

室内 BLE/MEMS 跨楼层融合定位算法

周牧^{1,2}, 王斌¹, 田增山¹, 张千坤¹

(1. 重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065;
2. 天津师范大学天津市无线移动通信与无线电能传输重点实验室, 天津 300387)

摘 要: 提出一种基于微机电系统 (MEMS, micro electro mechanical system) 传感器与低功耗蓝牙 (BLE, bluetooth low energy) 数据融合的室内 BLE/MEMS 跨楼层定位算法。首先利用仿射传播聚类、离群点检测和接收信号强度 (RSSI, received signal strength indicator) 滤波算法对指纹库进行去噪, 然后采用扩展卡尔曼滤波器, 并根据抗差 M 估计方法对二维目标位置进行最优估计, 最后基于气压计输出和地理位置信息实现对目标的高度估计。实验结果表明, 该系统在室内环境下能够达到水平和垂直定位均方根误差小于 0.7 m 和 0.35 m 的跨楼层融合定位。

关键词: 室内定位; 跨楼层; 数据融合; 低功耗蓝牙; 微机电系统

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Indoor BLE and MEMS based multi-floor fusion positioning algorithm

ZHOU Mu^{1,2}, WANG Bin¹, TIAN Zeng-shan¹, ZHANG Qian-kun¹

(1. Chongqing Key Lab of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. Tianjin Key Laboratory of Wireless Mobile Communication and Radio Power Transmission, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Based on the data fusion from micro electro mechanical system (MEMS) sensors and low-power bluetooth (BLE), an indoor BLE and MEMS based multi-floor positioning algorithm was proposed. First of all, the affinity propagation clustering, outlier detection and received signal strength indicator (RSSI) filtering algorithms were applied to de-noise the fingerprint database. Second, by using the extended Kalman filter, the robust M estimation algorithm was used to perform the optimal estimation of the two-dimensional target position. Finally, the barometer output and geographical position information was considered to realize the height estimation of the target. The experimental results show that the proposed system is able to achieve the horizontal and vertical positioning errors lower than 0.7 m and 0.35 m respectively in multi-floor fusion positioning.

Key words: indoor positioning, multi-floor, data fusion, BLE, MEMS

1 引言

为了解决定位技术的“最后一米”问题, 室内定位具有广阔的应用前景, 如在地下停车场快速搜寻停车位、在大型商场寻找电梯口, 同时商家也可

依靠室内定位技术向客户推送商品广告或打折信息等。目前, 全球导航卫星系统 (GNSS, global navigation satellite system) 基本可以满足室外定位的精度需求, 但在室内环境下, 由于卫星信号易受遮挡且存在严重的多径效应, 使 GNSS 定位精度急

收稿日期: 2017-01-04; 修回日期: 2017-02-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61301126, No.61471077); 长江学者和创新团队发展计划基金资助项目 (No.IRT1299); 重庆市科委重点实验室专项经费基金资助项目; 重庆市基础与前沿研究计划基金资助项目 (重点) (No.cstc2015jcyjBX0065); 重庆市高校优秀成果转化基金资助项目 (No.KJZH17117)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61301126, No.61471077), Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (No.IRT1299), Special Fund of Chongqing Key Laboratory (CSTC), Fundamental and Frontier Research Project of Chongqing (Key Project) (No.cstc2015jcyjBX0065), University Outstanding Achievement Transformation Project of Chongqing (No.KJZH17117)

剧下降。于是，针对复杂的室内电磁传播环境，国内外相继提出了多种室内定位技术，如基于蓝牙^[1]、超宽带^[2]、射频识别^[3]、MEMS 传感器^[4]、无线局域网（WLAN, wireless local area network）^[5]等的定位技术。

设备成本、可扩展性和定位精度等因素限制了传统超宽带、射频识别、WLAN 等单一定位技术的进一步发展。同时，利用 MEMS 传感器提供的惯性和航向信息来实现行人航迹推算（PDR, pedestrian dead reckoning）^[4,6]具有自主性、连续性、低成本和短时高精度等优点。此外，随着 MEMS 技术的飞速发展，各种传感器（如陀螺仪、加速度计、磁力计和气压计等）尺寸不断减小，成本不断降低，从而被广泛应用到各类移动智能终端设备中。但由于在 PDR 算法中行人步长和航向信息不容易准确获得，且当前位置计算依赖于目标的历史位置信息，所以定位结果将包含累积误差，长时间定位精度较差。而 BLE 指纹定位技术具有低功耗、低成本和长时高精度等优点，但多径干扰所引起的 RSSI 抖动将严重影响 BLE 指纹定位的精度，同时，由于单个 BLE 锚点（anchor）的覆盖范围较小，系统的环境适应性不强。

近年来，为了提高定位精度，基于数据融合的多系统融合定位技术得到广泛关注^[7,8]。文献[9~11]利用卡尔曼和粒子滤波技术实现 WLAN/MEMS 融合定位，其在一定程度上降低了 MEMS 传感器的累积误差，但未能有效解决 RSSI 抖动对定位精度的影响。此外，由于其利用经典牛顿力学方程进行

加速度积分运算，且在行人随机行走时加速度计输出存在不规则抖动影响，于是，目标位置解算结果存在较大的长时间累积误差。针对上述 RSSI 抖动问题，文献[12]提出以 RSSI 作为观测量并基于室内信号传播模型建立观测方程来实现融合定位，但在复杂室内电磁传播环境下，精确的信号传播模型往往难以得到。文献[13]设计了一种基于 WLAN 和磁角速率与重力（MARG, magnetic angular rate and gravity）数据融合的室内定位系统，结合指纹定位和 PDR 算法，其在一定程度上解决了 RSSI 抖动和加速度计误差累积的问题，但未能考虑指纹库优化和室内跨楼层三维定位需求，从而实际应用范围受限。

本文提出了一种基于数据融合的室内 BLE/MEMS 跨楼层定位算法。首先，利用仿射传播聚类、离群点检测和 RSSI 滤波算法对指纹库进行优化，通过剔除指纹库中噪声点来降低 BLE 指纹定位的大误差概率；然后，采用步态检测方法对目标行走速度进行估计，并结合四元数求解航向角和扩展卡尔曼滤波器进行优化；其次，设计抗差扩展卡尔曼（EKF, extended Kalman filter）滤波器，抑制 MEMS 传感器定位的累积误差，并解决在 BLE 指纹定位中 RSSI 抖动所造成的不规则跳变误差问题；最后，基于气压计输出和地理位置信息实现对目标的高度估计，进而完成室内跨楼层融合定位。

