

室内 Wi-Fi/PDR 自适应鲁棒 卡尔曼滤波融合定位方法

周 牧,耿小龙,谢良波,聂 伟,田增山

(重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室,重庆 400065)

摘 要: 针对室内复杂环境下信道状态信息的动态性问题,本文提出了一种面向室内 Wi-Fi/行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)融合定位的自适应鲁棒卡尔曼滤波方法.该方法利用自适应鲁棒卡尔曼滤波将 Wi-Fi 传播模型与 PDR 定位信息进行多重融合,推算用户的最优估计位置.同时,基于滤波反馈机制,通过融合定位结果对加权最小二乘法中的路径损耗指数和滤波模型中的观测协方差进行动态修正,保证 Wi-Fi 传播模型接近于真实室内环境.实验结果表明,该方法能够有效解决室内复杂环境下单一 Wi-Fi 定位精度低和 PDR 累积误差的问题,此外,路径损耗指数和观测协方差的实时修正可以提高融合定位系统的定位精度和稳定性.

关键词: 室内融合定位;鲁棒卡尔曼滤波;Wi-Fi;行人航迹推算;环境自适应

中图分类号: TN961 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)01-0009-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.01.002

Indoor Wi-Fi/PDR Fusion Localization Based on Adaptive and Robust Kalman Filter

ZHOU Mu, GENG Xiao-long, XIE Liang-bo, NIE Wei, TIAN Zeng-shan

(Chongqing Key Lab of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In response to the problem of dynamic channel state information in complex indoor environment, this paper proposes an adaptive and robust Kalman filter approach for indoor Wi-Fi/Pedestrian Dead Reckoning (PDR) fusion localization. This approach conducts the multiple location information fusion of Wi-Fi propagation model and PDR to infer the optimal location estimate of the user. At the same time, based on the filter feedback mechanism, the fusion localization result is used to dynamically modify the path loss exponent in weighted least square method as well as the observation covariance in filter model with the purpose of guaranteeing that the Wi-Fi propagation model is close to the real indoor environment. The experimental results indicate that the proposed method is capable of well solving the problems of low localization accuracy by using the Wi-Fi solely and accumulative error in PDR. Furthermore, the real-time modification of path loss exponent and observation covariance improves the stability of the proposed fusion localization system.

Key words: indoor fusion localization; robust Kalman filter; Wi-Fi; pedestrian dead reckoning; environmental adaptation

1 引言

全球定位系统(Global Positioning System, GPS)、北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)等全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)在室内环境下易受墙体等建筑物对卫星信号遮挡的影响,使得定位精度难以得到保证.于是,利用各种短距无线信号进行室内定位越来越受到人们的

关注,如射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)^[1]、超宽带(Ultra Wide band, UWB)^[2]、ZigBee^[3]、行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)^[4]和 Wi-Fi^[5]定位技术.其中,RFID、UWB 和 ZigBee 定位技术需要增加额外的基础设施,使得应用范围受到极大限制;PDR 定位技术虽然具有自主定位导航能力且短时定位精度高,但其定位结果随时间的推移将发生漂移,即存在累积误差的问题.

收稿日期:2017-07-25;修回日期:2017-12-14;责任编辑:孙瑶

基金项目:国家自然科学基金(No. 61771083, No. 61704015);长江学者和创新团队发展计划(No. IRT1299);重庆市科委重点实验室专项经费—重庆市基础科学与前沿技术研究项目(No. cstc2017jcyjAX0380, No. cstc2015jcyjBX0065);重庆市高校优秀成果转化资助项目(No. KJZH17117)

相对而言,由于 Wi-Fi 在室内环境下的广泛部署, Wi-Fi 定位技术^[6]逐渐成为室内定位的研究热点,其通常可以划分为位置指纹定位法^[7]和传播模型定位法^[8].前者需要构建位置指纹数据库且当室内环境发生较大变化时要求进行数据库更新,从而需要大量的人力和时间开销;而后者需要建立精确的信道模型来估计目标与各个 Wi-Fi 接入点 (Access Point, AP) 之间的距离,然后通过双曲线或圆形定位算法^[9]来估计目标位置.虽然后者无需繁复的数据库构建与更新过程,但复杂多变的室内环境^[8,9]使得信道模型的有效性难以得到保证.于是,基于参数校准的信道模型估计方法深受人们的青睐,如文献[10]利用虚拟参数校准方法对信道模型进行估计,但模型参数估计的实时性受到限制;文献[11]提出利用额外设备来自动校准信道模型,但其设备成本和计算开销较大;而文献[12]利用 CRIL (Coupled RSSI and INS Localization) 算法进行信道模型参数估计,使其能够快速响应动态变化的外部环境,但该方法不能有效跟踪多 AP 条件下的信道模型参数,系统鲁棒性较差.

