

基于粒子滤波和交互多模型的移动定位方法

夏楠, 王珏, 李博

(大连工业大学信息科学与工程学院, 辽宁大连 116034)

摘要: 为提高非视距情况下移动辐射源的定位精度, 提出一种改进的交互粒子滤波算法. 该算法对目标运动多模型和信号到达时间差测量噪声分布多模型联合建模. 在交互多模型状态更新中利用粒子滤波对目标时变状态以及视距/非视距混合信道参数进行估计, 抑制了非视距测量误差对移动定位的影响. 仿真结果表明, 改进算法的性能要优于现有的视距条件运动多模型和视距/非视距条件单一运动模型的定位算法, 并且定位误差接近于推导的后验克拉美劳下界.

关键词: 移动定位; 视距; 非视距; 粒子滤波; 交互多模型; 到达时间差; 后验克拉美劳下界

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)01-0197-07

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.01.026

A Mobile Localization Method Based on Particle Filter and Interacting Multiple Models

XIA Nan, WANG Jue, LI Bo

(College of Information Science and Engineering, Dalian Polytechnic University, Dalian, Liaoning 116034, China)

Abstract: To improve the positioning accuracy of a mobile transmitter under the non-line-of-sight (NLOS) condition, an enhanced interacting particle filtering algorithm is proposed. The multiple motion models of the target and the multiple measurement noise distribution models of the time difference of arrival (TDOA) of the target signal are jointly built. In the state update phase of the interacting multiple models, the particle filtering is utilized to estimate the time-varying state of the target and the line-of-sight (LOS)/NLOS mixed channel parameters, thus the effect of NLOS measurement errors on mobile localization can be eliminated. Simulation results demonstrate that the proposed method performs better than the existing multiple motion model positioning method under the LOS condition and single motion model positioning method under the LOS/NLOS condition, and is close to the derived posterior Cramer-Rao lower bound.

Key words: mobile localization; line-of-sight (LOS); non-line-of-sight (NLOS); particle filter; interacting multiple models; time difference of arrival (TDOA); posterior Cramer-Rao lower bound (PCRLB)

1 引言

近年来, 移动伪基站定位问题在无线电监测领域引起广泛关注. 移动伪基站隐蔽性、机动性强, 在城市人员密集区域会造成很大危害. 因此, 研究针对复杂环境下移动目标定位方法具有重要的现实意义.

在城市环境中, 受到建筑物遮挡的影响, 信号在运动目标和基站之间的传播路径是视距 (LOS)^[1] 和非视距 (NLOS)^[2-4] 交替出现的. 基于交互多模型 (IMM)^[5-7] 的算法可以将两种信道模型有机地结合起来, 实现对混合信道环境下移动目标的跟踪定位, 但是

文献中目标的运动状态只考虑了匀速直线运动. 在实际情况下, 运动状态会更加复杂, 仅利用匀速直线运动模型无法对目标状态完整地描述. 通过将粒子滤波 (PF)^[8-10] 和 IMM 算法融合, 文献[11]和[12]研究了多运动状态的目标跟踪算法, 解决了三种运动状态交互的目标跟踪问题, 但是这些算法并没有考虑 NLOS 信道对定位性能的影响.

本文是对文献[11]和[12]中方法进行改进, 在考虑三种运动模型基础上, 融合了 LOS/NLOS 混合信道模型, 提出了一种改进的交互多模型粒子滤波 (IMMPF) 算法. 该方法通过估计信道模型概率对每一种运动模

型下的 LOS/NLOS 混合噪声分布进行建模并计算运动模型概率,实现对目标运动状态和信道特征参数的联合预测.同时,推导了后验克拉美劳下界(PCRLB),对定位算法的性能进行比较和分析.

2 系统模型

本文主要研究 LOS/NLOS 混合信道环境下移动目标定位问题,是利用 $M(M \geq 3)$ 个固定基站测量信号到各站点间的 TDOA 及相应滤波算法实现的.根据文献[8]和[9],建立动态定位系统模型为

$$\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = h(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{z}(k)$ 表示离散时间 k 时刻的距离差测量向量,有 $\mathbf{z}(k) = [c\tau_2, c\tau_3, \dots, c\tau_M]^T$, c 为光速, τ_m ($m = 2, \dots, M$) 是信号传播到基站 BS_m 和参考基站 BS_1 的 TDOA. 观测函数 $h(\cdot)$ 可以由一组距离差方程来表示,有

$$h_m(k) = d_m(k) - d_1(k), m = 2, \dots, M \quad (3)$$

其中, $d_m(k)$ 和 $d_1(k)$ 分别表示目标到 BS_m 和 BS_1 的距离.

