



引用格式:杨倩,王洋,赵红梅,等. 基于无迹卡尔曼滤波的室内超宽带跟踪算法[J]. 轻工学报,2016,31(3): -.

中图分类号:TP92 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2017.1.012

文章编号:2096-1553(2017)01-0082-07

基于无迹卡尔曼滤波的室内超宽带跟踪算法

UWB indoor tracking algorithm based on UKF

杨倩,王洋,赵红梅,崔光照

YANG Qian, WANG Yang, ZHAO Hong-mei, CUI Guang-zhao

郑州轻工业学院 电气信息工程学院,河南 郑州 450002

College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China

关键词:

超宽带;目标跟踪;无迹卡尔曼滤波;扩展卡尔曼滤波;TOA-RSS

Key words:

ultra wide band (UWB); target tracking; unscented Kalman filter (UKF); extended Kalman filter (EKF); time of arrival-received signal strength (TOA-RSS)

摘要:为解决移动目标在室内跟踪定位误差较大的问题,提出了一种基于无迹卡尔曼滤波(UKF)的超宽带(UWB)跟踪定位算法.该算法在定位阶段联合到达时间(TOA)与接收信号强度(RSS)两种定位算法的优势以获得较高的定位精度;在跟踪阶段,将TOA-RSS联合定位算法获得的量测值进行UKF估计,以得到移动目标的跟踪轨迹.仿真结果表明,该算法室内滤波误差与均方根误差均比同样使用TOA-RSS定位方法而采用扩展卡尔曼滤波(EKF)估计算法有一定程度的降低,跟踪定位精度有较大提高.

收稿日期:2016-01-12

基金项目:国家自然科学基金地区联合基金项目(U1504604);国家自然科学基金青年科学基金项目(61501252);河南省省院科技合作项目(122106000049);郑州市UWB实时定位系统院士工作站项目(131PYSGZ211);郑州轻工业学院2014年度研究生科技创新基金资助项目

作者简介:杨倩(1981—),女,河南省信阳市人,郑州轻工业学院副教授,博士,主要研究方向为无线通信定位技术.

Abstract: In order to solve the problem of the errors of moving target tracking in indoor positioning, the ultra wide band tracking localization algorithm was proposed based on unscented Kalman filter (UKF). In indoor positioning, a combination of TOA and RSS path loss model was used to estimate a targets position to get a higher positioning accuracy; In the tracking phase, the measured values obtained by the TOA-RSS joint localization algorithm were estimated by UKF to obtain the tracking trajectory of the moving target. The simulation results showed that the filtering error and root mean square error had a certain degree of reduction and the tracking and positioning accuracy was greatly improved when TOA-RSS joint localization algorithm was estimated by EKF.

0 引言

当今社会,人们对于无线定位技术的需求越来越迫切,如在消防、大型超市等场合,希望获得目标的精确位置信息.目前,传统的室外定位技术已较为成熟,对复杂的室内环境进行精确定位正成为研究热点.

超宽带 UWB (Ultra Wide Band) 作为一种无载波通信技术,因为其所具有的 GHz 量级带宽的优势,可以提供 cm 级的定位精度,而且发射信号功率和系统复杂度都非常低,因而被广泛应用于室内定位中.

目前无线定位算法已经有了大量的研究成果^[1-8].文献[1]提出了接收信号强度(RSS)指纹识别算法,采用粒子滤波根据无线电地图进行位置估计.因为 RSS 方法的精度有限,使得它常与其他技术组合使用,因此文献[2]在基于无线传感器网络(WSN)的跟踪定位中采用 RSS 和到达时间差(TDOA)联合定位方法,最后使用粒子滤波进行估计,通过对比 TDOA 和 RSS 方法的单独使用效果,表明了联合定位算法的优异性能.文献[3]采用到达时间-到达角度(TOA-AOA)联合定位,并使用线性最小二乘法进行估计,取得了较好的定位精度.文献[4]使用与文献[3]同样的方法,但采用近似最大似然估计算法进行反复迭代的估计,收敛快,复杂度低,易于实现.文献[3-4]采用的方法存在同样的缺点,即 AOA 技术需要特殊的天线阵列,费用昂贵且较难实现.文献[5]提出了一

种新的基于混合协同技术的定位算法,在定位时使用三角测量和最大似然估计,而跟踪时采用扩展卡尔曼滤波(EKF)估计,即使在阴影区,该算法也有很好的跟踪定位性能.但是该方法在使用最大似然估计非线性迭代时很耗费时间,而且使用 EKF 计算复杂度较高.

