

基于核函数与卡尔曼滤波的室内定位方法

张旭¹, 张裕^{1,2}, 郑正奇^{1,3}, 陈雯³

(1. 华东师范大学信息科学技术学院, 上海 200241; 2. 上海市计量测试技术研究院, 上海 200120;

3. 空间信息和定位导航上海高校工程中心, 上海 200241)

摘要: 针对室内定位中存在的定位精度不高、定位稳定性较差的问题, 提出了一种基于核函数与卡尔曼滤波结合的室内定位算法. 首先利用核函数作为匹配算法进行初步定位, 高斯核函数可以充分捕获参考点指纹与测试点 RSS 之间的非线性相关性, 取得比 K 最近邻算法更好的匹配效果, 再利用卡尔曼滤波对核函数的定位结果作滤波处理. 实验结果表明, 在真实无线局域网环境下, 对核函数定位的结果作卡尔曼滤波处理后, 均方根误差降低了 25%, 2 m 以内的定位准确度由 75% 提高到 90%, 定位稳定性提高了 29%.

关键词: 室内定位; 定位准确度; 高斯核函数; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP 393 **文献标志码:** A

Indoor Positioning Method Based on Kernel Function and Kalman Filtering

ZHANG Xu¹, ZHANG Yu^{1,2}, ZHENG Zhengqi^{1,3}, CHEN Wen³

(1. School of Information Science Technology, East China Normal University, Shanghai 200241, China;

2. Shanghai Institute of Measurement and Testing Technology, Shanghai 200120, China;

3. Engineering Center of SHMEC for Space Information and GNSS, Shanghai 200241, China)

Abstract: Against the problems that indoor positioning suffers from low accuracy and poor stability, an indoor positioning method based on kernel function and Kalman filtering was presented. The Gaussian kernel function was adopted for initial positioning, which can measure the nonlinear similarity between reference points' fingerprint and test points' RSS (received signal strength), so it will get better accuracy and stability than the K nearest neighbor algorithm. Then the Kalman filtering was used for filtering the positioning results. The experimental results show that in the real WLAN (wireless local area networks) environment, the RMSE (root mean square error) of kernel function positioning results processed by Kalman filtering is decreased by 25%, the positioning accuracy within 2 meters is increased from 75% to 90%, and the positioning stability is increased by 29%.

Keywords: indoor positioning; positioning accuracy; Gaussian kernel; Kalman filtering

收稿日期: 2015-11-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61372086, 41201380); 上海市科委科技创新计划项目(13511500300); 国家质检总局科技计划项目(2014QK140)

第一作者: 张旭(1991-), 男, 硕士研究生. 研究方向: 室内定位. E-mail: zhangxuhs@163.com

通信作者: 张裕(1978-), 男, 博士后. 研究方向: 室内定位. E-mail: zhangyu95900@163.com

随着当今社会的发展,基于位置的服务变得越来越重要.室外定位技术以全球定位系统为基础,包括美国的GPS定位系统,俄罗斯的GLONASS定位系统以及我国自主研制的北斗卫星导航定位系统,利用这些定位系统可以实现室外全天候的实时定位.然而,卫星信号在室内环境中强度较弱,如果在室内仍采用卫星信号进行定位,定位误差可达几十米甚至上百米,这显然无法满足在室内3 m以内定位精度的需求.考虑到目前室内环境中普遍存在的WLAN信号^[1-3],人们开始考虑采用WLAN信号来实现室内定位.

室内定位的研究始于20世纪90年代末,其中也涌现出一批优质的定位系统和定位算法.美国微软研究院于2000年首次提出了基于WLAN的室内定位系统RADAR^[4],在空旷的室内环境下,定位精度可达2~5 m,但在复杂的室内环境,定位精度并不理想.文献[5]提出了Horus系统,该系统采用概率统计模型,并首次将聚类分块运用于指纹库的建立中,与RADAR系统相比,既提高了定位精度,同时也降低了系统的计算复杂度.在算法优化方面,研究人员将人工神经网络^[6](artificial neural network, ANN)、支持向量回归^[7](support vector regression, SVR),以及核函数^[8]等算法应用于室内定位中,进一步提高了定位精度.虽然上述定位系统和定位算法在室内定位领域都取得了一定的成果,但仍存在定位精度不够理想、定位稳定性较差等问题^[9].