$\mathbf{v}(k)$ 表示 LOS/NLOS 观测噪声向量,其元素可以分解为

$$\mathbf{v}_m(k) = v_{L,m}(k) + v_{N,m}(k) \quad (4)$$

$v_{L,m}(k)$ 是 LOS 情况下的测量噪声,服从 0 均值高斯分布 $\mathcal{N}(0, \sigma_{L,m}^2)$, $v_{N,m}(k)$ 是 NLOS 情况下的测量噪声,服从正均值高斯分布^[2] $\mathcal{N}(\Delta d_m, \sigma_{N,m}^2)$, 其中 Δd_m 表示距离差变量,有 $\Delta d_m \gg 0$, 噪声方差 $\sigma_{N,m}^2 > \sigma_{L,m}^2$. 则对 $\mathbf{v}_m(k)$ 通过混合高斯分布进行建模,其概率密度函数可表示为

$$p_{v_m(k)} = \begin{cases} \mathcal{N}(0, \sigma_{L,m}^2), & i = 1 \\ \mathcal{N}(\Delta d_m, \sigma_{L,m}^2 + \sigma_{N,m}^2), & i = 2 \end{cases} \quad (5)$$

$\mathbf{x}(k)$ 表示目标状态向量,与仅考虑运动多模型^[11,12] 和仅考虑信道多模型的算法^[5-7] 相比,本文需要估计的状态 $\mathbf{x}(k)$ 中不但包含了运动状态变量,也包含了信道状态变量,有

$$\mathbf{x}(k) = [\mathbf{x}_1(k); \mathbf{x}_{\text{LOS}}(k); \mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k)]$$

其中, $\mathbf{x}_1(k)$ 表示二维直角坐标系下目标运动参数向量,包含位置、速度和加速度,有

$$\mathbf{x}_1(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), \ddot{y}(k)]^T$$

$\mathbf{x}_{\text{LOS}}(k)$ 和 $\mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k)$ 分别表示 LOS 和 NLOS 条件下距离差变量向量.需要说明的是, NLOS 测量噪声均值要远大于 LOS 的情况^[2], 一组参数很难快速跟踪大动态范围的信道参数.因此,需要对两种情况综合分析,具体是对式(5)中 LOS 和 NLOS 测量噪声概率分布均值进行分别建模,有

$$\mathbf{x}_{\text{LOS}}(k) = [\Delta \hat{d}_{1,2}(k), \dots, \Delta \hat{d}_{1,M}(k)]^T$$

$$\mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k) = [\Delta \hat{d}_{2,2}(k), \dots, \Delta \hat{d}_{2,M}(k)]^T$$

$\mathbf{x}_{\text{LOS}}(k)$ 中元素 $\Delta \hat{d}_{1,m}(k)$ 表示 LOS 条件下的测量误差均值,理论值应为 0,但在实际情况下,受到多径等因素的影响,计算 TDOA 相关峰会变得平滑和发生偏移,算法中令 $\Delta \hat{d}_{1,m}(k)$ 是接近于 0 的变量,但不为 0. $\mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k)$ 中元素 $\Delta \hat{d}_{2,m}(k)$ 表示 NLOS 条件下的测量误差均值,有 $\Delta \hat{d}_{2,m}(k) > 0$.

$f(\cdot)$ 是状态转移函数,包括三种运动模型,即 CV、CT 和 CA,对应的状态函数为

$$f_j(\mathbf{x}_1(k)) = \mathbf{F}_j \cdot \mathbf{x}_1(k), j = 1, 2, 3 \quad (6)$$

状态矩阵 \mathbf{F}_j 以及状态噪声向量协方差矩阵 \mathbf{Q}_j 与文献[11]中所使用的模型一致.两种信道模型,即 LOS 和 NLOS,假设在观测时间内测量噪声概率密度分布保持不变,则统计均值信道状态 $\mathbf{x}_{\text{LOS}}(k)$ 和 $\mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k)$ 为时不变,则状态函数可表示为

$$\begin{cases} f_{\text{LOS}}(\mathbf{x}_{\text{LOS}}(k)) = \mathbf{x}_{\text{LOS}}(k) \\ f_{\text{NLOS}}(\mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k)) = \mathbf{x}_{\text{NLOS}}(k) \end{cases} \quad (7)$$

状态噪声协方差矩阵分别为 $\sigma_{\text{LOS}}^2 \mathbf{I}_{M-1}$ 和 $\sigma_{\text{NLOS}}^2 \mathbf{I}_{M-1}$.

3 IMMPF 改进算法

IMM 算法^[11,12] 在每一次循环中算法结构如图 1 所示,包括以下步骤:(1)输入交互,根据 k 时刻的模型概率 $\mu_j(k)$ 将状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_j(k)$ 和误差协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_j(k)$ 进行融合得到初始状态 $\hat{\mathbf{x}}_j^0(k)$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_j^0(k)$; (2)状态更新,将观测序列 $z(k)$ 和初始状态输入滤波器组,得到状态的预测 $\hat{\mathbf{x}}_j(k+1)$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_j(k+1)$; (3)模式概率更新,由测量残差序列得到似然系数 $L_j(k)$, 计算得到新模式概率 $\mu_j(k+1)$; (4)融合,对各滤波器输出结果进行数据融合得到 $\hat{\mathbf{x}}(k+1)$ 和 $\hat{\mathbf{P}}(k+1)$.