综合考虑该领域目前各种算法的优缺点,本文拟提出一种基于 UWB 的室内跟踪定位算法,将 RSS 和 TOA 的测量数据进行融合,并使用无迹卡尔曼滤波(UKF)对目标位置进行估计,以期获得较高的跟踪定位精度.

1 UKF 滤波算法

UKF 是一种新型的滤波估计算法,以无迹(UT)变换为基础.与 EKF 对非线性函数进行线性化的传统做法不同的是,UKF 使用 UT 变换来处理均值和协方差的非线性传递,是对非线性函数的概率密度分布进行近似,用一系列确定样本来逼近状态的后验概率密度,而不是对非线性函数进行近似,不要求导计算雅克比矩阵. UKF 没有线性化忽略高阶项,因此非线性分布统计量的计算精度较高.对于离散时间非线性系统,其状态方程和量测方程分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= f_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k &= h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned}$$

其中, $k \in N$ 为时间指标, $\mathbf{x}_k \in R^n$ 为 k 时刻的系统状态向量, $\mathbf{z}_k \in R^m$ 为 k 时刻的量测向量, f_k 为 n 维状态传播函数, h_k 为 m 维向量的测量函数, \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 为互不相关的高斯白噪声. 下面

是 UKF 的实现过程.

首先进行初始化:

$$\bar{\mathbf{x}} = E[\mathbf{x}_0]$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}})^T]$$

通过 \mathbf{x} 的统计特性 $(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{P}_x)$, 设计 $2n + 1$ 个 σ 点, 设为 $\xi_i (i = 0, 1, \dots, 2n)$, 则产生 σ 点的方法为

$$\xi_0 = \bar{\mathbf{x}}$$

$$\xi_i = \bar{\mathbf{x}} + (\sqrt{(n + \lambda)\mathbf{P}_x}) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\xi_i = \bar{\mathbf{x}} - (\sqrt{(n + \lambda)\mathbf{P}_x})$$

$$i = n + 1, n + 2, \dots, 2n$$

其中, $\lambda = \alpha^2(n + k) - n$, α 决定了 σ 的散布程度 (一般取 0.01), 一般取为 $k = 0$; $(\sqrt{(n + \lambda)\mathbf{P}_x})_i$ 为矩阵 $(n + \lambda)\mathbf{P}_x$ 平方根矩阵的第 i 列. 则可得到其一步提前预测系统的状态预测方程为

$$\xi_{klk-1}^{(i)} = f_k(\xi_{k-1k-1}^{(i)}) \quad i = 0, 1, \dots, 2n$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \xi_{klk-1}^{(i)}$$

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}) (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1})^T + Q_k$$

其中, Q_k 为 \mathbf{w}_k 的方差, ω 为权值.

量测预测公式为

$$\xi_{klk-1}^{(i)} = f_k(\xi_{k-1k-1}^{(i)}) \quad i = 0, 1, \dots, 2n$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \xi_{klk-1}^{(i)}$$

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}) (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1})^T + Q$$

$$\xi_{klk-1}^{(i)} = h_k(\xi_k^{(i)}) \quad i = 0, 1, \dots, 2n$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} \xi_{klk-1}^{(i)}$$

$$\mathbf{P}_z^k = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1}) (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1})^T + R_k$$

$$\mathbf{P}_{x^k z^k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}) (\xi_{klk-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1})^T$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{klk-1})^T$$

其中, R_k 为 \mathbf{v}_k 的方差.

