

基于数据融合的 WLAN/MARG 组合定位系统

刘兴川¹, 张 盛², 林孝康²

(1. 中国电子科技集团公司 28 所, 江苏 南京 210007;
2. 清华大学深圳研究生院, 广东 深圳 518055)

摘要: 接收信号强度(received signal strength, RSS)浮动和无线接入点缺失是制约无线局域网(wireless local area network, WLAN)定位精度的主要问题。利用智能终端已有的 MARG(magnetic, angular rate, and gravity)传感器,设计了基于粒子滤波和卡尔曼滤波的数据融合算法,实现了一个低成本高精度的 WLAN/MARG 组合定位系统。该系统利用 WLAN 和 MARG 定位技术的互补特性,有效校正了由 RSS 浮动引起的定位误差和由传感器噪声引起的累积误差。室内 WLAN 环境下的实验结果表明,本文所提系统,相比 WLAN 和 MARG 定位系统,定位均方根误差分布减少了 62%和 91%,并且有效扩大了系统应用范围。

关键词: 无线局域网; 组合定位; 数据融合; MARG 传感器; 粒子滤波

中图分类号: TN 929.5

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2012.11.30

WLAN/MARG integrated positioning system using data fusion

LIU Xing-chuan¹, ZHANG Sheng², LIN Xiao-kang²

(1. The 28th Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Nanjing 210007, China;
2. Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China)

Abstract: The fluctuation of received signal strength (RSS) and access points (AP) outage are the major limit to wireless local area network (WLAN) based positioning accuracy. This paper proposes a data fusion algorithm based on particle filter and Kalman filter in order to realize a low-cost, high-precision WLAN/ magnetic, angular rate, and gravity (MARG) integrated positioning system using MARG sensors in the Smartphone. The system fuses the complementary information from WLAN and MARG positioning techniques to correct the positioning error due to the fluctuation of RSS and the accumulative error of the sensors due to sensor noises. The experimental results in indoor WLAN environments indicate that the positioning accuracy of the proposed system is reduced by 62% and 91%, respectively, as compared with WLAN-based system and MARG-based system. Meanwhile, the scope of positioning is also effectively expanded.

Keywords: wireless local area network (WLAN); integrated positioning; data fusion; magnetic, angular rate, and gravity (MARG) sensor; particle filter

0 引言

随着智能手机的普及,基于移动终端的定位系统在基于位置的服务(location-based services, LBS)中取得了很大的成功,如紧急救援、室内智能导航、构建城市生活地图^[1-3]等。GPS是最常用的定位系统,同时在室外空旷地区能够取得良好的定位性能。但是,文献[4]研究表明只有 4.5%的时间人们可以获得可靠的 GPS 信号,这是因为在人们活动的热点地区如室内和市区,GPS 直视路径被阻断。为了解决室内和市区定位问题,基于无线局域网(wireless local

area network, WLAN)的 Fingerprinting 定位技术被广泛研究^[5-6]。与其他室内定位系统如超宽带(ultra-wideband, UWB), ZigBee 相比,基于 WLAN 的定位系统具有成本低,精度高,应用范围广(室内和室外)等优点。但是多径干扰等因素引起的接收信号强度(received signal strength, RSS)浮动严重恶化了 WLAN 定位精度;同时,在无线接入点(access point, AP)没有覆盖到的区域,由于 AP 缺失导致 WLAN 定位失效,需要其他定位系统的补充。

针对上述问题,文献[7-8]利用时间分集和概率分布模型来获得 RSS 的统计特征,减小 RSS 的浮动,但是增加

了系统的定位时延。文献[9]采用卡尔曼滤波的方法来减小多径干扰引起的 RSS 浮动,提高了定位精度,但是无法解决 AP 缺失引起的定位误差。文献[10]提出 WLAN/GPS 组合定位方法来解决 AP 缺失问题,实现市区定位,但是无法改善 WLAN 室内定位精度。