本文方法最大的改进是在状态更新(步骤 2)中融合了对 LOS/NLOS 信道参数的估计,抑制了 NLOS 测量误差对运动目标定位结果的影响,图 2 给出该核心算法结构框图.首先,从 k 时刻初始状态分布中采样得到粒子 $\hat{\mathbf{x}}_j^{(n)}(k)$, 根据测量残差序列计算 LOS 和 NLOS 条件下的状态估计及相应的似然系数 $\varepsilon_{j,i}(k)$, $i = 1, 2$. 然后,计算信道概率 $\eta_{j,i}(k)$ 并对各信道状态模型进行融合.最后将结果进行滤波和重采样,得到目标状态的更新.接下来将详细介绍改进的核心算法.

在粒子滤波算法框架下,为计算 LOS/NLOS 混合信道模型,首先从初始状态分布中进行采样得到粒子

$$\hat{\mathbf{x}}_j^{(n)}(k) \sim \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_j^0(k), \hat{\mathbf{P}}_j^0(k)) \quad (8)$$

其中, $n = 1, 2, \dots, N_p$, N_p 是粒子数量,根据前面描述的目标运动模型,可知第 j 种运动模型的预测状态为

$$\hat{\mathbf{x}}_j^{(n)}(k+1) = f_i(\hat{\mathbf{x}}_j^{(n)}(k)) + \mathbf{W}_j(k) \quad (9)$$

利用式(3)的距离差表达式,观测噪声可表示为

$$\begin{aligned} e_{j,i,m}^{(n)}(k+1) &= z_m(k+1) - h_m(\hat{\mathbf{x}}_j^{(n)}(k+1)) \\ &\quad - \Delta \hat{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1) \end{aligned} \quad (10)$$

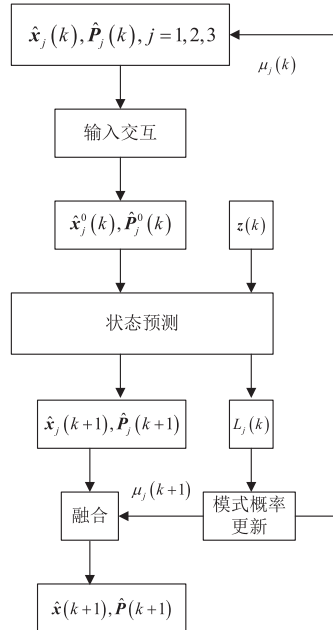


图1 IMM算法结构框图

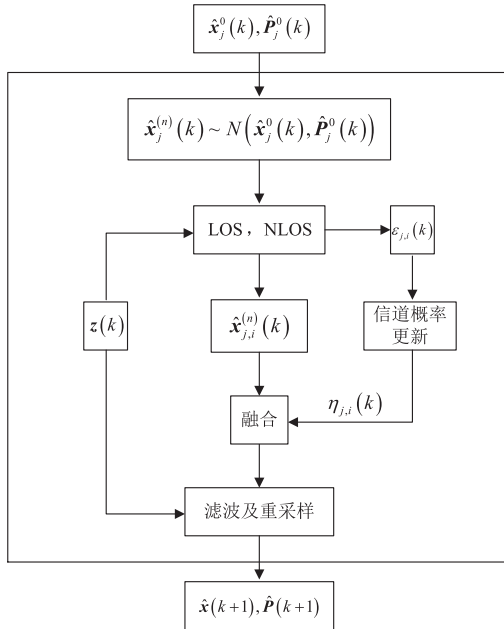


图2 本文核心算法结构框图

其中, $e_{j,i,m}^{(n)}(k+1)$ 表示第 j 种运动模型第 i 种信道模型第 m 个测量值以及第 n 个粒子在 $k+1$ 时刻的测量误差。 $\Delta \bar{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1)$ 表示距离差变量, 由式(5)可知其为高斯分布的均值, 需要注意的是 $\Delta \bar{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1)$ 是需要估计的参数, 包含在向量 $\hat{x}_j^{(n)}(k+1)$ 之中。 $z_m(k+1)$ 是 TDOA 的测量值。由测量噪声分布情况可计算似然概率系数为

$$\varepsilon_{j,i,m}(k+1) = N(\Delta \bar{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1), \sigma_{j,i,m}^2(k+1)) \quad (11)$$

式中, 平均距离差变量 $\Delta \bar{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1)$ 和对应的测量方差 $\sigma_{j,i,m}^2(k+1)$ 可分别表示为

$$\Delta \bar{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1) = \frac{1}{N_p} \sum_{n=1}^{N_p} \Delta \hat{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1) \quad (12)$$

$$\sigma_{j,i,m}^2(k+1) = \frac{1}{N_p} \sum_{n=1}^{N_p} (e_{j,i,m}^{(n)}(k+1))^2 \quad (13)$$

根据 IMM 算法, 由似然概率系数可以分别计算得到 LOS 和 NLOS 状态下的信道概率为

$$\eta_{j,i,m}(k+1) = \frac{1}{c'_{j,m}(k)} \varepsilon_{j,i,m}(k+1) c'_{j,i,m}(k) \quad (14)$$