状态更新公式为

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk} = \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{klk-1})$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{x^k z^k} \mathbf{P}_z^k - 1$$

$$\mathbf{P}_{klk} = \mathbf{P}_{klk-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_z^k \mathbf{K}_k^T$$

$$\omega_0^{(m)} = \lambda / (\lambda + n)$$

$$\omega_i^{(m)} = \frac{0.5}{\lambda + n} \quad i = 1, 2, \dots, 2n$$

$$\omega_0^{(c)} = \lambda / (\lambda + n) + (1 - \alpha^2 + \beta)$$

$$\omega_i^{(m)} = \omega_i^{(c)} = 0.5 / (\lambda + n) \quad i = 1, 2, \dots, 2n$$

其中, \mathbf{K}_k 为滤波增益阵, β 用来表示 x 的分布信息, 一般最优值取 2.

2 基于 TOA 和 RSS 的运算模型

目标跟踪定位是一个不确定性问题, 单纯的定位针对静止的目标, 当目标运动时由于机动性、状态的不确定性等, 因而位置信息也不断变化而不确定. 目标跟踪实际上是对目标的运动状态进行估计, 所以只要能够建立合适的目标运动状态模型、选取正确的滤波算法, 就能够达到对移动目标的跟踪定位. 本文定位方法中选择 TOA 和 RSS 联合定位, 在这种方法中将运算模型分成两个独立的部分. 第一部分是 TOA 测量, 由于在 UWB 条件下 TOA 的测量精度较高, 因此该部分作为测量信息的主要来源. 在第二部分, RSS 对 TOA 进行补充, 对其进行一定的矫正. 如果第一部分基于 TOA 的计算模型出现明显的不准确估计, 那么 RSS 测量模型就可以作为校正估计. 系统状态模型如下:

假设目标在 4 个参考基站 (BS) 监测区域内的二维平面上移动, 定义 k 时刻目标运动的状态向量为

$$\mathbf{X}(k) = [x(k) \quad v_x(k) \quad y(k) \quad v_y(k)]$$

而系统方程为

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{v}_k \quad k = 1, 2, \dots, n$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} t^2/2 & 0 \\ 0 & t \\ t^2/2 & 0 \\ 0 & t \end{bmatrix}$$

其中, t 为采样时间,一般取 1 s; \mathbf{F} 为状态转移矩阵,描述两个连续时间步之间的运动形式;过程噪声 \mathbf{v}_k 描述移动目标的未建模随机加速度,假设为零均值的高斯白噪声,其协方差矩阵为

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} \sigma_\omega^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\omega^2 \end{bmatrix}$$

2.1 TOA 测量模型

$(x(k), y(k))$ 是移动目标在 k 时刻的坐标, (x_{BS_k}, y_{BS_k}) 是 BS 的坐标, t_k^{TOA} 是目标从基站接收到信号的时间,基于 TOA 测量获得的移动目标 (MS) 到 BS 的距离

$$r_{\text{TOA}} = d_k + \mathbf{a}_k$$

BS 与 MS 真实距离为

$$d_k = ct_k^{\text{TOA}} = \sqrt{(x - x_{BS_k})^2 + (y - y_{BS_k})^2}$$

\mathbf{a}_k 是 TOA 的测量噪声,是期望为零的高斯白噪声,方差为 σ_k^2 ,且对于每一个 k 都保持不变. 相应的测量向量 $\mathbf{z}_k^{\text{TOA}} = [d_1 \quad d_2 \cdots d_k]^T + \mathbf{a}_k$.

2.2 RSS 测量模型

RSS 定位通过检测接收信号的场强值,利用已知的信道衰落模型估算出 BS 与 MS 间的距离. UWB 信号总能量的衰减模型^[9] 为

$$\mathbf{P}_k = \begin{cases} P_0 + 10n\lg\left(\frac{d_k}{d_0}\right) + \theta & d_k \leq 10 \\ P_0 + 10n\lg\left(\frac{10}{d_0}\right) + 10n\lg\left(\frac{d_k}{d_0}\right) + \theta & d_k > 10 \end{cases}$$

式中, d_0 是参考距离; P_0 是距离为参考距离 d_0 时的信号强度; θ 是遮蔽因子,服从均值为 0,方差为 σ^2 的正态随机分布^[10]; P_k 是接收端的接收信号强度; n 是传播因子,一般取 2^[11].

