

DOI: 10.13382/j.jemi.2016.11.016

基于 UWB 的无人运输车的导航定位算法研究*

贺晶晶¹ 姜平¹ 冯晓荣²

(1. 南通大学 电气工程学院 南通 226019; 2. 南通大学 工程训练中心 南通 226019)

摘要:针对室内无人运输车的自主导航与定位提出一种全新的基于 UWB 信号的改进算法。该算法首先根据测距数值的标准差这一统计特征进行非视距误差的处理,再根据当前的运动特征(终点、横方向、纵方向速度等)与观测值进行改进的扩展卡尔曼滤波定位估计,创新性地提出了每次定位估计之后,更新状态的同时更新下一时刻运动特征(即更新预测依据)的思想,有效减小了定位误差,使定位精度达到厘米级,同时增强了算法的抗干扰性。

关键词:超带宽;导航定位;扩展卡尔曼滤波;无人运输车

中图分类号: TN92; TP391.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Research on navigation and positioning algorithm for unmanned vehicle based on UWB

He Jingjing¹ Jiang Ping¹ Feng Xiaorong²

(1. School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China;

2. Engineering Training Center of Nantong University, Nantong 226019, China)

Abstract: Aiming at the autonomous navigation and localization of the indoor unmanned vehicle, an improved algorithm based on UWB signal is proposed in this paper. Firstly, the distance measurement is processed, and the non-sight-distance error is processed according to the standard deviation of the range value. Then the extended Kalman filter algorithm is used to locate on the basis of the present motion features and observed value. The idea of updating the next-time motion feature is proposed innovatively, that is updating the prediction criteria when the present state is updated after each location calculation. This algorithm can effectively reduce the positioning error and make the precision reach centimeter level. At the same time, the anti-interference ability of the algorithm is enhanced.

Keywords: UWB; navigation; positioning; EKF; AGV

1 引言

在目前的工业环境中,无人运输车(automated guided vehicle, AGV)常用电磁或光学等导航方式实现规定路径的行驶,但由于需要铺设磁条轨道或预设地标特征等条件灵活性较差,所以在路径复杂的工业环境中,常选择高精度的无线方式可实现灵活有序的导航定位。其中超带宽(ultra wide-band, UWB)信号凭借其高精度、高速率和低功耗等特点

成为无线定位的研究热点^[1],其次纳秒级的脉冲宽度在时域上具有极高分辨率,理论上定位精度可达到厘米级。

在障碍物较多的室内环境中,灵活无冲突的导航依赖于定位的精确度,目前基本的定位算法根据测量信息的不同可大致分为3种,基于信号到达时间(如 TOA、TDOA)的算法^[2],基于到达角度(AOA)的算法^[3]和基于信号强度(RSSI)的算法^[4-5],但考虑到多径传播、非视距(none line of

sight, NLOS) 误差等, 基本算法无法满足定位精度的要求, 所以在实际应用中通常是多种算法协同定位^[6-7], 并对传播信道中的噪声污染进行抑制, 例如文献[8]将接收信号强度、电波到达时间和电波到达角这 3 种测距信息测量值构成一个数据库, 建立有效的多级联合判决机制剔除异常信息。文献[9-10]均对 TDOA 算法进行改进, 文献[9]将高度非线性的 TDOA 定位方程组转化为关于辐射源位置的伪线性方程, 再用泰勒级数展开与加权最小二乘(WLS)估计进行求解。文献[10]提出了一种基于经验模态分解和奇异值分解的信息过滤算法以去除无线电信号的干扰。文献[11]提出了在离线采样阶段先建立符合实际环境的基于 RSSI - 距离区间映射的数据库, 再在在线测量阶段根据待定位点 RSSI 在粗略位置区域中采用加权质心算法确定具体位置。文献[12-13]将反推验证和 TK (Teager-Kaiser) 算子引入 TOA 定位算法中, 很好的修正了 NLOS 误差, 实现精确定位。