其中,

$$c'_{j,i,m}(k) = \sum_{i=1}^2 \varphi_{i,i} \eta_{j,i,m}(k) \quad (15)$$

$$c'_{j,m}(k) = \sum_{i=1}^2 c'_{j,i,m}(k) \quad (16)$$

$\varphi_{i,i}$ 是信道模型转移概率矩阵 Ψ 中的元素用于计算信道间切换, $\eta_{j,i,m}(k)$ 是信道模型概率。因此, 将不同信道模型按照概率进行混合, 并结合运动目标状态的观测方程, 可得到新的测量残差及对应的方差, 有

$$\tilde{e}_{j,m}^{(n)}(k+1) = z_m(k+1) - h_m^{(n)}(k+1) - \sum_{i=1}^2 \eta_{j,i,m}(k+1) \Delta \hat{d}_{j,i,m}^{(n)}(k+1) \quad (17)$$

$$\sigma_{j,m}^2(k+1) = \frac{1}{N_p} \sum_{n=1}^{N_p} |\tilde{e}_{j,m}^{(n)}(k+1)|^2 \quad (18)$$

根据文献[9], 当粒子最优重要性采样时, 重要性权重可由测量残差的似然函数计算获得, 有

$$w_{j,m}^{(n)}(k+1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{j,m}^2(k+1)}} \exp(-|\tilde{e}_{j,m}^{(n)}(k+1)|^2 / 2\sigma_{j,m}^2(k+1)) \quad (19)$$

则可知多路径下的联合重要性权重

$$w_j^{(n)}(k+1) = w_j^{(n)}(k) \prod_{m=1}^{M-1} w_{j,m}^{(n)}(k+1) \quad (20)$$

根据文献[9], 对重要性权重归一化, 并对粒子进行重采样, 得到滤波器组输出新的状态估计 $\hat{x}_j(k+1)$ 和误差协方差矩阵 $\hat{P}_j(k+1)$ 。

4 后验克拉美劳下界

传统的克拉美劳下界适用于固定参数的估计性能分析, 而在移动目标跟踪问题中, 需要估计的参数是随机的。因此, 本文考虑采用后验克拉美劳下界用于对非线性系统性能的评估。根据文献^[11,13]中的描述, 给出第 j 个运动模型估计误差协方差矩阵的后验克拉美劳下界为

$$E[(\hat{x}_j(k) - x(k))(\hat{x}_j(k) - x(k))^T] \geq J_j^{-1}(k) \quad (21)$$

其中, $E[\cdot]$ 是期望函数, $J_j^{-1}(k)$ 为 Fisher 信息矩阵 (FIM), 可以通过递归的方法进行计算, 有

$$J_{j_j}(k+1) = D_j^{22}(k) - D_j^{21}(k)(J_j(k) + D_j^{11}(k))^{-1}D_j^{12}(k) \quad (22)$$

在求解后验克拉美劳下界过程中,矩阵 $D_j^{11}(k)$ 、 $D_j^{12}(k)$ 和 $D_j^{21}(k)$ 的推导与文献[11]一致,最大不同在于计算矩阵 $D_j^{22}(k)$. 文献[11]中假设残差测量误差的均值是 0,而对于本文研究的问题,受到 NLOS 的影响,该均值不是恒定为 0. 根据文献[13],该矩阵可表示为

$$D_j^{22}(k) = E[-\Delta_{x_j(k+1)}^{x_j(k+1)} \log(p(\mathbf{x}_j(k+1) | \mathbf{x}_j(k)))] + E[-\Delta_{x_j(k+1)}^{z(k+1)} \log(p(z(k+1) | \mathbf{x}_j(k+1)))]$$

$$= \tilde{Q}_j^{-1} + \mathbf{H}_j^T(k+1)\mathbf{R}_j^{-1}(k+1)\mathbf{H}_j(k+1) - \tilde{\mathbf{H}}_j^T(k+1)$$

$$\mathbf{H}_j(k+1) = \frac{\partial \log(p(z(k+1) | \mathbf{x}_j(k+1)))}{\partial \mathbf{x}_j(k+1)}$$

$$= \begin{bmatrix} x_j^{2,1}(k+1) & 0 & 0 & y_j^{2,1}(k+1) & 0 & 0 & \eta_{j,1,1}(k+1) & \cdots & 0 & \eta_{j,2,1}(k+1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_j^{M,1}(k+1) & 0 & 0 & y_j^{M,1}(k+1) & 0 & 0 & 0 & \cdots & \eta_{j,1,M-1}(k+1) & 0 & \cdots & \eta_{j,2,M-1}(k+1) \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中,元素 $x_j^{m,1}(k+1)$ 和 $y_j^{m,1}(k+1)$ 由距离差分别对目标位置横坐标和纵坐标求偏导获得. $\eta_{j,i,m}(k+1)$ 表示信道模型概率,由式(14)计算获得. 式(23)中测量协方差矩阵 $\mathbf{R}_j(k+1)$ 可以表示为

$$\mathbf{R}_j(k+1) = \text{diag}[\sigma_{j,2}^2(k+1), \dots, \sigma_{j,m}^2(k+1)] \quad (26)$$

