

基于信息融合的电网作业智能终端定位算法^①

薛彤, 夏震宇, 张森, 叶立兆, 单海鸥

(国家电网温州供电公司, 温州 325028)

摘要: 现有的用于电网作业的智能终端设备在定位时采用 GPS 和无线基站定位. GPS 定位和无线基站定位因在部分区域存在信号弱或者无信号的情况, 导致定位误差大, 定位漂移. 本文提出了 AGPS、无线基站定位和行人航位推测相结合的基于粒子滤波的信息融合定位算法, 并分析了算法实现原理. 实验表明, 在 GPS 信号较弱或者无信号的情况下, 智能终端依然可完成高精度定位.

关键词: AGPS; 基站定位; 航位推测; 粒子滤波; 信息融合定位

引用格式: 薛彤, 夏震宇, 张森, 叶立兆, 单海鸥. 基于信息融合的电网作业智能终端定位算法. 计算机系统应用, 2018, 27(6): 184–188. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6407.html>

Information Fusion-Based Positioning Algorithm for Power Grid Operation Terminal Equipment

XUE Tong, XIA Zhen-Yu, ZHANG Sen, YE Li-Zhao, SHAN Hai-Ou

(Wenzhou Electric Power Co. Ltd., State Grid, Wenzhou 325028, China)

Abstract: GPS and wireless base station positioning system integrated in terminal equipment has the disadvantages of obvious positioning errors and drifts under the condition of weak or no signals in some areas. This paper presents the hybrid location algorithm based on particle filter combining AGPS, wireless base station location, and Pedestrian Dead Reckoning (PDR). The principle of the hybrid location algorithm is carefully described. Experimental results show that the terminal equipment can be accurately positioned even under the condition of weak or no signals of GPS.

Key words: AGPS; basestation positioning; pedestrian dead reckoning; particle filter; information fusion positioning

近年来, 在电力系统中, 电网移动互联建设快速发展, 随之而来的基于云平台和移动公共服务的全过程配网作业管控系统应运而生. 配网作业管控系统可实现对现场作业的管理和实时监控. 作为配网作业智能管控系统的关键节点——智能终端, 在整个系统中起着重要作用. 智能终端的定位及移动轨迹是实现现场作业的管理和实时监控的必备功能.

现有的电力作业智能终端采用 GPS 进行定位, 此类方法主要通过由已知的卫星坐标及到达移动终端的时间、角度测量值来计算所在位置. 在移动环境下, 无线电波易受信号干扰, 受建筑物、树木遮挡等因素影响, 存在散射或反射影响, 使电波传播发生了很大延迟,

从而使发送端与接收端之间的距离或相应的距离差无法较为准确的测量^[1], 并且测得的定位位置和轨迹记录存在漂移现象. 在没有 GPS 信号或者 GPS 卫星数量不足的情况下, GPS 难以实现有效定位^[2], 导致在监控中心出现智能终端移动轨迹紊乱, 甚至智能终端消失的情况也时有发生, 严重影响了系统可靠性和使用效果.

为解决上述问题, 不同的技术方法也随即涌现, 常用的方法有加权平均^[3]、卡尔曼滤波^[4,5]、自适应滤波^[6]、信息融合方法^[7-14]等. 加权平均是比较简单粗略的方法, 在长时间干扰或者无信号时, 误差依然严重. 卡尔曼滤波在大多条件下具备较好的滤波效果, 能有效剔除异常数据, 但在 GPS 智能终端大范围机动或信号被

① 收稿时间: 2017-09-25; 修改时间: 2017-11-13; 采用时间: 2017-11-27; csa 在线出版时间: 2018-05-28

干扰时,会带来较大误差. Saga-Husa 自适应滤波算法状态变量的维数较高,并且要计算系统噪声统计特性,计算量大,实时性、收敛性和稳定性难以保证,不适用于对动态目标的定位^[6]. 强跟踪 kalman 自适应滤波算法滤波收敛性有所增强,但破坏了滤波器的最优条件,易导致滤波结果的波动,影响滤波精度^[6]. 近年来基于滤波方法的信息融合定位^[11-13]虽然能改善滤波效果,提高预测精度,但在 GPS 信号干扰严重或者无法接收到 GPS 信号的情况下仍然难以在本质上改善定位效果. 文献^[7-10]提出了在 GPS+PDR 组合的基础上,用卡尔曼滤波对 GPS 和 PDR 数据进行融合,因采用的卡尔曼滤波所假定的信号噪声为高斯白噪声,且没有对 PDR 的有效误差校正,会产生滤波结果偏差和积累误差,导致定位精度下降.