RSS 的测量向量为

$$\mathbf{z}_k^{\text{RSS}} = [P_1 \quad P_2 \quad \cdots \quad P_k]^T + \theta_k$$

为了提高跟踪的定位性能,需要把 TOA 和 RSS 的测量同时用在定位的估计上,为简单起见,改写成向量的形式,即

$$\mathbf{z}_k = [\mathbf{z}_k^{\text{TOA}} \quad \mathbf{z}_k^{\text{RSS}}]^T$$

3 仿真结果与分析

3.1 仿真场景 1

场景 1 选择匀速直线运动模型进行仿真. 该模型的仿真分析分为两个部分:第一部分是 UKF 的跟踪效果;第二部分是相同的定位方法上 UKF 和 EKF 进行对比. 仿真过程中假定两个 BS 对 MS 进行跟踪定位,BS 的坐标分别为(2, 2), (20, 40). 跟踪定位共用时间为 50 s,周期 $t = 1$ s,每种算法进行 50 次蒙特卡洛仿真. 移动目标的初始状态为(2, 0.1, 10, 0.5).

图 1 是目标在 X 方向的 UKF 前后的速度对比,图 2 是目标在 Y 方向的 UKF 前后的速度对比. 通过分析可以发现,经过 UKF 和无滤波的效果差距较大,而且 10 s 之后目标在 X, Y 方向上经过滤波后速度值与真实值基本吻合.

图 3 是移动目标经过 UKF 估计后的误差变化,其中 A, C 代表目标分别在 X, Y 方向的位置误差, B, D 代表目标分别在 X, Y 方向的速度误差. 由图 3 可知, X 方向上的位置误差基本都在 0.25 m 以内,平均误差为 0.1 m 左右, Y 方向上的位置平均误差在 0.2 m 左右. 考虑到室内定位应用的实际需求主要是对人员和物品进行定位,文中平均定位误差可以满足小型实验室、办公室的人员或物品定位需求.

第二部分将实验中所提出的算法与相同测量条件下的基于 UKF 和 EKF 的跟踪算法进行对比. 50 次仿真后,取均方根误差

$$RMSE =$$

$$\sqrt{\frac{1}{50} \sum_{k=1}^{50} (x(k) - x(\hat{k}))^2 + (y(k) - y(\hat{k}))^2}$$

作为精度评价指标.

