

文章编号: 1001-0920(2011)10-1515-05

基于循环滤波的无线传感器网络室内定位

吴成东^{1,2}, 程 龙¹, 张云洲^{1,2}, 贾子熙¹, 王伯平³

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 机器人学国家重点实验室, 沈阳 110016; 3. 中国人民解放军空军航空大学 航理系, 长春 130022)

摘要: 针对室内接收信号强度定位具有较大误差的情况, 提出一种高效的循环加权递推平均滤波算法对测量信号进行滤波. 对已测量数据使用最小二乘法进行拟合得到多项式模型, 并使用极大似然估计进行定位. 实验结果表明, 所提出的循环加权递推平均滤波算法在计算量较小的情况下, 能够有效提高测距精度, 多项式拟合比对数距离路径损耗模型拟合定位精度更高. 在室内环境下, 提出的算法定位精度达到0.6m左右, 接近节点物理性能所允许的最佳定位精度.

关键词: 无线传感器网络; 室内定位; 接收信号强度; 循环加权递推平均滤波; 多项式拟合

中图分类号: TP393

文献标识码: A

Indoor localization based on iterative filter in wireless sensor networks

WU Cheng-dong^{1,2}, CHENG Long¹, ZHANG Yun-zhou^{1,2}, JIA Zi-xi¹, WANG Bo-ping³

(1. College of Information Science and Technology, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang 110016, China; 3. Department of Aviation Mechanical Engineering, Aviation University of China People Liberation Airforce, Changchun 130022, China. Correspondent: CHENG Long, E-mail: chenglong8501@gmail.com)

Abstract: To the problem that the received-signal-strength indicator(RSSI) based indoor localization produces large location errors, an efficient iterative recursive weighted average filter is proposed to process RSSI signal. The model is obtained by least square fitting using measured data, and the maximum likelihood estimate(MLE) is used to location. An experiment is presented to verify the performance of the proposed algorithm. The experimental result shows that the proposed iterative recursive weighted average filter outperforms the particle filter with lower computation complexity, and can improve the measurement accuracy effectively. The polynomial fitting outperforms the log-distance path loss model, and the accuracy of 0.6m is obtained with the proposed algorithm.

Key words: wireless sensor networks; indoor localization; received signal strength index; iterative recursive weighted average filter; polynomial fitting

1 引言

传感器节点定位是无线传感器网络(WSN)的关键支撑技术之一^[1]. 根据环境不同, 基于接收信号强度(RSSI)的定位分为室内和室外定位. 由于室内有墙壁和障碍物的反射、衍射及绕射等因素的影响, WSN信道衰减具有极大的不确定性, 实现精确的室内WSN定位难度较高. 但由于具备无需额外硬件、消耗能量少等优点, 基于RSSI的定位技术适合无线传感器网络, 其研究也是WSN领域的热点之一.

基于RSSI的室内定位理论与技术研究引起国内

外研究者的广泛关注: 文献[2]研究了各种因素对于RSSI测量的影响, 提出使用统计理论和人工神经网络对RSSI和距离关系进行拟合, 该方法需要较多测量数据且计算复杂, 在WSN的节点内运算较困难. [3]研究了在有障碍物情况下的室内定位, 提出利用Min-Max算法判断信号是否受到障碍物干扰, 使用极大似然估计进行定位, 该算法复杂度较低, 定位精度在5m左右. [4]提出环境自适应室内定位, 定位前需要信标节点相互通信, 将环境参数计算出来, 然后由未知节点和信标节点通信, 进行定位计算, 该算法对于

收稿日期: 2010-06-18; 修回日期: 2011-04-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874103); 机器人学国家重点实验室开放课题项目(RLO200913).

作者简介: 吴成东(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事传感器网络、建筑智能化等研究; 程龙(1985—), 男, 博士生, 从事传感器网络定位的研究.