针对上述问题,本文提出了一种面向室内 Wi-Fi/PDR 融合定位的自适应鲁棒卡尔曼滤波方法,该方法利用自适应鲁棒卡尔曼滤波将 Wi-Fi 传播模型与 PDR 定位信息进行多重融合,推算用户的最优估计位置.同时,通过融合定位结果对加权最小二乘法^[9]中的路径损耗指数和滤波模型中的观测协方差进行动态修正,保证 Wi-Fi 传播模型接近于真实室内环境.为了验证本文方法的有效性和稳定性,设计了直线路径、折返路径、折线路径等多类型测试路径进行实验.实验结果表明该方法能够有效解决室内复杂环境下单一 Wi-Fi 定位精度低和 PDR 累积误差的问题,此外,通过对路径损耗指数和观测协方差的实时修正,显著提高了融合定位系统的稳定性.

2 基本定位模型

2.1 Wi-Fi 传播模型定位

不失一般性,利用对数正态分布路径损耗模型,得到目标位置处接收来自第 i 个 ($i = 1, \dots, m$) AP 的信号强度

$$P_{RX_i} = A - 10\eta \log_{10}(d_i/d_0) + N_0 \quad (1)$$

其中, A 为在参考距离 d_0 处接收的信号强度, η 为路径损耗指数, d_i 为目标与第 i 个 AP 的距离, N_0 为环境噪

声且服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯分布.基于此,将式(1)改写为

$$d_i = d_0 10^{\frac{A - P_{RX_i} + N_0}{10\eta}} \quad (2)$$

令目标和第 i 个 AP 位置分别为 $\mathbf{X} = (x, y)$ 和 $\mathbf{X}_{AP_i} = (x_i, y_i)$, 则由式(2)可构造如下双曲线方程组:

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 = \left(d_0 10^{\frac{A - P_{RX_1} + N_0}{10\eta}}\right)^2 \\ \vdots \\ (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 = d_m^2 = \left(d_0 10^{\frac{A - P_{RX_m} + N_0}{10\eta}}\right)^2 \end{cases} \quad (3)$$

由于存在测量误差, d_i 无法精确得到,故利用其估计值 $\tilde{d}_i$ 进行表示.于是,可将式(3)表示为如下矩阵形式

$$\mathbf{H}\hat{\mathbf{X}} = \tilde{\mathbf{b}} \quad (4)$$

其中, $\hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix}$ 为目标估计位置,

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 2(x_2 - x_1) & 2(y_2 - y_1) \\ \vdots & \vdots \\ 2(x_m - x_1) & 2(y_m - y_1) \end{bmatrix},$$

$$\tilde{\mathbf{b}} = \begin{bmatrix} x_2^2 - x_1^2 + y_2^2 - y_1^2 + \tilde{d}_1^2 - \tilde{d}_2^2 \\ \vdots \\ x_m^2 - x_1^2 + y_m^2 - y_1^2 + \tilde{d}_1^2 - \tilde{d}_m^2 \end{bmatrix}.$$

此时,若基于传统最小二乘法,则有

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \tilde{\mathbf{b}} \quad (5)$$

根据式(5)可知,目标与每个 AP 之间的距离对定位结果的计算具有相同的权重,但由于对数正态分布路径损耗模型属于非线性模型,目标在不同传输距离上相同高斯分布的接收信号强度 (Received Signal Strength, RSSI) 测量误差会导致不同的距离测量误差,即传输距离越大,距离测量误差也越大.为此,本文采用修正的加权最小二乘法,使得

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{S}^{-1} \tilde{\mathbf{b}} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{S}$ 为 $\tilde{\mathbf{b}}$ 的协方差矩阵,即对较小的传输距离赋予较大的权重,进而得到更为精确的距离估计.具体推导过程如下.