式中方差 $\sigma_{j,m}^2(k+1)$ 是通过式(18)获得. $\mathbf{B}_j(k+1)$ 是残差测量矩阵,有

$$\mathbf{B}_j(k+1) = \tilde{\mathbf{E}}_j(k+1) \otimes \mathbf{I}_{(2M+4) \times (2M+4)} \quad (27)$$

其中,符号 \otimes 表示 Kronecker 乘积,向量 $\tilde{\mathbf{E}}_j(k+1)$ 中元素由式(17)计算获得,有

$$\tilde{\mathbf{E}}_j(k+1) = \frac{1}{N_p} \left[\sum_{n=1}^{N_p} \tilde{e}_{j,2}^{(n)}(k+1), \dots, \sum_{n=1}^{N_p} \tilde{e}_{j,m}^{(n)}(k+1) \right]^T \quad (28)$$

$\tilde{\mathbf{H}}_j(k+1)$ 和 $\tilde{\mathbf{R}}_j(k+1)$ 分别表示为

$$\tilde{\mathbf{H}}_j(k+1) = \nabla_{\mathbf{x}_j(k+1)} \mathbf{H}_j(k+1) \quad (29)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_j(k+1) = \mathbf{R}_j(k+1) \otimes \mathbf{I}_{(2M+4) \times (2M+4)} \quad (30)$$

其中,符号 ∇ 表示梯度运算符.

文献[11]和[13]中仅考虑 LOS 信道模型下的 0 均值高斯分布噪声,可认为残差矩阵 $\mathbf{B}_j(k+1)$ 的统计均值为 0. 在本文中,虽然根据概率 $\eta_{j,i,m}(k)$ 对信道参数进行了融合,但很难完全消除 NLOS 噪声的影响,残差测量向量的统计均值不为 0,这也是本文在推导后验克拉美劳下界过程中与文献最大的区别.

5 计算机仿真

为评估本文提出算法的性能,考虑仿真实验场景如图 3 所示. 参考基站位于区域的中心位置(0,0),其余基站等间隔分布在以(0,0)为中心、1000m 为半径的

$$+1) \tilde{\mathbf{R}}_j^{-1}(k+1) \mathbf{B}_j(k+1) \quad (23)$$

符号 Δ 表示二阶微分运算符, $p(\cdot)$ 表示概率函数. 状态噪声协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}}_j$ 可表示为

$$\tilde{\mathbf{Q}}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_j & & 0 \\ & \sigma_{\text{LOS}}^2 \mathbf{I}_{M-1} & \\ 0 & & \sigma_{\text{NLOS}}^2 \mathbf{I}_{M-1} \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中, \mathbf{Q}_j 是运动状态的噪声协方差矩阵, σ_{LOS}^2 和 σ_{NLOS}^2 分别是 LOS 和 NLOS 信道模型下 TDOA 测量噪声的方差. 根据式(17)计算矩阵 $\mathbf{H}_j(k+1)$ 为

圆周上. 采样间隔是 1s,总采样时间是 550s. 移动目标轨迹的起点位于 P_1 点,初始速度为(7m/s,4m/s),初始加速度为(0,0). 在前 200 个采样点内,目标以恒定的初始速度行进,并到达 P_2 点. 从第 201 到 260 个采样点,目标以恒定加速度(-0.05m/s², -0.05m/s²)匀减速运动,到达 P_3 点. 从第 261 到 360 个采样点,目标以恒定速率 0.03rad/s 转弯,达到 P_4 点. 从第 361 到 450 个采样点,目标以恒定加速度(-0.05m/s², -0.05m/s²)匀加速运动,到达 P_5 点. 最后,从第 451 到 550 个采样点,目标保持速度到达终点 P_6 . 每个基站 LOS 和 NLOS 信道模型变化情况是相互独立的,变化速率为 λ ,信道切换时间是一组服从均匀分布的随机变量,有

$$\tau = 550 \cdot U(1, \lambda) \quad (31)$$

本文使用的参数设置情况如下:式(5)中 LOS 和 NLOS 测量噪声标准差分别为 $\sigma_{L,m} = 10\text{m}$ 和 $\sigma_{N,m} = 100\text{m}$,NLOS 条件下测量噪声均值取值范围是[300m, 800m],待估参数的初始状态为 $\mathbf{x}(0) = \mathbf{0}$,算法中使用的粒子数量为 $N_p = 500$,运动模型初始概率为 $\mu_j(0) = 1/3$,为增加各运动状态之间的交互定位能力,状态转移矩阵 \mathbf{H} 对角线元素不宜设置太大,本文运动转移矩阵表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0.70 & 0.15 & 0.15 \\ 0.15 & 0.70 & 0.15 \\ 0.15 & 0.15 & 0.70 \end{bmatrix}$$