2 算法描述

系统总体框架如图 1 所示，主要包括：BLE 指纹定位模块、速度与航向计算模块、抗差 EKF 滤波

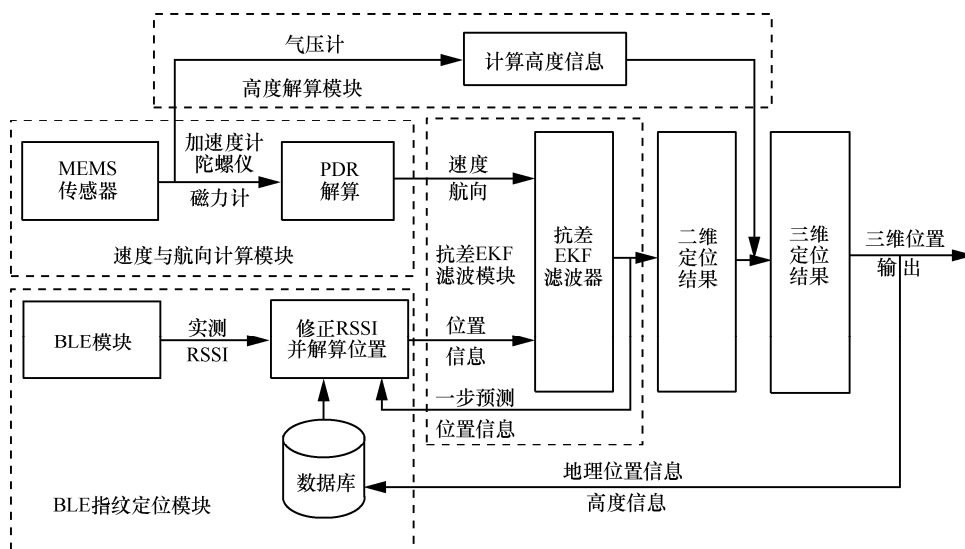


图 1 BLE/MEMS 融合定位系统

模块和高度解算模块。首先，根据 MEMS 传感器输出的加速度计、陀螺仪和磁力计数据，进行目标步态检测和四元数计算，进而得到目标行走速度；然后，将其与 BLE 指纹定位结果作为抗差 EKF 滤波器的输入，估计二维目标位置；最后，基于气压计输出和地理位置信息，对目标高度进行估计。

2.1 BLE 指纹定位

BLE 指纹定位包括离线和在线 2 个阶段。离线阶段的主要任务包括目标区域的坐标系建立和指纹数据库的构建，同时对数据库进行仿射传播聚类、离群点检测和 RSSI 滤波处理以剔除大误差点，并优化得到多个子数据库；而在线阶段的主要任务是实时采集待定位点的 RSSI 数据，并将其与离线阶段构建的指纹数据库进行匹配，得到定位结果。该系统框架如图 2 所示。

传统指纹数据库中的指纹个数将随着目标区域的增大而增加，从而导致在线阶段指纹搜索匹配的时间开销变大。针对这一问题，本文利用仿射传播聚类算法^[14]对离线阶段采集的 RSSI 指纹数据进行聚类，并将每个聚类确定为一个子数据库；而在线阶段则将实时采集的待定位点处 RSSI 数据与每个子数据库的聚类中心进行匹配，选择最优匹配子数据库用于位置计算，从而显著降低了指纹搜索匹配的时间开销。

由于采集的 RSSI 数据存在抖动性且易受环境噪声的影响，本文系统将对指纹数据库进行去噪处

理。通过遍历 RSSI 数据聚类后的每个子数据库，对数据库中每个数据点进行相对密度的离群点检测^[15]，当某数据点对应的离群系数大于给定门限时，则判定为离群点，并将该点的 RSSI 数据更新为其 k 个最近邻点 RSSI 数据均值。令 $density(x, k)$ 和 $relative_density(x, k)$ 分别表示数据点 x 关于其 k 个最近邻点的密度和相对密度，则有

$$density(x, k) = \left(\frac{\sum_{y \in N(x, k)} distance(x, y)}{|N(x, k)|} \right)^{-1} \quad (1)$$

$$relative_density(x, k) = \frac{density(x, k)}{\sum_{y \in N(x, k)} \frac{density(y, k)}{|N(x, k)|}} \quad (2)$$

其中， $distance(x, y)$ 为数据点 x 和 y 之间的欧式距离， $N(x, k)$ 为关于 x 的 k 个最近邻点集合， $|N(x, y)|$ 表示集合 $N(x, k)$ 中元素个数。将原始指纹数据库划分为多个子数据库的流程如图 3 所示。

2.2 速度与航向角估计

本系统依赖于现有智能手机终端内置的三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计对目标行走速度和航向角进行估计，如图 4 所示。首先，采用中值和均值滤波器来消除器件噪声；其次，根据低通滤波器输出的三轴加速度计模值进行目标步态检测以估计行走速度；最后，利用三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计数据的滤波输出结果，结合四元数更新姿态矩阵估计目标航向角^[15]。