为了进一步提高定位精度,本文提出了基于核函数和卡尔曼滤波的室内定位方法.首先采用核函数法进行初步定位,针对实时定位过程中用户移动位置不平缓、定位稳定性较差的问题,再利用卡尔曼滤波算法对核函数定位结果作滤波修正,实验结果表明滤波以后定位精度和定位稳定性均有明显改善.

1 Kernel 函数定位

设 X 是定义在 n 维空间 $\mathbb{R}_n$ 中的一个非空集合, Φ 为 X 到内积空间 H 的非线性映射,即

$$\Phi: x \mapsto \Phi(x) \in H \quad (1)$$

如果定义在 $X \times X$ 上的函数 K 满足: $\forall x, z \in X$,都有

$$K(x, z) = \langle \Phi(x), \Phi(z) \rangle \quad (2)$$

则称函数 $K(x, z)$ 为核函数,其中 $\langle \cdot \rangle$ 为高维空间 H 中的内积.核函数可以将低维空间线性不可分的模式映射到高维特征空间,从而在高维特征空间中挖掘出数据间的非线性相关性.

传统的定位算法如K最近邻(K nearest neighbor, KNN)算法^[10],仅通过度量参考点和测试点间的接收信号强度(received signal strength, RSS)的欧式距离来实现定位,而未考虑到RSS之间可能存在的非线性相关性,虽然定位算法较简单,但定位精度并不理想.

利用核函数可以度量在测试点采集的接入点(access point, AP)的RSS样本向量同每个参考点指纹的相似性,从中找出相似度最高的若干个指纹,再将这若干个指纹的位置坐标进行加权平均即可估算出待定位点的位置坐标.由于高斯核函数平滑性能较好,而且具有能够逼近任意非线性函数的能力,故本文采用高斯核函数进行定位,对应的相似性权重系数为

$$w_{SG}(r, F(P_i)) = \frac{1}{\sigma^2 \sqrt{2\pi}} \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n \exp\left(-\frac{\|r - r_i(t)\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中: $F(P_i)$ 是一个 $L \times n$ 的矩阵,代表第 i 个参考点 P_i 的指纹信息, $i = 1, 2, 3, \dots, L$; t 为扫描次数, $t = 1, 2, 3, \dots, n$; r 是一个 $L \times 1$ 的矩阵,表示在测试点采集到的来自于 L 个AP的RSS; σ 为核函数的宽度.由式(3)计算得出相似性权重最大的前 k 个指纹,则待定位点坐标为

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \sum_{i=1}^K w_{SG}(r, F(P_i)) P_i \quad (4)$$

相较于KNN算法中取某个AP若干次扫描所得信号强度的平均值,核函数可以充分利用每个参考点上所有的RSS样本信息,在核函数空间中可以较好地捕获信号RSS的非线性相关性,因此可以获得比KNN算法更好的定位效果.

2 Kalman 滤波

Kalman滤波^[9, 11-14]是一种线性最小方差估计,算法采用状态空间方法在时域内设计滤波器,适用于对多维随机过程进行滤波,而且具有递推性.当模型足够准确且系统状态和参数较为稳定时,滤波性能较好.利用卡尔曼滤波可以减少噪声对系统的影响,从而达到提高定位精度的目的.

由于在实时定位过程中,一般要求在较短的时间内计算出用户的位置.然而较短的信号采集时间会导致采集到的信号样本偏少,从而定位偏差较大,用户移动位置不平缓.本文提出一种基于Kernel-Kalman(KK)的室内定位方法,首先利用核函数法

对待测点进行定位计算,再利用卡尔曼滤波对核函数定位结果作滤波修正,以此进一步减小核函数定位的偏差,提高定位精度.

卡尔曼滤波的预测方程和观测方程分别为

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{w}_{k-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{m}_k \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为状态向量; $\mathbf{z}_k$ 为观测向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{H}_k$ 为观测矩阵; Γ_{k-1} 为系统噪声矩阵; $\mathbf{w}_{k-1}$ 与 $\mathbf{m}_k$ 分别是过程噪声和观测噪声,一般为高斯白噪声,且它们满足

$$\mathbf{E}\{\mathbf{w}_k\} = 0, \mathbf{E}\{\mathbf{m}_k\} = 0, \text{Cov}(\mathbf{w}_k, \mathbf{w}_j) = \mathbf{Q}_k \delta_{kj},$$

$$\text{Cov}(\mathbf{m}_k, \mathbf{m}_j) = \mathbf{R}_k \delta_{kj}, \text{Cov}(\mathbf{w}_k, \mathbf{m}_j) = 0$$

式中: $\mathbf{Q}$ 与 $\mathbf{R}$ 分别代表过程噪声和观测噪声的方程矩阵; δ 为冲激函数.

