

文章编号:1004-9037(2013)02-0201-06

一种基于修正卡尔曼滤波的蜂窝定位算法

耿 剑 张玲华

(南京邮电大学通信与信息工程学院,南京,210003)

摘要:在蜂窝网络中,非视距(Non-line-of-sight, NLOS)误差是影响定位精度的关键因素。本文以卡尔曼滤波和Greenstein模型为基础,通过判决鉴别出NLOS误差,借助其均值修正卡尔曼预测过程中产生的异常新息,直接消除NLOS误差,再利用多项式平滑滤除测量误差,重构到达时间(Time-of-arrival, TOA)测量值;接着对卡尔曼滤波的测量矩阵进行修正,用重构的测量值对移动台精确定位。仿真结果表明,该算法能够有效地抑制NLOS误差,提高NLOS传播环境下的定位精确度,在一定程度上满足了E-911的定位需求。

关键词:非视距误差;卡尔曼滤波;定位;测量值重构;Greenstein模型

中图分类号:TN929

文献标志码:A

Cellular Location Method Based on Modified Kalman Filter

Geng Jian, Zhang Linghua

(College of Telecommunication & Information Engineering, Nanjing University
of Posts and Telecommunications, Nanjing, 210003, China)

Abstract: In cellular network, non-line-of-sight(NLOS) error is the key factor that affecting positioning accuracy. Based on Kalman filter and Greenstein model, NLOS error is identified by judgment and directly mitigated with its mean modifying new abnormal information caused during Kalman prediction process. Then the measurement error is eliminate with polynomial smoothing, thus reconstructing the time-of-arrival (TOA) measurements. Whereafter, it modifies the measuring matrix and obtains the locating results using the reconstructed measurements. The simulation results show that the proposed method can mitigate NLOS error effectively and improve the location accuracy in the condition of NLOS propagation. It meets the demands of E-911 to some extent.

Key words: NLOS error; Kalman filtering; location; reconstruction of measurements; Greenstein model

引 言

从美国联邦通信委员会(FCC)在1996年公布E-911(Emergency call '911')定位需求^[1]至今,蜂窝无线定位技术已经取得了一定的研究成果。按照是否使用时间历史信息,蜂窝定位方法大体上分为静态定位和动态定位两种类型。静态定位直接通过当前的测量信息(如到达时间(Time-of-arrival, TOA)/到达时间差(Time-difference-of-arrival, TDOA)^[2]等)对移动台(Mobile station,

MS)进行定位,比如Chan^[3]算法定位;动态定位利用当前和以前的测量信息对MS进行位置估计,比如卡尔曼定位。本文将在修正的卡尔曼滤波器基础上对MS进行定位。

传统的Chan, Taylor^[4]等算法未考虑非视距(Non-line-of-sight, NLOS)误差的影响,且需要冗余信息来提高定位精度,而在蜂窝网络中,由于远近效应和功率控制,并没有过多的基站能够参与MS的定位,故定位精确度较低;传统有偏卡尔曼滤波器通过修正增益来抑制NLOS误差,如文献[5~6],文献[5]提出根据新息来调整卡尔曼滤波

器的增益,以此来滤除 NLOS 误差得到较精确的测量值,文献[6]提出比较标准差来鉴别 LOS 和 NLOS 误差,进而调整测量噪声的协方差矩阵来改变卡尔曼滤波器增益,抑制 NLOS 误差,但是其卡尔曼增益系数需手工设置,无法自适应地调整;文献[7~8]提出在状态向量中增加 NLOS 误差的预测项,通过卡尔曼滤波器来预测非视距误差,然而 NLOS 误差具有随机性,对其进行预测缺乏科学理论依据,某些预测值与实际值存在较大偏差;文献[6,9]提出用一段时间实际测量样本的标准差与测量噪声的标准差进行比较来鉴别 NLOS 误差,再从测量值中将其滤除,但这会引入时间延迟,无法进行实时定位;文献[8]通过推导状态转移矩阵中的系数与测量值均值和方差以及模型系数、测量噪声方差的关系来重构 TOA 测量值,但在复杂的信道环境下,模型系数并不唯一确定且较难获取。