近年来,随着基于微电子机械系统(micro-electro mechanical systems, MEMS)技术的 MARG(magnetic, angular rate, and gravity)传感器在智能终端上的广泛应用, MARG 定位系统成为研究热点^[11]。其优点是低成本、自主式和短时间内定位精度高;缺点是存在传感器噪声和累积误差,无法获得长期稳定可靠的定位信息。本文将利用 MARG 传感器,结合 Fingerprinting 定位方法^[12],设计一个基于粒子滤波和卡尔曼滤波的数据融合算法,实现 WLAN/MARG 组合定位系统。该系统利用 MARG 传感器输出的速度、姿态和相对位置等信息,校正了由于 RSS 浮动和 AP 缺失引起的定位误差;同时利用 WLAN 提供的绝对位置信息修正了由于传感器噪声引起的累积误差,提高了系统的鲁棒性、定位精度和使用范围。在室内 WLAN 环境中对文中提出的 WLAN/MARG 组合定位系统进行了性能评估。

1 基于 WLAN 的 Fingerprinting 定位技术

近年来,WLAN 节点在室内和市区广泛地铺设,基于 WLAN 的 Fingerprinting 定位方法已经成为主流的室内和市区定位方法^[6,12]。Fingerprinting 定位过程主要分为训练和定位两个阶段,如图 1 所示。

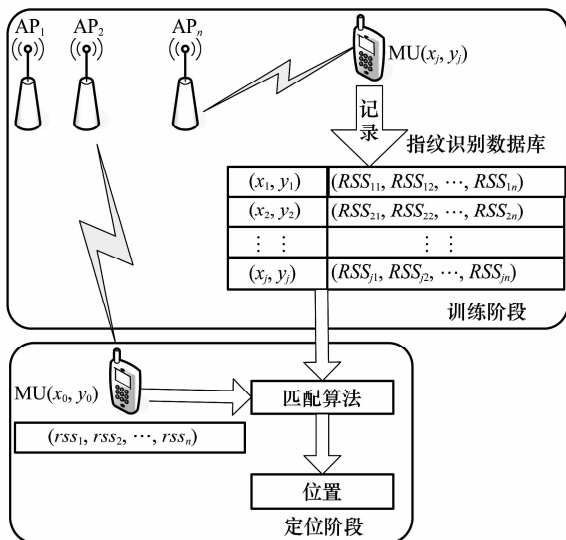


图 1 Fingerprinting 定位过程

1.1 训练阶段

其目标在于建立一个位置指纹识别数据库。主要工作是采集感兴趣区域内各参考点(reference point, RP)位置的指纹特征信息——RSS。如图 1 所示,移动用户(mobile user, MU)依次在各个参考点上测量来自不同 AP 的 RSS

值,并将相应 MAC 地址和经纬度坐标信息存储到数据库中,直至遍历感兴趣区域内所有的参考点。

1.2 定位阶段

移动用户测量周围 AP 的 RSS,将其与预先存储在数据库中的 RSS 矢量进行匹配计算,匹配原则为接收信号强度的欧氏距离,如式(1)所示:

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (rss_i - RSS_{ji})^2} \quad (1)$$

式中, D_j 表示参考点 j 和移动用户之间信号强度的欧氏距离或相似度, D_j 越小表明两者之间相距的越近; $rss = (rss_1, rss_2, \dots, rss_n)$ 矢量表示移动用户当前测量到 n 个 AP 的 RSS; $RSS = (RSS_{j1}, RSS_{j2}, \dots, RSS_{jn})$ 矢量表示在第 j 个参考点存储到数据库中的 RSS,代表参考点 j 的指纹信息。