本文提出了 AGPS、无线基站定位和行人航位推测相结合的基于粒子滤波的定位系统,实现在 GPS 信号较弱或者无信号条件下,智能终端依然可完成高精度定位.

1 基于信息融合的定位算法原理

本文采用基于信息融合的定位方法,即采用“AGPS+无线基站信号+行人航位推测+粒子滤波算法”实现融合定位,其原理如图1所示,其步骤如下:

步骤1. 智能终端的磁力计、陀螺仪完成角度测量、加速度传感器实现加速度测量,通过两者测量的数据计算去除重力并以地面作为参考系的加速度值.

步骤2. 根据加速度检测值,利用基于零速更新的步长检测算法 (Zero Velocity Update, ZUPT) 实现步长检测.

步骤3. 根据陀螺仪完成的角速度测量及步骤2实现的步长检测,实现行人航位 (位置) 推测.

步骤4. 根据信号强度——距离数学模型,测量智能终端与基站间距离,根据 AGPS 观测值并结合无线基站测算,计算坐标位置.

步骤5. 针对步骤3、步骤4的测量结果进行信息融合,利用粒子滤波算法预测智能终端当前位置,并输出定位结果.

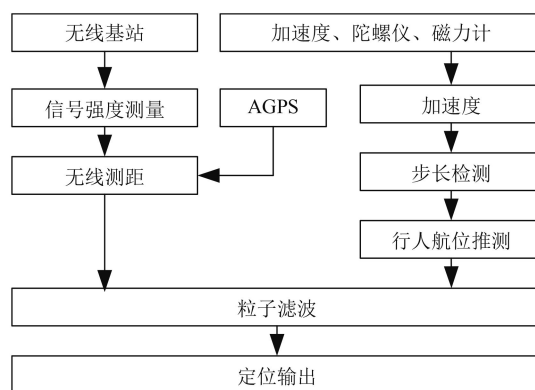


图1 融合定位算法原理图

2 航位推测 (PDR) 定位算法

2.1 步长检测

假设智能终端内带的加速度传感器以自身坐标的加速度为 a_{tilted_x} , a_{tilted_y} , a_{tilted_z} , 以地面为坐标的去除重力后对应的加速度 a 在三方向上的分量为 a_x , a_y , a_z , 陀螺仪完成的角速度测量对应的偏航角 φ , 俯仰角 θ , 滚转角 γ , 则:

$$a = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} = R_S \begin{bmatrix} a_{\text{tilted}_x} \\ a_{\text{tilted}_y} \\ a_{\text{tilted}_z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $R_S = R_E R_N R_D$, E 代表东, N 代表北, D 代表指向地, R_S 表示为:

$$R_S = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \varphi & \cos \theta \sin \varphi & -\sin \theta \\ \sin \gamma \sin \theta \cos \varphi - \cos \gamma \sin \varphi & \sin \gamma \sin \theta \sin \varphi + \cos \gamma \cos \varphi & \sin \gamma \cos \theta \\ \cos \gamma \sin \theta \cos \varphi + \sin \gamma \sin \varphi & \cos \gamma \sin \theta \sin \varphi - \sin \gamma \cos \varphi & \cos \gamma \cos \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

假设从加速度传感器读取加速度采样值的频率为 f_s , 则对应的速度为:

$$v_i = v_{i-1} + a/f_s \quad (3)$$

只通过加速度对采样频率的除法运算得到的速度值,会随着时间的积累产生漂移,从而产生较大的误差,因此采用零速更新的步长修正.