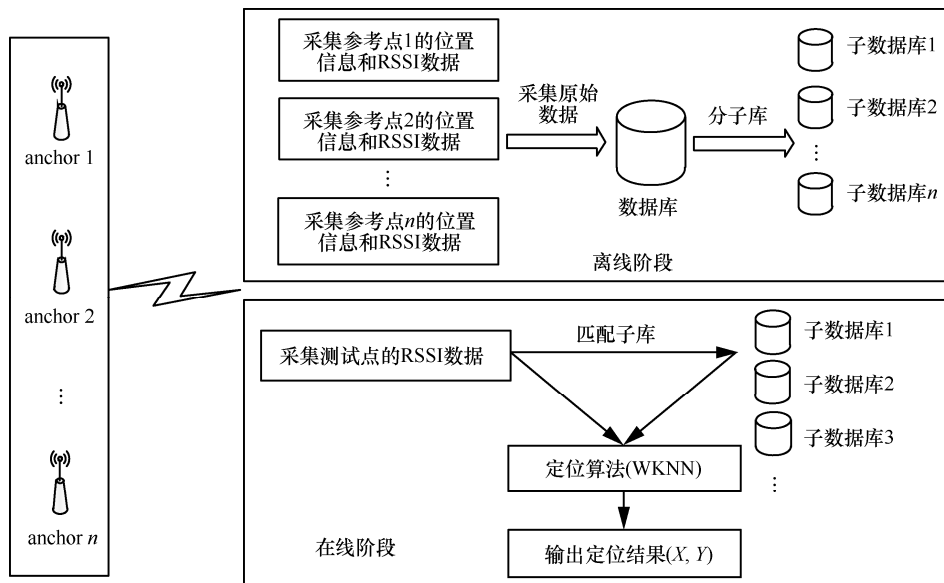


图 2 BLE 指纹定位系统框架

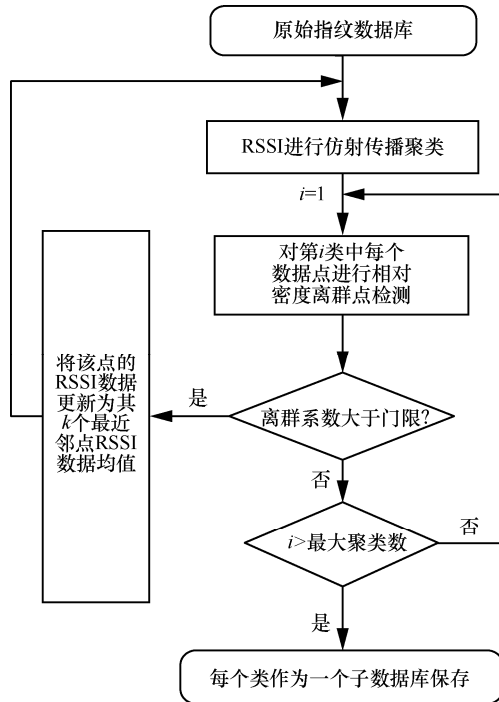


图 3 子数据库划分流程

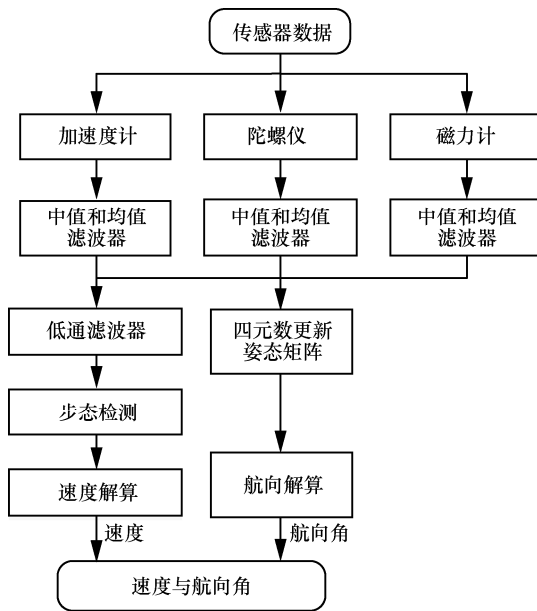


图 4 速度与航向角估计流程

1) 速度估计

当行人行走时，三轴加速度计的输出版值 $A_{\text{norm}} = \sqrt{a_{x_b}^2 + a_{y_b}^2 + a_{z_b}^2}$ 呈正弦规律变化^[16]，其中， a_{x_b} 、 a_{y_b} 和 a_{z_b} 分别表示加速度计输出的三轴数据，于是，本系统通过检测 A_{norm} 是否为局部峰值且大于给定阈值 A_0 来判断目标是否跨步，若是则判定为目标跨步并完成步态检测。令 MEMS 传感器的采样频率为 f_s ，相邻峰值间的采样点个数为 ΔN ，则行

人第 k 步的所需时间为 $t_k = \frac{\Delta N}{f_s}$ ，对应的平均速度为

$$v_k = \frac{P_k}{t_k} = \frac{P_k f_s}{\Delta N} \quad (3)$$

其中， P_k 为行人第 k 步的步长。假设第 k 步中每个采样时刻的速度相同且为 v_k ，则每秒内得到的 f_s 个速度的均值可作为该秒内行人的平均速度。

2) 航向角估计

基于四元数更新姿态矩阵的目标航向角估计方法的步骤主要包括姿态矩阵计算和航向角计算。为此，定义基于手机终端的载体坐标系 x - y - z 和地理参考坐标系 ENU (E、N 和 U 轴分别指向地理东、北和天方向)，如图 5 所示。

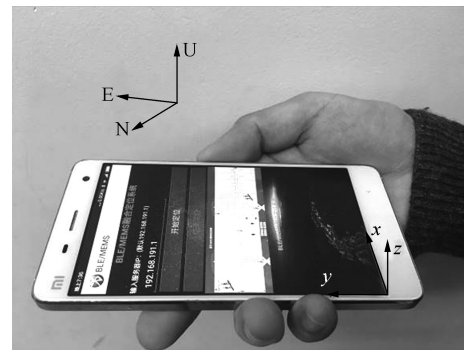


图 5 载体和参考坐标系示意

载体与参考坐标系之间的坐标变换关系为

$$\begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} = T_n^b(q) \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \\ z_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中， $T_n^b(q)$ 为姿态旋转矩阵， $q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k$ 为四元数， $[x_b \ y_b \ z_b]^T$ 和 $[x_n \ y_n \ z_n]^T$ 分别为目标在载体和参考坐标系下的三维坐标。根据姿态旋转矩阵与四元数之间的关系^[16]，可得

$$T_n^b(q) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

可见，姿态旋转矩阵可由四元数计算得到。根据刚体角运动微分方程，可得

$$\frac{dq}{dt} = \frac{1}{2} q \otimes w \quad (6)$$

其中， $w = 0 + w_xi + w_yj + w_zk$ 为角速度旋转四元数，

“ \otimes ”表示四元数乘法运算^[17]。将式(6)表示为矩阵形式

$$\frac{dq}{dt} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -w_x & -w_y & -w_z \\ w_x & 0 & w_z & -w_y \\ w_y & -w_z & 0 & w_x \\ w_z & w_y & -w_x & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(w) \vec{q} \quad (7)$$