针对工业环境中的 AGV, 在仅预设终点与速度的前提下, 如何进行自主最优导航与定位等问题, 本文提出一种新的基于 UWB 信号的改进算法。在室内环境中设有 4 个基站, 根据几何知识可知, 只需任意 3 个基站与 AGV 的距离即可求 AGV 坐标。首先对基站与 AGV 进行两点测距, 根据测距数值的标准差这一统计特征选取可信度较高的 3 组数据作为观测对象, 再利用上一时刻的先验信息与最新状态观测值来进行改进的扩展卡尔曼滤波定位, 并提出了每次定位估计之后, 采用更新当前时刻状态的同时更新运动特征的思想, 即根据当前时刻的最优估计值更新下一时刻的预测依据, 如此迭代计算使算法具有良好的定位精度和跟踪性能。

2 定位原理与算法描述

2.1 两点测距

AGV 的定位依赖于使用 UWB 技术的基站与标签之间的通信测距。标签安装在 AGV 上, 与基站按照设定的机制进行通信, 由基站根据时间信息计算两点距离, 我们将其叫做基于飞行时间(time of flight, TOF)的算法, 其中标签与基站通信机制图如图 1 所示。

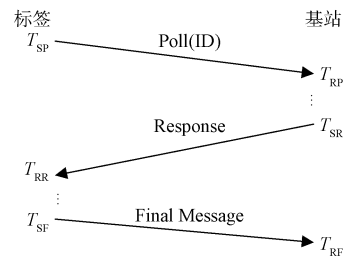


图 1 标签与基站通信机制图

Fig. 1 Communication mechanism between tag and anchor

可知信息飞行时间为:

$$TOF = ((T_{RR} - T_{SP}) - (T_{SR} - T_{RP}) + (T_{RF} - T_{SR}) - (T_{SF} - T_{RR}))/4 \quad (1)$$

那么两点之间的距离可由飞行时间乘以信号传播速度求得。此算法不要求标签与 c 站时钟同步, 大大减少了硬件的复杂程度。

2.2 非视距误差的处理

目前对 NLOS 误差的处理有两种常见思路, 1) 利用某些统计特征来鉴别测距值中的 NLOS 误差, 针对性的加入消除或抑制算法来提高定位精度, 例如文献[14]; 2) 直接在定位算法中削弱 NLOS 误差带来的不利影响, 例如文献[15-17]。前者在实际中需要信道与误差模型的先验知识, 后者在减小定位误差方面有一定的局限性, 并且依赖于预设运动信息与测量值的可靠性。

本文针对测量值中的 NLOS 误差提出一种简易可行的抑制法。第 1 步, 通过大量实际实验数据表明, NLOS 环境下距离(时间)测量值的标准差普遍大于 LOS 环境的, 所以在 4 组测距数据中我们认为标准差较小的 3 组为“可信度”较高的待用数据。第 2 步, 考虑到对采样数据的接收与处理过程中的 AGV 移动误差, 将每组采样数据的加权平均值作为最终测量值, 其中, 离采样时刻越近的测量值权重因子越大。第 3 步, 使用在 LOS 环境中的测距误差先验信息校正测量值。此法不依赖复杂的信道模型, 避开了峭度、歪斜等计算量较大的鉴别特征, 减小了定位计算的复杂程度, 提高了定位速度, 且较好的抑制了非视距误差对定位效果的影响。

2.3 算法描述

本文提出的定位算法流程如图 2 所示。先对接收的测距数值进行抑制 NLOS 误差的处理后,改进的扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法将传统的“一步预测,一步修正”的递推形式改为“先预测,再修正,最后更新预测依据”的新形式进行定位估计。

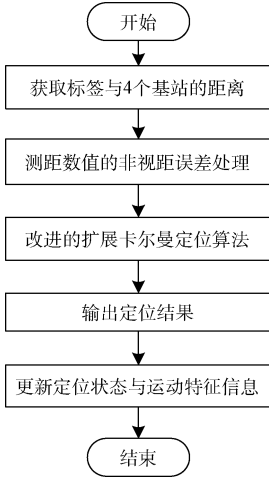


图 2 定位算法流程

Fig. 2 Flow chart of positioning algorithm

若此非线性系统由以下两个方程描述,其中状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}) + w_k \quad (2)$$

