

室内环境下基于 IMM-EKF 算法的移动目标定位

张云洲 付文艳 项 姝 魏东飞 杨 兵

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)

(zhangyunzhou@ise.neu.edu.cn)

IMM-EKF Algorithm-Based Indoor Moving Target Localization

Zhang Yunzhou, Fu Wenyan, Xiang Shu, Wei Dongfei, and Yang Bing

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819)

Abstract It is a challenging task to improve the accuracy of the mobile localization in LOS (line-of-sight) and NLOS (non-line-of-sight) mixed environment. When the MN (moving node) moves in indoor environment, due to the obstacles such as walls, doors, and furniture, the communicating signal between MN and ANs (anchor nodes) change between LOS and NLOS frequently and randomly, which has negative effect on the accuracy of MN location estimation. To guarantee the accuracy, a KF (Kalman filter) based IMM (interacting multiple model) is proposed to filter the measured distance under the LOS/NLOS mixed environment. Due to the different characteristic of ranging errors between LOS and NLOS, two parallel KFs with different parameters are employed in order to suit for LOS mode and NLOS mode, both of the mode probabilities are calculated by the mode likelihoods and history probabilities. The modes transition between LOS/NLOS modes is based on Markov chain and mode probabilities. The weighted mean of the two modes filtering results is taken as the estimated distance of IMM. Once the estimated distances are obtained, the EKF (extended Kalman filter) is applied to locate the MN. The simulation results demonstrate the IMM can significantly mitigate the positive range error and achieve high localization accuracy.

Key words wireless sensor network (WSN); mobile localization; indoor environment; non-line-of-sight (NLOS); interacting multiple model (IMM)

摘 要 如何在视距(line-of-sight, LOS)与非视距(non-line-of-sight, NLOS)混合的室内环境中提高移动目标定位的精度,这是一项富有挑战性的工作.移动目标在室内环境移动时,其与传感器网络节点之间的信号传播在 LOS 与 NLOS 之间随机切换,导致移动节点定位精度下降.提出一种交互式多模型-扩展卡尔曼滤波(interactive multiple model-extended Kalman filter, IMM-EKF)定位算法.根据 LOS/NLOS 环境下不同的测距误差特性,在 IMM 框架中采用 2 个平行的卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)模型对测量距离同时进行滤波,根据滤波结果和测量值计算 2 个模型的似然概率,模型间的转换通过 Markov 链实现,2 个 KF 滤波结果加权融合后获得 IMM 距离估计值.在 EKF 定位阶段,通过位置预测和更新估计出移动目标位置.仿真结果表明,IMM-EKF 算法能够有效抑制 NLOS 对目标定位的影响,其定位精度优于单模型算法.

关键词 无线传感器网络;移动目标定位;室内环境;非视距;交互式多模型

中图法分类号 TP393

收稿日期:2013-07-25;修回日期:2013-10-30

基金项目:国家自然科学基金项目(61273078);中国博士后科学基金面上项目(2012M511164);中央高校基本科研业务费专项资金项目(N130404023,N110804004);辽宁省博士启动基金项目(20121004)

传统的 GPS 定位技术在室外环境下能够取得较好的定位效果.但在室内环境中,由于信号受到建筑物的遮挡,GPS 无法实现较为精确的定位.无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)因其自组织、易部署、低能耗和可大规模部署等特点,在室内移动目标的定位领域具有良好的应用前景.

基于无线传感器网络的室内定位技术中,应用最为广泛的测距技术有接收信号强度指示(received signal strength index, RSSI)、到达时间(time-of-arrival, TOA)和到达时间差(time-difference-of-arrival, TDOA)^[1-4].在室内环境中,由于墙体、门窗等障碍物的存在,WSN 节点的信号传输容易受到障碍物的影响.当通信节点间存在障碍物,信号传播过程中发生反射、折射或穿透障碍物到达接收节点,称为非视距(non-line-of-sight, NLOS)信号传播,测量距离将产生较大偏差.相对地,没有障碍物阻挡的情况称为视距(line-of-sight, LOS)信号传播,测距偏差较小.LOS 与 NLOS 往往并存于室内环境中,对定位精度产生较大负面影响.