选择 m 个欧氏距离最小的参考点 (x_1, x_2, \dots, x_m) ,用这些参考点坐标的线性加权表示移动用户当前的位置坐标 $x_0 = (x_0, y_0)$,计算式如下:

$$\hat{x}_0 = \sum_{k=1}^m \omega_k x_k \quad (2)$$

式中, ω_k 表示参考点 k 的权重,计算式如下:

$$\omega_k = \frac{\frac{1}{D_k}}{\sum_{k=1}^m \frac{1}{D_k}} \quad (3)$$

通过上述分析可以看到,Fingerprinting 定位方法实现高精度定位是基于固定位置的 RSS 是一个稳定值的假设。实际上,由于多径干扰等因素的影响,固定位置的 RSS 浮动可以达到 16 dBm^[13],严重恶化了 WLAN 定位精度。同时,在 AP 没有覆盖到的区域,即 AP 覆盖盲区,由于 AP 缺失导致 WLAN 定位失效,需要其他定位系统的补充。

2 MARG 传感器数据处理方法

MARG 传感器数据处理方法是利用传感器提供的加速度和角速度等信息,结合姿态更新算法和航位推算(dead reckoning, DR),来获得载体的姿态角以及相对位置等信息。首先将集成了三维陀螺仪、三维加速度计和三维磁强计的智能终端定义到一个 $x-y-z$ 坐标系,一般称为载体坐标系,取载体的重心为载体坐标系原点,三个轴分别与载体的纵轴、横轴和竖轴相重合。与之对应的绝对坐标系通常称为 X-Y-Z 导航坐标系,X、Y、Z 轴分布指向东、北、天,遵循右手定则。

滚动角 φ 、俯仰角 θ 和航向角 ϕ 分别表示载体坐标系 x 轴、 y 轴和 z 轴转动的转角,用来表示载体坐标系相对于导航坐标系的方位,也称为载体的姿态角。滚动角和俯仰角的计算式如下:

$$\varphi = \arcsin \frac{\ddot{y}}{\sqrt{(\ddot{x})^2 + (\ddot{y})^2 + (\ddot{z})^2}} \quad (4)$$

$$\theta = \arcsin \frac{\ddot{x}}{\sqrt{(\ddot{x})^2 + (\ddot{y})^2 + (\ddot{z})^2}} \quad (5)$$

式中, \ddot{x} 、 \ddot{y} 和 \ddot{z} 表示加速度计在载体坐标系下沿 x, y 和 z

轴的输出值。航向角的输出可以通过磁强计的输出生或者陀螺仪的输出来求取。用磁强计 $m = [m_x, m_y, m_z]^T$ 求取航向角时,需要通过旋转矩阵使载体坐标系的 z 轴和导航坐标系 Z 轴对齐,然后求取航行角,公式如下:

$$\mathbf{R}' = \mathbf{R}_\varphi \mathbf{R}_\theta^y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & \sin \varphi \\ 0 & -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 & -\sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \theta & 0 & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$m' = \mathbf{R}' m \quad (7)$$

$$\phi_{\text{mag}} = \arctan\left(\frac{m'_y}{m'_x}\right) \quad (8)$$

式中, m'_x 和 m'_y 表示地球磁场强度分量沿对齐后的 x' 轴和 y' 轴分量。由于磁强计易受周围局部磁场干扰,特别是在室内环境中,因此需要设计互补滤波器,利用陀螺仪计算出的航向角来修正磁强计的输出,公式如下:

$$\phi_k^{\text{gyr}} = \phi_{k-1}^{\text{gyr}} + \omega_k dt \quad (9)$$

$$\phi = (1 - W)\phi_k^{\text{gyr}} + W\phi_{\text{mag}} \quad (10)$$

式中, ϕ_k^{gyr} 表示由陀螺仪计算出来的航向角; ω_k 表示陀螺仪在 k 时段的角速度; W 是所设计的互补滤波器的互补权重^[14],实验过程中 W 的取值为 0.7。