其中, w_x 、 w_y 和 w_z 分别为陀螺仪在载体坐标系下的三轴角速度, $\vec{q} = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 为四元数。对上式进行离散化处理, 得到

$$\begin{cases} \vec{q}_{m+1} = (\mathbf{I} + \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(wT_s)) \vec{q}_m, m = 0, 1, 2, \dots \\ \vec{q}_0 = \vec{q}(0) \end{cases} \quad (8)$$

其中, T_s 为采样时间间隔, \mathbf{I} 为单位矩阵, $\vec{q}(0)$ 为初始四元数, m 为采样时刻。对四元数进行归一化处理, 得到

$$\vec{q}_m = \frac{\vec{q}_m}{\|\vec{q}_m\|} = \frac{\vec{q}_m}{\sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2}} \quad (9)$$

根据式(8)和式(9)可得到四元数, 进而更新姿态旋转矩阵。但在实际应用中, 由于陀螺仪数据的不

$$\Phi_{m+1} = \frac{\partial h(\vec{q}_{m+1}, V_{m+1})}{\partial \vec{q}_{m+1}} = \begin{bmatrix} -2q_2 & 2q_3 & -2q_0 & 2q_1 \\ 2q_1 & 2q_0 & 2q_3 & 2q_2 \\ 2q_0 & -2q_1 & -2q_2 & 2q_3 \\ 2(q_3b_y - q_2b_z) & 2(q_2b_y + q_3b_z) & 2(q_1b_y - q_0b_z) & 2(q_0b_y + q_1b_z) \\ 2(q_0b_y + q_1b_z) & -2(q_1b_y - q_0b_z) & 2(q_2b_y + q_3b_z) & -2(q_3b_y - q_2b_z) \\ -2(q_1b_y - q_0b_z) & -2(q_0b_y + q_1b_z) & 2(q_3b_y - q_2b_z) & 2(q_2b_y + q_3b_z) \end{bmatrix} \quad (12)$$

最后, 通过 EKF 模型更新四元数^[16], 得到目标航向角

$$\varphi = \arctan\left(-\frac{2(q_1q_2 + q_0q_3)}{q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2}\right) \quad (13)$$

3 BLE/MEMS 融合定位

3.1 抗差 EKF 滤波

1) EKF 滤波

为了采用 EKF 滤波器进行组合导航滤波, 本系统选择地理东位置、北位置、目标速度和航向角作为状态量 $\mathbf{X} = [E \ N \ v \ \varphi]^T$, 建立状态方程

$$\mathbf{X}_t = f(\mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{W}_{t-1}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \sin(\varphi_{t-1}) & 0 \\ 0 & 1 & \cos(\varphi_{t-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} E_{t-1} \\ N_{t-1} \\ v_{t-1} \\ \varphi_{t-1} \end{bmatrix} + \mathbf{W}_{t-1} \quad (14)$$

理想容易造成四元数计算误差, 从而导致航向角估计累积误差。针对这一问题, 本系统设计如下四元数状态和观测方程

$$\begin{cases} \vec{q}_{m+1} = \mathbf{A}_m \vec{q}_m + \mathbf{W}_m \\ \mathbf{Y}_{m+1} = h(\vec{q}_{m+1}, V_{m+1}) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\vec{q} = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 为状态变量, $\mathbf{A}_m = (\mathbf{I} + \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(wT_s))$ 为状态转移矩阵, \mathbf{W}_m 为过程噪声, V_{m+1} 为观测噪声, \mathbf{Y}_{m+1} 为观测变量

$$\mathbf{Y}_{m+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{m+1} \\ \mathbf{c}_{m+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_n^b(\vec{q}_{m+1}) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{T}_n^b(\vec{q}_{m+1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g} \\ \mathbf{L} \end{bmatrix} + V_{m+1} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{a}_{m+1} = [a_{x_b} \ a_{y_b} \ a_{z_b}]^T$ 为在载体坐标系下的三轴加速度, $\mathbf{c}_{m+1} = [c_{x_b} \ c_{y_b} \ c_{z_b}]^T$ 为在载体坐标系下的三轴磁场强度, $\mathbf{g} = [0 \ 0 \ 1]^T$ 为在 ENU 坐标系下目标静止时的三轴归一化加速度, $\mathbf{L} = [0 \ b_y \ b_z]^T$ 为在 ENU 坐标系下的三轴磁场强度, 其中, $b_y = \sqrt{c_{x_b}^2 + c_{y_b}^2}$, $b_z = c_{z_b}$ 。对式(11)右侧第一部分进行线性化处理, 得到观测矩阵

其中, $\mathbf{X}_t = [E_t \ N_t \ v_t \ \varphi_t]^T$, E_{t-1} 和 N_{t-1} 分别为 $t-1$ 时刻地理东和北位置, v_{t-1} 和 φ_{t-1} 分别为 $t-1$ 时刻地理参考坐标系下的目标速度和航向角, \mathbf{W}_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻均值为 0 的高斯白噪声且有 $E[\mathbf{W}_i \mathbf{W}_j^T] = \mathbf{Q}(i, j) \delta_{ij}$, $i, j = 1, 2, \dots, n$, 其中, δ_{ij} 为 Kronecker 函数, \mathbf{Q} 为 n 维过程噪声的协方差矩阵。

将 BLE 指纹定位结果和 MEMS 传感器定位得到的速度和航向角估计结果作为观测量 $\mathbf{Z} = [E^{\text{ble}} \ N^{\text{ble}} \ v^{\text{mems}} \ \varphi^{\text{mems}}]^T$, 建立观测方程

$$\mathbf{Z}_t = h(\mathbf{X}_t, V_t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} E_t \\ N_t \\ v_t \\ \varphi_t \end{bmatrix} + V_t \quad (15)$$