环境适应性较好,但需要较大的通信量,降低了能量有限的 WSN 节点生存时间. [5] 提出使用分组 MH 粒子滤波对原始信号进行去噪处理,使得 RSSI 与距离具有单调关系,机器人将处于一跳通信范围内的多个信标节点的控制输出量按照权重融合,即可实现对机器人进行导航. [6] 根据室内测得的数据建立能量与传输距离成幂率分布的关系,提出当测距在 5 m 内时使用建立的公式进行距离计算,当测距在 5 m 外时采用信号强度分布法进行计算,使得定位精度在 2 m 内,其中信号强度分布法需要较多的测量数据. [7] 提出 SPKS (sigma-point Kalman smoother) 算法,与扩展卡尔曼滤波相比较,该算法在具有相同计算复杂度的情况下具有更高的定位精度,但计算复杂度较高,难以在传感器节点内运算. [8] 提出能量自适应定位算法,并提出使用粒子滤波算法进行定位,通过仿真验证节点发送不同的能量越多定位越准确. [9] 根据理论分析得到,当任意两个信标节点与未知节点连线的夹角在某一范围内时定位误差最小,并提出定位锚节点分布 (ERSS) 算法,该算法通过 RSSI 测距中产生的误差进行分析,根据未知节点和信标节点的夹角在某一范围时进行定位计算.

本文定位实验通信平台采用 CC2430 无线收发芯片,提出的算法计算复杂度较低,适合在无线传感器网络节点内运算. 实验表明,与未进行滤波情况下对数距离路径损耗模型拟合相比较,本文提出的算法定位误差提高了 0.4 m 以上. 在初始位置未知的情况下,本文算法的定位精度在 0.6 m 左右.

2 系统及算法整体介绍

定位系统中节点和基站平台均由 CC2430 芯片组成. WSN 节点的能量非常有限且大都消耗在通信上;信标节点一般固定在某一位置,若不断更换信标节点的电池则会增加成本;移动机器人(未知节点)较容易充电. 因此,在本文的室内定位系统中,未知节点以固定发射功率 (0 dBm) 不断发送数据包,信标节点为节省能量具有休眠/唤醒机制,当接收到 50 个数据包后,对平均 RSSI 值进行滤波. 然后将滤波后的数据送给基站,基站将 RSSI 值转换成距离信息并进行定位计算,该机制可以延长传感器网络的生存时间. 为了避免在机器人移动时信标节点测量 RSSI 值而造成误差,采用以下机制:未知节点在每个位置连续发送数据包(数据包长度为 30 byte),当信标节点接收到 50 个数据包后将滤波后的数据传送给基站进行定位计算;当基站接收到全部信标节点的数据后,向未知节点发送停止发送数据包的命令;定位计算完成后,基站发送命令使机器人移动至下一个位置,并通知未知节点发送新数据包.

由于室内的环境差别较大,若用某一固定参数的模型描述 RSSI 与距离的关系则会产生较大误差. 在室内测得一组 RSSI 和距离的数据组 $\Psi = \langle (P_1, d_1), (P_2, d_2), \dots, (P_m, d_m) \rangle$, (P_i, d_i) 表示当发射节点和接收节点之间的距离为 d_i 时,接收节点测得的 RSSI 为 P_i . M 为测量次数,使用多项式拟合方法及测得的数据组 Ψ 建立 RSSI 与距离的函数 $d = f(d)$. 假设室内有 N 个信标节点,第 i 个节点在 t 时间段内接收到第 j 个数据包包的 RSSI 为 $P_{ij}(t)$, $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, 50$. 当信标节点接收到 50 个数据包后,计算接收的平均 RSSI 值 $\hat{P}_i(t) = \sum_{j=1}^{50} P_{ij}(t)/50$. 在节点内运行循环加权递推平均滤波算法,并将滤波后的结果 ($\tilde{P}_i(t)$) 发送给基站,基站利用建立的函数 $d = f(P)$ 估计出距离,进行定位计算. 算法流程如图 1 所示.

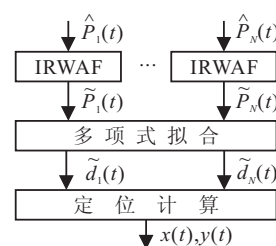


图 1 算法流程

3 循环加权递推平均滤波

室内情况比较复杂使得 RSSI 与距离的关系不稳定^[10],若直接使用测量数据进行定位则会产生较大测距误差. 为了减轻基站的计算压力,滤波算法在信标节点内计算,而且无线传感器网络是由通信和计算能力微小的节点组成,因此研究复杂度较低的滤波方法具有很强的实际意义. 本文提出利用循环加权递推平均滤波对测量 RSSI 进行滤波,该算法平滑度较高,而且所需计算能力和存储空间较小,适合资源有限的节点内运行. 算法伪代码如下:

输入: $\hat{P}_i(t-2), \hat{P}_i(t-1), \hat{P}_i(t)$; 输出: $\tilde{P}_i(t)$.