3 WLAN/MARG 组合定位系统

数据融合算法不仅可以实现两个异构系统的结合,还可以融合两个系统的优点来降低或消除彼此的缺点,获得一个增强型系统。本文设计了基于粒子滤波和卡尔曼滤波的数据融合算法,利用两个系统互补特性实现了一个增强型 WLAN/MARG 组合定位系统,如图 2 所示。

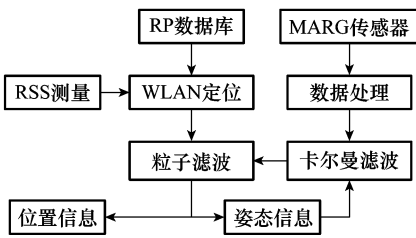


图 2 基于数据融合的 WLAN/MARG 组合定位系统

3.1 粒子滤波

粒子滤波是一种基于递推计算的序列蒙特卡罗算法,通过采用一组从概率密度函数上随机抽取的并附带相关权值的粒子集来逼近后验概率密度函数:

$$\Pr(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{0:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (11)$$

式中, \mathbf{x}_k 表示目标在时刻 k 的状态矢量; $\mathbf{Z}_{0:k}$ 表示在时刻 $k+1$ 之前的测量值序列; \mathbf{x}_k^i 表示第 i 个粒子或者抽样点; ω_k^i 为其权重; N 为粒子数。本文采用的粒子滤波分为以下 4 个步骤:

步骤 1 初始化

根据初始的概率密度函数 $\Pr(\mathbf{x}_0)$ 产生 N 个粒子 $\{\mathbf{x}_0^i, i=1, \dots, N\}$, 其中 $\Pr(\mathbf{x}_0)$ 采用高斯分布,均值为目标初始位置。

步骤 2 预测

结合 MARG 传感器数据处理结果,粒子滤波预测目标下一步的位置信息 (x_{k+1}, y_{k+1}) , 公式如下:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ v_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s \cdot \cos(\phi_k) \\ 0 & 1 & T_s \cdot \sin(\phi_k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T_s^2}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_x \\ \eta_y \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中, $[x_k, y_k]^T$ 为每个粒子的状态矢量; T_s 表示第 $k-1$ 次 WLAN 定位与第 k 次 WLAN 定位的时间间隔; ϕ_k 表示 MARG 传感器数据经过卡尔曼滤波获得的目标绕 z 轴的旋转角; v_k 表示 MARG 传感器数据处理后获得的目标速度; $[\eta_x, \eta_y]^T$ 表示目标的加速度矢量,用零均值的高斯噪声模拟,方差可以由 MARG 传感器数据估算。

步骤 3 权重计算及归一化

粒子的权重通过测量模型和现在观测值来求取:

$$\omega_{k+1}^i = \Pr[\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{x}_k^i] = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x}_k^i - \mathbf{z}_k\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (13)$$

$$\omega_{k+1}^i = \frac{\omega_{k+1}^i}{\sum_{j=1}^N \omega_{k+1}^j} \quad (14)$$

式中, \mathbf{Z}_k 表示目标当前测量的 RSS; 通过上面介绍的 Fingerprinting 定位方法可以获得目标当前的位置估计,用 \mathbf{x}_k^i 表示; \mathbf{x}_k^i 表示第 i 个粒子在时刻 k 的位置信息; σ 表示测量噪声方差,因此根据实际中 RSS 浮动的方差来选择。式(13)表示当粒子位置越靠近目标当前估计位置时,粒子获得的权重越大,从而获得准确的后验概率分布。