目前,LOS/NLOS 混合环境下的目标定位问题主要包括非视距状态鉴别和非视距误差的削弱^[5-13].文献[5]对室内环境下的 LOS 和 NLOS 进行了多次测量实验,并建立了 LOS 和 NLOS 测距模型.文献[6-7]讨论和分析了携带传感器节点的人体对 NLOS 传播的影响,所得到的测量模型为后续的研究工作奠定了基础.文献[8]从信号检测的角度对当前 NLOS 鉴别技术进行阐述.文献[9]采用机器学习技术来判断信号的传播状态,从信道脉冲中提取相关参数表示信道状态的特征,进而提出了分类回归算法.文献[10]将 NLOS 鉴别问题作为二元假设检验问题,用莱斯因子估计实现 NLOS 的鉴别.在鉴别出 NLOS 信号后,需要对 NLOS 测量距离进行相应处理以削弱非视距传播对定位精度的影响.文献[11]采用回归算法鉴别 NLOS,并将鉴别出的 NLOS 测量信息舍弃,利用剩余的测量信息对目标进行定位,该方法虽然在较大程度上排除了非视距传播对定位精度的影响,但对信标节点的密度要求较高,在信标节点数目较少的情况下,将 NLOS 测距信息融入定位至关重要.文献[12]提出了一种融合 LOS 和 NLOS 测距信息的定位算法,利用 LOS 环境下的距离估计定义目标函数,并采用 NLOS 距离估计对目标可能出现的区域进行约束.在 NLOS 测量模型未知的情况下,文献[13]采用机器学习的方式实现对 NLOS 误差的削弱.上述研究在非视距

环境下目标定位方面取得了积极的进展,但存在信标节点密度较高或通信量大等问题,定位代价较高.

当目标节点在复杂环境中移动时,其与锚节点之间的信号状态经常在视距/非视距状态间随机切换.为解决这种 LOS/NLOS 交替的混合环境下的目标跟踪问题,研究者提出了基于交互多模型(interactive multiple model, IMM)的目标跟踪技术,可以支持多个模型同时进行滤波运算,通过计算各模型概率以及模型的交互运算,其适应性优于单模型算法.这种策略最早出现于城市环境的移动目标定位研究:文献[14]采用基于卡尔曼滤波器的 IMM 算法对基站(base station, BS)与移动终端(moving sensor, MS)之间的测量距离进行滤波处理,在 LOS/NLOS 交替的情况下可以有效地削弱非视距传输对测距误差的影响.在此基础上,文献[15]采用 TOA 与接收信号强度(received signal strength, RSS)数据融合的方式对测量距离进行滤波处理,并采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)处理 RSS 与测量距离之间的非线性关系.文献[16]将非视距测距模型描述为正向偏差模型,在 IMM 算法中分别采用 EKF 模型与鲁棒性的 EKF 模型适应 LOS 和 NLOS 模型.以上研究都是在室外大环境下进行的,非视距测距误差模型采用动态均值的高斯模型,实际上该均值的变化规律很难得到,因此不适用于室内目标跟踪.

本文在现有研究的基础上完善了相关模型,将 IMM 算法应用于 LOS/NLOS 混合并存的室内环境下移动目标定位.针对 LOS 和 NLOS 状态具有不同噪声特性的性质,分别设置 2 个平行的卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)模型对测量距离同时进行 LOS 和 NLOS 的滤波处理,根据各模型的滤波结果和测量值的比较,计算其模型似然概率,将 2 个模型的滤波结果加权得到最终的估计距离.2 个模型间的转换交互通过 Markov 链实现,最终明显削弱了 NLOS 测量误差的影响. IMM 算法无需对 LOS/NLOS 进行鉴别,而是通过滤波模型的模型概率对 LOS/NLOS 进行概率估计,进而加权融合,在一定程度上避免了基于鉴别的算法中鉴别不准确引起的误差.定位阶段采用 EKF 算法,通过对目标位置的预测和校正,进一步改善了距离估计误差对定位精度的影响.仿真结果表明:在视距/非视距并存且随机切换的室内混合环境下,本文算法能够获得较高的定位精度.

1 系统模型

1.1 环境模型

本文的研究环境如图 1 所示. 移动节点(moving node, MN)在范围为30 m×50 m的室内环境中沿着走廊中箭头所示的方向移动,在走廊中布置了4个位置已知的锚节点(anchor node, AN)(五角星☆位置),以房间左下角顶点为原点,向右为 x 轴正向,向上为 y 轴正向,信标节点的坐标为: $AN_1(15, 17), AN_2(14, 10), AN_3(36, 10), AN_4(35, 17)$. MN 的移动速度为 0.5 m/s,运动轨迹总长为 50 m,在 12 m 和 38 m 处改变运动方向. 系统采样间隔为 1 s,采样次数为 100 次. 每个采样间隔里,4 个 AN 均通过 TOA 的方式测量 MN 与 AN 之间的距离.

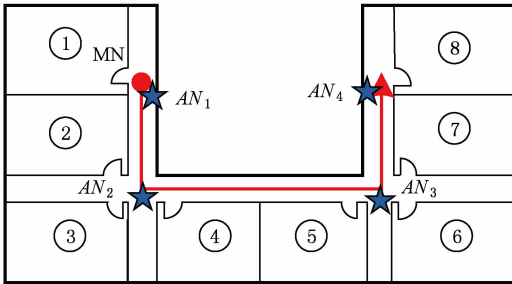


Fig. 1 Deployment of the monitored area.