观测方程为:

$$\mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_{k-1}) + v_k \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}_k 为状态向量, \mathbf{Z}_k 为观测向量, f 为状态转移方程, h 为观测方程, w_k 为系统过程噪声, v_k 为观测噪声。那么改进的扩展卡尔曼滤波估计过程由以下 3 部分组成。

预测过程:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k = f(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}, \mathbf{U}_k) \\ \hat{\mathbf{P}}_k = \mathbf{J}\hat{\mathbf{P}}_{k-1}\mathbf{J}^T + \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (4)$$

在 k 时刻,根据 $k-1$ 时刻的最优估计值 $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 与运动特征 \mathbf{U}_k 等预测依据进行预测,得到 k 时刻的状态预测值 $\hat{\mathbf{X}}_k$,并求出预测误差的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_k$,其中 $\hat{\mathbf{P}}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的估计误差协方差矩阵, \mathbf{Q}_k 为系统过程噪声的协方差矩阵, \mathbf{J} 为状态转移矩阵的 Jacobi 矩阵。

估计过程:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{X}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_k)) \\ \hat{\mathbf{P}}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}] \mathbf{P}_k \end{cases} \quad (5)$$

求出卡尔曼增益 \mathbf{K}_k 后参考观测向量 \mathbf{Z}_k 进行估计,得到最优估计值 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 与估计误差协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_k$,其中 \mathbf{H} 为观测矩阵的 Jacobi 矩阵, \mathbf{R}_k 观测噪声的协方差矩阵。

更新信息过程:

$$\mathbf{U}_{k+1} = g(\hat{\mathbf{X}}_k) \quad (6)$$

根据 k 时刻的最优估计与预设终点,求出 $k+1$ 时刻的运动特征 \mathbf{U}_{k+1} ,以便在下一轮定位迭代前更新运动特征,即更新预测方程。其中, g 为运动特征方程。

改进后的扩展卡尔曼滤波不仅避免了大量历史信息的存储与计算,易于实时处理与计算机实现,并且根据实时定位最优估计值不断更新预测方程,使算法用于动态目标跟踪定位时具有良好的抗干扰性能。

3 AGV 导航定位的 EKF 模型

传统的 EKF 定位算法需要预先设置运动特征确定行进路线,根据行进路线来预测当前时刻的位置,再通过上一时刻的先验信息与最新观测值即可得到当前位置的最优估计值。然而在实际情况下,若 AGV 由于避障或碰撞等行为偏离设定好的路线,若速度分量不变,则需要花费大量的迭代步骤才能回归正确的路线,且在此过程中定位误差较大。

本文对传统的 EKF 算法进行了改进,在进入下一轮迭代之前,根据最新定位估计来更新运动特征,以便更新预测方程,不仅随时生成最优导航路线,也减小了路线突变带来的预测误差,使定位算法有较好的灵活性与跟踪性能。

设终点坐标为 (m, n) , AGV 行进速度为 v ,在 $k+1$ 时刻定位计算开始前,根据 k 时刻的最优估计坐标 (x_k, y_k) 可以得到 $k+1$ 时刻的横、纵方向速度为:

$$v_{x_k} = \frac{v(m - x_k)}{\sqrt{(m - x_k)^2 + (n - y_k)^2}} \quad (7)$$

$$v_{y_k} = \frac{v(n - y_k)}{\sqrt{(m - x_k)^2 + (n - y_k)^2}} \quad (8)$$

设 $D_k = \sqrt{(m - x_k)^2 + (n - y_k)^2}$, 那么可以设计出状态方程为:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + T \cdot \frac{v(m - x_k)}{D_k} \\ y_k + T \cdot \frac{v(n - y_k)}{D_k} \end{bmatrix} + w_k \quad (9)$$