初始化: $\text{Filter1}(1) = \hat{P}_i(1), \text{Filter2}(1) = \hat{P}_i(1),$

$\text{Filter3}(1) = \hat{P}_i(1).$

If ($t==2$)

$\text{Filter1}(t) = \beta_1 \hat{P}_i(t-1) + \beta_2 \hat{P}_i(t),$

$\text{Filter2}(t) = \beta_1 \text{Filter1}(t-1) + \beta_2 \text{Filter1}(t),$

$\text{Filter3}(t) = \beta_1 \text{Filter2}(t-1) + \beta_2 \text{Filter2}(t).$

Else

$\text{Filter1}(t) = \beta_3 \hat{P}_i(t-2) + \beta_4 \hat{P}_i(t-1) + \beta_5 \hat{P}_i(t),$

$\text{Filter2}(t) =$

$\beta_3 \text{Filter1}(t-2) + \beta_4 \text{Filter1}(t-1) + \beta_5 \text{Filter1}(t),$

$\text{Filter3}(t) =$

$$\beta_3 \text{Filter2}(t-2) + \beta_4 \text{Filter2}(t-1) + \beta_5 \text{Filter2}(t).$$

End

$$\hat{P}_i(t) = \text{Filter3}(t),$$

其中 $\langle \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5 \rangle$ 为加权系数.

图 2 给出了本文提出的滤波算法与粒子滤波算法的比较结果. 由图 2 可知, 本文提出的滤波算法与粒子滤波相比曲线更加平滑, 使得 RSSI 与距离之间的关系比较稳定, 抑制噪声的效果更好.

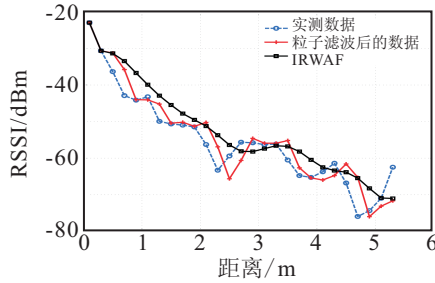


图 2 不同滤波方法的比较

4 多项式拟合的参数估计

4.1 拟合系数的确定

根据对数距离路径损耗模型, 节点接收能量可以表示为^[11]

$$P(d) = P(d_0) - 10n \lg(d/d_0) + X_0. \quad (1)$$

其中: $P(d_0)$ 为在参考距离 d_0 接收的能量, d_0 一般取 1; m, n 为路径损失系数; X_0 为 0 均值的高斯测量噪声. 由图 2 可知, 室内无线信号传播并不是单调的曲线, 而式 (1) 中的 P 与 d 成对数关系, 进行距离估计会产生较大误差. 由于室内情况不同, 室内无线信号传播模型也不同. 本文首先测量一组室内数据, 然后用这些数据拟合出传播模型, 用此模型进行以后的定位计算将更加精确. 信道模型的多项式拟合可描述为

$$d = f(P) = \alpha_0 + \alpha_1 P + \alpha_2 P^2 + \dots + \alpha_m P^m + \omega. \quad (2)$$

其中: P 为接收 RSSI, d 为发射节点和接收节点之间的距离, $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m]^T$ 为拟合系数, m 为拟合阶次, $\omega \sim N(0, \sigma^2)$ 为测量误差. 第 i 次的测量值为 (P_i, d_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, 其中

$$d_i = f_i(P_i) = \alpha_0 + \alpha_1 P_i + \alpha_2 P_i^2 + \dots + \alpha_m P_i^m + \omega.$$

通过最小二乘方法寻找参数 α 的最优估计为

$$\hat{\alpha} = (P^T P)^{-1} P^T D, \quad D = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T,$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & P_1 & \dots & P_1^m \\ 1 & P_2 & \dots & P_2^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & P_n & \dots & P_n^m \end{bmatrix}. \quad (3)$$

4.2 拟合阶数的选择

对于多项式拟合, 拟合阶数的选择至关重要, 为了不失一般性, 本文研究 m 阶和 $m-1$ 阶模型对于测量数据的拟合. 测量数据的相应残差平方和为

$$S_m = \sum_{i=1}^n (d_i - \hat{d}_m)^2 = \sum_{i=1}^n (d_i - P_m D)^2,$$

$$S_{m-1} = \sum_{i=1}^n (d_i - \hat{d}_{m-1})^2 = \sum_{i=1}^n (d_i - P_{m-1} D)^2,$$