图 1 MN 定位环境

图 2 为各个 $AN_i (i=1, \dots, 4)$ 与 MN 之间通信信道状态示意图,黑色部分代表非视距状态,白色部分代表视距状态,视距/非视距状态的转换在 2 个转折点处发生,即 24 s 处和 76 s 处. 可以看出, MN 与 AN 之间的通信状态在 LOS/NLOS 之间切换,这是室内定位环境的典型特征.

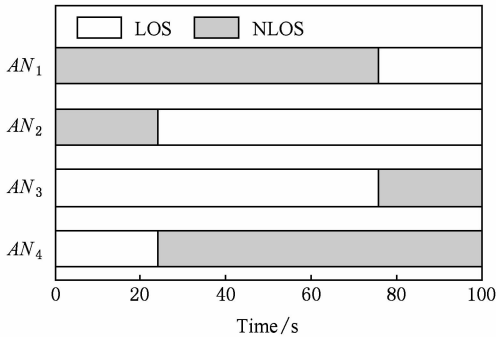


Fig. 2 Transition states between MN and AN.

图 2 MN 与 AN 之间信道状态统计

1.2 测距模型

假设时刻 n 共有 k 个 AN 探测到 MN,并通过

TOA 测距方式得到 AN 到 MN 的距离. 那么,若第 k 个 AN 与 MN 间的通信状态为视距状态,测距模型可以设定为

$$dmes_k(n) = d_k(n) + \omega_k_los, \quad (1)$$

其中, $d_k(n)$ 为时刻 n 的 AN 与 MN 之间真实距离, ω_k_los 为 LOS 环境下距离测量噪声,服从均值为 0、方差为 R_los 的高斯分布. 若时刻 n 第 k 个 AN 到 MN 之间的信号传播受到障碍物的阻挡,信号经过折射、反射或穿越障碍物到达 MN. 此时,测量距离会产生正向的偏差,这种非视距情况下的测距模型可以定义为

$$dmes_k(n) = d_k(n) + \omega_k_nlos, \quad (2)$$

其中, $d_k(n)$ 与视距情况下的定义相同, ω_k_nlos 为非视距环境下的测距噪声,服从均值为 m_nlos ($m_nlos > 0$)、方差为 R_nlos 的高斯分布.

2 基于 IMM 的距离滤波算法

2.1 状态空间向量模型

定义距离的状态空间向量模型为

$$D_k(n) = [d_k(n), \dot{d}_k(n)]^T, \quad (3)$$

其中, $d_k(n)$ 为第 k 个 AN 与 MN 之间的距离, $\dot{d}_k(n)$ 为 $d_k(n)$ 的变化速度. 距离的状态转移方程定义为

$$D_k(n+1) = F_d D_k(n) + C v_k(n), \quad (4)$$

其中, $F_d = \begin{bmatrix} 1 & T_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $C = \begin{bmatrix} T_i/2 \\ T_i \end{bmatrix}$, $v_k(n)$ 为目标移动速度的噪声.

目标坐标状态空间向量模型定义为

$$X = [x, y, \dot{x}, \dot{y}]^T, \quad (5)$$

其中, (x, y) 为目标的坐标, (\dot{x}, \dot{y}) 分别为目标在 x 方向和 y 方向上的移动速度.

2.2 IMM 距离滤波

当目标在室内移动时, AN_k 与 MN 间的信道状态在 LOS 与 NLOS 之间随机切换,而 LOS 和 NLOS 的测量模型不同,因此单一的滤波模型难以有效地对测量距离进行实时滤波. 本文提出采用交互式多模型算法对测量距离进行滤波估计,采用 2 个平行的卡尔曼滤波器,分别适应于视距、非视距测距模型. 在距离滤波阶段,2 个卡尔曼滤波器同时对测量距离进行滤波估计,根据系统输入的距离测量值与模型滤波的观测值可以计算模型似然概率,继而可以计算模型概率. 模型匹配度较高的模型可以获得更高的模型概率,因此在加权输出阶段该模型的滤波结果将主导输出的结果. 交互式多模型算法

是一种以二阶 Markov 链为模型切换基础的多模型交互算法. 二阶 Markov 链如图 3 所示, 其中 p_{ij} 表示从模型 i 向模型 j 转换的概率. 模型转换概率之间的关系为

$$\sum_j^2 p_{ij} = 1, p_{ij} = p_{ji}. \quad (6)$$

图 4 为基于 KF 的 IMM 算法结构图, 主要包含 3 个部分: 交互输入、模型滤波和输出交互. 交互输入的作用是使上一时刻 2 个模型的滤波结果, 通过 Markov 链交互, 作为当前时刻的模型输入; 模型滤波阶段通过 2 个平行的滤波器, 对测量距离分别进

行 LOS 和 NLOS 滤波, 并根据测量值与滤波结果, 对模型的概率进行估计; 输出交互部分, 根据模型概率以及模型滤波结果, 加权求和得到最终距离滤波估计值.