本文以卡尔曼滤波和 Greenstein 模型^[10]为基础,将预测值与测量值进行比较鉴别出 NLOS 误差,使用其均值去修正卡尔曼滤波的异常新息,以得到消除 NLOS 误差的测量值,再通过多项式平滑滤除测量误差,对 TOA 测量值进行重构;接着修正卡尔曼滤波的量测矩阵,利用滤除误差的 TOA 测量值对移动台精确定位。此算法通过判决直接修正异常新息,未调整卡尔曼增益系数,计算复杂度较低;且不需测量值样本估计标准差,未引入时延。

1 算法描述

1.1 NLOS 误差的估计

假设 MS 坐标为 (x, y) , 基站 i (BS_i) 坐标为 (X_i, Y_i) , MS 到第 i 个 BS 的距离测量值为

$$R_i = R_i^0 + c(n_i + \epsilon_i) \quad (1)$$

式中: $R_i^0 = \sqrt{(x - X_i)^2 + (y - Y_i)^2}$ 表示 MS 和 BS_i 之间的真实距离; c 表示信号传播速度; n_i 表示系统测量误差,服从零均值的高斯分布; ϵ_i 表示 NLOS 误差,在不同的信道环境下服从不同的分布,本文认为其服从指数分布。指数分布的概率密度函数为

$$P(\tau) = \frac{1}{\tau_{\text{rms}}} \exp\left(-\frac{\tau}{\tau_{\text{rms}}}\right), \tau > 0 \quad (2)$$

式中 τ_{rms} 是由信道环境决定的均方根时延扩展,与平均超量时延有近似 1:1 的关系,可以认为其服从对数正态分布,用 Greenstein 模型来描述: $\tau_{\text{rms}} = T_1 d^\alpha y$ 。其中 T_1 是在 $d = 1$ km 处时延扩展的中

值; d 是 MS 与 BS 间的距离,以 km 为单位; ϵ 取值在 0.5 到 1 之间; y 是一个均值为 0, 标准差 δ_y 取值在 4~6 dB 之间的对数正态分布随机变量。 τ_{rms} 的均值和方差分别为

$$E(\tau_{\text{rms}}) | y = T_1 d_j^\alpha E(y) = T_1 d_j^\alpha e^{(\mu + 0.5\delta^2)}, j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$D(\tau_{\text{rms}}) | y = (T_1 d_j^\alpha)^2 D(y) = (T_1 d_j^\alpha)^2 e^{(2\mu + \delta^2)} \cdot (2e^{\delta^2} - 1), j = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

式中: μ 和 δ^2 分别指随机变量 y 对数正态分布的均值和方差, d_j 为 MS 到第 j 个 BS 的测量距离, m 为参与定位的 BS 数目。

1.2 TOA 测量值重构

MS 在二维平面上移动,其 k 时刻的状态向量表示为: $\mathbf{S}(k) = [r_k \quad v_k]^T$, r_k 表示 TOA 测量值的估计值, v_k 表示 MS 的估计速度。卡尔曼滤波器的状态方程和量测方程为

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{F}\mathbf{S}_{k-1} + \mathbf{U}_k \quad (5)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{C}\mathbf{S}_k + \boldsymbol{\epsilon}_k + \mathbf{V}_k \quad (6)$$

式中: \mathbf{F} 为状态转移矩阵, \mathbf{C} 为量测矩阵, \mathbf{U}_k 为 k 时刻的过程噪声向量, $\boldsymbol{\epsilon}_k$ 为 k 时刻的 NLOS 误差, \mathbf{V}_k 为 k 时刻的量测噪声, \mathbf{U}_k 和 \mathbf{V}_k 均满足零均值高斯白噪声的特性,对它们的设置如下

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{U}_k = \begin{bmatrix} \frac{\Delta^2}{2} a_k & \Delta a_k \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{C} = [1 \quad 0], E\{\mathbf{U}_k \mathbf{V}_n^T\} = 0, \forall k \geq 0, n \geq 0$$

$$E\{\mathbf{U}_k \mathbf{U}_n^T\} = \begin{cases} \mathbf{Q}_k & k = n \\ 0 & k \neq n \end{cases}$$

$$E\{\mathbf{V}_k \mathbf{V}_n^T\} = \begin{cases} \mathbf{R}_k & k = n \\ 0 & k \neq n \end{cases}$$

式中: Δ 为采样间隔; a_k 为迭代噪声,服从高斯分布; \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 分别为 \mathbf{U}_k 和 \mathbf{V}_k 的协方差矩阵。