初始条件为

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{E}(\mathbf{x}_0) = \boldsymbol{\mu}_0 \quad (7)$$

$$\text{Var}(\hat{\mathbf{x}}_0) = \text{Var}(\mathbf{x}_0) = \mathbf{P}_0 \quad (8)$$

卡尔曼滤波的时间更新方程为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \quad (10)$$

测量更新方程为

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}) \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k,k-1} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\mathbf{K}$ 为滤波增益.

定义用户行走的二维模型如下:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_k^x \\ v_k^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ v_{k-1}^x \\ v_{k-1}^y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_k^x \\ w_k^y \\ w_k^{vx} \\ w_k^{vy} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\begin{bmatrix} z_k^x \\ z_k^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_k^x \\ v_k^y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} m_k^x \\ m_k^y \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: x_k, y_k 分别表示二维平面中移动目标的 x 方向位移和 y 方向位移; v_k^x 与 v_k^y 对应其在 x, y 方向的运动速度.

3 实验结果与分析

分别利用仿真场景和真实场景将提出的 KK 算

法与 Kernel 算法以及室内定位中较常用的 KNN 算法进行对比,通过定位结果的 RMSE(均方根误差)、定位误差的 CDF(累积分布函数)及定位误差的 Std.(标准差)这 3 个方面的对比来验证本文所提出算法的有效性.

3.1 仿真场景

3.1.1 仿真场景的建立

首先利用 Matlab 仿真对本文提出的定位方法进行了详细的性能分析.定位区域面积为 $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$,周围共分布 12 个 AP.参考点个数共计 1 600 个,间距为 1 m.按照行走路径选取测试点个数为 200 个.仿真实验场景如图 1 所示(图中未标出行走路径).

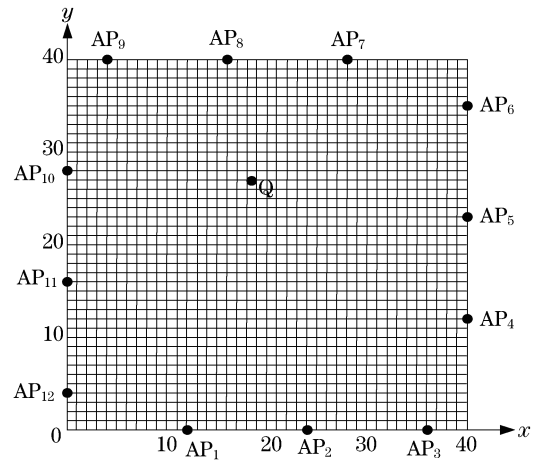


图1 仿真场景示意图

Fig.1 Simulated scene

对于某一位置 Q 处,第 i 个接入点 AP_i 在点 Q 处的信号 RSS 平均损耗为

$$P(d_{AP_i,Q}) = P(d_0) + 10\alpha \lg(d_{AP_i,Q}) \quad (14)$$

式中: $d_{AP_i,Q}$ 表示接入点 AP_i 与采样点位置 Q 间的距离; $P(d_0)$ 表示在参考距离 $d_0 = 1 \text{ m}$ 处 RSS 信号传播的路径损耗; α 表示路径损耗系数.若以 P_t 表示接入点的发射功率,则 AP_i 在采样位置 Q 处的信号强度为

$$RSS_{AP_i,Q} = P_t - P(d_{AP_i,Q}) \quad (15)$$

仿真实验的基本参数设置^[15]如表 1 所示(见下页).

为了与真实环境相接近,在本仿真实验中测试点所接收到的平均信号强度加入了均值为 0,方差为 1 的高斯白噪声.

3.1.2 仿真实验结果

仿真实验结果如图 2 所示(见下页).其中,图 2(a)给出了 3 种算法定位结果的均方根误差.当选择

表1 基本参数
Tab.1 Basic Parameters

项目	$P(d_0)/\text{dBm}$	α	P_t/dBm
值	41.5	2	15

200个测试点时,KNN,Kernel及KK的RMSE分别为1.21,0.95,0.72 m.核函数法相比于KNN算法定位精度提高了22%,卡尔曼滤波可以进一步将核函数法定位精度提高24%.