假设目标与每个 AP 之间的距离估计是相互独立的 (由不同 AP 信号传播独立性假设得到),可得协方差矩阵 $\mathbf{S}$ 如式(7)所示.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \text{Var}(\tilde{d}_1^2) + \text{Var}(\tilde{d}_2^2) & \text{Var}(\tilde{d}_1^2) & \cdots & \text{Var}(\tilde{d}_1^2) \\ \text{Var}(\tilde{d}_1^2) & \text{Var}(\tilde{d}_1^2) + \text{Var}(\tilde{d}_3^2) & \cdots & \text{Var}(\tilde{d}_1^2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Var}(\tilde{d}_1^2) & \text{Var}(\tilde{d}_1^2) & \cdots & \text{Var}(\tilde{d}_1^2) + \text{Var}(\tilde{d}_m^2) \end{bmatrix} \quad (7)$$

式(7)中, Var 表示方差运算, 即 $\text{Var}(\tilde{d}_i^2) = E[\tilde{d}_i^4] - (E[\tilde{d}_i^2])^2$. 在对数正态分布路径损耗模型条件下, $\tilde{d}_i$ 满足正态分布且可表示为

$$\tilde{d}_i = d_i 10^{\frac{N(0, \sigma_d^2)}{10\eta}} = \exp\left(N\left(\ln d_i, \frac{\sigma_d^2 \ln 10}{10\eta}\right)\right) \quad (8)$$

令 $\mu_d = \ln d_i$ 且 $\sigma_d = \frac{\sigma_d^2 \ln 10}{10\eta}$, 则 $\tilde{d}_i$ 的 K 阶原点矩为

$$\mu_K = \exp\left(K\mu_d + \frac{K^2 \sigma_d^2}{2}\right) \quad (9)$$

于是, 可得

$$\begin{cases} E[\tilde{d}_i^4] = \exp(4\mu_d + 8\sigma_d^2) \\ E[\tilde{d}_i^2] = \exp(2\mu_d + 2\sigma_d^2) \end{cases} \quad (10)$$

由式(10)可得

$$\begin{aligned} \text{Var}(\tilde{d}_i^2) &= E[\tilde{d}_i^4] - (E[\tilde{d}_i^2])^2 \\ &= \exp(4\mu_d) (\exp(8\sigma_d^2) - \exp(4\sigma_d^2)) \end{aligned}$$

考虑 σ_d 为常数且关于每一维 AP 的距离估计方差中均含有 σ_d , 于是舍弃 S 中的常数因子 $\exp(8\sigma_d^2) - \exp(4\sigma_d^2)$ 将不改变目标的估计位置 $\hat{X} = (H^T S^{-1} H)^{-1} H^T S^{-1} \tilde{b}$, 进而得到 $\text{Var}(\tilde{d}_i^2) = \exp(4\mu_d) = \exp(4\ln \tilde{d}_i) = \tilde{d}_i^4$. 基于此, S 可进一步表示为

$$S = \begin{bmatrix} \tilde{d}_1^4 + \tilde{d}_2^4 & \tilde{d}_1^4 & \cdots & \tilde{d}_1^4 \\ \tilde{d}_1^4 & \tilde{d}_1^4 + \tilde{d}_3^4 & \cdots & \tilde{d}_1^4 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{d}_1^4 & \tilde{d}_1^4 & \cdots & \tilde{d}_1^4 + \tilde{d}_m^4 \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.2 PDR 惯性测量定位

PDR 惯性测量定位过程包括行人步态检测、步长估计和航向估计, 其基本原理是在已知当前时刻目标估计位置、运动距离和航向的条件下, 实时推算下一时刻的目标位置. 图 1 给出了该过程的基本原理图, 其中, E 和 N 分别表示正东和正北方向.

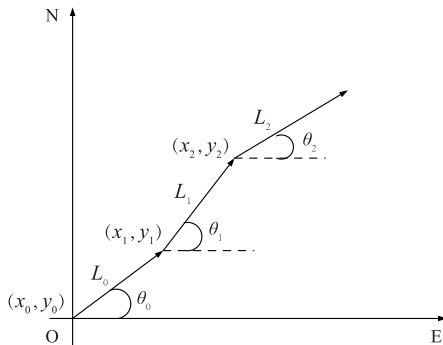


图1 PDR惯性测量定位原理图

具体而言, 当目标在 t_1 时刻的估计位置 (x_1, y_1) 为

$$\begin{cases} x_1 = x_0 + L_0 \cos \theta_0 \\ y_1 = y_0 + L_0 \sin \theta_0 \end{cases} \quad (12)$$