$S_m/\sigma_m^2 \sim \chi^2(n-m-1)$, $S_{m-1}/\sigma_{m-1}^2 \sim \chi^2(n-m)$, 并假设多项式拟合得到的方差在某一显著水平上没有明显差异. 由 χ^2 分布可得

$$R_m/\sigma^2 = (S_{m-1} - S_m)/\sigma^2 \sim \chi^2(1).$$

为了验证两种分布的方差, 本文采用 F 分布检验, 定义为

$$F = (n-m-1) \frac{S_{m-1} - S_m}{S_m}.$$

选取显著水平 $\lambda = 0.01$, 找出自由度为 1 和 $(n-m-1)$ 的 F 分布临界值 F_λ . 若 $F < F_\lambda$, 则取 $(m-1)$ 阶多项式拟合模型; 否则取 m 阶拟合模型. 经过多次实测数据计算, 本文选取 3 阶多项式拟合.

5 定位计算及算法性能分析

5.1 最小二乘定位估计

设定信标节点的坐标为 $\langle (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N) \rangle$, 未知节点的坐标为 $X = [x, y]^T$, 有

$$X = (A^T A)^{-1} A^T B,$$

$$A = 2 \begin{bmatrix} (x_1 - x_2) & (y_1, y_2) \\ (x_1 - x_3) & (y_1, y_3) \\ \vdots & \vdots \\ (x_1 - x_N) & (y_1, y_N) \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} \tilde{d}_2^2 - \tilde{d}_1^2 - (x_2^2 + y_2^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ \tilde{d}_3^2 - \tilde{d}_1^2 - (x_3^2 + y_3^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ \vdots \\ \tilde{d}_N^2 - \tilde{d}_1^2 - (x_N^2 + y_N^2) + (x_1^2 + y_1^2) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

5.2 基于 RSSI 测距的 Cramer-Rao 界分析

采用式 (1) 作为 RSSI 室内损耗模型, 第 i 个传感器接收能量 P_i 的概率密度函数为

$$f_{P_i}(P_i | \theta) = \frac{10}{\ln 10 P_i \sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left[-0.5\gamma \left(\lg \frac{d_i^2}{\tilde{d}_i^2} \right)^2 \right]. \quad (5)$$

其中: $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}$, (x, y) 为未知节点的坐标, (x_i, y_i) 为第 i 个信标节点的坐标; $\tilde{d}_i = d_0(P_0/P_i)^{1/n_P}$; $\gamma = (10n/(\sigma \ln 10))^2$.

联合概率密度函数为^[12]

$$F(p, \theta) = \prod_{i=1}^N (f_{P_i}(P_i) | \theta),$$

$$l(\theta) = \ln F(p, \theta) = \sum_{i=1}^N (\ln(f_{P_i})(P_i | \theta)). \quad (6)$$

则 Fisher 矩阵为

$$P = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{12} & c_{22} \end{bmatrix}, \quad c_{11} = -E\left(\frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial x^2}\right),$$

$$c_{22} = -E\left(\frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial y^2}\right), \quad c_{12} = -E\left(\frac{\partial^2 l(\theta)}{\partial x \partial y}\right).$$

定位误差的 Cramer-Rao 界为

$$\delta^2 = E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2] \geq \frac{c_{11} + c_{22}}{c_{11}c_{22} - c_{12}^2}, \quad (7)$$

其中 (\hat{x}, \hat{y}) 为未知节点的估计位置。

5.3 算法实时性分析

本文采用星形网络结构, 信标节点直接与基站通信, CC2430 的最大数据传输率为 250 kbit/s, 因此传输 30 byte 数据包的时间 t_{tx} 为 1 ms. 考虑节点唤醒和载波侦听退避时间, 节点唤醒后保持侦听的时间 t_{listen} 为 2 ms. 当信标节点接收到未知节点信息时, 即退出休眠/唤醒状态, 进入监听状态. 由于室内环境对 RSSI 影响比较严重, 需要信标节点 n 次收集 RSSI 值并进行滤波计算. 基站收集全部信标节点信息所消耗的时间为 $t_{base} (\leq 10 \text{ ms})$, 基站处理时间为 $t_{process}$, 因此完成一次定位消耗的最多时间为 $T = t_{listen} + nt_{tx} + t_{base} + t_{process}$, 即完成一次定位的时间小于 150 ms, 能够满足室内低速移动目标的要求。