假设 μ_k 为在第 k 个姿态附近的平均速度, 则:

$$\mu_k = \sum_{j=i_k-w}^{i_k+w} \frac{v_j}{2w+1} \quad (4)$$

式中 i_k 为第 k 个姿态时的采样索引, w 为平均窗口取值,为一常数. 假设 m_k 为在第 k 个姿态内的总采样数, 则通过线性积分求得在连续的姿态间的速度为:

$$\hat{v}_i = v_i - [\mu_k(i - i_{k-1}) + \mu_{k-1}(i_k - i)]/m_k \quad (5)$$

则第 k 个姿态/脚步的位置增量 $\Delta P_k = (\Delta P_{kN}, \Delta P_{kE},$

ΔP_{kD}) 可表示为:

$$\Delta P_k = \sum_{j=i_k-1}^{i_k} \hat{v}_j / f_s \quad (6)$$

在水平二维空间, 步长可表示为:

$$SL_{ZUPT_k} = \sqrt{\Delta P_{kN}^2 + \Delta P_{kE}^2} \quad (7)$$

2.2 行人航位推测

方向角和位移推测航迹原理如图2所示. 航向角 $\theta_i (i=0, 1, 2, \dots)$ 为陀螺仪和磁力计组合测量得到的磁力线朝北方向和行走方向的夹角. 因此有:

$$\begin{aligned} x_n &= x_0 - \sum_{i=0}^{n-1} SL_{ZUPT_i} \sin \theta_i \\ y_n &= y_0 - \sum_{i=0}^{n-1} SL_{ZUPT_i} \cos \theta_i \end{aligned} \quad (8)$$

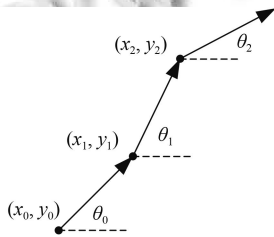


图2 方向角和位移推测航迹

3 AGPS/基站信号强度融合定位

基站无线信号强度 R 与通信距离 d 的关系可表示为:

$$R = \alpha + 10\beta \log_{10}(|d - d_{AP}|) + noise \quad (9)$$

式中, α 为离 d_{AP} 1 米处的信号强度, β 为衰减系数, d_{AP} 为基站节点所在位置, d 为被测点所在位置, $noise$ 为高斯测量误差. d_{AP} , α , β 为已知量.

假设第 k 个 ($k=1, 2, 3, 4, \dots$) 基站节点的位置 d_{AP} 坐标为 (x_{APk}, y_{APk}) , 智能终端所在位置 d 坐标为 (x_d, y_d, z_d) , d_k 为 k 个节点到被测点的距离, 有:

$$(x_{APk} - x_d)^2 + (y_{APk} - y_d)^2 + (z_{APk} - z_d)^2 = d_k^2 \quad (10)$$

针对基站信号, 若不考虑高度, 取 $k=3$, 则

$$\begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = A^{-1}b = \begin{bmatrix} \frac{K_1}{K}(y_{AP2} - y_{AP3}) + \frac{K_2}{K}(y_{AP3} - y_{AP1}) \\ \frac{K_1}{K}(x_{AP3} - x_{AP2}) + \frac{K_2}{K}(x_{AP1} - x_{AP3}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中,

$$\begin{aligned} K &= 2(x_{AP1} - x_{AP3})(y_{AP2} - y_{AP3}) \\ &\quad - 2(x_{AP2} - x_{AP3})(y_{AP1} - y_{AP3}) \end{aligned} \quad (12)$$

$$K_1 = x_{AP1}^2 - x_{AP3}^2 + y_{AP1}^2 - y_{AP3}^2 + d_3^2 - d_1^2 \quad (13)$$

$$K_2 = x_{AP2}^2 - x_{AP3}^2 + y_{AP2}^2 - y_{AP3}^2 + d_3^2 - d_2^2 \quad (14)$$

通过式 (11) 可求得被测点所在位置 d 坐标为 (x_d, y_d) .

AGPS 观测方程为:

$$P_k = \sqrt{(X_k^{SV} - x_d)^2 + (Y_k^{SV} - y_d)^2 + (Z_k^{SV} - z_d)^2} + b \quad (15)$$

在恶劣条件下, AGPS 定位系统和无线通信网络都无法独自有效定位时, 可融合 GPS 测得的伪距和无线通信网络中的终端测得位置实现定位的算法^[15]. 令 δ 为智能终端到初始观测值距离差, 即 $\delta = [\Delta x, \Delta y, \Delta z]^T$, 则有:

$$\delta = (G^T Q^{-1} G)^{-1} G^T Q^{-1} h \quad (16)$$

其中, G 、 Q 、 h 由文献^[15,16]给出, 根据式 (16) 可迭代得到终端的位置估计 d 坐标, 算得的 δ 加上初始值即得下一迭代的初始值.