其中, $\mathbf{Z}_t = [E_t^{\text{ble}} N_t^{\text{ble}} v_t^{\text{mems}} \phi_t^{\text{mems}}]^T$, E_t^{ble} 和 N_t^{ble} 分别为 t 时刻 BLE 指纹定位结果的地理东和北位置, v_t^{mems} 和 ϕ_t^{mems} 分别为 t 时刻 MEMS 传感器定位得到的速度和航向角估计结果, V_t 表示 t 时刻均值为 0 的高斯白噪声且有 $E[V(i)V^T(j)] = R(i, j)\delta_{ij}$, $i, j = 1, 2, \dots, n$, 其中, $R(R > 0)$ 为 n 维观测噪声的协方差矩阵。

2) 抗差估计

由于在实际环境中系统易受粗差、模型误差等因素的影响, 从而导致融合滤波算法性能的下降, 本系统采用抗差 M 估计方法, 使在上述影响不可避免的情况下尽可能降低未知量的估值误差, 进而实现最优估计。为了实现上述目标, 同时 IGG 方案的估值和其他方案比较, 一般与参考值最靠近, 所以, 定义 IGG3 权函数^[18]为

$$\bar{p}_i = \begin{cases} p_i, & |u_i| \leq k_0 \\ p_i \frac{k_0}{|u_i|} \left(\frac{k_1 - |u_i|}{k_1 - k_0} \right)^2, & k_0 < |u_i| \leq k_1 \\ 0, & |u_i| > k_1 \end{cases} \quad (16)$$

其中, p_i 和 \bar{p}_i 分别为权矩阵 \mathbf{P} 和等价权矩阵 $\bar{\mathbf{P}}$ 中第 i 个对角线元素, $\mathbf{P} = \mathbf{R}^{-1}$, $k_0 \in [1, 1.5]$ 和 $k_1 \in [2.5, 3]$ 分别为保权和零权临界值, u_i 为标准化残差

$$u_i = \frac{v_i}{\sigma_{v_i}} \quad (17)$$

其中, v_i 为 $n \times 1$ 维残差向量 \mathbf{V} 中第 i 个观测值的测量残差, σ_{v_i} 为 v_i 的均方差, 在实际环境中, 通常令

$$\sigma_{v_i} = \frac{\sigma_0}{\sqrt{q_{v_i}}}, \quad \text{其中, } q_{v_i} \text{ 为 } v_i \text{ 的权倒数, 方差因子}$$

$$\sigma_0 = \frac{\text{med}\{\sqrt{q_{v_i}}, v_i\}}{0.6745} \quad [19], \text{ “med” 表示取中位数运算。}$$

将抗差 M 估计方法应用于 EKF 滤波器, 得到抗差 EKF 滤波器, 其与传统 EKF 滤波器的区别主要在于滤波增益的更新表达式变为

$$\bar{\mathbf{K}}(t) = \mathbf{P}(t, t-1)\mathbf{H}^T(t) \left[\mathbf{H}(t)\mathbf{P}(t, t-1)\mathbf{H}^T(t) + \bar{\mathbf{R}}(t) \right]^{-1} \quad (18)$$

其中, $\bar{\mathbf{K}}(t)$ 为 t 时刻的滤波增益, $\mathbf{P}(t, t-1)$ 为 t 时刻误差协方差矩阵的一步预测, $\mathbf{H}(t)$ 为 t 时刻的观测矩阵, $\bar{\mathbf{R}}(t) = \bar{\mathbf{B}}_t^{-1}$ 为观测噪声误差的协方差矩阵,

$\bar{\mathbf{B}}_t$ 为等价权矩阵。

3.2 高度估计

1) 气压测量

气压测量的基本原理是指在重力场内大气压力随着目标高度的增加而减小, 于是, 利用气压计测量的气压值通过变换可得到目标高度。当重力势高度 $H < 11\,000$ m 时, 国际标准压高公式为

$$H = 44\,330.76 \left[1 - \left(\frac{P_s}{101.325} \right)^{0.190\,255} \right] \quad (19)$$

其中, P_s 为气压值。

目标高度 h 与重力势高度的对应关系为

$$h = \frac{RH}{R-H} \quad (20)$$

其中, $R = 6\,356\,766$ m 为地球公称半径。由于 $R \gg H$, 所以 $\frac{R}{R-H} \approx 1$, 即 $h \approx H$ 。

2) 设计流程

室内行走情况通常可分为: 平路行走、上行楼梯和下行楼梯。本系统对于 3 种情况下二维目标位置的估计过程基本相同, 仅在步长选择上有所区别。具体来讲, 平路行走的步长设定为 0.68 m, 而上、下行楼梯的步长设定为一个台阶宽度。此外, 由于气压计存在测量误差, 所以估计得到的目标高度可能出现较大波动, 且在同一位置不同时间测量的气压值也不尽相同。针对这一问题, 本系统仅利用气压计测量值来判断目标是否上下行楼梯, 而目标的高度信息则通过台阶高度的累积运算得到, 其具体流程如图 6 所示。图 6 中, r 表示距离楼梯口距离门限, λ 为气压计计算高度差门限值, h_{stair} 为判断上楼或下楼后高度在前一时刻的高度上面累加或累减的固定值。

4 实验结果

实验环境选择某建筑楼内 1 层和 2 层楼面, 其平面结构分别如图 7 和图 8 所示。环境中共放置 11 个蓝牙锚点, 参考点 (标记为 “•”) 间隔近似选择为 0.6 m。

实验所用蓝牙锚点选择 TI 公司的 CC2540 核心芯片。终端设备选择小米 4 手机, 其内部集成了 BLE 模块、加速度计、陀螺仪、磁力计和气压计等传感器模块。通过开发 Android 6.0 操作系统下 APP