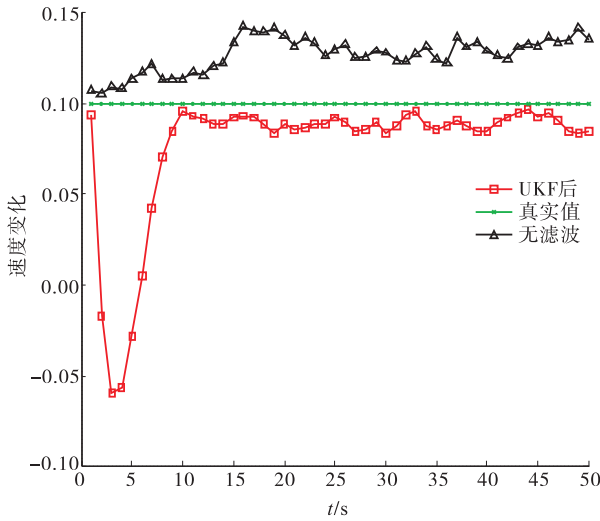


图1 UKF 前后 X 方向目标速度对比

Fig. 1 Comparison of X direction velocity before and after UKF

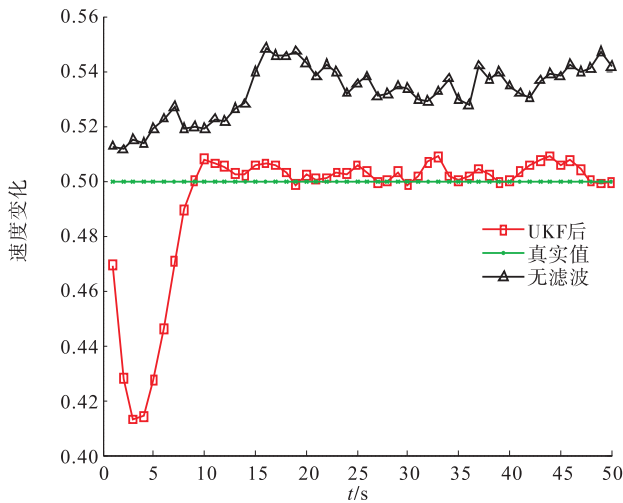


图2 UKF 前后 Y 方向目标速度对比

Fig. 2 Comparison of Y direction velocity before and after UKF

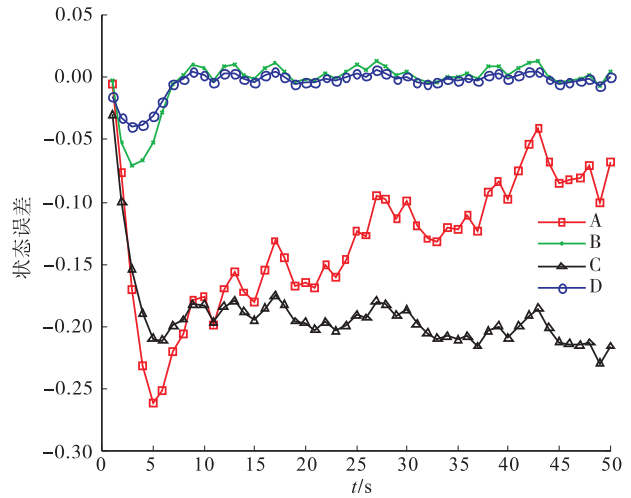


图3 UKF 后目标状态的误差变化

Fig. 3 The changes of the target state error after UKF

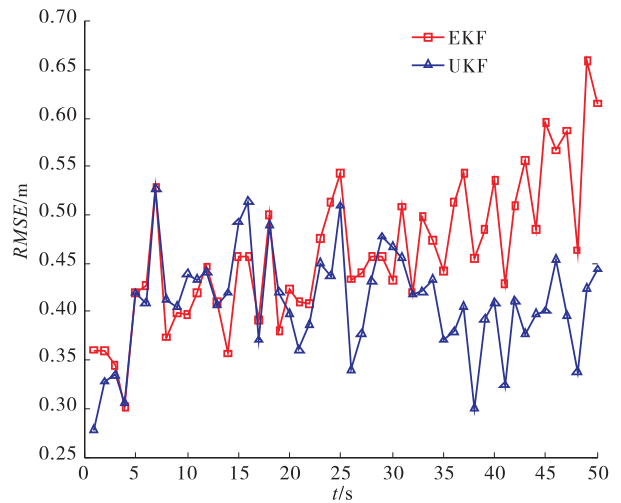


图4 EKF 与 UKF 的 RMSE 对比

Fig. 4 Comparison of RMSE between EKF and UKF

图4和图5分别是目标在运动过程中,UKF和EKF滤波时RMSE值的变化和目标运动轨迹的对比图。由图4可知,基于UKF算法的RMSE为0.27~0.53 m,而EKF算法的RMSE的平均值则为0.30 m~0.67 m。由图5可知,UKF滤波后的运动轨迹更接近目标的实际运动轨迹,可见在匀速直线运动模型下采用UKF滤波算法的跟踪效果要明显优于EKF算法。