步骤 4 重采样

重采样是粒子滤波的关键,根据概率密度函数 $\Pr(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k)$ 产生 N 个新粒子 $\{\mathbf{x}_k^{i*}, i=1, \dots, N\}$, 来解决粒子退化问题。

$$\Pr(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k) = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (15)$$

$$\Pr(\mathbf{x}_k^{i*} = \mathbf{x}_k^i) = \omega_k^i \quad (16)$$

3.2 卡尔曼滤波

粒子滤波的好坏严重依赖航向角 ϕ 的准确度,但是由于陀螺仪存在累积误差和磁强计易受周围局部磁场的干扰,导致 MARG 数据处理后获得的航向角 ϕ 误差比较大。本文设计一个卡尔曼滤波器,利用粒子滤波获得的姿态信息来修正航向角 ϕ ,从而获得稳定可靠的航向角信息。滤波算法计算式如下:

$$\begin{cases} \phi_k^- = \phi_{k-1} - \dot{\phi} \cdot \Delta T \\ \mathbf{P}_k^- = \mathbf{Q} + \mathbf{P}_{k-1} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \cdot [\mathbf{P}_k^- + \mathbf{R}]^{-1} \\ \phi_k = \phi_k^- + \mathbf{K}_k [\phi_{\text{PF}} - \phi_k^-] \\ \mathbf{P}_k = (1 - \mathbf{K}_k) \mathbf{P}_k^- \end{cases} \quad (17)$$

式中, ϕ 表示陀螺仪输出的角速度; ϕ_{k-1} 表示时刻 $k-1$ 时预测的航向角; ΔT 表示 MARG 传感器输出的时间间隔; Q 和 R 分别表示过程噪声和测量噪声的协方差矩阵; K_k 为卡尔曼滤波器增益; P_k^- 和 P_k 表示误差方差矩阵; ϕ_{PF} 为粒子滤波估计的航向角。

4 实验结果

在室内 WLAN 环境中, 采用支持 IEEE802. 11b/g 标准的 U8500 智能手机和 iNemo 磁/惯性传感器模块, 构建基于智能终端的 WLAN/MARG 组合定位系统实验平台。iNemo 传感模块包括三维加速计传感器(LSM303DLH), 三维磁强计传感器(LSM303DLH), 三维陀螺仪(一维 LY330ALH 和二维 LPR430AL) 和一个高性能 ARM 微处理器, 通过 USB 接口与 U8500 相连。

实验场地选择清华深研院实验楼, 结构图如图 3 所示, 定位区域共有 5 个 AP 节点, 黑点表示 RP 点, 间隔为 5 m, 用于建立 WLAN 定位系统指纹信息数据库, 黑色虚线表示真实的实验路径。

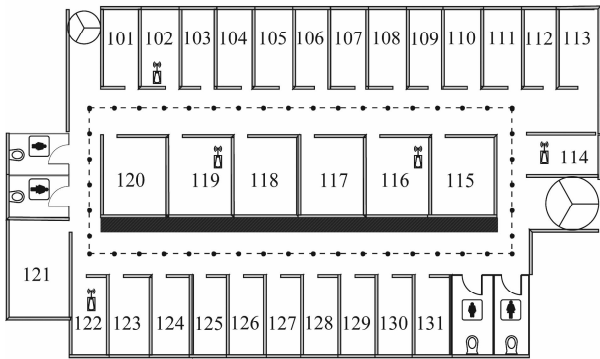
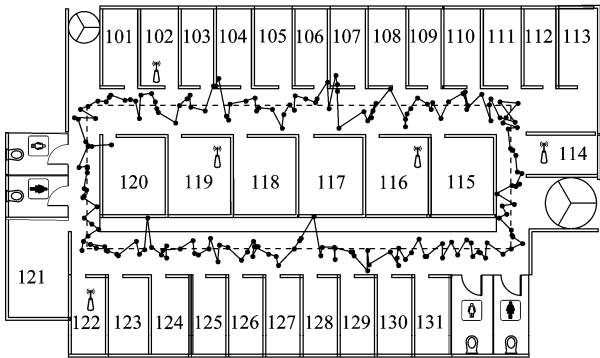