6 实验分析

本文在室内测量 50 个点组成数据组 Ω , 实验时, 随机选取 30 个数据作为初始化数据组 $\psi (\psi \subset \Omega)$, 建立 RSSI 与距离的函数 $d = f(R)$, 然后用该函数进行距离估计. 在使用对数距离路径损耗模型拟合实验时, 均采用如下方法: 利用初始化数据组 ψ (与多项式拟合的数据组相同), 通过最小二乘法确定式 (1) 中的参数, 并利用式 (1) 进行距离估计. 以下实验数据均由多组初始化数据组 ψ 的多次实验获得. 在 7.6 m × 6 m 的实验室内部署信标节点 (由 CC2430 组成, 通讯频段为 2.405 GHz), 室内环境较为复杂 (具有 wi-fi 和蓝牙等设备). 控制移动机器人 (未知节点) 按照固定路径移动, 共产生 21 个采样点, 发射节点的发射功率为 0 dBm, 发送节点和接收节点之间没有障碍物。

图 3 给出了在不同信标节点的情况下, 未滤波的多项式拟合法 (NFPF)、滤波后的多项式拟合法 (FPF)、对数距离路径损耗模型拟合法 (FF) 的定位误差与对数距离路径损耗模型 Cramer-Rao 界的比较. 由图 3 可知, NFPF 定位误差最高, 在 1.5 m 左右, 且误差的方差较大, 定位误差不稳定; FPF 平均定位精度

在 0.6 m 左右, 且误差的方差较小, 算法收敛性较好; FF 定位误差在 1 m 左右. 由于信标节点大都部署在定位区域的边缘, 当信标节点的部署位置靠近墙壁时, 会产生较大的测距误差, 因此 3 种算法受信标节点的影响较小. 对数距离路径损耗模型的 Cramer-Rao 界的值约为 0.4, FPF 算法的误差曲线最接近 Cramer-Rao 曲线. CC2431 无线定位引擎在环境较好的情况下, 最高定位精度为 0.5 m, 本文提出的 FPF 算法平均定位误差为 0.6 m, 在计算复杂度较低的情况下, 能够获得良好的定位效果。

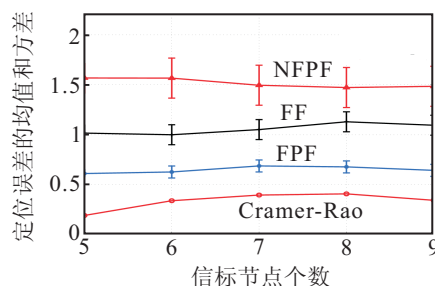


图 3 不同信标节点定位误差比较

图 4 给出当有 5 个信标节点时, 采用 3 种不同定位算法对 21 个采样点的定位误差与对数距离路径损耗模型 Cramer-Rao 界的比较. 由图 4 可知, 当有 5 个信标节点时, 在 21 个采样点的平均 Cramer-Rao 界为 0.34. 本文所提出的 FPF 算法在大多数采样点的定位误差最小, 大都在 1 m 以下, 且某些位置的定位精度非常接近 Cramer-Rao 界; NFPF 算法的定位误差最高, 大都在 1 m ~ 2 m; FF 算法定位误差大都在 1.5 m 以下, 大部分采样点上的定位误差大于 FPF 算法。

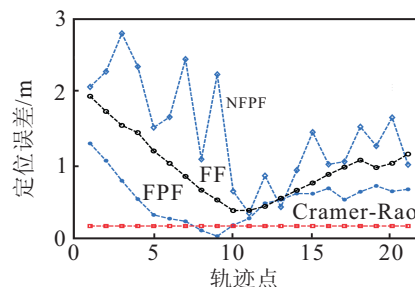


图 4 不同采样点定位误差比较

7 结论

本文针对 WSN 是由计算能力较小的节点组成, 且对数距离路径损耗模型拟合法在室内会产生较大误差的缺陷, 设计了一种适合 WSN 节点运行的滤波方法, 并在此基础上提出了室内多项式拟合法. 利用循环滤波方法抑制噪声使 RSSI 和距离的关系稳定, 并通过极大似然估计及统计检验方法确定多项式的参数, 最后使用最小二乘法进行定位计算并给出对数距离路径损耗模型的 Cramer-Rao 界. 多次实验数