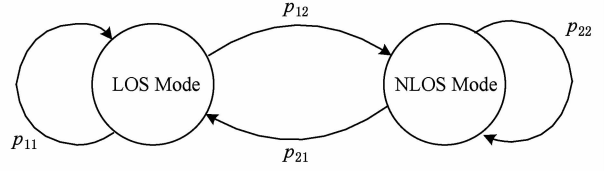


Fig. 3 Markov chain.

图 3 Markov 链

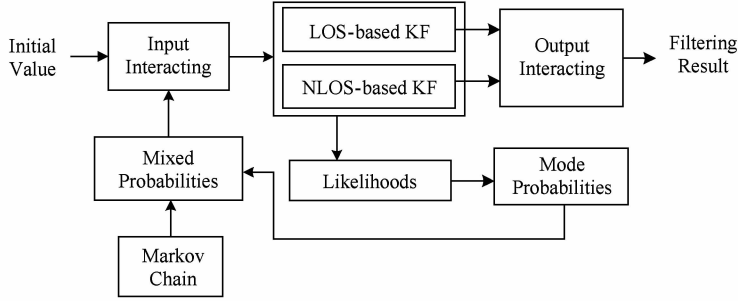


Fig. 4 KF-based structure of IMM algorithm.

图 4 基于 KF 的 IMM 算法结构

基于 KF 的 IMM 算法过程如下:

Step1. 输入交互. 首先计算模型交互概率:

$$\mu_{k,ij}(n|n-1) = (1/\bar{c}_{k,j}) p_{ij} u_{k,i}(n-1), \quad (7)$$

$$\bar{c}_{k,j} = \sum_i p_{ij} u_{k,i}(n-1), \quad (8)$$

其中, $\mu_{k,ij}(n|n-1)$ 表示第 k 个 AN 在时刻 $n-1$, 模型 i 的滤波结果在时刻 n 输入到模型 j 的转移概率; p_{ij} 为 Markov 链的模型转换概率, 表示从模型 i 向模型 j 转换的概率; $u_{k,i}(n-1)$ 为第 k 个 AN 在时刻 $n-1$ 模型 i 的模型概率.

1) 协方差更新:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k,0j}(n-1|n-1) &= \sum_i \{ \mathbf{P}_{k,i}(n-1|n-1) + \\ & [\hat{\mathbf{D}}_{k,i}(n-1|n-1) - \hat{\mathbf{D}}_{k,0j}(n-1|n-1)] \times \\ & [\hat{\mathbf{D}}_{k,i}(n-1|n-1) - \hat{\mathbf{D}}_{k,0j}(n-1|n-1)]^T \} \times \\ & \mu_{k,ij}(n-1|n-1). \end{aligned} \quad (9)$$

2) 计算时刻 n 模型 j 的输入值:

$$\hat{\mathbf{D}}_{k,0j}(n) = \sum_i \hat{\mathbf{D}}_{k,i}(n-1|n-1) u_{k,ij}(n|n-1). \quad (10)$$

Step2. 模型滤波. 采用 2 个不同的卡尔曼滤波器对测量距离进行滤波处理. 卡尔曼滤波算法分为 2 步: 预测和更新.

1) 基于 KF 的预测过程:

$$\hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n-1) = \mathbf{F}_d \hat{\mathbf{D}}_{k,0j}(n-1|n-1), \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k,j}(n|n-1) = \mathbf{F}_d \mathbf{P}_{k,0j}(n-1|n-1) \mathbf{F}_d^T. \quad (12)$$

2) 基于 KF 的测量更新:

$$\mathbf{K}_{a,k,j}(n) = \mathbf{P}_{k,j}(n|n-1) \mathbf{G}^T [\mathbf{G} \mathbf{P}_{k,j}(n|n-1) \mathbf{G}^T]^{-1}, \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{k,j}(n|n) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{a,k,j}(n) \mathbf{G}] \mathbf{P}_{k,j}(n|n-1), \quad (14)$$

$$\mathbf{V}_{k,j}(n) = dmes_k(n) - \mathbf{G} \hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n-1), \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n) = \hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n-1) + \mathbf{K}_{a,k,j}(n) \mathbf{V}_{k,j}(n). \quad (16)$$

各模型进行滤波的同时需要计算模型似然和模型概率, 假设模型似然服从高斯分布, 则根据模型中观测和测量的残差得出模型似然:

$$\Lambda_{k,j}(n) = N(\mathbf{V}_{k,j}(n); 0, \mathbf{S}_{k,j}(n)), \quad (17)$$

其中, $\mathbf{S}_{k,j}(n) = \mathbf{G} \mathbf{P}_{k,j}(n|n-1) \mathbf{G}^T$, $\mathbf{G} = [1 \ 0]$.