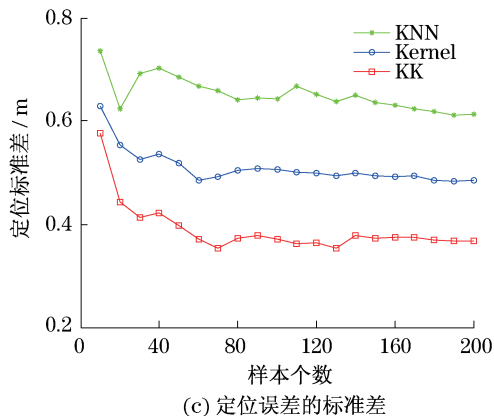
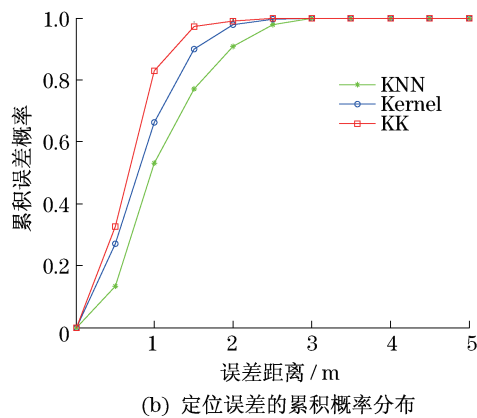
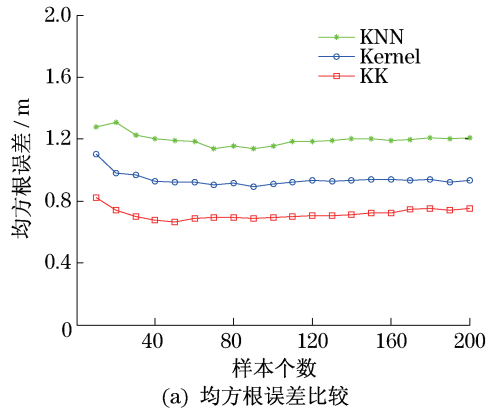


图2 仿真场景下实验结果

Fig.2 Experiment results in the simulated scene

图2(b)展示了3种定位算法定位误差的累积概率分布.可以看出核函数法定位性能要明显优于KNN算法,经过卡尔曼滤波进行滤波修正后,可以

将核函数法1 m以内定位准确率由69%提高至84%.

定位标准差可以反映定位算法的稳定性,如图2(c)所示.在定位的稳定性方面,Kernel算法优于KNN算法.经过卡尔曼滤波以后,核函数的定位稳定性有明显改善,定位标准差由0.476 m降为0.355 m,定位稳定性提高了25%.

3.2 实际场景

3.2.1 实际场景的搭建

图3为实验真实环境的示意图,位于上海市计量测试技术研究院某实验楼的4楼.实验场景的面积为50 m×20 m,场景内包含13个AP,相邻AP间的距离约为20 m.参考点和测试点均位于走廊及两侧的楼厅.图中黑色圆点代表参考点,红色圆点代表测试点.黑色连线连接各个测试点,表示测试者的行走轨迹,测试者从S点出发,按箭头所示路线行走至D点停止.

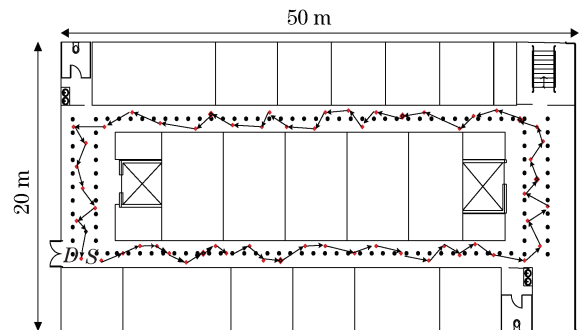
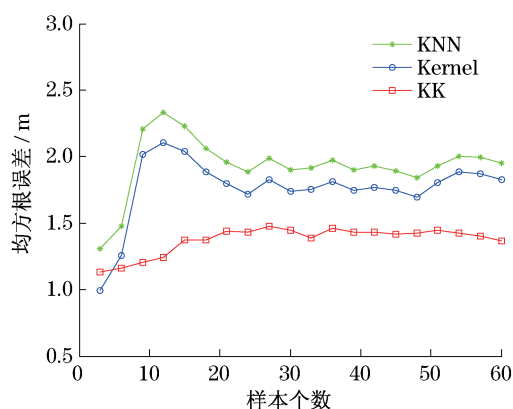