整个卡尔曼滤波的递推过程由式(7~12)实现。

$$\mathbf{S}_{k+1,k} = \mathbf{F}\mathbf{S}_{k,k} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k+1,k} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k,k}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_k \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{Z}_{k+1,k+1} - \mathbf{C}\mathbf{S}_{k+1,k} \quad (9)$$

$$\mathbf{G}_{k+1,k+1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k+1,k}\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{P}_{k+1,k}\mathbf{C}^T + \mathbf{W}_k)^{-1} \quad (10)$$

$$\mathbf{S}_{k+1,k+1} = \mathbf{S}_{k+1,k} + \mathbf{G}_{k+1,k+1}\boldsymbol{\alpha} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k+1,k+1} = \mathbf{P}_{k+1,k} - \mathbf{F}^{-1}\mathbf{G}_{k+1,k+1}\mathbf{C}\mathbf{P}_{k+1,k} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{W}_k = \begin{cases} \mathbf{R}_k + \boldsymbol{\Omega}_k, & \text{含 NLOS 误差} \\ \mathbf{R}_k, & \text{不含 NLOS 误差} \end{cases}$, $\boldsymbol{\Omega}_k$ 为 NLOS 误差的协方差矩阵。

由于测量值遭到了 NLOS 误差的“污染”,卡尔曼滤波的输出被异常新息所修正,使滤波结果偏离真实轨迹且趋向于发散,常见的抑制 NLOS 误差影响的方法是调整滤波增益的系数和采集测量值本来设定状态转移矩阵系数等。本文基于 Greenstein 模型,提出根据门限判决鉴别 NLOS 误差,利用其均值修正异常新息来抑制 NLOS 误差的新方法,在式(9)和式(10)之间,增加一个 NLOS 误差的鉴别,若 $|\alpha| \leq \sigma$ (α 表示新息, σ 表示测量噪声的标准差),则测量值不含 NLOS 误差;反之直接对新息进行修正。式(9)和式(10)分别改为式(13)和式(14)

$$\alpha = \begin{cases} \mathbf{Z}_{k+1,k+1} - cE(\tau_{\text{rms}}) - \mathbf{C}\mathbf{S}_{k+1,k} & \text{含 NLOS 误差} \\ \mathbf{Z}_{k+1,k+1} - \mathbf{C}\mathbf{S}_{k+1,k} & \text{不含 NLOS 误差} \end{cases} \quad (13)$$

$$\mathbf{G}_{k+1,k+1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k+1,k}\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{P}_{k+1,k}\mathbf{C}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (14)$$

此方法门限值较容易确定,且避免了将 NLOS 误差带入卡尔曼迭代过程中,计算量小,整体滤波情况较好;此外由于科学运算技术的进步,测量误差可以通过多项式平滑的方法进一步消除,且不会产生延时,滤波精度进一步提高。

1.3 初始值

修正的卡尔曼滤波过程在开始时需要提供一个初始值,该值将通过修正了加权矩阵的 Chan 算法获得。MS 到 BS_i 和 MS 到 BS_j 的距离差可表示为

$$R_{i,j} = R_{i,j}^0 + c(n_{i,j} + \epsilon_{i,j}) \quad (15)$$

$$(R_{i,j} - c(n_{i,j} + \epsilon_{i,j}))^2 + 2(R_{i,j} - c(n_{i,j} + \epsilon_{i,j}))R_j^0 = K_i - 2X_{i,j}x - 2Y_{i,j}y - K_j \quad (16)$$

$$\frac{1}{2}(R_{i,j}^2 - K_i + K_j) + X_{i,j}x + Y_{i,j}y + R_{i,j}R_j^0 =$$

$$cR_i^0(n_{i,j} + \epsilon_{i,j}) + \frac{1}{2}c^2(n_{i,j} + \epsilon_{i,j})^2 \quad (17)$$

式中: $R_{i,j}^0 = R_i^0 - R_j^0$, $n_{i,j} = n_i - n_j$, $\epsilon_{i,j} = \epsilon_i - \epsilon_j$, $K_i = X_i^2 + Y_i^2$, $K_j = X_j^2 + Y_j^2$, $X_{i,j} = X_i - X_j$, $Y_{i,j} = Y_i - Y_j$ 。