4 基于粒子滤波的定位预测

与卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波相比, 粒子滤波用随机采样的粒子表达概率密度分布, 而不假设状态变量为高斯随机变量, 因此在处理非高斯问题、非线性上具有优势^[17]. 基于粒子滤波的位置预测如图3所示.

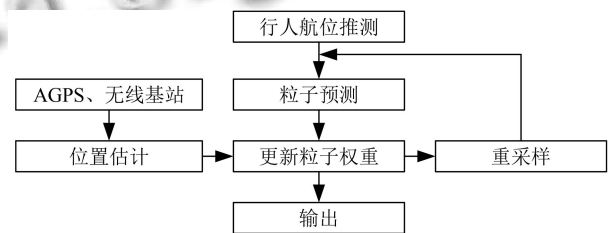


图3 基于粒子滤波的定位预测原理

根据行人航位推测 PDR 的预测模型可由式 (8) 得:

$$\hat{X}^{(j)}[i] = X^{(j)}[i-1] + \Delta X[i] \quad (17)$$

式中, $\hat{X}^{(j)}(i)$ 表示当前的预测位置, $X^{(j)}[i-1]$ 为上一次预测位置, $\Delta X[i] = SL_{ZUPT_i} \begin{bmatrix} \sin \theta_i \\ \cos \theta_i \end{bmatrix}$.

无线测距预测模型似然函数:

$$P(R[i]|\hat{d}[i]) = \prod_{m=1}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \left(-\frac{|\Delta R_m[i]|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (18)$$

式中, σ 为正态分布的方差, $\hat{d}^{(j)}[i]$ 为根据第 3 小节测算的位置, 可由式 (9) 得:

$$\Delta R_m[i] = R[i] - (\alpha + 10\beta \log_{10}(|d[i] - d_{AP}|)) \quad (19)$$

式中, $R[i]$ 为读取的无线信号强度, α 、 β 为经验值. 粒子权重为:

$$w^{(j)}[i] = w^{(j)}[i-1]p(R[i]|\hat{d}[i]) \cdot \gamma_n \quad (20)$$

γ_n 为对应 WiFi、蓝牙信号的权值, 且 $\gamma_1 + \gamma_2 + \dots + \gamma_n = 1$.

估计状态的输出为:

$$\hat{X} = \sum_{j=1}^N X^{(j)}[i] \omega^{(j)}[i] \quad (21)$$

5 实验结果与分析

5.1 基于零速更新 (ZUPT) 的步长检测算法

图 4 为系统读取加速度并对其积分后的速度曲线. 红色三角曲线、蓝色圆点曲线分别表示有 ZUPT 和没有 ZUPT 算法作用下的速度值比较, 由图可看出, 在没有 ZUPT 算法作用下的速度值会随着时间的增大, 误差明显增大, 而在有 ZUPT 算法作用下的速度值并无明显累计误差.

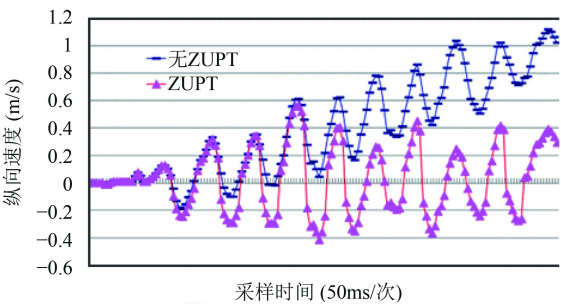


图 4 基于零速更新的速度检测比较

如图 5 所示为基于 ZUPT 的步长检测算法进行了实验测试. 在 3 种不同的步速情况下对步长进行了估计. 最粗的曲线表示慢速行走, 最细的曲线表示快速行走, 粗细中等的曲线表示正常行走, 实线表示实际的平均值, 虚线表示利用算法进行的估计. 从图中可以看出, 虚线所表示的检测估计基本上在实线所表示的实际平均值上下浮动.