其中, L_0 和 θ_0 分别为目标在 t_0 和 t_1 时刻估计位置的距

离以及该距离矢量与正东方向的夹角, 则目标在 t_2 时刻的估计位置 (x_2, y_2) 为

$$\begin{cases} x_2 = x_1 + L_1 \cos \theta_1 = x_0 + L_0 \cos \theta_0 + L_1 \cos \theta_1 \\ y_2 = y_1 + L_1 \sin \theta_1 = y_0 + L_0 \sin \theta_0 + L_1 \sin \theta_1 \end{cases} \quad (13)$$

其中, L_1 和 θ_1 分别为目标在 t_1 和 t_2 时刻估计位置的距离以及该距离矢量与正东方向的夹角. 以此推算, 目标在 t_k 时刻的估计位置 (x_k, y_k) 为

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + \sum_{i=0}^{k-1} L_i \cos \theta_i \\ y_k = y_{k-1} + \sum_{i=0}^{k-1} L_i \sin \theta_i \end{cases} \quad (14)$$

其中, L_i 和 θ_i 分别为目标在 t_i 和 t_{i+1} 时刻估计位置的距离以及该距离矢量与正东方向的夹角.

3 滤波融合定位

3.1 路径损耗指数

考虑室内墙体对信号传播的影响, 将式(1)修正为

$$P_{RX_i} = A - 10\eta \log_{10}(d_i/d_0) - nW + N_0 \quad (15)$$

其中, n 为墙体个数, W 为单个墙体的平均路径损耗. 若将墙体的路径损耗等效到路径损耗指数中, 可得关于第 i 个 AP 的等效路径损耗指数 η'_i 为

$$\eta'_i = \begin{cases} \eta, & n = 0 \\ \frac{A - P_{RX_i} - nW}{10 \log_{10}(\|X - X_{AP_i}\|_2/d_0)}, & n \geq 1 \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 表示 2-范数运算.

由此可知, 对于给定目标位置, 需要独立更新每个 AP 所对应的 η'_i , 以提高 Wi-Fi 传播模型定位精度. 于是, 可将式(1)和(2)进一步修正为

$$P_{RX_i} = A - 10\eta'_i \log_{10}(d_i/d_0) + N_0 \quad (17)$$

$$d_i = d_0 10^{\frac{A - P_{RX_i} + N_0}{10\eta'_i}} \quad (18)$$

3.2 融合定位

具体而言, 本文所提室内 Wi-Fi/PDR 自适应鲁棒卡尔曼滤波融合定位方法主要包括预测和更新两个阶段. 首先, 在预测阶段, 根据式(19)预测 k 时刻目标位置 $X'_{k|k-1}$, 同时利用式(20)计算该预测状态的协方差矩阵 $P_{k|k-1}$.

$$X'_{k|k-1} = X'_{k-1|k-1} + \bar{V} \Delta T \quad (19)$$

$$P_{k|k-1} = P_{k-1|k-1} + Q_k \quad (20)$$

其中, $\bar{V}$ 为速度矢量, ΔT 为滤波更新周期, $P_{k-1|k-1}$ 为 $k-1$ 时刻目标估计位置 $X'_{k-1|k-1}$ 的协方差矩阵, Q_k 为 k 时刻过程噪声的协方差矩阵, 其计算表达式为

$$Q_k = I \left(\frac{1}{2} \sigma_a \Delta T^2 \right)^2 + I (\sigma_v \Delta T)^2 \quad (21)$$

其中, I 为单位阵, σ_a 和 σ_v 分别为加速度和速度传感器的标准差.

然后,在更新阶段,计算 k 时刻滤波增益 K_k 和估计状态 $X'_{k|k}$,

$$K_k = P_{k|k-1} C^T (C P_{k|k-1} C^T + R_k)^{-1} \quad (22)$$

$$X'_{k|k} = X'_{k|k-1} + K_k (Z_k - C X'_{k|k-1}) \quad (23)$$

其中,观测矩阵 $C = \begin{bmatrix} I_{2 \times 2} \\ I_{2 \times 2} \end{bmatrix}$, k 时刻观测测量 $Z_k = \begin{bmatrix} Z_{PDR} \\ Z_{RSSI} \end{bmatrix} = [x_k^{PDR} y_k^{PDR} x_k^{RSSI} y_k^{RSSI}]^T$, R_k 为 k 时刻观测噪声的协方差矩阵,其计算表达式为

$$R_k = \begin{bmatrix} Q_{k/PDR} & 0 \\ 0 & R_{k/RSSI} \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中, $Q_{k/PDR} = Q_k$, $R_{k/RSSI}$ 为 k 时刻 Wi-Fi 传播模型定位结果的协方差矩阵,其初始值 $R_{0/RSSI}$ 为

$$R_{0/RSSI} = I \sigma_R^2 \quad (25)$$

其中, σ_R 为 Wi-Fi 传播模型定位结果的标准差。

(1) 自适应更新

为了提高 Wi-Fi 传播模型定位精度,将式(23)计算得到的估计状态作为式(17)的模型输入以更新路径损耗指数,即有

$$\eta_i^{new} = \frac{A - P_{RX_i}}{10 \log_{10} (\|X'_{k|k} - X_{AP_i}\|_2 / d_0)} \quad (26)$$