信道模型初始概率为 $\eta_{j,i,m}(0) = 1/2$,而对于信道转移矩阵 Ψ 对角线元素应设置接近 1,原因在于两种信道噪声统计均值差别较大,若两种模型交互较多,反而会降低对信道模型的预测,因此本文信道转移矩阵表示为

$$\Psi = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ 0.01 & 0.99 \end{bmatrix}$$

为增加算法的实用性,粒子的初始状态分布应涵盖较大范围的区域,并服从均匀分布,有

$$\mathbf{x}_j^{(n)}(1,0), \mathbf{x}_j^{(n)}(4,0) \sim U(-1000\text{m}, 1000\text{m})$$

$$\mathbf{x}_j^{(n)}(2,0), \mathbf{x}_j^{(n)}(5,0) \sim U(-10\text{m/s}, 10\text{m/s})$$

$$\mathbf{x}_j^{(n)}(3,0), \mathbf{x}_j^{(n)}(6,0) \sim U(-1\text{m/s}^2, 1\text{m/s}^2)$$

$$\mathbf{x}_j^{(n)}(7:5+M,0) \sim U(100\text{m}, 800\text{m})$$

$$\mathbf{x}_j^{(n)}(6+M:2M+4,0) \sim U(0, 10\text{m})$$

为评估定位及距离差变量估计的性能,本文进行 50 次蒙特卡洛实现并计算根均方误差 (RMSE), 有

$$E_p(k) = \sqrt{\frac{1}{50} \sum_{l=1}^{50} [(x_l(k) - x(k))^2 + (y_l(k) - y(k))^2]} \quad (32)$$

其中, $x_l(k)$ 和 $y_l(k)$ 分别表示在第 l 次独立实验中第 k 个时间采样的 x 和 y 轴位置参数估计, $x(k)$ 和 $y(k)$ 表示目标的真实位置坐标。

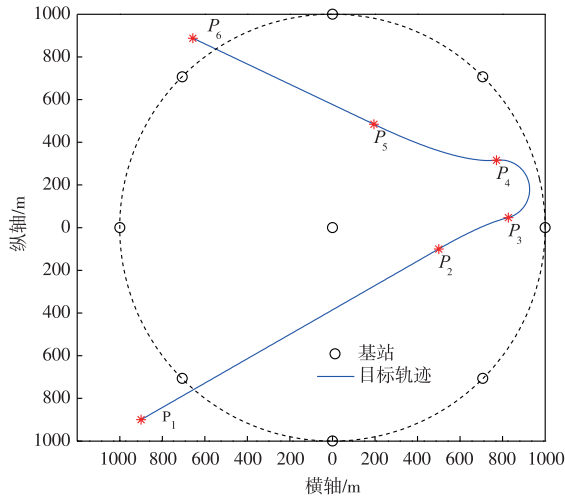


图3 无线传感器网络中运动目标运行轨迹

在第一项仿真实验中,基站数量是 $M=5$, 给出目标位置变量的均方根误差,如图 4 所示,图中对多种信道切换速率情况下的估计结果进行了比较.随着速率的提高,算法的性能逐渐下降.以 $\lambda=4$ 举例说明,在 300s 至 450s 这一采样时段内,LOS/NLOS 信道模型切换与 CA/CT 运动模型切换同时发生的可能性很大,这大幅度增加了算法对参数估计的难度.同样地,当 $\lambda=6$ 和 $\lambda=8$ 时,信道模型的频繁切换引入了更多的测量噪声,使得算法估计性能严重衰减.而对于 $\lambda=2$ 的情况,算法性能受信道和运动模型切换所造成的影响是最低的。

然后,在信道切换速率 $\lambda=4$ 情况下,改变基站数

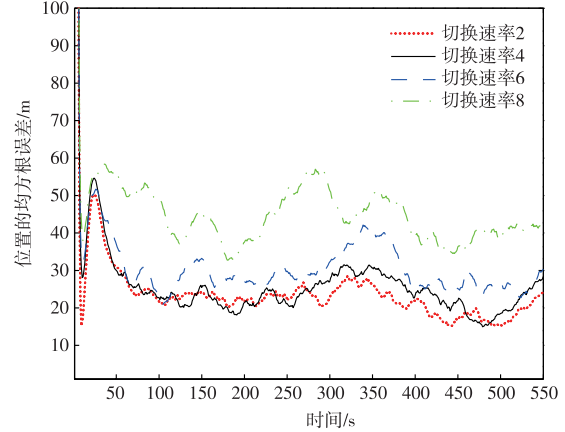


图4 不同信道切换速率情况下定位性能比较, 基站数 $M=5$

量,定位和距离差变量估计结果分别如图 5 所示.在仿真实验中,比较了 $M=5,7,9$ 情况下算法估计的均方根误差.图 5 中,9 基站的算法要优于其他方法,特别是在 300s 至 450s 这一时段内,原因在于当运动模型和信道模型切换发生的关键时刻,若引入更多的测量方程,有助于提升定位的精度。