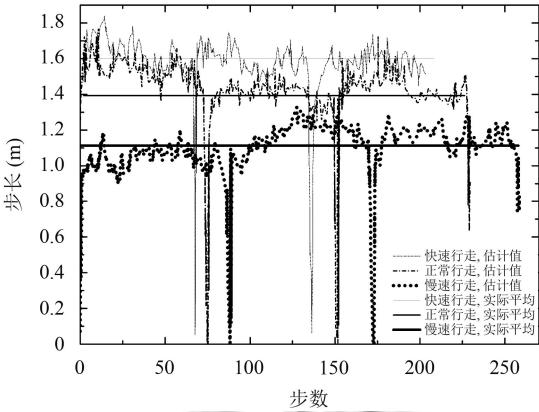


图 5 基于零速更新的步长检测算法测试结果

表 1 为在行走 100 米的情况下, 3 种步速的累积误差, 快速行走比慢走所测量的误差小, 正常行走的误差在两者之间.

表 1 不同步速误差比较 (总计 100 米)		
步行速度	误差	误差百分比 (%)
快	-1.78	1.78
正常	-2.42	2.42
慢	3.35	3.35

5.2 不同定位预测算法比较

图 6 为不同定位方法的均方根误差 (RMSE) 比较, 步行距离为 1000 米, 步行速度有快、慢、正常, 实验在室外展开. “破折-点”线表示采用基于无线信号强度和行人航位推测的粒子滤波算法均方根误差, 细实线表示只采用行人航位推测的均方根误差, 粗实线表示只采用无线信号强度 (AGPS+无线基站) 实现定位的均方根误差. 从图中可知, 只采用无线信号强度 (AGPS+无线基站) 实现定位的均方根误差在较大的误差范围内波动, 只采用行人航位推测实现定位的均方根误差随着步行推进, 存在积累误差. 采用基于 AGPS+无线基站和行人航位推测的粒子滤波算法实现的融合定位, 均方根误差随着粒子推进, 误差明显减小, 在行走状态下, 误差控制在 0.8 米以内.

为进一步验证在 GPS 信号较弱或者无 GPS 信号下的定位精度, 实验在室内 (室内无 GPS 信号) 特定设置的 5×5 米区域进行测试. 基于 AGPS+无线基站和行人航位推测的粒子滤波算法实现的融合定位实测数据如图 7 所示. 带星曲线 (红色) 为实测数据, 圆点直线 (黑色) 为理论数据, 数据表明, 实测值基本在理论数据附近, 精度可控制在 1 米以内, 满足实际定位精度要求.

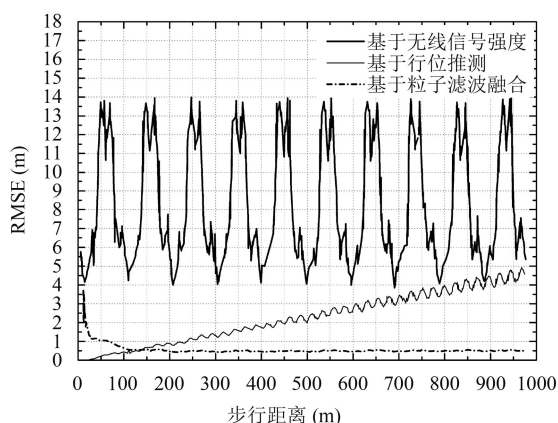


图6 不同定位方法的均方根误差(RMSE)比较

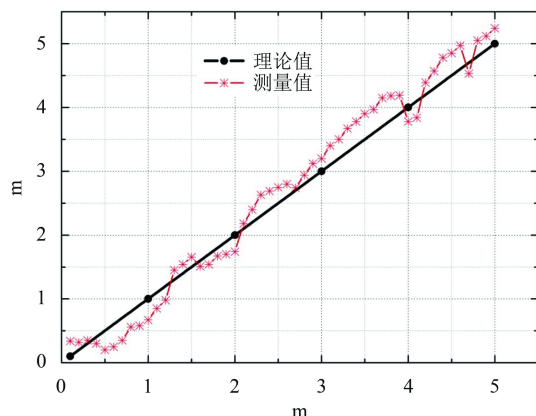


图7 基于信息融合的定位数据测试比较

6 结束语

本文提出一种 AGPS/无线基站网络、行人航位推测相结合的粒子滤波定位算法。在单独采用 AGPS 或者基站定位方法时,在没有足够观测量而无法精确定位时,通过 AGPS/无线基站网络、行人航位推测相结合的信息融合定位方法,实现了电网作业智能终端的高精度定位。实验表明,在室外环境,定位精度可控制在 0.8 米以内,在室内精度可控制在 1 米以内。