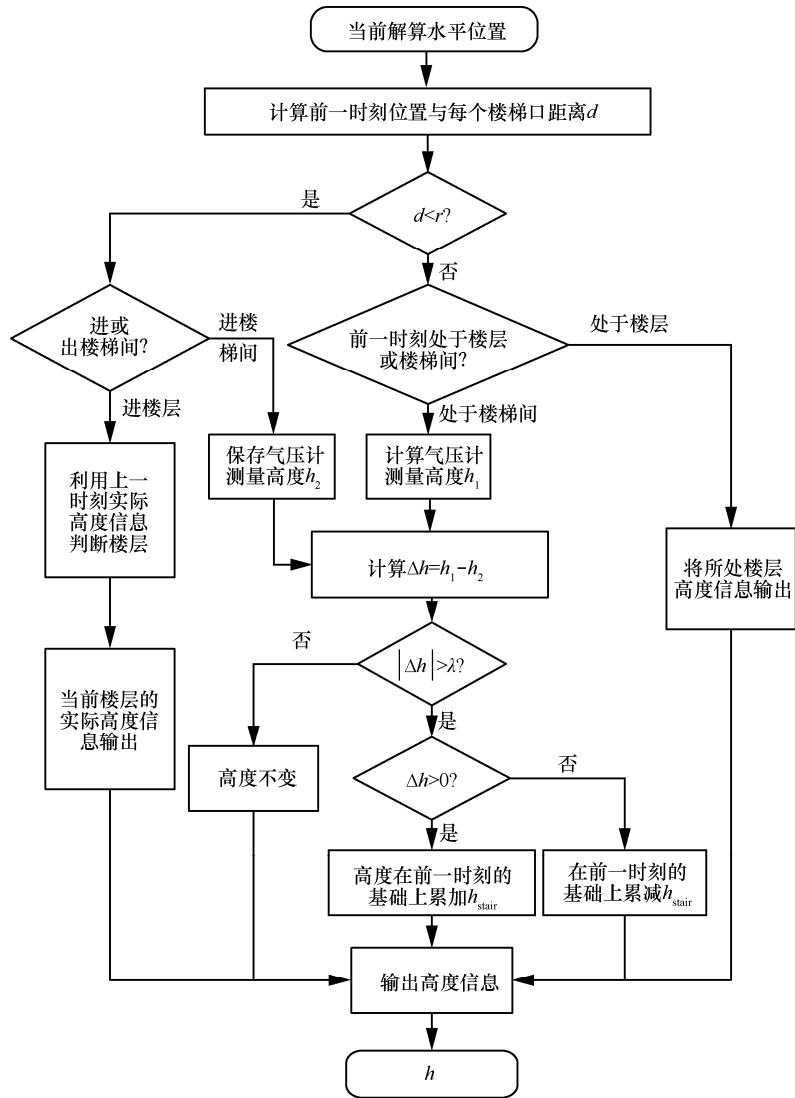


图 6 高度估计流程

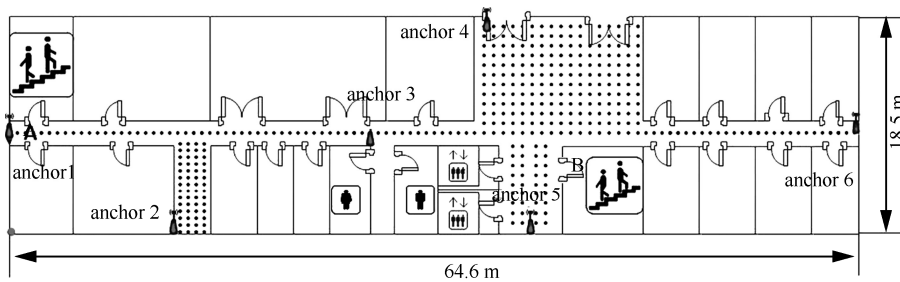


图 7 1 层楼面平面结构

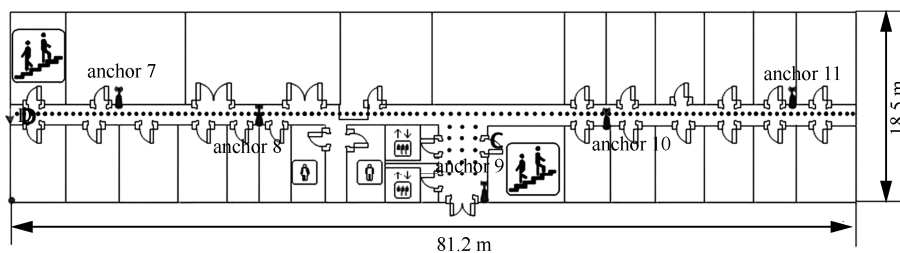


图 8 2 层楼面平面结构

“蓝牙 RSSI 及 MEMS 数据采集器”和 Web 定位服务器，本文系统可同时检测来自每个蓝牙锚点的 RSSI 和 MEMS 传感器数据并进行定位，其中，RSSI 和 MEMS 传感器数据的更新速率分别为 5~10 Hz 和 50 Hz。APP 可实现终端主动定位或定时上传采集数据至定位服务器以完成被动定位。

图 9 和图 10 分别给出了针对原始指纹数据库去噪前和去噪后的聚类结果。显然，数据库去噪可有效提高物理近邻参考点聚为同类的概率。

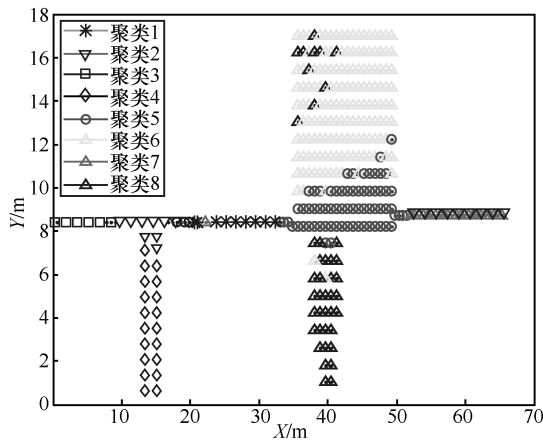


图 9 去噪前指纹数据聚类结果

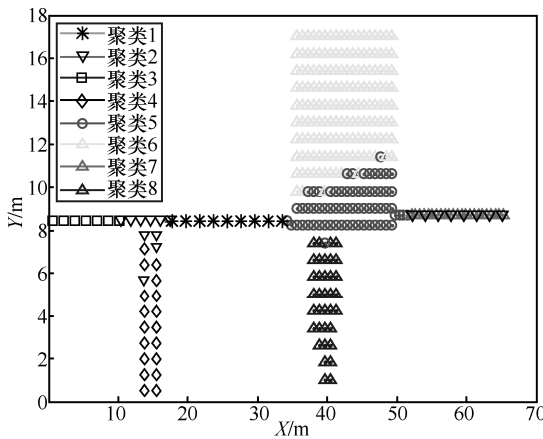


图 10 去噪后指纹数据聚类结果

下面，分别针对同楼层和跨楼层环境下 BLE/MEMS 融合定位、MEMS 传感器定位和 BLE 指纹定位算法的性能进行比较，其中，MEMS 传感器定位将直接利用气压值进行高度估计^[20]，而 BLE 指纹定位则利用 K 均值聚类结果进行楼层判断^[21]。

