

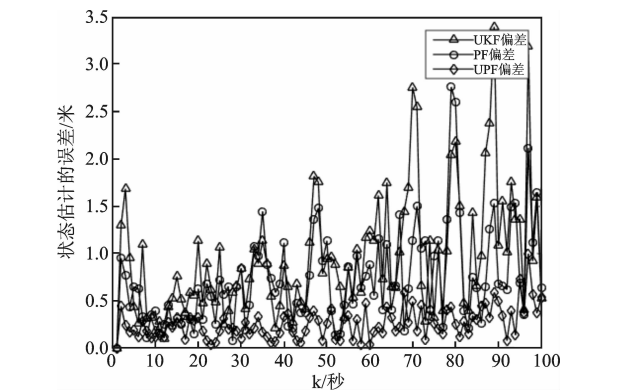


图3 RFID室内目标跟踪误差图

表1 各滤波算法性能比较

滤波算法	RMS 均值/米	RMS 方差/米 ^(1/2)
UKF	1.303 1	0.430 0
PF	1.146 9	0.264 0
UPF	0.275 3	0.027 5

6 结束语

本文结合RFID的室内目标跟踪的RSSI方法,提出了一种相比于传统的PF算法和UKF算法性能更好的UPF算法.根据目标的运动模型建立状态转移方程,将阅读器接收到来自于标签的信号强度直接作为观测值建立观测方程,利用UKF的方法构造重要性分布函数,有效解决了粒子匮乏问题,进而精确跟踪目标的状态.最后借助于Matlab仿真平台验证了本文所提出新算法的有效性和可行性.结果表明,UPF算法比传统的PF算法和UKF算法的跟踪精度更高,稳定性更好.

参考文献:

[1] PU C C, CHUNG W Y. Mitigation of Multipath Fading Effects to Improve Indoor RSSI Performance[J]. IEEE Sensors Journal,2008,8(11): 1884-1886.

[2] 沈郭浩,马永涛,刘开华,等. 非视距环境下室内RFID标签定位算法研究[J]. 计算机工程与科学,2016,38(3):454-459.

[3] CHEN X,WANG Z J. Reliable indoor location sensing technique using active RFID[J]. 2010 The 2nd International Conference on Industrial Mechatronics and Automation,2010(1):160-163.

[4] 曾俊. 基于RFID的室内定位算法研究[D]. 成都:电子科技大学,2015.

[5] 李丹,蒋婷婷. 粒子滤波在无线传感器网络目标追踪中的应用[J]. 技术交流,2017(9):62-64.

[6] 石雪军,纪志成. 基于改进粒子滤波的射频识别室内跟踪算法[J]. 计算机工程,2015,41(11):308-313.

[7] 陈得昌,吴介军,王庆林,等. 基于粒子滤波的RFID室内节点定位跟踪研究[J]信息技术,2011(8):77-80.

[8] DONG H Y,CAO B,YANG Y P. Application of Particle Filter for Target Tracking in Wireless Sensor Networks[J]. International Conference on Communications and Mobile Computing,2010(3):504-508.

[9] GUO W Y,HAN C Z, LRI M. Improved unscented particle filter for nonlinear bayesian estimation[J]. 10th International Conference on Information Fusion, 2007,(5):1-6.

[10] HESAM K, F. FARIA DA SILVA, CLAUS LETH BAK. A performance comparison between extended Kalman Filter and unscented Kalman Filter in power system dynamic state estimation[C]//. 51st International Universities Power Engineering Conference, Coimbra:IEEE,2016:1-6.

[11] 朱剑,赵海. 基于RSSI均值的等边三角形定位算法算法[J]. 东北大学学报,2007,28(8):1095-1096.

[12] 曲彦文,张二华,杨静宇. 改进的无迹粒子滤波算法[J]. 控制理论与应用,2010,27(9):1152-1158.

作者简介:

李金杰 男,(1994-),硕士研究生. 研究方向为射频识别室内定位. E-mail:1214853221@qq.com.

崔英花 女,(1973-),教授. 研究方向为无线射频技术.