其中, η_i^{new} 为第 i 个 AP 的更新等效路径损耗指数。此时,将 η_i^{new} 重新代入滤波器以得到新的估计状态 $X'_{k|k}$,并再次更新 η_i^{new} 。继续上述迭代更新过程,直到满足如下条件:

$$\|X'_{k|k}(j) - X'_{k|k}(j-1)\| < T \quad (27)$$

其中, $X'_{k|k}(j)$ 为 k 时刻第 j 次迭代更新后的目标估计位置。为了保证该迭代更新过程的收敛性^[12],令

$$T = \alpha \sqrt{\frac{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}{2}} \quad (28)$$

其中, α 为可调系数, σ_x^2 和 σ_y^2 分别为目标估计位置在正东(或 X 轴)和正北(或 Y 轴)方向的方差,即 $P_{k|k}$ 的对角线元素。

同时,利用 σ_R 与 η_i^{new} 的反比关系,将 σ_R 更新为

$$\sigma_R^{new} = \frac{\sum_{i=1}^m \eta_i'}{\sum_{i=1}^m \eta_i^{new}} \sigma_R \quad (29)$$

(2) 系统鲁棒性

由于 Z_k 存在粗差(即在给定观测条件下的观测偏差超过系统的容许误差),于是为了增强本文所提融合定位系统的鲁棒性,对式(23)中的 Z_k 和 $C X'_{k|k-1}$ 进行统计检验,其目的是通过检验实际观测测量与预测状态估计的相容性来判断是否需要修正观测协方差,进而降低 Z_k 粗差对系统鲁棒性的影响。

具体而言,在高斯分布过程和测量噪声的离散时

间线性随机状态空间模型中, Z_k 满足高斯分布^[13], 则其均值和方差分别为 $C X'_{k|k-1}$ 和 $P_{\delta_{k|k-1}}$, 其中, $P_{\delta_{k|k-1}} = C P_{k|k-1} C^T + R_k$ 。于是, Z_k 的马氏距离平方 M_k^2 服从自由度为 γ 的卡方分布,即

$$\lambda_k = M_k^2 = \left(\sqrt{(Z_k - C X'_{k|k-1})^T P_{\delta_{k|k-1}}^{-1} (Z_k - C X'_{k|k-1})} \right)^2 \sim \chi^2(\gamma) \quad (30)$$

定义卡方假设检验中的原假设和备择假设分别为 $H_0: Z_k = C X'_{k|k-1}$ 和 $H_1: Z_k \neq C X'_{k|k-1}$, 则在显著性水平 α ($=0.01$) 条件下,可得

$$\Pr[\lambda_k > \chi_\alpha^2(\gamma)] < \alpha \quad (31)$$

其中, $\Pr$ 表示概率运算, $\chi_\alpha^2(\gamma)$ 为 $\chi^2(\gamma)$ 分布的上 α 分位点。于是,当 $\lambda_k > \chi_\alpha^2(\gamma)$ 时,则拒绝原假设,此时认为 Z_k 存在粗差,进而引入鲁棒因子 $\beta_k = \frac{\lambda_k}{\chi_\alpha^2(\gamma)}$ 来修正 R_k ,

得到

$$\tilde{P}_k = \beta_k \cdot R_k \quad (32)$$

其中, $\tilde{P}_k$ 为 R_k 的修正值。当得到 $\tilde{P}_k$ 时,利用式(22)修正 K_k ,进而将 $P_{k|k}$ 更新为

$$P_{k|k} = (I - K_k C) P_{k|k-1} \quad (33)$$

4 实验结果

实测环境(57m × 25m)如图2所示,环境中共放置6个AP(型号为DLINK DAP 2310),其坐标分别为(0m, 3m)、(11.6m, 7.44m)、(24.8m, 11.04m)、(15.6m, 0m)、(56.5m, 0m)和(51m, 16.8m)。选择三星S7568手机及自主开发APP采集来自环境中不同AP的RSSI。考虑环境中的两种典型区域:走廊环境(区域1)和办公室环境(区域2),分别设计三种测试路径(①直线路径、②折返路径和③折线路径)进行实验。