3.2 仿真场景2

场景2选择匀速转弯运动模型进行仿真,基本设置与场景1相同。图6是场景2中目标的运动轨迹对比,采用UKF滤波后的轨迹更接近目标的真实轨迹。图7是经过EKF和UKF算法滤波后的X,Y方向位置误差对比图,图8是滤波后的RMSE对比效果。从图7,图8可以明显看出,UKF滤波后的误差和RMSE值更小,突显出UKF算法在匀速圆周运动模型下较高的跟踪定位精度。

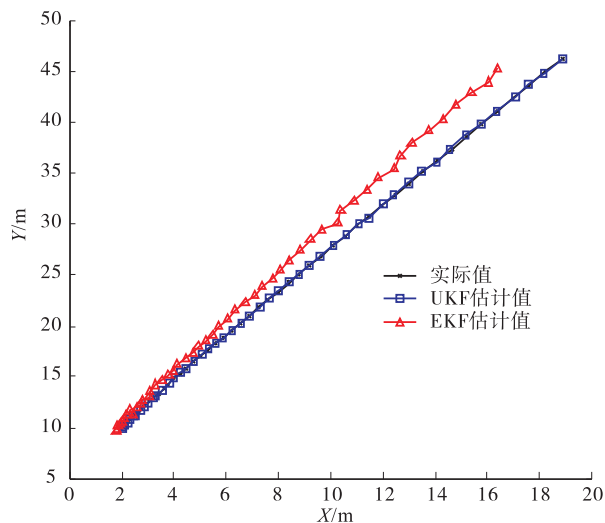


图5 场景中目标运动轨迹对比

Fig. 5 Comparison of target trajectory in Scenario 1

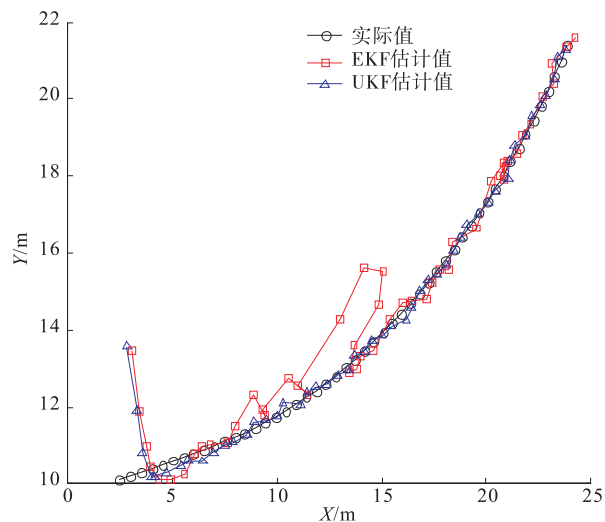
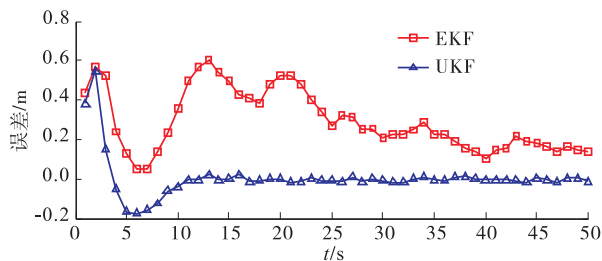


图6 场景2中目标运动轨迹对比

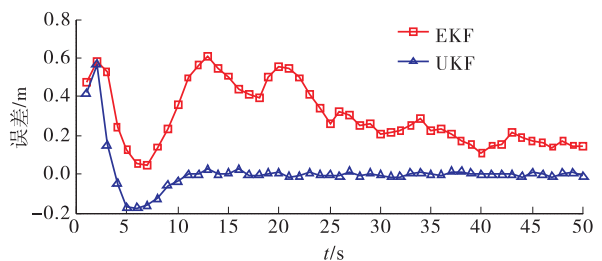
Fig. 6 Comparison of target trajectory in Scenario 2