图3 实际场景示意图
Fig.3 Real scene

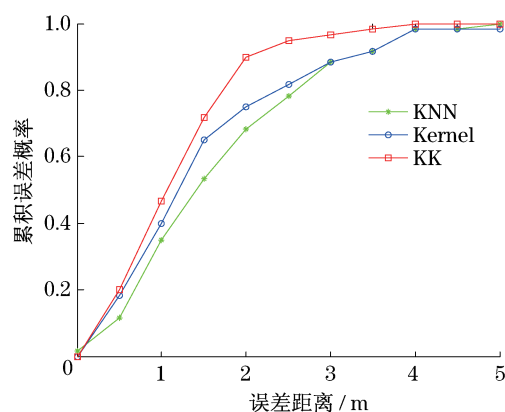
本次实验选取了116个参考点,60个测试点.采集设备为一台联想e450笔记本电脑,配置为i5-4210U,8GB DDR3内存,WiFi信号扫描软件为inSSIDer,扫描频率约为1次/s.实验者在参考点的采样时间为180 s,在线测试阶段,每个测试点的采样时间为30 s,即每个测试点读取信号强度约30次.数据处理平台仍采用Matlab,包含数据文件解析、位置指纹库的建立以及在线匹配运算等模块.

3.2.2 实际场景的实验结果

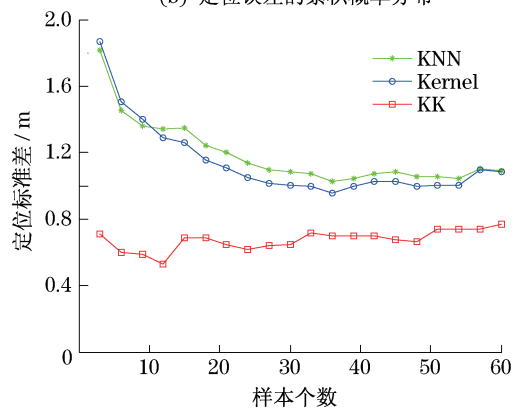
图4展示了真实场景下的实验结果,从图4(a)中可以看出,随着测试样本的增多,定位算法的RMSE趋于稳定.当样本个数为60时,KK算法的均方根误差为1.37 m,而核函数法和KNN算法的RSME分别为1.83 m和1.94 m.核函数法的定位误差低于KNN算法.卡尔曼滤波可以将核函数法的定位精度提高25%.



(a) 均方根误差比较



(b) 定位误差的累积概率分布



(c) 定位误差的标准差

图4 实际场景下实验结果

Fig.4 Experiment results in the real scene

图4(b)给出了KK算法、核函数法以及KNN算法三者的定位误差累积概率分布.以2m以内定位误差百分比作为评价指标,卡尔曼滤波可以将核函数法定位准确度由75%提高至90%,且由图中可以看出,经过卡尔曼滤波以后,定位的误差可以基本保证在3m以内.

图4(c)为实际场景中3种方法定位标准差的对比结果,随着测试样本数的增多,定位标准差趋向于稳定.当测试样本数为60个时,KNN和核函数法的

定位标准差分别为1.12m和1.08m,而KK算法的定位标准差为0.76m.相比于KNN定位法,核函数法的定位稳定性改善不够明显,猜想可能的原因是测试点个数较少,且实验场景只包含了走廊和楼厅的空白区域,所以测试数据无法完整地展现定位性能.但可以明显看出,经过卡尔曼滤波以后,核函数法的定位稳定性提高了29%,定位性能有较大的改善.

4 结 论

提出了一种基于核函数与卡尔曼滤波结合的室内定位算法,首先采用核函数对待测点作初步定位,再利用卡尔曼滤波对定位结果作滤波处理.核函数可以充分利用参考点的所有RSS样本信息,较好地捕获了信号RSS的非线性模式,能够获得比KNN算法更好的定位性能.针对室内定位中用户移动位置不平缓、定位稳定性较差的问题,卡尔曼滤波可以显著降低定位位置波动,提高定位的稳定性.实验结果表明,在对核函数定位的结果做卡尔曼滤波处理后,均方根误差降低了25%,2m以内的定位准确度由75%提高到90%,定位稳定性提高了29%.

随着具有WiFi连接功能的智能手机的大量普及,本文提出的算法可以在基于智能移动设备的室内定位系统中广泛运用.未来的工作主要有:a.针对室内WiFi信号波动较大的问题,考虑用卡尔曼滤波对设备采集到的RSS作滤波处理,提高扫描的WiFi信号的稳定性;b.从减少移动设备定位计算量的角度出发,采用K-means聚类及其改进算法对位置指纹库进行聚类分析,从而降低系统的匹配计算量,提高定位系统的响应速率.