由 $\boldsymbol{\psi} = \mathbf{h} - \mathbf{G}_a\mathbf{Z}_a$, $\mathbf{Z}_a = [[x, y]^T, R_j^0]^T$, 若令 j 为 1, 则

$$\mathbf{h} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} R_{2,1}^2 - X_2^2 - Y_2^2 + X_1^2 + Y_1^2 \\ R_{3,1}^2 - X_3^2 - Y_3^2 + X_1^2 + Y_1^2 \\ \vdots \\ R_{m,1}^2 - X_m^2 - Y_m^2 + X_1^2 + Y_1^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G}_a = - \begin{bmatrix} X_{2,1} & Y_{2,1} & R_{2,1} \\ X_{3,1} & Y_{3,1} & R_{3,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{m,1} & Y_{m,1} & R_{m,1} \end{bmatrix}$$

误差矢量 $\boldsymbol{\psi}$ 的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 可近似处理为 $\boldsymbol{\Psi} = E((\boldsymbol{\psi} - E(\boldsymbol{\psi}))(\boldsymbol{\psi} - E(\boldsymbol{\psi}))^T) \approx c^2 \mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B}$ (18)

式中, $\mathbf{B} = \text{diag}\{R_2^0, R_3^0, \dots, R_m^0\}$, $\mathbf{Q} = E((n_{i,1} + \epsilon_{i,1} - E(\epsilon_{i,1}))(n_{i,1} + \epsilon_{i,1} - E(\epsilon_{i,1}))^T)$ 。由于测量误差和 NLOS 误差之间不相关,不同 BS 的测量误差不相关,MS 与不同 BS 之间的 NLOS 误差不相关,因此 TDOA 协方差矩阵 \mathbf{Q} 可修正为

$$\mathbf{Q} = \text{diag}\{\delta^2 + \delta_{\text{NLOS}2,1}^2, \delta^2 + \delta_{\text{NLOS}3,1}^2, \dots, \delta^2 + \delta_{\text{NLOS}m,1}^2\} \quad (19)$$

式中: δ^2 表示系统测量误差的方差, $\delta_{\text{NLOS}k,1}^2$ ($k=2, 3, \dots, m$) 表示 NLOS 误差的方差,且 $\delta_{\text{NLOS}k,1}^2 = D(\tau_{\text{rms}})|_{j=k} + D(\tau_{\text{rms}})|_{j=1}$, $k=2, 3, \dots, m$ 。经过两次加权最小二乘(Weighted least square, WLS)计算便可获得滤除了一定量 NLOS 误差的 MS 初始位置,加快了卡尔曼滤波的收敛速度。

1.4 修正卡尔曼滤波定位

状态向量设置为: $\mathbf{S}(k) = [x(k), y(k), v_x(k), v_y(k)]^T$, 其中 $x(k), y(k)$ 表示 k 时刻 MS 的位置坐标, $v_x(k)$ 和 $v_y(k)$ 表示 k 时刻 MS 在 x 轴方向和 y 轴方向的速度。状态方程的表示如式(20), $w_x(k), w_y(k)$ 为 k 时刻的加速度引起的噪声。

$$\mathbf{S}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{S}(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ w_x(k) \\ w_y(k) \end{bmatrix} \quad (20)$$

由于 MS 位置坐标值和测量值是非线性关系,如式(21)。本文在消除了 NLOS 误差和测量误差的基础上,将其非线性的关系进行线性化处理并运用到卡尔曼滤波迭代过程中,修正卡尔曼滤波器的量测矩阵,以实现移动台的精确定位。

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{f}(x, y) + \mathbf{n}_e =$$

$$\sqrt{(x - X_i)^2 + (y - Y_i)^2} + \mathbf{n}_e \quad (21)$$

式中: \mathbf{n}_e 表示残留误差。将式(21)进行线性化处理,得到式(22)

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{f}(x, y) \Big|_{\substack{x=x(k|k-1) \\ y=y(k|k-1)}} + \mathbf{f}'(x, y) \Big|_{\substack{x=x(k|k-1) \\ y=y(k|k-1)}}$$

$$\begin{bmatrix} x - x(k|k-1) \\ y - y(k|k-1) \end{bmatrix} + \mathbf{I}_n(x, y) + \mathbf{n}_e \quad (22)$$