4 结语

本文针对室内复杂环境下定位跟踪的问题,提出了一种 UWB 条件下室内跟踪定位算法.该算法充分利用 UWB 时间分辨率高等优点,使用 TOA 与 RSS 相结合的定位方法,并采用 UKF 对目标位置进行滤波估计.仿真结果表明:基于 UKF 的非线性定位估计算法对于室内移动目标的跟踪定位有很好的效果.与 EKF 的



a) X方向滤波误差



b) Y方向滤波误差

图7 滤波误差对比

Fig. 7 Comparison of filtering error

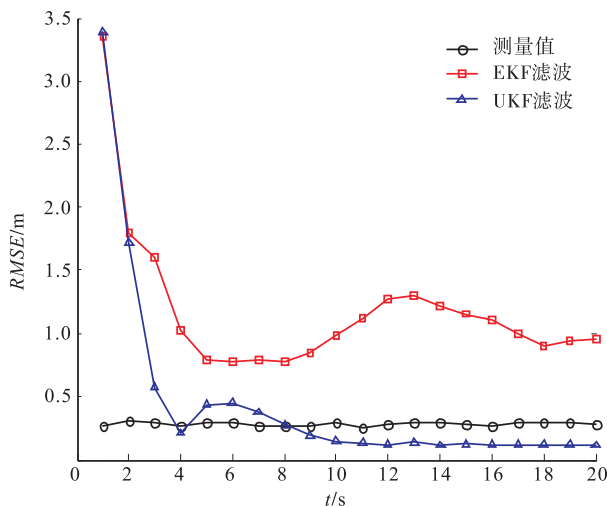


图8 各算法 RMSE 对比

Fig. 8 RMSE comparison of each algorithm

算法相比,该算法定位精度有较大的提高,可见 UKF 算法在解决存在较大噪声误差或非线性状态的目标跟踪问题时,有比较好的跟踪性能和滤波结果.

参考文献:

[1] TSUJI J, KAWAMURA H, SUZUKI K, et al. ZigBee based indoor localization with particle

- filter estimation[C] // 2010 IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, Piscataway: IEEE, 2010: 1115.
- [2] HEDLEY M, ZHAI Q. Wireless sensor network using hybrid TDOA/RSS tracking of uncooperative targets[C] // 2014 International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC), Piscataway: IEEE, 2014: 385.
- [3] KHAN M W, SALMAN N, KEMP A H. Enhanced hybrid positioning in wireless networks I: AoA-ToA [C] // 2014 International Conference on Telecommunications and Multimedia (TEMU), Piscataway: IEEE, 2014: 86.
- [4] BAO X, LI J, YUEN C. A new indoor localization strategy via node cooperation and iterative detection[C] // 2013 47th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS), Piscataway: IEEE, 2013: 1.
- [5] 陈晓海, 彭舰, 刘唐. 基于最优信标节点的无线传感器网络质心定位算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(1): 5.
- [6] YASSIN A, JAFFAL Y, NASSER Y. On the evaluation of geometric localization using recursive maximum likelihood estimation[C] // Mediterranean Electro technical Conference (MELECON), 2014 17th IEEE, Piscataway: IEEE, 2014: 357 - 361.
- [7] 杜娟娟. 无迹卡尔曼滤波在无线传感器网络节点定位中的应用[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2013, 33(1): 84.
- [8] 常强, 侯洪涛, 曾祥辉, 等. GNSS 合作定位研究综述[J]. 宇航学报, 2014, 35(1): 13.
- [9] 王沁, 何杰, 张前雄, 等. 测距误差分级的室内 TOA 定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 2851.
- [10] LAARAIEDH M, AVRILLON S, UGUEN B. Hybrid data fusion techniques for localization in UWB networks [C] // WPNC 2009 6th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, Piscataway: IEEE, 2009: 51.
- [11] ALAVI B, PAHLAVAN K, ALSINDI N, et al. Using UWB measurements for statistical analysis of the ranging error in indoor multi-path environment[J]. International journal of wireless and optical communications (IJWOC), 2011, 3(2): 189.
- [12] WANG L K, HSIEH S, HUANG K, et al. Target tracking in clusters of sensor networks via handoff scheme with extended Kalman filter [C] // IHH-MSP '09 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, Piscataway: IEEE, 2009: 446.