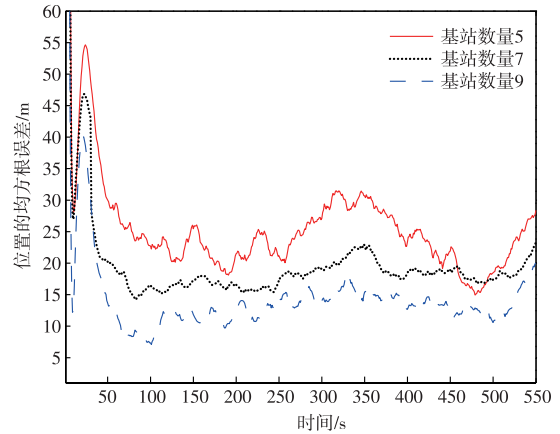


图5 不同基站数量情况下距离差变量估计性能比较, 信道切换速率为 4

接下来,图 6 将本文算法与其他定位算法进行了比较.其中,方法 1 是本文提出的算法,方法 2 是考虑三种运动模型和 LOS 信道模型的算法,方法 3 是考虑 CV 运动模型和 LOS/NLOS 混合信道模型的算法,方法 4 是考虑 CV/CT 运动模型和 LOS/NLOS 混合信道模型的算法,方法 5 是考虑 CV/CA 运动模型和 LOS/NLOS 混合信道模型的算法.方法 1 的后验克拉美劳下界由式 (33) 计算:

$$\text{CRLB}(k) = \sum_{j=1}^3 (\mu_j(k) \cdot \text{CRLB}_j(k)) \quad (33)$$

其中,

$$\text{CRLB}_j(k) = \sqrt{\mathbf{J}_{j,(1,1)}^{-1}(k) + \mathbf{J}_{j,(4,4)}^{-1}(k)} \quad (34)$$

图 6 表明,方法 1 性能最优且接近后验克拉美劳下

界. 方法 2 尽管也使用了三种运动模型,但是由于仅考虑 LOS 信道,在 LOS/NLOS 快速切换的环境下无法自适应补偿距离差变量. 方法 3 仅使用了 CV 运动模型,所以当目标运动状态为 CA 和 CT 的情况下,算法性能大幅度下降. 方法 4 和方法 5 考虑了两种运动模型,在性能方面要明显优于方法 3,其中方法 4 考虑 CV/CT 运动模型,在第 261 个采样点,目标运动状态由 CA 切换至 CT,能够较快速的估计目标参数,而方法 5 的优势体现在对 CA 模型下的快速定位.

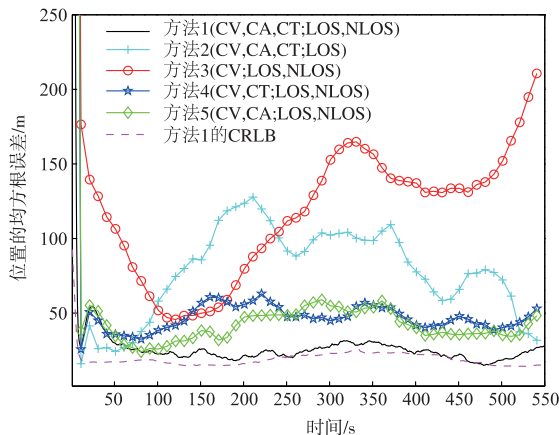


图6 定位结果比较, 信道切换速率为4, 基站数量5

最后,将方法 1 与方法 2 在计算复杂度方面进行比较. 计算复杂度主要取决于算法中乘法数量,本文方法状态变量 $\mathbf{x}(k)$ 是 $(L+2M-2) \times 1$ 维向量. IMMPF 算法的复杂度主要体现在粒子滤波中矩阵运算部分,方法 2 在一次迭代中计算状态方程复杂度为 $O(L^2 N_p)$,而方法 1 的计算复杂度变化体现在计算状态方程,有 $O((L+2M-2)^2 N_p)$. 可以看出两种算法的计算复杂度与状态向量维度、观测基站数量以及粒子数量有关. 仿真实验中,使用的计算机配置 64 位 i5 处理器以及 4GB 内存,进行 50 次独立实验,表 1 给出基站数量和粒子数量对平均一次循环计算时间及定位精度的影响,可以看出,随着粒子数量的增加,两种算法计算时间基本服从线性增加的规律,但定位精度改善并不显著,方法 1 相比方法 2 在计算时间相当的情况下,能够达到更高的定位精度. 而随着基站数量的增加,方法 1 计算时间增加、定位误差降低,特别地,9 基站与 5 基站情况相比,计算时间增加了 76%、定位误差降低了 42%. 而方法 2 定位性能改善不显著. 文章前面介绍过仿真实验数据采集时间间隔是 1s,从表中不能看出本文算法具备实时定位的能力,在较低粒子数情况下根据实际情况配置一定数量的基站是能够达到快速、精确跟踪的效果,这对于移动目标定位来说具有重要的意义.