式中 $\mathbf{I}_n(x, y)$ 表示二阶及其以上的高阶项, $x(k|k-1)$ 和 $y(k|k-1)$ 表示卡尔曼预测值。

$$\mathbf{f}'(x, y) \Big|_{\substack{x=x(k|k-1) \\ y=y(k|k-1)}} = \begin{bmatrix} \frac{x(k|k-1)}{\sqrt{x^2(k|k-1) + y^2(k|k-1)}} \\ \frac{y(k|k-1)}{\sqrt{x^2(k|k-1) + y^2(k|k-1)}} \end{bmatrix}$$

测量测矩阵和量测方程可分别修正为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \frac{x(k|k-1)}{\sqrt{x^2(k|k-1) + y^2(k|k-1)}} & 0 & 0 \\ \frac{y(k|k-1)}{\sqrt{x^2(k|k-1) + y^2(k|k-1)}} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\mathbf{Z}(k) - \mathbf{f}(x, y) \Big|_{\substack{x=x(k|k-1) \\ y=y(k|k-1)}} = \mathbf{C}\{\mathbf{S}(k) - \mathbf{S}(k|k-1)\} + \mathbf{n}_e \quad (24)$$

文献[4]的算法 1 由于只是简单地将大于门限值的测量值丢弃(即将增益系数调整为 0), 滤除误差的性能并不太稳定, 在某些时间段的偏差较大, 文献[4]的算法 2 对增益系数进行设置, 消除误差的效果较算法 1 得到了改善, 但整体上重构误差仍比本文算法要大。

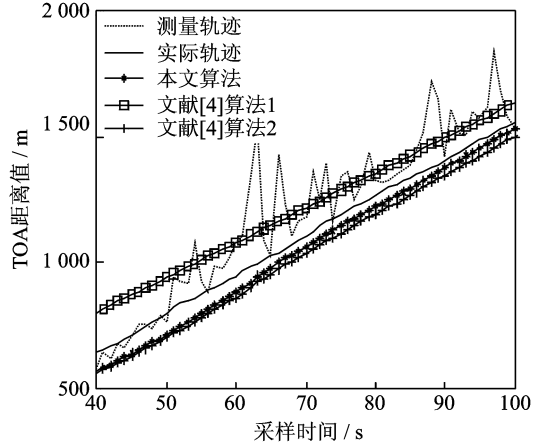


图 1 NLOS 环境下 TOA 测量值重构对比

2 仿真结果分析

2.1 仿真条件

假设 4 个 BS 参与定位, 小区半径设为 1 000 m, 基站坐标分别为: $\text{BS}_1(0, 0)$, $\text{BS}_2(1\ 500, 866)$, $\text{BS}_3(0, 173\ 2)$, $\text{BS}_4(-1\ 500, 866)$, 单位为 m。NLOS 误差由 Greenstein 模型随机引入; 测量误差是均值为 0, 标准差为 30 m 的高斯白噪声。以 BS_1 为服务基站, MS 从 (20, 30) m 处以 v_x , v_y 的速度移动, v_x 是以 12 m/s 为均值的随机变量, v_y 为 10 m/s, 每隔 1 s 采样一次, 共采样 200 s, 在一般市区环境下, 将这 200 s 的样本值用本文提出的算法和其他文献提出的算法进行仿真比较。

2.2 仿真分析

2.2.1 TOA 测量值重构

各算法对 TOA 测量值重构的效果如图 1 所示, 本文截取了 40~100 s 的仿真结果。由图可见, 本文提出的算法能够较好地逼近 MS 的真实距离测量值, 而文献[4]提出的两种增益系数调整算法虽能抑制一部分 NLOS 误差, 但由于其门限值和系数需手工设置, 无法自适应地调整, 整体滤波效果并不太理想。TOA 测量值重构误差如图 2 所示, 本文算法在很大程度上抑制了 NLOS 误差, 重构值与真实值的偏差在 0~100 m 范围内波动, 而