其中 T 为采样时间, 则系统状态转移矩阵的 Jacobi 矩阵为:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_k} & \frac{\partial f_1}{\partial y_k} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_k} & \frac{\partial f_2}{\partial y_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + \frac{vT(m - x_k)^2}{D_k^3} - \frac{vT}{D_k} & \frac{vT(m - x_k)(n - y_k)}{D_k^3} \\ \frac{vT(m - x_k)(n - y_k)}{D_k^3} & 1 + \frac{vT(n - y_k)^2}{D_k^3} - \frac{vT}{D_k} \end{bmatrix} \quad (10)$$

设定第 n 个基站坐标已知为 (x_n, y_n) , 使其与标签的距离值 $D_{nk} = \sqrt{(x_n - x_k)^2 + (y_n - y_k)^2}$ 作为观测对象, 构造观测方程为:

$$Z_k = [D_{1k} \quad D_{2k} \quad D_{3k}]^T + v_k \quad (11)$$

则观测矩阵的 Jacobi 矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_k} & \frac{\partial h_1}{\partial y_k} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_k} & \frac{\partial h_2}{\partial y_k} \\ \frac{\partial h_3}{\partial x_k} & \frac{\partial h_3}{\partial y_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{(x_1 - x_k)}{D_{1k}} & -\frac{(y_1 - y_k)}{D_{1k}} \\ -\frac{(x_2 - x_k)}{D_{2k}} & -\frac{(y_2 - y_k)}{D_{2k}} \\ -\frac{(x_3 - x_k)}{D_{3k}} & -\frac{(y_3 - y_k)}{D_{3k}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

那么在滤波定位的迭代过程结束后需要更新的运动特征为:

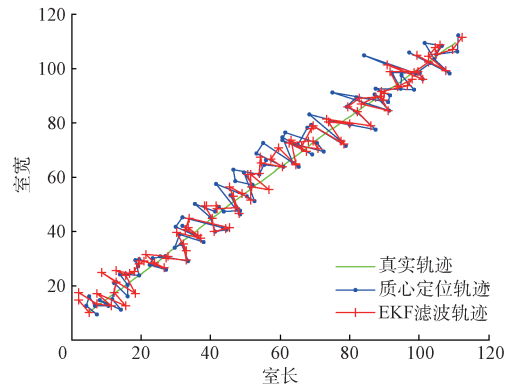
$$U_{k+1} = \begin{bmatrix} v_{x_{k+1}} \\ v_{y_{k+1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{v(m - \hat{X}_k)}{\sqrt{(m - \hat{X}_k)^2 + (n - \hat{Y}_k)^2}} \\ \frac{v(n - \hat{Y}_k)}{\sqrt{(m - \hat{X}_k)^2 + (n - \hat{Y}_k)^2}} \end{bmatrix} \quad (13)$$

4 仿真及分析

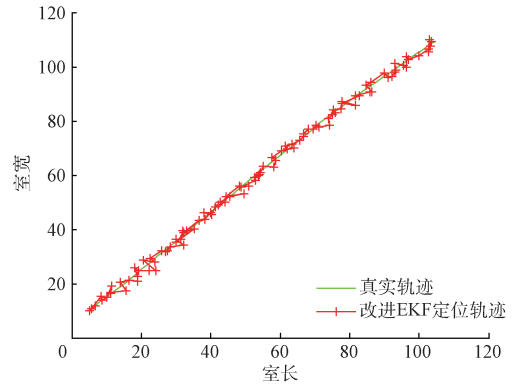
假设 AGV 与基站在同一平面, 速度设置为

10 cm/s。目前标签与基站的通信可达 4 ms/次, 则每 0.5 s 定位一次, 取采样时间点前后各 50 个测距数据, 使 AGV 的移动误差减小至 4 cm 之内。由于 UWB 测距装置精度较好, 实验测得两点测距误差均差为 7.8 cm, 故将观测噪声设置为 $v_k = 15$ cm, 系统噪声为均值高斯白噪声。

如图 3 分别展示了全质心定位、EKF 定位以及改进的 EKF 算法的定位效果, 并将定位 500 次的评估数据记录在表 1。在图 4 与 5 中, 模拟了 AGV 在行进过程中出现异常现象的情况, 分别展示了传统的 EKF 算法与本文算法的跟踪定位效果。