图 3 实验场地和实验路径

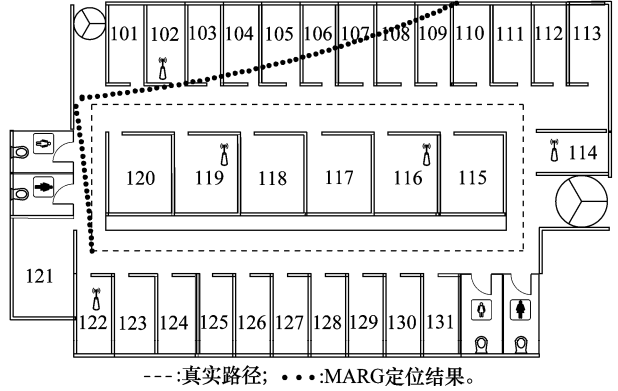
移动终端沿着实验路径以大约 1 m/s 的速度行进, 收集 AP 的 RSS 和 MARG 传感器数据, 进行 WLAN 定位、MARG 定位和 WLAN/MARG 组合定位。图 4 为 WLAN 定位结果和真实路径的比较, 可以发现 WLAN 定位获得的路径经常有穿墙和跳跃现象, 这是由于多径干扰引起的接收信号强度浮动造成的, 严重影响了 WLAN 定位系统性能。



---:真实路径; —:WLAN定位结果。

图 4 真实路径和 WLAN 定位结果

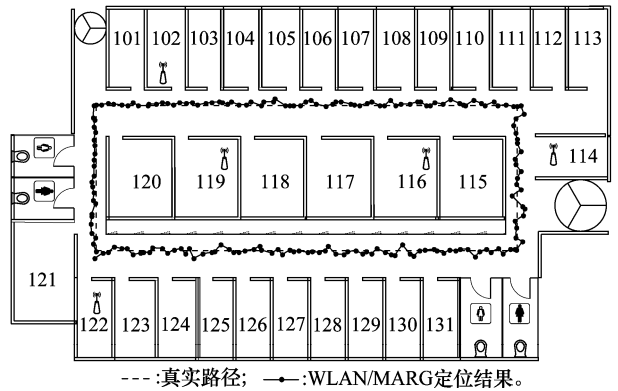
图 5 为 MARG 定位结果和真实路径的比较, 可以发现 MARG 定位获得的路径十分平稳, 没有跳跃, 短时间内定位精度很好。但是随着定位时间的增加, 由于累积误差的影响, MARG 定位精度严重恶化, 定位路径严重偏离真实路径。



---:真实路径; ...:MARG定位结果。

图 5 真实路径和 MARG 定位结果

图 6 为本文提出的 WLAN/MARG 组合定位结果和真实路径的比较, 可以发现基于数据融合的组合定位系统显著改善了 WLAN 和 MARG 定位中出现的各种问题, 例如穿墙现象完全消除, 累积误差得到很好的抑制, 定位路径平稳, 定位精度显著提高。



---:真实路径; —:WLAN/MARG定位结果。

图 6 真实路径和 WLAN/MARG 定位结果

同时, 表 1 还列出了本文所提定位系统与其他室内定位系统^[15](如三角法、RADAR(radio detection and ranging)模型法等)之间的性能比较。

表 1 与其他定位系统性能比较

系统	本文系统	三角法	RADAR	模型法
RMSE/m	1.5	5.7	3.8	4.9

图 7 为 WLAN/MARG, WLAN, MARG 定位系统的定位误差累积概率分布。MARG 定位系统的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为 15.8 m; WLAN 定位系统的均方根误差为 3.9 m; 本文提出的 WLAN/MARG 组合定位系统的均方根误差为 1.5 m。