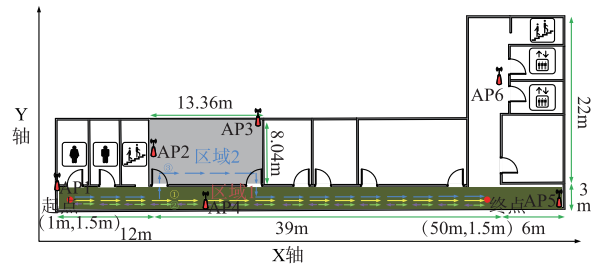


图2 实测环境

(1) 直线路径

图3(a)对比了不同方法的运动轨迹复现结果,可以看出, PDR 方法受累积误差的影响,定位误差随时间的推移将逐渐增大,而 RSSI、卡尔曼融合^[14]和 CRIL 方法没有考虑不同 AP 的路径损耗指数变化情况,从而导致定位精度受限。图3(b)给出了利用本文和 CRIL 方法对路径损耗指数进行更新的 Wi-Fi 传播模型定位结果,

显然,本文方法能够显著提高 Wi-Fi 传播模型定位精度. 根据图 3(c) 所示不同方法的误差累积概率分布,进一步验证了在直线路径情况下,本文方法相比于其它方法具有更优的定位性能.

(2) 折返路径

类似地,图 4 比较了在折返路径情况下,本文方法、PDR、RSSI、卡尔曼融合和 CRIL 方法的误差累积概率分布和运动轨迹复现结果. 同时,对比了分别利用本文和 CRIL 方法进行路径损耗指数更新的 Wi-Fi 传播模型定位精度.

(3) 折线路径

最后,图 5 给出了在折线路径情况下,本文方法、PDR、RSSI、卡尔曼融合和 CRIL 方法的误差累积概率分

布及运动轨迹复现结果对比. 可以得到,本文方法不仅能够通过有效跟踪环境中不同 AP 路径损耗指数的变化情况来提高融合定位系统的定位精度,还能实时准确地估计目标运动方向,进而实现可靠稳定的运动轨迹复现.

图 6 给出了本文方法使用假设检验与不使用假设检验的前后对比图,可以得到,在三种测试路径(①直线路径、②折返路径和③折线路径)下,利用假设检验(卡方检验)能够有效解决 Z_k 存在粗差的影响,以提高系统的鲁棒性. 以直线路径为例,如图 6(a) 所示,在复杂的室内环境下因 Z_k 存在粗差,导致无假设检验的融合定位方法在该路径上有两处较大的定位误差(虚线圈),而通过卡方检验,引入鲁棒因子 β_k 来修正 R_k 以降低此两处的定位误差,实现了可靠稳定的运动轨迹复现.

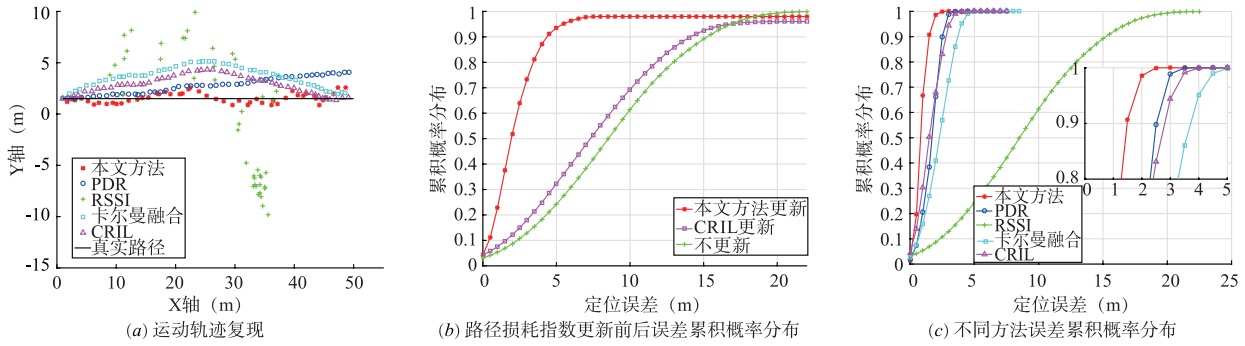


图3 定位性能对比(直线路径)