(a) The centroid method and the EKF algorithm



(b) The improved EKF algorithm

图 3 定位轨迹

Fig. 3 The location trace

表 1 定位评估数据表

Table 1 Location evaluation data

	误差均方差/cm	所需时间/s
质心定位	4.010 3	70
EKF 定位	3.248 7	0.75
改进 EKF 定位	1.566 1	2.5

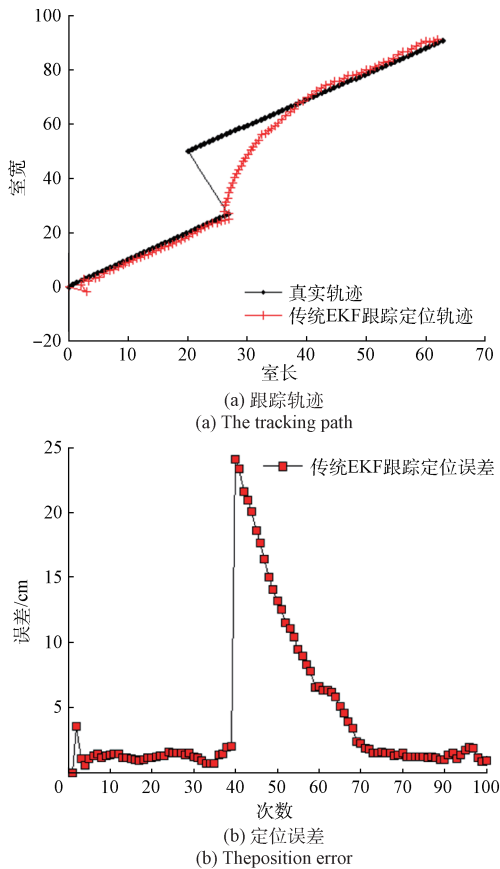


图 4 常规 EKF 仿真结果

Fig. 4 The simulation results of the traditional EKF

根据实验结果分析,相较于常规的质心定位与传统 EKF 算法,改进的 EKF 定位最逼近真实路线。传统 EKF 定位算法精度较高,定位误差多数在 7 cm 之内,而改进后的 EKF 算法考虑了测距数值中的 NLOS 误差,经处理后定位误差均方差仅为 1.56 cm,是传统 EKF 算法的一半。且改进 EKF 算法运算量小,定位速度达到 5 ms/次,满足动态定位的要求。

如图 4 所示,在 $T = 28$ 处,AGV 由于碰撞等原因突然偏离路线,常规 EKF 算法由于固定的预测依据,无法及时跟踪目标,且在回归正确路线过程中,定位误差偏差较大。

如图 5 所示,在 $T = 31$ 处模拟 AGV 拐弯避障的情形,且在 $T = 100$ 处模拟 AGV 突然偏离路线的情况,由仿真结果可知,由于不断更新的预测信息与状态信息,改进的 EKF 算法对于异常现象有很好的跟踪效果,且定位误差稳定收敛。