$$u_{k,j}(n) = \frac{1}{C_k} \Lambda_{k,j}(n) \bar{c}_{k,j}, \quad (18)$$

$$c_k = \sum_j \Lambda_{k,j}(n) \bar{c}_{k,j}. \quad (19)$$

Step3. 输出交互.

$$\hat{\mathbf{D}}_k(n|n) = \sum_j \hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n) u_{k,j}(n), \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k(n|n) = & \sum_j \{ \mathbf{P}_{k,j}(n|n) + \\ & [\hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n) - \hat{\mathbf{D}}_k(n|n)] \times \\ & [\hat{\mathbf{D}}_{k,j}(n|n) - \hat{\mathbf{D}}_k(n|n)]^T \} u_{k,j}(n), \end{aligned} \quad (21)$$

最终的估计距离为

$$\hat{d}_k(n) = \mathbf{G}\hat{\mathbf{D}}_k(n|n), \quad (22)$$

3 基于 EKF 的移动目标定位算法

当系统获得经 IMM 算法滤波后的距离估计后,引入 EKF 算法,对目标的位置进行估计. EKF 算法可以针对非线性模型进行线性化的近似,以利用 KF 算法进行滤波估计.

系统的状态转移方程定义为

$$\hat{\mathbf{X}}(n|n-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}(n-1|n-1), \quad (23)$$

$$\text{其中, } \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T_i & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T_i \end{bmatrix}, T_i \text{ 为采样时间间隔.}$$

测量方程:

$$\hat{z}_k(n) = H(\hat{\mathbf{X}}(n|n-1)) = \sqrt{(\hat{x} - x_k)^2 + (\hat{y} - y_k)^2}, \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{Z}} = [\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_K]^T, \quad (25)$$

其中, (\hat{x}, \hat{y}) 是目标的预测位置坐标; (x_j, y_j) 为第 k 个 AN 的位置坐标.

基于扩展卡尔曼定位算法过程为

1) 预测:

$$\hat{\mathbf{X}}(n|n-1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}(n-1|n-1); \quad (26)$$

$$\mathbf{P}(n|n-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}(n-1|n-1)\mathbf{F}^T. \quad (27)$$

2) 更新:

$$\hat{\mathbf{Z}}(n) = [\hat{z}_1(n), \hat{z}_2(n), \dots, \hat{z}_K(n)]^T, \quad (28)$$

其中, $\hat{\mathbf{Z}}(n)$ 为根据目标的预测位置计算目标到所有 AN 距离的距离列向量.

$$\mathbf{V}(n) = \hat{\mathbf{D}}_{\text{Arr}}(n) - \hat{\mathbf{Z}}(n), \quad (29)$$

其中, $\hat{\mathbf{D}}_{\text{Arr}}(n) = [\hat{d}_1(n), \hat{d}_2(n), \hat{d}_3(n), \hat{d}_4(n)]^T$.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial x} & \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial y} & \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \dot{x}} & \frac{\partial \mathbf{H}}{\partial \dot{y}} \end{bmatrix}, \quad (30)$$

$$\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{H}^T]^{-1}, \quad (31)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(n|n) = \hat{\mathbf{X}}(n|n-1) + \mathbf{K}(n)\mathbf{V}(n), \quad (32)$$

$$\mathbf{P}(n|n) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n)\mathbf{H}]\mathbf{P}(n|n-1). \quad (33)$$

通过以上过程对非线性观测方程进行一阶泰勒函数展开,将非线性方程转化为线性方程.利用扩展卡尔曼滤波算法对目标估计位置的预测和更新,实现移动目标的定位估计,进一步消除 IMM 对测量距离进行滤波后残余距离误差对定位精度的影响.

4 仿真实验及分析

本文采用 MATLAB 仿真软件进行算法的仿真验证.设定目标移动速度为 0.5 m/s,速度噪声方差 $Q_v=1$,采样间隔 T_i 为 1 s,目标移动路径总长为 50 m,因此采样次数为 100 次.视距环境下,假设测距噪声方差 R_{los} 为 1;非视距环境下, R_{nlos} 设定为 9,同时假设非视距测距噪声均值为 3 m.交互式多模型算法的 Markov 转移概率设定为 $\mathbf{p} = [p_{11} \ p_{12}; p_{21} \ p_{22}] = [0.95 \ 0.05; 0.05 \ 0.95]$,模型初始概率均设为 0.5,各模型的初始输入设置为测量值.