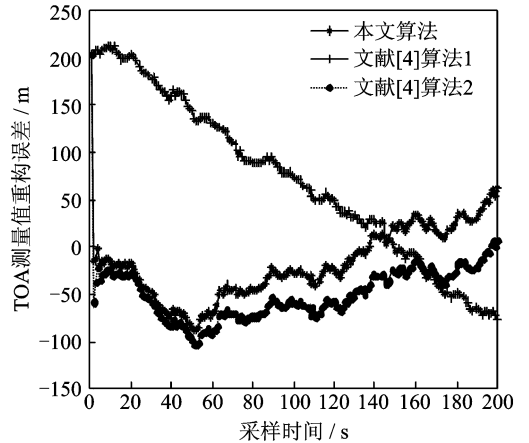


图 2 重构误差比较

2.2.2 修正的卡尔曼定位

如图 3 所示, 将经过测量值重构算法处理过的 TOA 测量值, 用本文提出的修正算法和经典卡尔曼滤波算法进行定位仿真比较, 结果表明, 本文算法能够更好地逼近真实轨迹, 即使在 y 轴初始估计坐标值出现较大误差的情况下, 也能够通过修正的测量矩阵使其迅速收敛, 然而经典卡尔曼滤波算法在初始时收敛较慢, 且定位跟踪结果也偏离了 MS 真实的运动轨迹。由图 4 可见, 本文算法相对于经典卡尔曼滤波算法, 大大缩小了 y 轴方向的定位误差, 其值在 0~60 m 的范围内波动; 而 MS 在 x 轴方向上的速度是以 12 m/s 为均值随机变化的, 卡尔曼滤波

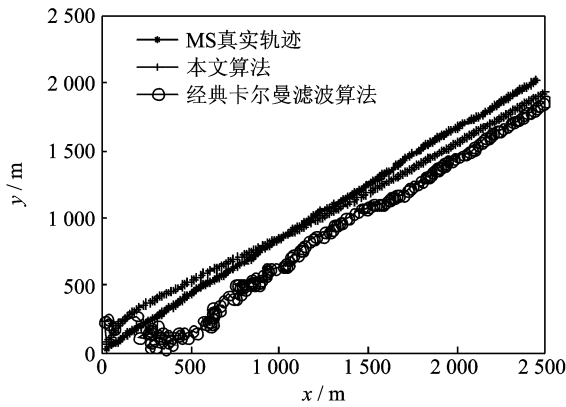


图 3 MS 定位效果比较

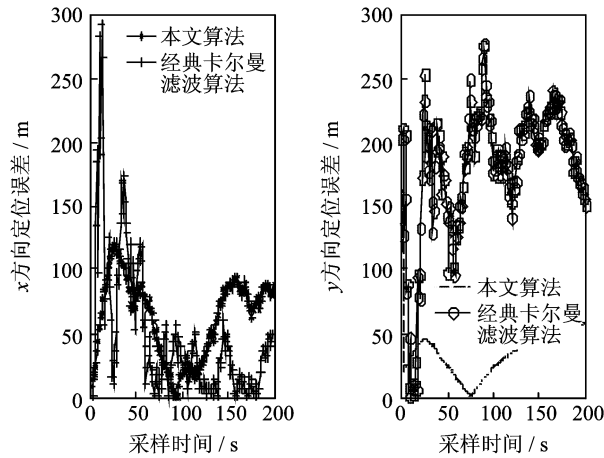


图 4 x 方向和 y 方向定位误差比较

还无法非常准确地预测不同采样时刻的值,因此改进不是很明显,仅缩小了波动范围。

在 4 个基站的 TOA 测量值都引入了 NLOS 误差的情况下,本文算法、卡尔曼滤波算法和 Chan 算法的均方根误差 RMSE 如表 1 所示。Chan 算法未使用任何时间历史信息,定位效果最差,其次是卡尔曼滤波算法,本文所提算法较好地滤除了 NLOS 误差,定位效果最好。

表 1 3 种算法的 RMSE 比较

算法	本文算法	卡尔曼滤波	Chan
RMSE	74.893	156.011	1 244.600

2.2.3 定位性能分析

FCC 要求在 2001 年以后基于网络的定位方案^[11],MS 在 67% 的概率下,定位精确度达到 100 m 以内,在 95% 的概率下,定位精确度达到 300 m 以内。本文通过对 Greenstein 模型设置不同的参数模拟 4 种不同的信道环境:闹市区、一般市区、郊区和远郊,其中,ε 取为 0.5,y 的标准差 δ_y 取为

4 dB, T₁ 的参数设置如表 2 所示。如图 5 所示,本文算法在 4 种信道环境下进行 1 000 次蒙特卡罗实验,在一般市区、郊区和远郊环境下,本文算法都能取得较好的定位精度;在闹市区,由于 NLOS 误差较大,定位误差在 100 m 以内的概率达到 47%,在 125 m 以内的概率达到 67%,几乎能满足定位需求。