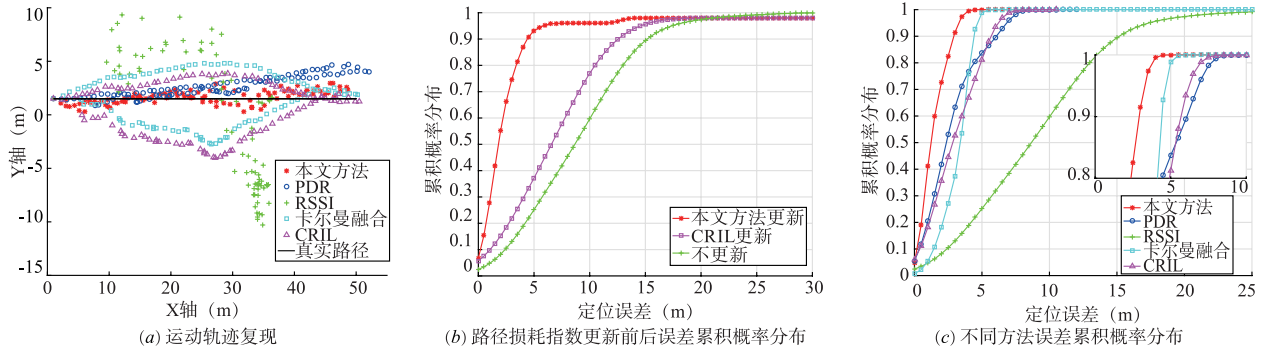


图4 定位性能对比(折返路径)

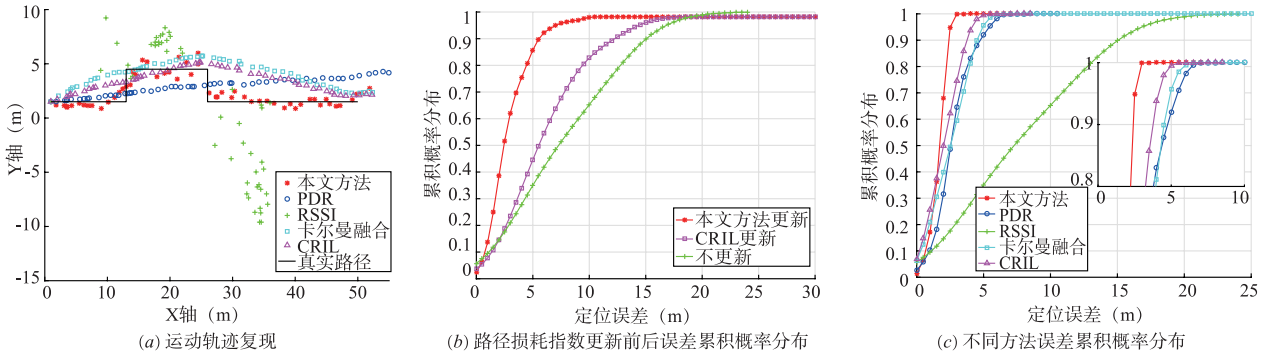


图5 定位性能对比(折线路径)