下面首先对基于 IMM 的距离滤波算法有效性进行验证.鉴于 4 个信标节点的相关距离滤波结果类似,为避免重复描述,本文以针对 AN₁ 的距离滤波结果进行分析.如图 5 所示,其中图 5(a) 为距离以及模型概率统计,图 5(b) 为对应测量距离误差以及 IMM 滤波后距离误差统计对比图.根据图 2 的信道状态统计和图 5 进行对照可以看出:在非视距情况下测量距离存在较大的正向误差;而视距状态的测量误差较小.经过 IMM_KF 算法滤波后,非视距环境下的正向误差得到有效抑制.根据模型概率图可以看出,IMM 系统对模型概率的估计非常准确,其真实情况为视距时,适应于 LOS 环境的模型概率大于 NLOS 模型的概率.2 个模型的模型概率一直处于波动状态,能够较好适应环境的变化,在信道状态发生转变时,系统能够迅速感知并使模型概率发生反转,适应状态的转变.模型概率估计的准确性使得每种状态下的距离滤波都是以相应状态下的滤波器为主导,从而能够提供较高的估计精度,而模型概率的动态性能能够对信道状态的变化产生较快的响应,从而适应 LOS/NLOS 随机切换的室内定位环境.

在移动目标定位阶段,将 IMM 算法得到的距离估计结果用扩展卡尔曼算法进行定位计算,并将该算法与 2 种单模型算法作对比.2 种单模型算法分别为 LOS 参数下的扩展卡尔曼算法 EKF1 与 NLOS 参数下的扩展卡尔曼算法 EKF2.单模型定位算法即直接将测量数据应用于第 3 节的基于扩展卡尔曼滤波的移动目标定位算法.定位效果与定位

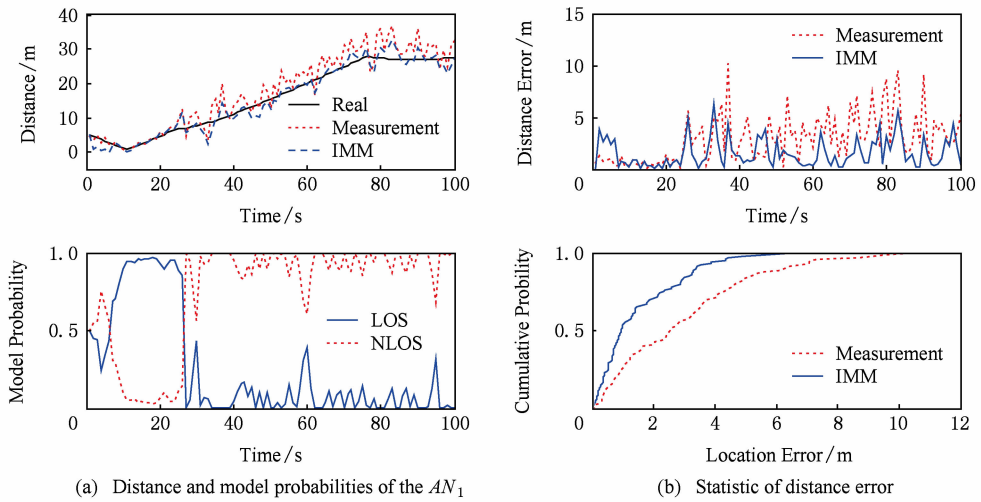


Fig. 5 IMM-based distance filtering.

图 5 基于 IMM 算法的距离滤波

误差统计如图 6 所示. 由图 6(a)可以看出, 基于 IMM-EKF 的移动目标定位, 其定位结果在真实轨迹附近波动; 而单模型算法中仅采用 LOS 噪声参数的模型, 由于 NLOS 测距的正向偏差导致定位结果往远离出现 NLOS 的 AN 的一侧偏移, 如图 6(b)所示; 仅采用 NLOS 噪声参数的单模型定位算法效果如图 6(c)所示, 由于对 LOS 状态下的测量距离也进行了误差补偿, 出现 LOS 距离过补偿现象, 因此定位误差依然不能有效减小. 上述 3 种算法的定位误差数据如图 6(d)所示, IMM-EKF 定位误差均值

明显小于单模型算法的误差均值. 由此可见 IMM-EKF 定位算法能够较为准确地对 NLOS 测量距离进行矫正, 同时保证 LOS 下的测量距离不受到影响, 距离滤波后能够得到误差较小的距离估计值, 通过 EKF 算法的预测和校正环节进一步减小了定位误差.

定位误差累积分布如图 7 所示, 可以看出: IMM-EKF 算法误差集中在较小范围内, 接近 80% 的误差集中在 2 m 以内; 单模型算法中基于 LOS 噪声参数的 EKF1 误差最大.