表 2 T₁ 在不同信道环境下的参数

信道环境	闹市区	一般市区	郊区	远郊
T ₁	1.0	0.4	0.3	0.1

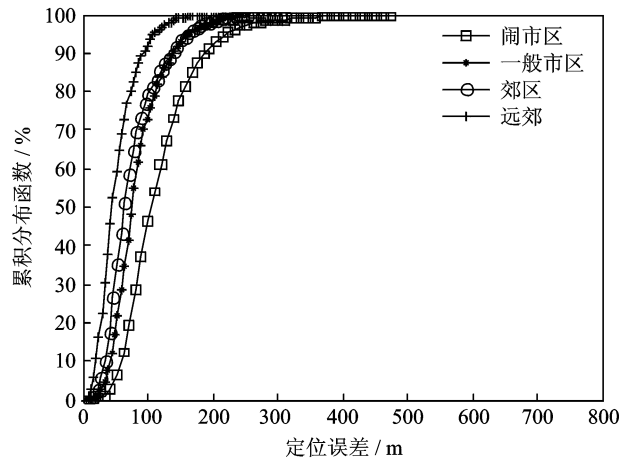


图 5 4 种信道环境下的定位性能

3 结束语

本文将预测值与测量值进行比较鉴别出 NLOS 误差,并利用其均值修正卡尔曼异常新息,消除 NLOS 误差,再通过多项式平滑的方法滤除测量误差,对 TOA 测量值进行重构;接着修正卡尔曼滤波的测量矩阵,利用滤除误差的 TOA 测量值对移动台跟踪定位,进一步提高了定位精确度。另外,如何使算法不再局限于统计模型,并将其应用到实际的信道环境中,是本文下一步的研究目标。

参考文献:

[1] Reed J H, Krizman K J, Woerner B D, et al. An overview of the challenges and progress in meeting the E911 requirement for location service[J]. IEEE Communications Magazine, 1998, 36(4):30-37.
 [2] 姚素芬,朱诚,张鹏,等. 物流监控中的蜂窝无线定位[J]. 数据采集与处理,2009, 24(z1):269-271.
 Yao Sufen, Zhu Cheng, Zhang Peng, et al. Cellular

- wireless location method in logistics transport[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2009, 24(z1):269-271.
- [3] Chen Pichun. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation[C]// IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway, USA: IEEE, 1999: 316-320.
- [4] DON J T. Statistical theory of passive location systems[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1984, 20(2):183-198.
- [5] 李静,刘璐. 用卡尔曼滤波器消除 TOA 中 NLOS 误差的三种方法[J]. 通信学报, 2005,26(1):130-135.
Li Jing, Liu Ju. NLOS error mitigation in TOA using Kalman filter[J]. Journal on Communications, 2005, 26(1):130-135.
- [6] Bao Long Le, Kazi Ahmed, Hiroyuki Tsuji. Mobile location estimator with NLOS mitigation using Kalman filter[C]// IEEE Wireless Communication and Networking Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2003:1969-1973.
- [7] Guan Weiguo, Deng Zhongliang, Ge Yuetao, et al. TDOA mobile location based on Kalman filter in CDMA2000 cellular networks[C]// IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Chengdu, China: IEEE, 2010:1-4.
- [8] Zhang Meiyang, Wang Jianhui, Ji Zhongmei. A novel algorithm of NLOS error mitigation based on Kalman filter in cellular wireless location[C]// IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Beijing, China: IEEE, 2009:1-4.
- [9] Wylie M P, Holtzman J. The non-line-of-sight problem in mobile location estimation[C]// IEEE International Conference on Universal Personal Communications. Piscataway, USA: IEEE, 1996: 827-831.
- [10] Greenstein L J, Erceg V, Yeh Y S, et al. A new pathgain/delay-spread propagation model for digital cellular channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1997, 46(2):477-485.
- [11] 范平志,邓平,刘林. 蜂窝网无线定位[M]. 北京:电子工业出版社,2002:45-67.
Fan Pingzhi, Deng Ping, Liu Lin. Cellular wireless location[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002: 45-67.

作者简介:耿剑(1986-),男,硕士研究生,研究方向:无线通信和定位, E-mail: gengjian_1234@163.com; 张玲华(1964-),女,教授,博士生导师,研究方向:数字信号处理、智能信号处理、语音信号处理和现代通信技术。