图 11 比较了各定位算法在同楼层环境下的定位轨迹。真实轨迹为从图 7 中 1 层 A 点出发，沿 anchor3、anchor6 直线行走至走廊尽头，然后沿

anchor6、anchor4、anchor3 折返至 A 点。

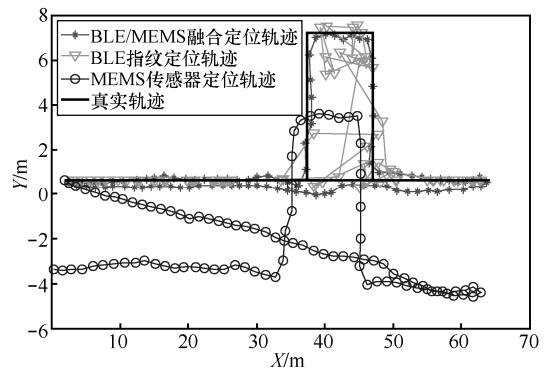
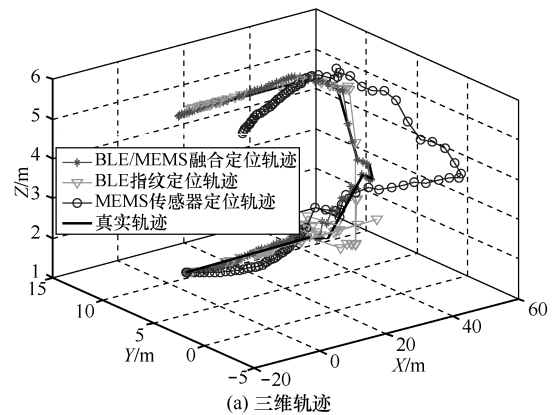
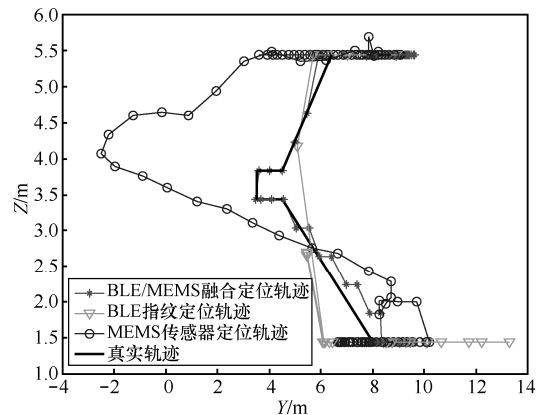


图 11 同楼层环境下的定位轨迹

图 12 比较了各定位算法在跨楼层环境下的定位轨迹。真实轨迹为从图 7 中 1 层 A 点出发，沿 anchor3 行走至 B 点，经楼梯口上至图 8 中 2 层 C 点，再沿 anchor8、anchor7 到达 2 层 D 点。图 12(a) 和图 12(b)分别为定位结果的三维轨迹和 Y-Z 平面轨迹投影。



(a) 三维轨迹



(b) Y-Z平面轨迹投影

图 12 跨楼层环境下的定位轨迹

由图 11 和图 12 可以看出，MEMS 传感器定位结果随着时间的推移存在较大累积误差，而

BLE 指纹定位结果包含不规则跳变误差且在上下楼时不能准确估计目标高度。相比而言，本文所提 BLE/MEMS 融合定位算法能有效抑制 MEMS 传感器定位中的累积误差，并解决在 BLE 指纹定位中由于 RSSI 抖动所造成的不规则跳变误差问题。此外，图 12 验证了本文算法在跨楼层过程中具有较高高度识别精度，从而使三维定位结果更加连续。

图 13 比较了各定位算法在同楼层环境下的定位误差累积分布函数 (CDF, cumulative distribution function)，图 14 给出了各测试点处的定位误差。表 1 列出了不同分位值对应的定位误差。图 15 比较了各定位算法在跨楼层过程中各测试点处的高度误差。显然，本文算法具有更高的定位精度，且可实现连续、稳定的跨楼层三维定位。

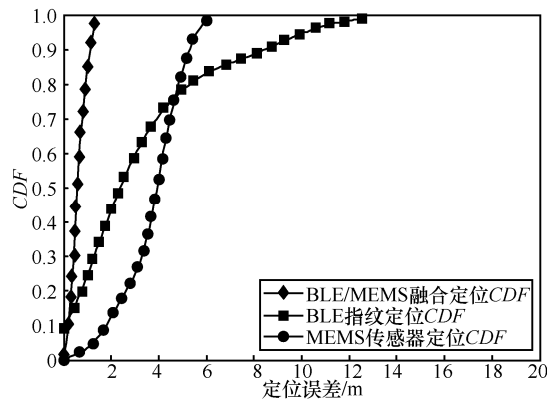


图 13 同楼层环境下的定位误差 CDF

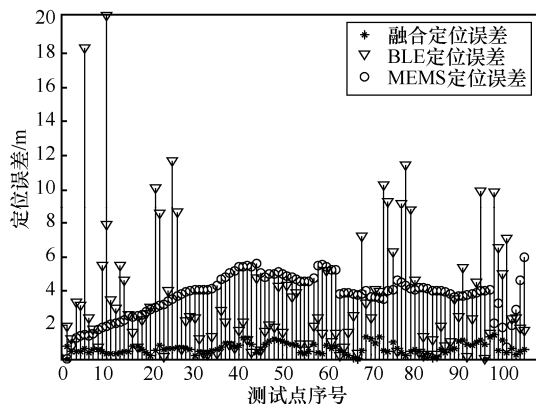


图 14 同楼层环境下的测试点定位误差

表 1 同楼层环境下不同分位值定位误差

分位值	融合定位/m	MEMS 定位/m	BLE 定位/m
50%	≤0.60	≤3.80	≤2.29
70%	≤0.77	≤4.48	≤3.75
90%	≤1.03	≤5.26	≤8.41