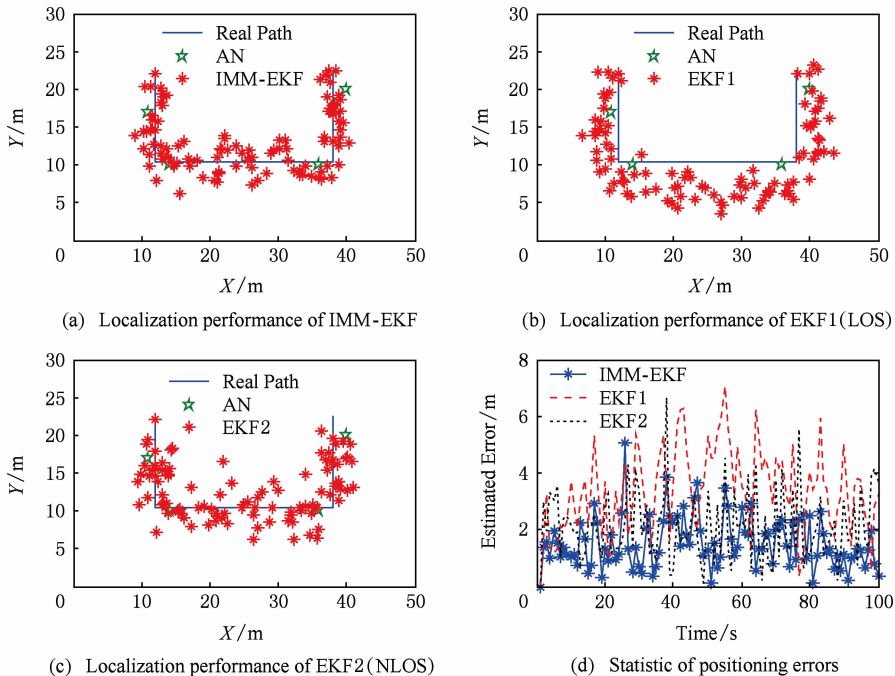


Fig. 6 Performance of the localization algorithm.

图 6 定位算法定位效果分析

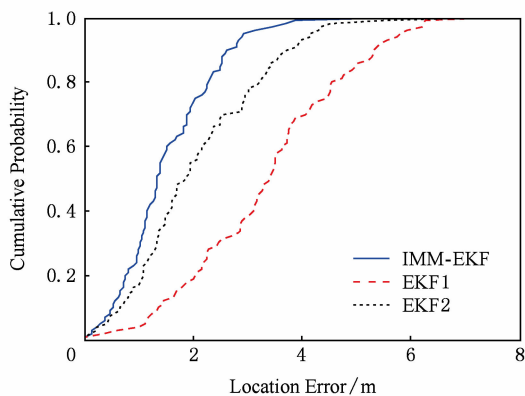


Fig. 7 Error cumulative probability.

图7 误差累积分布

相信误差参数统计信息如表1所示,基于 IMM-EKF 算法的目标定位误差统计参数均明显优于其他2种单模型算法.

Table 1 Statistic of the Localization Error

表1 误差统计

Algorithm	Mean Error/m	Standard Deviation
IMM-EKF	1.51	0.87
EKF1(LOS)	3.54	1.42
EKF2(NLOS)	2.25	1.30

最后,针对 Markov 转移概率 p_{ij} 的变化对系统性能的影响进行分析. 鉴于其中1个概率元素确定,另外3个也能随之确定,因此我们改变 p_{11} 的值,观察 IMM-EKF 定位误差均值的变化,统计结果如图8所示,当 $p_{11} = 0.95$ 时系统定位误差最小,为 1.51 m. 在普通室内环境下,当前信道状态与上一信道状态相同的概率较大,而发生翻转的概率较小,与图8统计结果一致.

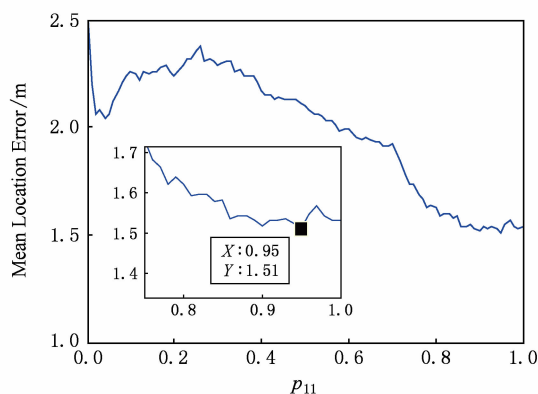


Fig. 8 Sensitivity analysis of different Markov probabilities.

图8 Markov 概率参数敏感性分析

5 结 论

为了在视距/非视距混合的室内环境下改善移动目标定位精度,本文提出了一种 IMM-EKF 算法. 在获得 AN 到移动目标的测量距离后,针对测量值中部分为 LOS 测距值、部分为 NLOS 测距值的实际情况,分别采用具有2个平行卡尔曼滤波器的 IMM 算法对这些测量距离同时进行 LOS 和 NLOS 滤波处理. 结合测量值和2个模型的滤波结果对 LOS 和 NLOS 模型的模型概率进行计算,采用滤波估计结果的加权均值作为距离的估计值. 仿真实验显示,本文算法有效消除了非视距测距的正向偏差,同时降低了视距测量误差. 在定位阶段,将 IMM 算法输出的估计距离导入到 EKF 算法中,得到目标位置估计信息,采用预测和校正机制进一步削弱了测距误差对定位精度的影响. 针对室内环境移动目标定位的仿真结果表明,IMM-EKF 算法的定位精度明显高于单模型算法的定位精度,对 LOS/NLOS 状态的频繁切换具有很强的适应性.