以上实验结果表明,本文提出的改进的 EKF 算法性能整体优于传统算法,通过对测量值中的

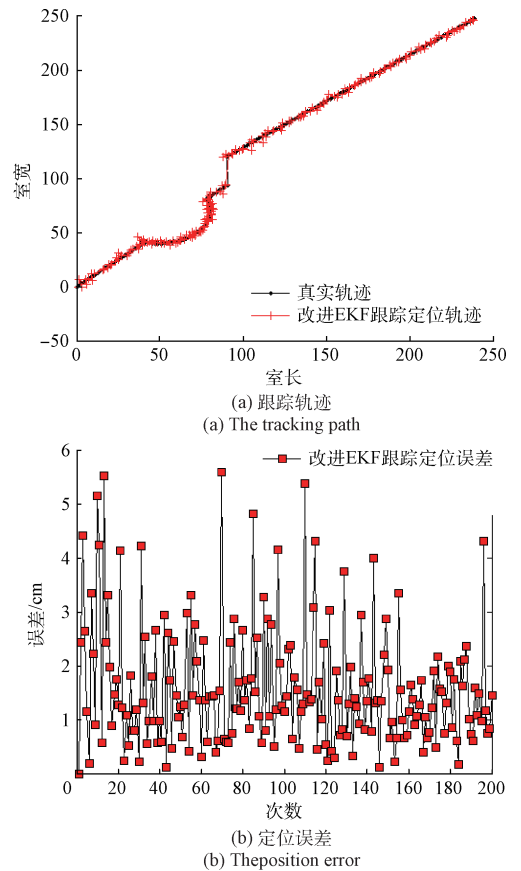


图 5 改进 EKF 仿真结果

Fig. 5 The simulation results of the improved EKF

NLOS 误差的简单处理提高了定位精度,并提出了每次定位前更新预测信息的思想,使得定位过程的跟踪性能有了较好的提高。

5 结论

本文对传统扩展卡尔曼滤波算法进行了改进,创新性的提出了更新定位状态的同时更新运动特征(即更新预测依据)的思想,使算法对路线突变具有良好的自适应性能。并通过剔除受非视距误差污染的测距数值来减小未知的传播信道对定位精度的影响,在随机给出的波动较大的观测噪声影响下,滤波后的定位效果逼近真实路线,此算法定位误差可达到 7 cm 以内,定位速度可达到 5 ms/次,精度高,抗干扰能力较强,简单高效,性能优良。在之后的工作中应在鉴别与抑制 NLOS 误差的问题上做更多的实验研究与数据支持,在考虑到定位效率的基础上,提高鉴别成功率,有效抑制消极影响,对于实际复杂环境的应用中,精确导航和定位室内

无人运输车动态轨迹,提高定位精度具有重要意义。

参考文献

- [1] 张令文,杨刚. 超宽带室内定位关键技术 [J]. 数据采集与处理, 2013, 28(6): 706-713.
ZHANG L W, YANG G. Ultra-wide-band based indoor positioning technologies [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2013, 28(6):706-713.
- [2] 张会新,陈德沅,彭晴晴,等. 一种改进的 TDOA 无线传感器网络节点定位算法 [J]. 传感技术学报, 2015, 28(3): 412-415.
ZHANG H X, CHEN D Y, PENG Q Q. A Revised TDOA wireless sensor network node location algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2015, 28(3): 412-415.
- [3] 杨阳,毛永毅,陈宝全. 基于小波分析的 TOA/AOA 混合定位算法 [J]. 电子技术应用, 2014, 40(9): 105-107.
YANG Y, MAO Y Y, CHEN B Q. A TOA/AOA hybrid localization algorithm based on wavelet analysis [J]. Application of Electronic Technique, 2014, 40(9): 105-107.
- [4] 陶金龙,康志伟,骆坚. 基于 RSSI 测距的加权概率定位算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(10): 1123-1129.
TAO J L, KANG ZH W, LUO J. Weighted probabilistic localization algorithm based on RSSI measurement [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(10): 1123-1129.
- [5] 石欣,印爱民,陈曦. 基于 RSSI 的多维标度室内定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2): 261-268.
SHI X, YIN AI M, CHEN X. RSSI and multidimensional scaling based indoor localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(2): 261-268.
- [6] 王瑞荣,郑书万,陈浩龙,等. 一种基于 Taylor 和 Kalman 的室内协同定位方法 [J]. 传感技术学报, 2014, 27(11): 1558-1561.
WANG R R, ZHENG SH W, CHEN H L, et al. An cooperative localization method based on Taylor and Kalman algorithms [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(11): 1558-1561.
- [7] 张凤,黄陆君,袁帅,等. NLOS 环境下基于 EKF 的移动机器人定位研究 [J]. 控制工程, 2015, 22(1): 14-19.
ZHANG F, HUANG L J, YUAN SH, et al. Research on robot localization based on EKF in NLOS environment [J]. Control Engineering of China, 2015, 22(1): 14-19.
- [8] 李娅菲,朱焯璋. 非视距条件下的测距信息融合定位方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(5): 775-780.
LI Y F, ZHU X ZH. Research on positioning method by ranging information fusion under NLOS condition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(5): 775-780.
- [9] 朱国辉,冯大政,周延,等. 一种线性校正到达时间差定位算法 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(1): 85-90.
ZHU G H, FENG D ZH, ZH Y, et al. A linear-correction based on time difference of arrival localization algorithm [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(1): 85-90.
- [10] 苗晟,董亮,何丽波,等. 一种基于信息过滤的无线电定位方法 [J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(3): 31-34.
MIAO SH, DONG L, HE L B, et al. Method for radio location based on information filtering [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(3): 31-34.
- [11] 沈田,温斌. 基于 RSSI-距离区间映射的加权质心定位算法 [J]. 电子测量技术, 2015, 38(5): 42-61.
SHEN T, WEN B. Weighted centroid localization algorithm based on RSSI-distance interval mapping [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(5): 48-61.
- [12] 徐彤阳. NLOS 环境下无线传感器网络 TOA 定位算法 [J]. 计算机工程, 2013, 39(12): 93-96.
XU T Y. TOA location algorithm in wireless sensor network under NLOS environment [J]. Computer Engineering, 2013, 39(12): 93-96.
- [13] 刘立红,冷文,王安国. 基于改进 Teager-Kaiser 算子的来波时间估计 [J]. 电子测量技术, 2014, 37(10): 50-58.
LIU L H, LENG W, WANG AN G. Time of arrival estimation based on improved Teager-Kaiser operator [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(10): 50-58.
- [14] 张浩,梁晓林,吕婷婷,等. 一种新颖的基于偏度的非视距区分算法 [J]. 电讯技术, 2015, 55(5): 484-490.
ZHANG H, LIANG X L, LV T T, et al. A novel non-line-of-sight identification algorithm based on skewness [J]. Telecommunication Engineering, 2015,