据表明, 本文提出的算法计算复杂度较低, 更加接近 Cramer-Rao 界, 且定位精度比对数距离路径损耗模型拟合及未滤波的情况高, 从而更适合室内 WSN 定位应用。

参考文献(References)

- [1] 李建中, 高宏. 无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(1): 1-15.
(Li J Z, Gao H. Survey on sensor network research[J]. J of Computer Research and Development, 2008, 45(1): 1-15.)
- [2] Awad A, Frunzke T, Dressler F. Adaptive distance estimation and localization in WSN using RSSI measures[C]. The 10th Euromicro Conf on Digital System Design Architectures. Lubeck: IEEE Press, 2007: 471-478.
- [3] Youngbae Kong, Younggoo Kwon, Gwitae Park. Robust localization over obstructed interferences for inbuilding wireless applications[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2009, 55(1): 105-111.
- [4] Ahn H S, Yu W. Environmental-adaptive RSSI-based indoor localization[J]. IEEE Trans on Automation Science and Engineering, 2009, 6(4): 626-633.
- [5] 刘贞, 丁明理, 王祁. RSSI 信号滤波技术在机器人导航中的应用[J]. 电机与控制学报, 2008, 12(6): 717-722.
(Liu Z, Ding M L, Wang Q. Implementation of RSSI filter technique in robot navigation[J]. Electric Machines and Control, 2008, 12(6): 717-722.)
- [6] 孙佩刚, 赵海, 罗玳玳, 等. 智能空间中 RSSI 定位问题研究[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1240-1245.
(Sun P G, Zhao H, Luo D D, et al. Research on RSSI-based location in smart space[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1240-1245.)
- [7] Paul A S, Wan E A. RSSI-Based indoor localization and tracking using sigma-point Kalman smoothers[J]. IEEE J of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(5): 860-873.
- [8] Ren H, Meng Q H. Power adaptive localization algorithm for wireless sensor networks using particle filter[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(5): 2498-2508.
- [9] 周艳, 李海成. 基于 RSSI 无线传感器网络空间定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30(6): 75-79.
(Zhou Y, Li H C. Space localization algorithm based RSSI in wireless sensor networks[J]. J on Communications, 2009, 30(6): 75-79.)
- [10] Bosisio A V. RSSI based localization and tracking algorithm for indoor environments[C]. Int Conf on Electromagnetics in Advanced Application. Torino: IEEE Press, 2009: 469-472.
- [11] Saxena M, Gupta P, Jain B N. Experimental analysis of RSSI-based location estimation in wireless sensor networks[C]. Int Conf on Communication Systems Software and Middleware and Workshops. Bangalore: IEEE Press, 2008: 503-510.
- [12] Catovic A, Sahinoglu Z. The Cramer-Rao bounds of hybrid TOA/RSS and TDOA/RSS location estimation schemes[J]. IEEE Communications Letters, 2004, 8(10): 626-628.

(上接第 1514 页)

- [4] 赵峰, 张军英. 一种 KPCA 的快速算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(9): 1044-1057.
(Zhao F, Zhang J Y. Fast algorithm about KPCA[J]. Control and Decision, 2007, 22(9): 1044-1057.)
- [5] Liu X F, Yang C. Greedy kernel PCA for training data reduction and nonlinear feature extraction in classification[C]. Proc of SPIE-the Int Society for Optical Engineering on MIPPR 2009 — Automatic Target Recognition and Image Analysis. Bellingham: SPIE, 2009, 7495: 749530-749538.
- [6] Franc V, Hlavác V. Greedy algorithm for a training set reduction in the kernel methods[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 426-433.
- [7] 许建华, 张学工. 经典线性算法的非线性核形式[J]. 控制与决策, 2006, 21(1): 1-12.
(Xu J H, Zhang X G. Nonlinear kernel forms of classical linear algorithms[J]. Control and Decision, 2006, 21(1): 1-12.)
- [8] Franc V. Optimization algorithms for kernel methods[D]. Czech: Department of Cybernetics Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University, 2005: 87-103.
- [9] Saporta G. Probabilités, analyses des données et statistiques[M]. Paris: Editions Technip, 1990: 201-218.
- [10] Asuncion A, Newman D J. UCI machine learning repository[DB/OL]. [2010-09-20]. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>.
- [11] Aeberhard S, Coomans D, Devel O. Comparative analysis of statistical pattern recognition methods in high dimensional setting[J]. Pattern recognition, 1994, 27(8): 1065-1077.
- [12] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification[M]. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2001: 150-153.