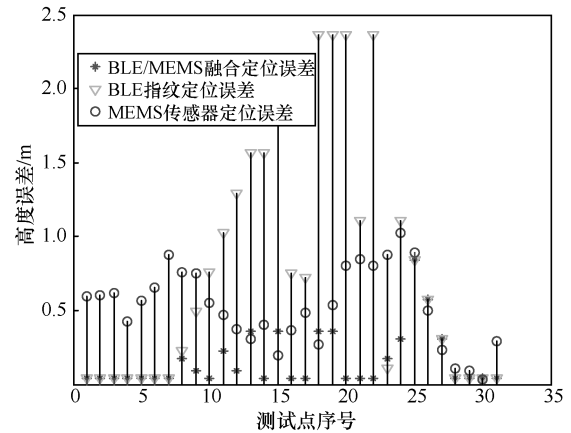


图 15 跨楼层环境下的测试点高度误差

5 结束语

针对室内定位技术中 MEMS 长时间定位产生累积误差以及 BLE 指纹定位结果存在跳变性问题，本文提出了一种基于数据融合的室内 BLE/MEMS 跨楼层定位算法。实验结果表明，本文算法在抑制 MEMS 传感器定位的累积误差和解决 BLE 指纹定位中不规则跳变误差问题的同时，还可有效实现室内跨楼层高精度、连续、稳定的三维定位。

参考文献:

- [1] HALLBERG J, NILSSON M, SYNNEK K. Positioning with bluetooth[C]//10th IEEE International Conference on Telecommunications. 2003: 954-958.
- [2] GEZICI S, TIAN Z, GIANNAKIS G B, et al. Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 70-84.
- [3] NI L M, LIU Y, LAU Y C, et al. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID[J]. Wireless Networks, 2004, 10(6): 701-710.
- [4] JUDD T. A personal dead reckoning module[C]//ION GPS. 1997, 97: 47-51.
- [5] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: an in-building RF-based user location and tracking system[C]//IEEE INFOCOM. 2000, 2: 775-784.
- [6] KOO B, LEE S, LEE M, et al. PDR/fingerprinting fusion indoor location tracking using RSS recovery and clustering[C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2014: 699-704.
- [7] TANENHAUS M, CARHOUN D, GEIS T, et al. Miniature IMU/INS with optimally fused low drift MEMS gyro and accelerometers for applications in GPS-denied environments[C]// IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium. 2012: 259-264.
- [8] 赵延鹏, 时伟, 艾明曦. 室内行人航迹推算/超声波组合定位融合算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(5): 1587-1598.
ZHAO Y P, SHI W, AI M X. Fusion algorithm in indoor integrated position system for pedestrian dead reckoning/ultrasonic[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2016, 47(5): 1587-1598.

- [9] XIAO W, NI W, TOH Y K. Integrated Wi-Fi fingerprinting and inertial sensing for indoor positioning[C]//IEEE International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2011: 1-6.
- [10] WANG H, LENZ H, SZABO A, et al. WLAN-based pedestrian tracking using particle filters and low-cost MEMS sensors[C]//4th IEEE Workshop on Positioning, Navigation and Communication. 2007: 1-7.
- [11] ATIA M M, KORENBERG M, NOURELDIN A. A WiFi-aided reduced inertial sensors-based navigation system with fast embedded implementation of particle filtering[C]//8th IEEE International Symposium on Mechatronics and its Applications. 2012: 1-5.
- [12] MALYAVEJ V, KUMKEAW W, APRPIMAI M. Indoor robot localization by RSSI/IMU sensor fusion[C]//International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. 2013: 1-6.
- [13] 刘兴川, 张盛, 林孝康. 基于数据融合的 WLAN/MARG 组合定位系统[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(11): 2361-2365.
LIU X C, ZHANG S, LIN X K. WLAN/MARG integrated positioning system using data fusion[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(11): 2361-2365.
- [14] 王羨慧, 陈俊英, 覃征, 等. 基于动态阻尼因子的动态阻尼仿射传播聚类[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(2): 116-122.
WANG X H, CHEN J Y, QIN Z, et al. Dynamic damping factor-based dynamic damping affinity propagation clustering[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology. Nature Science, 2012, 40(2): 116-122.
- [15] 胡彩平, 秦小麟. 一种基于密度的局部离群点检测算法 DLOF[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(12): 2111-2116.
HU C P, QIN X L. A density-based local outlier detecting algorithm[J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(12): 2111-2116.
- [16] ZHAO K, LI B H, DEMPSTER A G. A new approach of real time step length estimation for waist mounted PDR system[C]//IEEE International Conference on Wireless Communication and Sensor Network. 2015: 400-406.
- [17] WU D, XU Y, MA L. Research on RSS based indoor location method[C]//IEEE Pacific-Asia Conference on Knowledge Engineering and Software Engineering. 2009: 205-208.
- [18] YANG Y, GAO W, ZHANG X. Robust Kalman filtering with constraints: a case study for integrated navigation[J]. Journal of Geodesy, 2010, 84(6): 373-381.
- [19] 蒋庆仙, 王成宾, 马小辉, 等. 利用中位数进行光纤陀螺信号抗差估计[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(6): 656-659.
JIANG Q X, WANG C B, MA X H, et al. Robust estimation for FOG signal based on median method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(6): 656-659.
- [20] 茹滨超, 鲜斌, 宋英麟, 等. 基于气压传感器的无人机高度测量系统[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(S2): 94-97.
RU B C, XIAN B, SONG Y L, et al. An altitude measurement unit for micro unmanned aerial vehicles based on barometer[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(S2): 94-97.
- [21] BAI S, WU T. Analysis of K-means algorithm on fingerprint based indoor localization system[J]. Journal of Theoretical Biology, 2007, 246(3): 510-21.

作者简介:



周牧(1984-), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学教授, 主要研究方向为无线定位技术、机器学习与人工智能、凸优化理论。



王斌(1991-), 男, 重庆人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为指纹定位技术、传感器定位技术、融合定位技术。



田增山(1968-), 男, 河南固始人, 博士, 重庆邮电大学教授, 主要研究方向为蜂窝网无线定位系统、个人通信、GPS 精密定位和姿态测量、数据压缩和数据融合。



张千坤(1992-), 男, 河南固始人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为室内定位技术。