参 考 文 献

- [1] Zhang Jianwu, Zhang Lu, Ying Ying, et al. Research on distance measurement based on RSSI of zigBee [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(2): 285-288 (in Chinese)
(章坚武, 张璐, 应瑛, 等. 基于 ZigBee 的 RSSI 测距研究 [J]. 传感技术学报, 2009, 22(2): 285-288)
- [2] Wang Shanshan, Yin Jianping, Cai Zhiping, et al. A RSSI-based self-localization algorithm for wireless sensor network [J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(1): 385-388 (in Chinese)
(王珊珊, 殷建平, 蔡志平, 等. 基于 RSSI 的无线传感器网络节点自身定位算法 [J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(1): 385-388)
- [3] Wu Shaohua, Zhang Qinyu, Zhang Naitong. TOA estimation based on match-filtering detection for UWB wireless sensor networks [J]. Journal of Software, 2009, 20(11): 3010-3022 (in Chinese)
(吴绍华, 张钦宇, 张乃通. UWB 无线传感器网络中基于匹配滤波检测的 TOA 估计 [J]. 软件学报, 2009, 20(11): 3010-3022)
- [4] Cheng Long, Wu Chengdong, Zhang Yunzhou, et al. Indoor robot localization based on wireless sensor networks [J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2011, 57(3): 1099-1104

- [5] Jongdae J, Hyun M. Indoor user localization using particle filter and NLOS ranging model [C] //Proc of the Int Conf on Control Automation and Systems (ICCAS). Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 2476-2479
- [6] He J, Geng Y, Pahlavan K. Modeling indoor TOA ranging error for body mounted sensors [C] //Proc of the 23rd IEEE Int Symp on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway, NJ: IEEE, 2012: 682-686
- [7] Geng Y, He J, Deng H, et al. Modeling the effect of human body on TOA ranging for indoor human tracking with wrist mounted sensor [C] //Proc of the 16th Int Symp on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 1-6
- [8] Yu K G, Sharp I, Guo Y J. Ground-Based Wireless Positioning [M]. Translated by Cui Xunxue, Jiang Tao. 1st ed. Beijing: Electronic Industry Press, 2012 (in Chinese) (Yu K G, Sharp I, Guo Y J. 地面无线定位技术[M]. 崔逊学, 江涛, 译. 1版. 北京: 电子工业出版社, 2012)
- [9] Maranò S, Gifford W M, Wymeersch H, et al. NLOS identification and mitigation for localization based on UWB experimental data [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2010, 28(7): 1026-1035
- [10] Benedetto F, Giunta G, Toscano A, et al. Dynamic LOS/NLOS statistical discrimination of wireless mobile channels [C] //Proc of the 65th IEEE Vehicular Technology Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 3071-3075
- [11] Casas R, Marco A, Guerrero J. Robust estimator for non-line-of-sight error mitigation in indoor localization [J]. Eurasip Journal on Applied Signal Proc, 2006: 1-8
- [12] Venkatesh S, Buehrer R M. NLOS mitigation using linear programming in ultrawideband location-aware networks [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2007, 56(5): 3182-3198
- [13] Wymeersch H, Marano S, Gifford W, et al. A machine learning approach to ranging error mitigation for UWB localization [J]. IEEE Trans on Communications, 2012, 60(6): 1719-1728
- [14] Liao J F, Chen B S. Robust mobile location estimator with NLOS mitigation using interacting multiple model algorithm [J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2006, 11(5): 3002-3006
- [15] Chen B S, Yang C Y, Liao F K, et al. Mobile location estimator in a rough wireless environment using extended

kalman based IMM and data fusion [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(3): 1157-1169

- [16] Hammes U, Zoubir A M. Robust MT tracking based on M-estimation and interacting multiple model algorithm [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(7): 3398-3409



Zhang Yunzhou, born in 1974. PhD and associate professor of the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. Member of China Computer Federation. His research

interests include wireless sensor networks, image processing and intelligent robot.



Fu Wenyan, born in 1990. Master of the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. Her main research interests include wireless communication (fuwenyan827@

163.com).



Xiang Shu, born in 1988. Master of the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. Her main research interests include wireless communication (xiangshu1110@

163.com).



Wei Dongfei, born in 1989. Master of the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. His main research interests include sensor network and communication (superweidongfei

@163.com).



Yang Bing, born in 1990, Master of the College of Information Science and Engineering, Northeastern University. His main research interests include wireless sensor network (strongyb2010@

163.com).