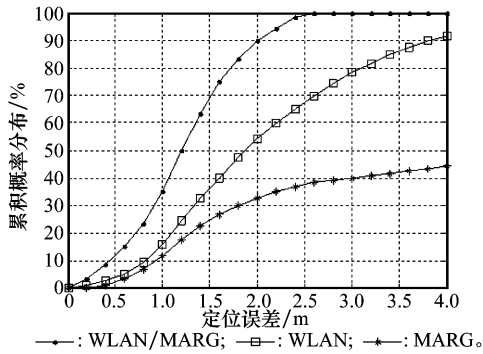


图 7 不同方法的定位误差累积概率分布

5 结 论

本文提出了基于粒子滤波和卡尔曼滤波的数据融合框架,实现了基于智能终端的 WLAN/MARG 组合定位系统,该系统的突出优点是显著提高了系统的定位精度和有效扩大了系统应用范围。室内 WLAN 环境下的实验结果表明,本文所提系统,相比 WLAN 定位系统和 MARG 定位系统,定位均方根误差分别减少了 62%(从 3.9 m 减小到 1.5 m)和 91%(从 15.8 减小到 1.5)。同时,相比其他室内定位系统(如三角法、RADAR、模型法等),该系统具有较高的定位精度和可靠性。

参考文献:

[1] Hightower J, Borriello G. Location systems for ubiquitous computing[J]. *IEEE Computer Magazine*, 2001, 34(8):57-66.

[2] Lee S, Kim B, Kim H, et al. Inertial sensor-based indoor pedestrian localization with minimum 802. 15. 4a configuration[J]. *IEEE Trans. on Industrial Informatics*, 2011, 7(3):455-466.

[3] Chon Y, Cha H. Lifemap: a smartphone-based context provider for location-based service [J]. *IEEE Pervasive Computing Magazine*, 2011, 10(2):58-67.

[4] Miluzzo E, Nicholas D, Kristóf F, et al. Sensing meets mobile social networks: the design, implementation, and evaluation of the cenceme application[C]//*Proc. of the 6th Association for Computing Machinery Conference Embedded Network Sensor Systems*, 2008: 337-350.

[5] Brunato M, Battiti R. Statistical learning theory for location fingerprinting in wireless LANs[J]. *Computer Networks*, 2005, 47(6): 825-845.

[6] Roos T, Myllymaki P, Tirri H, et al. A probabilistic approach to WLAN user location estimation[J]. *International Journal Wireless Information Networks*, 2002, 9(3): 155-164.

[7] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems[J]. *IEEE Trans. on Systems*, 2007, 37(6):1067-1080.

[8] Fang S, Lin T, Lee K. A novel algorithm for multipath fingerprinting in indoor WLAN environments[J]. *IEEE Trans. on Wireless Communication*, 2008, 7(9): 3579-3588.

[9] Eddie C, Chan G, Mark S. Using Wi Fi signal strength to localize in wireless sensor networks[C]//*Proc. of the International Conference on Communications and Mobile Computing*, 2009: 538-542.

[10] Zirari S, Canalda P. WiFi GPS based combined positioning algorithm[C]//*Proc. of the Wireless Communications, Networking and Information Security*, 2010:684-688.

[11] Woodman O, Harle R. Pedestrian localisation for indoor environments[C]//*Proc. of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing*, 2008:114-123.

[12] 刘兴川, 张盛, 徐立强. 基于空间分集和轨迹连续的实时 Fingerprint 定位算法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2011, 51(2): 176-179. (Liu X C, Zhang S, Xu L Q, et al. A real-time algorithm for fingerprint positioning based on spatial diversity and trajectory continuity[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2011, 51(2):176-179.)

[13] Liu X C, Zhang S, Zhao Q Y, et al. A real-time algorithm for fingerprint localization based on clustering and spatial diversity[C]//*Proc. of the Ultra Modern Telecommunications and Control Systems*, 2010:74-81.

[14] Klingbeil L, Wark T. A wireless sensor network for real-time indoor localization and motion monitoring[C]//*Proc. of the International Conference on Information Processing in Sensor Networks*, 2008:39-50.

[15] Robinson M, Psaromiligkos I. Received signal strength based location estimation of a wireless LAN client[C]//*Proc. of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2005: 2350-2354.