55(5): 484-490.

- [15] 刘洞波, 杨高波, 肖鹏, 等. 移动机器人自适应抗差无迹粒子滤波定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1131-1137.

LIU T B, YANG G B, XIAO P, et al. Mobile robot adaptive robust unscented particle filter localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5): 1131-1137.

- [16] 王晓东, 贾继鹏. 一种基于 IMM-PDA-UKF 的机动目标跟踪算法 [J]. 电子测量技术, 2014, 37(10): 5-8.

WANG X D, JIA J P. A maneuvering target tracking algorithm based on IMM-PDA-UKF [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(10): 5-8.

- [17] 李奇越, 吴忠, 黎洁, 等. 基于改进卡尔曼滤波的 NLOS 误差消除算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10): 1513-1519.

LI Q Y, WU ZH, LI J, et al. NLOS error elimination algorithm based on modified Kalman filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(10): 1513-1519.

作者简介

贺晶晶, 1992 年出生, 毕业于南通大学, 现为南通大

学在读硕士, 目前主要研究方向为检测技术与智能控制等。

E-mail: 14120004@yjs.ntu.edu.cn

He Jingjing was born in 1992, and graduated from Nantong University. And she is M. Sc. candidate in Nantong University now. Her present research interest includes detection technique and intelligent control.

姜平, 1962 年出生, 2005 年于上海大学获硕士学位, 现任南通大学教授, 主要研究方向为检测技术与智能控制等。

E-mail: jiang.p@ntu.edu.cn

Jiang Ping was born in 1962, and received M. Sc. from Shanghai University in 2005. And he is professor in Nantong University now. His present research interests include detection technique and intelligent control and so on.

冯晓荣, 1972 年出生, 2011 年于江苏科技大学获硕士学位, 现任南通大学工程训练中心工程师, 主要研究方向为智能仪器等。

E-mail: fengxiaorong@ntu.edu.cn

Feng Xiaorong was born in 1972, and received M. Sc. from Jiangsu University of Science and Technology in 2011. And she is engineer in Engineering Training Center of Nantong University now. Her present research interests include intelligent instrument and so on.