参考文献

- 1 Chien YR. Design of GPS anti-jamming systems using adaptive notch filters. *IEEE Systems Journal*, 2015, 9(2): 451–460. [doi: 10.1109/JSYST.2013.2283753]
- 2 刘子政, 李默颖, 黄长青, 等. 顾及速度约束的基于时间序列 GPS 漂移数据处理方法. *测绘地理信息*, 2017, 42(1): 14–18.
- 3 杜晓辉, 任章. 基于卡尔曼滤波的 GPS 静态定位精度分析. *全球定位系统*, 2008, 33(5): 47–51.
- 4 Yang Y, Yue XK, Dempster AG. GPS-based onboard real-time orbit determination for leo satellites using consider Kalman filter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(2): 769–777. [doi: 10.1109/TAES.2015.140758]
- 5 王素珍, 刘树坤, 张德华, 等. 基于 GPS 定位导航的电力巡检 PDA 系统研发. *山东农业大学学报(自然科学版)*, 2016, 47(4): 540–547.
- 6 赵德安, 贾伟宽, 张云, 等. 农业机器人自主导航改进自适应滤波控制器研究. *农业机械学报*, 2015, 46(5): 1–6. [doi: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.05.001]
- 7 Li L, Quddus M, Zhao L. High accuracy tightly-coupled integrity monitoring algorithm for map-matching. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013, 36: 13–26. [doi: 10.1016/j.trc.2013.07.009]
- 8 Zhang YL, Chong KT. A GPS/DR data fusion method based on the GPS characteristics for mobile robot navigation. *International Journal of Control and Automation*, 2014, 7(10): 119–132. [doi: 10.14257/ijca]
- 9 Sabet MT, Daniali HRM, Fathi AR, *et al.* Experimental analysis of a low-cost dead reckoning navigation system for a land vehicle using a robust AHRS. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 95: 37–51. [doi: 10.1016/j.robot.2017.05.010]
- 10 Jo K, Lee M, Sunwoo M. Fast GPS-DR sensor fusion framework: Removing the geodetic coordinate conversion process. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(7): 2008–2013. [doi: 10.1109/TITS.2015.2475620]
- 11 张怡, 席彦彪, 李刚伟, 等. 基于卡尔曼滤波的 TDOA/AOA 混合定位算法. *计算机工程与应用*, 2015, 51(20): 62–66. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1310-0207]
- 12 Jwo DJ, Yang CF, Chuang CH, *et al.* Performance enhancement for ultra-tight GPS/INS integration using a fuzzy adaptive strong tracking unscented Kalman filter. *Nonlinear Dynamics*, 2013, 73(1-2): 377–395. [doi: 10.1007/s11071-013-0793-z]
- 13 张秋昭, 张书毕, 郑南山, 等. GPS/INS 组合系统的多重渐消鲁棒容积卡尔曼滤波. *中国矿业大学学报*, 2014, 43(1): 162–168.
- 14 Liu CF, Yang J, Wang FS. Joint TDOA and AOA location algorithm. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2013, 24(2): 183–188. [doi: 10.1109/JSEE.2013.00023]
- 15 龚福祥, 王庆, 张小国. 非视距环境下的 GPS/TDOA 最速下降混合定位算法. *仪器仪表学报*, 2011, 32(7): 1500–1506.
- 16 龚福祥, 王庆, 张小国. 通信网络中的 GPS/TDOA 混合定位算法. *中国惯性技术学报*, 2011, 19(2): 209–213.
- 17 Kim H, Liu BB, Coh CY, *et al.* Robust vehicle localization using entropy-weighted particle filter-based data fusion of vertical and road intensity information for a large scale urban area. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(3): 1518–1524. [doi: 10.1109/LRA.2017.2673868]