表 1 计算时间及定位误差

	粒子数 500	粒子数 1000	粒子数 2000
基站数 5	方法 1:0.0293s,24.6m 方法 2:0.0195s,83.2m	方法 1:0.0753s,22.1m 方法 2:0.0541s,80.7m	方法 1:0.134s,21.4m 方法 2:0.110s,80.1m
基站数 7	方法 1:0.0421s,20.1m 方法 2:0.0275s,78.7m	方法 1:0.106s,18.5m 方法 2:0.0722s,76.6m	方法 1:0.185s,17.6m 方法 2:0.151s,75.9m
基站数 9	方法 1:0.0516s,14.3m 方法 2:0.0329s,74.6m	方法 1:0.155s,13.8m 方法 2:0.0942s,74.1m	方法 1:0.278s,13.5m 方法 2:0.205s,73.9m

6 结论

本文提出一种 LOS/NLOS 混合环境下基于 TDOA 测量的移动定位算法. 现有的三运动模型方法仅考虑 LOS 环境已经不能适应快速切换的 LOS 和 NLOS 混合信道,而现有的 NLOS 误差消除算法只考虑简单的 CV 运动模型,当目标处于 CA 和 CT 运动状态下,算法性能严重衰弱. 为了克服以上算法存在的问题,本文同时使用三种运动模型和两种信道模型,并将粒子滤波和交互多模型算法进行了有机地结合用于对目标位置和信道参数的联合估计. 算法的性能通过计算机仿真实验得以验证,定位误差接近后验克拉美劳下界. 本文方法能够对复杂环境下移动辐射源进行高精度定位,对无

线电监测和管理工作具有重要的参考价值.

参考文献

- [1] Wang G, Chen H, Li Y, Ansari N. NLOS error mitigation for TOA-based localization via convex relaxation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(8): 4119-4131.
- [2] Yin F, Fritsche C, Gustafsson F, Zoubir A M. TOA-based robust wireless geolocation and Cramer-Rao lower bound analysis in harsh LOS/NLOS environments [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(9): 2243-2255.
- [3] Hammes U, Wolsztynski E, Zoubir A M. Robust tracking and geolocation for wireless networks in NLOS environ-

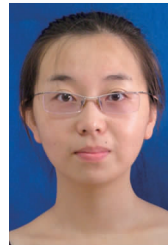
- ments[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(5): 889 – 901.
- [4] McGuire M, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Data fusion of power and time measurements for mobile terminal location[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2005, 4(2): 142 – 153.
- [5] Liao J, Chen B. Robust mobile location estimator with NLOS mitigation using interacting multiple model algorithm[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2006, 5(11): 3002 – 3006.
- [6] Yang C, Chen B, Liao F. Mobile location estimation using fuzzy based IMM and data fusion[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 9(10): 1424 – 1436.
- [7] Hammes U, Zoubir A M. Robust MT tracking based on M-estimation and interacting multiple model algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3398 – 3409.
- [8] Xia N, Wei W, Li J, Zhang X. Kalman particle filtering algorithm for symmetric alpha-stable distribution signals with application to high frequency time difference of arrival geo-location[J]. IET Signal Processing, 2016, 10(6): 619 – 625.
- [9] Djuric P M, Kotecha J H, Zhang J, Huang Y, Ghirmai T, Bugallo M F, Miguez J. Particle filtering[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19 – 38.
- [10] 夏楠, 邱天爽, 李景春, 李书芳. 一种卡尔曼滤波与粒子滤波相结合的非线性滤波算法[J]. 电子学报, 2013, 41(1): 148 – 152.
Xia Nan, Qiu Tian-shuang, Li Jing-chun, Li Shu-fang. A nonlinear filtering algorithm combining the Kalman filter and the particle filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(1): 148 – 152. (in Chinese)
- [11] Chang D, Fang M. Bearing-only maneuvering mobile tracking with nonlinear filtering algorithms in wireless sensor networks[J]. IEEE Systems Journal, 2014, 8(1): 160 – 170.
- [12] Foo P H, Ng G W. Combining the interacting multiple model method with particle filters for manoeuvring target tracking[J]. IET Radar Sonar Navigation, 2011, 5(3): 234 – 255.
- [13] Zuo L, Niu R, Varshney P K. Conditional posterior Cramer-Rao Lower bounds for nonlinear sequential Bayesian estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(1): 1 – 14.

作者简介



夏楠(通信作者) 男, 1983年5月生于辽宁大连. 现为大连工业大学信息科学与工程学院副教授. 主要研究方向为非线性滤波和无线电优化定位技术.

E-mail: xianan0520@aliyun.com



王珺 女, 1986年11月生于黑龙江齐齐哈尔. 现为大连工业大学信息科学与工程学院讲师. 主要研究方向为智能信息处理技术.

E-mail: ragnarok1876@163.com



李博 男, 1986年2月生于黑龙江哈尔滨. 现为大连工业大学信息科学与工程学院讲师. 主要研究方向为智能信息处理技术.

E-mail: libo_219vip@163.com