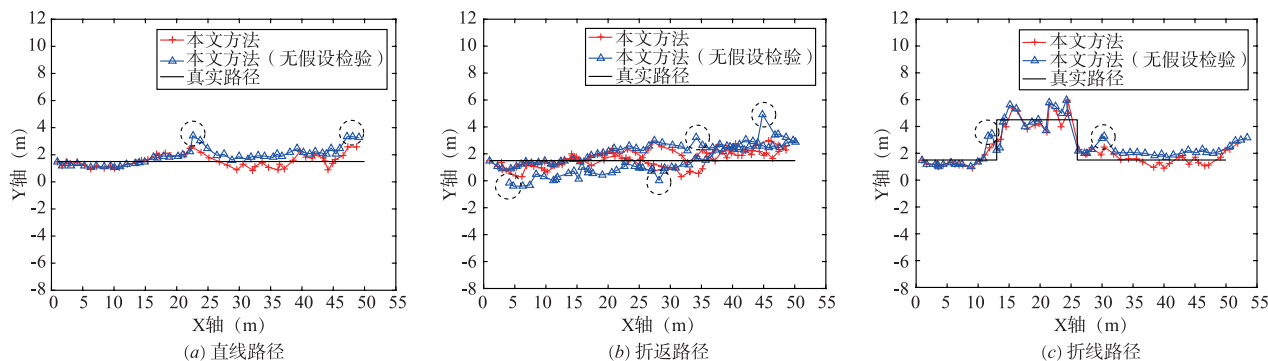


图6 运动轨迹复现

5 结论

面向复杂多变的室内环境,本文提出室内 Wi-Fi/PDR 自适应鲁棒卡尔曼滤波融合定位方法.该方法通过建立自适应鲁棒卡尔曼滤波模型,将 Wi-Fi 传播模型与 PDR 定位信息进行多重融合,并利用融合定位结果对路径损耗指数和观测协方差进行动态修正,以提高融合定位系统的定位精度.实验结果表明,本文方法在保证滤波融合定位精度的同时,利用卡方假设检验方法能够有效增强融合定位系统的鲁棒性.

参考文献

- [1] ALDIN N B, ERCELEBI E, AYKAC M. Advanced boundary virtual reference algorithm for an indoor system using an active RFID interrogator and transponder[J]. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 2016, 88 (3): 415 – 430.
- [2] 肖竹, 王勇超, 田斌, 等. 超宽带定位研究与应用: 回顾和展望[J]. *电子学报*, 2011, 39(1): 133 – 141.
XIAO Zhu, WANG Yong-chao, TIAN Bin, et al. Development and prospect of ultra-wideband localization research and application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(1): 133 – 141. (in Chinese)
- [3] HONG K, Lee S K, Lee K. Performance improvement in zigbee-based home networks with coexisting WLANs[J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2015, 19: 156 – 166.
- [4] SHEN L L, HUI W W S. Improved pedestrian dead-reckoning-based indoor positioning by RSSI-based heading correction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16 (21): 7762 – 7773.
- [5] 陈永光, 李修和. 基于信号强度的室内定位技术[J]. *电子学报*, 2004, 32(9): 1456 – 1458.
CHEN Yong-guang, LI Xiu-he. Signal strength based indoor geolocation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32 (9): 1456 – 1458. (in Chinese)
- [6] EL-KAFRAWY K, YOUSSEF M, EL-KEYI A, et al. Propagation modeling for accurate indoor WLAN RSSI-based localization[A]. *Proceedings of IEEE 72nd Vehicular Technology Conference Fall*[C]. Ottawa: IEEE, 2010. 1 – 5.
- [7] GU Z, CHEN Z, ZHANG Y, et al. Reducing fingerprint collection for indoor localization[J]. *Computer Communications*, 2015, 83: 56 – 63.
- [8] JUNG S, LEE C O, HAN D. Wi-Fi fingerprint-based approaches following log-distance path loss model for indoor positioning[A]. *Proceedings of IEEE MTT-S International Microwave Workshop Series on Intelligent Radio for Future Personal Terminals*[C]. Daejeon: IEEE Computer Society, 2011. 1 – 2.
- [9] PAULA T, BERNARDOS A M, CASAR J R. Weighted least squares techniques for improved received signal strength based localization[J]. *Sensors*, 2011, 11(9): 8569 – 8592.
- [10] BARSOCCI P, LENZI S, CHESSA S, et al. A novel approach to indoor RSSI localization by automatic calibration of the wireless propagation model[A]. *Proceedings of IEEE 69th Vehicular Technology Conference*[C]. Barcelona: IEEE, 2009. 1 – 5.
- [11] BERNARDOS A M, CASAR J R, TARRIO P. Real time calibration for RSS indoor positioning systems[A]. *Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*[C]. Zurich: IEEE Computer Society, 2010. 1 – 7.
- [12] CAI S, LIAO W, LUO C, et al. CRIL: An efficient online adaptive indoor localization system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(5): 4148 – 4160.
- [13] CHANG G. Kalman filter with both adaptivity and robustness[J]. *Journal of Process Control*, 2014, 24 (3): 81 – 87.
- [14] YANG Y, FAN X, ZHUO Z, et al. Amended kalman filter for maneuvering target tracking[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2016, 25(6): 1166 – 1171.

作者简介



周 牧 男,1984 年 2 月出生,四川自贡人.教授,博士(后),IEEE 高级会员,研究方向为无线定位与导航技术、信号侦察与检测技术、凸优化与深度学习理论等.
E-mail:zhoumu@cqupt.edu.cn



耿小龙 男,1993 年 8 月出生,重庆渝北人.现为重庆邮电大学硕士生,研究方向为无线定位技术.
E-mail:343097884@qq.com