参考文献:

- [1] BISIO I, CERRUTI M, LAVAGETTO F, et al. A trainingless WiFi fingerprint positioning approach over mobile devices [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2014, 13: 832 - 835.
- [2] CHON Y, CHA H. LifeMap: a smartphone-based context provider for location-based services [J]. IEEE Pervasive Computing, 2011, 10(2): 58 - 67.
- [3] LIU H, DARABI H, BANERJEE P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2007, 37(6): 1067 - 1080.

- [4] CHEN L N, LI B H, ZHAO K, et al. An improved algorithm to generate a WiFi fingerprint database for indoor positioning [J]. *Sensors*, 2013, 13 (8): 11085 – 11096.
- [5] REHIM M. Horus: a WLAN-based indoor location determination system [M]. Maryland: University of Maryland at College Park, 2004.
- [6] FANG S H, LIN T N. Indoor location system based on discriminant-adaptive neural network in IEEE 802.11 environments [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(11): 1973 – 1978.
- [7] WU Z L, LI C H, NG J K Y, et al. Location estimation via support vector regression [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2007, 6(3): 311 – 321.
- [8] KUSHKI A, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Kernel-based positioning in wireless local area networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2007, 6(6): 689 – 705.
- [9] 赵永翔, 周怀北, 陈森, 等. 卡尔曼滤波在室内定位系统实时跟踪中的应用 [J]. *武汉大学学报(理学版)*, 2009, 55(6): 696 – 700.
- [10] FANG S H, LIN T. Principal component localization in indoor WLAN environments [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2012, 11(1): 100 – 110.
- [11] OUTEMZABET S, NERGUIZIAN C. Accuracy enhancement of an indoor ANN-based fingerprinting location system using Kalman filtering [C] // *Proceedings of the IEEE 19th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. Cannes: IEEE, 2008: 1 – 5.
- [12] CHI J N, QIAN C F, ZHANG P Y, et al. A novel ELM based adaptive Kalman filter tracking algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2014, 128: 42 – 49.
- [13] NGUYEN H N, ZHOU J, KANG H J. A calibration method for enhancing robot accuracy through integration of an extended Kalman filter algorithm and an artificial neural network [J]. *Neurocomputing*, 2015, 151: 996 – 1005.
- [14] CHEN Z, ZOU H, JIANG H, et al. Fusion of WiFi, smartphone sensors and landmarks using the Kalman filter for indoor localization [J]. *Sensors*, 2015, 15(1): 715 – 732.
- [15] 张明华, 张申生, 曹健. 基于无线局域网定位的误差关键因素分析与仿真 [J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(15): 4866 – 4869.

(编辑: 丁红艺)

(上接第286页)

- [6] 刘伟. RoboCup 中型组机器人全景视觉系统设计与实现 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.
- [7] 卢惠民, 刘斐, 郑志强. 一种新的用于足球机器人的全向视觉系统 [J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(7): 1243 – 1248.
- [8] MENEGATTI E, PRETTO A, SCARPA A, et al. Omnidirectional vision scan matching for robot localization in dynamic environments [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, 22(3): 523 – 535.
- [9] YASUDA G, BIN G. Object recognition and self-localization for interactive soccer robots [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Shenyang: IEEE, 2004: 407 – 412.
- [10] 方正, 佟国峰, 徐心和. 一种鲁棒高效的移动机器人定位方法 [J]. *自动化学报*, 2007, 33(1): 48 – 53.
- [11] 徐则中, 庄燕滨. 移动机器人定位方法对比研究 [J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(7): 1891 – 1896.
- [12] BAIST A, SABLATNIG R, NOVAK G. Line-based landmark recognition for self-localization of soccer robots [C] // *Proceedings of the IEEE Symposium on Emerging Technologies*. Islamabad: IEEE, 2005: 132 – 137.
- [13] NEVES A J R, MARTINS D A, PINHO A J. A hybrid vision system for soccer robots using radial search lines [C] // *Proceedings of the 8th Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions*, 2008: 51 – 55.
- [14] 丘柳东, 王牛, 李祖枢. 一种中型自主足球机器人自定位方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(22): 21 – 25.
- [15] LUO R H, MIN H Q. A new omni-vision based self-localization method for soccer robots [C] // *Proceedings of WRI World Congress on Software Engineering*. Xiamen: IEEE, 2009: 126 – 130.

(编辑: 石 瑛)