

# 一种新的蜂窝网 NLOS 误差抑制算法

王建辉 陈乐然 胡捍英

(解放军信息工程大学信息工程学院 郑州 450002)

**摘要:** 非视距传播(NLOS)误差是目前基于蜂窝网络的移动台定位系统提高定位精度必须解决的关键问题, 该文提出一种基于概率密度估计和偏差 Kalman 滤波器的 NLOS 误差无偏估计算法。仿真结果表明, 该算法在性能上优于现有同类算法, 并且算法对环境先验知识的需求更少, 具有更广泛的适用性。

**关键词:** 无线定位; 非视距传播误差; 概率密度估计; Kalman 滤波

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)06-1424-04

## A New Algorithm to Mitigate NLOS Errors in Cellular Networks

Wang Jian-hui Cheng Le-ran Hu Han-ying

(Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

**Abstract:** The Non-Line-Of-Sight (NLOS) error is the main difficulty for mobile user location in cellular wireless communication system. An accurate and unbiased estimation approach using Probability Density Function (PDF) estimator and biased Kalman filter is presented to mitigate the NLOS error in this paper. The simulation results indicate that with the less prior information about communication environments, the approach has a better location performance even in severe NLOS situations.

**Key words:** Wireless location; NLOS error; Probability Density Function (PDF) estimation; Kalman filter

### 1 引言

在蜂窝网络移动台定位系统中, 当电波在移动台(MS)和小区基站(BS)之间只能以 NLOS 方式传播时, 到达时间(TOA)或到达时间差(TDOA)测量值中就会出现超量时延, 即 NLOS 误差。Nokia 公司的现场测量结果表明, 在 GSM 网络环境中平均 NLOS 误差达到 500-700m, Korea Telecom 在 IS-95 网络中的测量结果表明平均 NLOS 误差达到 589m, 并且 NLOS 误差仅与电波的传播环境有关, 与蜂窝网络的类型无关。对使用时延测量作为基本定位参数的蜂窝网定位系统, 如此大的 NLOS 误差将对最终的定位结果产生严重的影响, 所以 NLOS 误差是蜂窝网络移动台定位系统提高定位精度必须解决的关键问题, 已成为提高定位精度最具决定性的因素<sup>[1]</sup>。

现有的 NLOS 误差处理算法, 大多分成两个步骤完成, 首先是研究鉴别算法, 鉴别得到的 TOA 采样中是否存在 NLOS 误差, 像 Wylie 提出的基于测量噪声标准差的判决算法<sup>[2]</sup>, Borrás 提出的假设检验判决算法<sup>[3]</sup>, 以及文献<sup>[4]</sup>中提出的残差分析判决算法等。判决完成后, 研究相应的 NLOS 误差抑制算法, 比如文献<sup>[2]</sup>中 Wylie 提出的平移法, 文献<sup>[5]</sup>中 Caffery 提出的改进 LS 算法, 以及文献<sup>[6]</sup>中的残差加权算法。这类算法的准确度首先取决于判决结果, 不管是虚警还是漏报错误, 都会对最终的结果产生严重的影响。判决之

后的 NLOS 误差抑制算法, 要么只对特定的 NLOS 错误概率分布模型有效, 要么需要足够多能够接收到信号的测量基站, 而这些条件在实际的定位中是很难满足的。本文所提出基于概率密度估计和偏差 Kalman 滤波器的 NLOS 误差抑制算法, 不需对是否存在 NLOS 误差进行判决, 不存在虚警和漏报的问题, 仿真结果表明, 算法在误差抑制性能上也优于现有同类算法, 并且对不同概率分布模型的 NLOS 误差, 均具有较好的性能。

### 2 系统模型

在 LOS 信道环境下的 TOA 测量值, 在采样时刻  $n\Delta t$  可表示为

$$\tau(n) = \tau^0(n) + \varepsilon \quad (1)$$

对于 NLOS 信道环境:

$$\tau(n) = \tau^0(n) + \varepsilon + \mu_{\text{NLOS}} \quad (2)$$

其中  $\tau^0(n)$  是 MS 和 BS 之间电波的视距传播时间,  $\varepsilon$  通常认为是由 TOA 测量系统引起的均值为零, 标准差为  $\sigma$  的高斯随机变量, 服从  $N(0, \sigma^2)$  分布,  $\mu_{\text{NLOS}}$  是 NLOS 所引起的超量时延, 设其均值为  $m_{\text{NLOS}}$ , 方差为  $\sigma_{\text{NLOS}}^2$ 。

### 3 概率密度估计

对测量获得的 TOA 采样序列, 设其概率密度函数为  $p(\tau)$ , 这里使用一组基函数的加权和来近似  $p(\tau)$ :

$$p(\tau) = \sum_{j=1}^m c_j \varphi_j(\tau) \quad (3)$$

其中  $m$  为基函数的个数,  $c_j$  为待求的加权系数, 基于最小均方误差准则<sup>[7]</sup>, 可得加权系数表达式:

$$c_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_k(\tau_i), \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

将式(4)代入式(3)即可求出  $p(\tau)$ , 其中基函数的选择很重要, 根据先验知识选择适当的基函数, 有助于减小计算量。由于 TOA 样本在 LOS 情况下为正态分布, 本文取均值为  $\mu_k$ , 标准差为  $\sigma$  的正态分布概率密度函数序列作为基函数序列:

$$\varphi_k(\tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(\tau-\mu_k)^2}{2\sigma^2}}, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

其中  $\mu_k = \bar{\tau} - (k - m/2)\sigma$ ,  $\sigma = \bar{\sigma}/4$ ,  $\bar{\tau}, \bar{\sigma}$  分别为 TOA 样本的样本平均值和样本标准差。基函数序列以样本平均值为中心在其左右均匀排列。其中参数  $\sigma$  的选择决定了基函数序列的标准差和排列密度, 项数  $m$  的确定是估计精确度和计算量的折中, 本文中取参数  $m = 20$ , 估计的概率密度函数如图 1 所示。

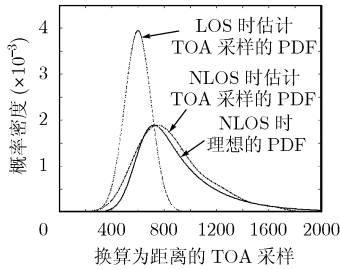


图 1 概率密度估计算法性能

图 1 中数据源为均值 300m 的指数噪声加上均值 600m 标准差 100m 的高斯噪声, 样本点数为 100 点, 参数  $m = 20$ 。NLOS 情况下概率密度均方差  $R < 2 \times 10^{-5}$ , LOS 情况下  $R < 5 \times 10^{-6}$ 。

## 4 NLOS 抑制算法

本节主要对偏差 Kalman 滤波器进行分析, 并用它对 TOA 采样序列进行处理, 最终抑制 NLOS 误差对定位精度的影响。

### 4.1 偏差 Kalman 滤波过程

对于 Kalman 滤波, 有过程方程:

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

其中  $\mathbf{X}_k = [x_k]$  为系统在采样时间  $t_k$  的状态向量,  $\mathbf{F} = [\mathbf{I}]$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{U}_k = [u_n]$  为过程噪声向量, 其协方差矩阵  $\mathbf{Q} = [\sigma_u^2 \mathbf{I}]$ 。

观测方程表示如下:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{C}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (7)$$

式中  $\mathbf{Y}_k$  为观测向量,  $\mathbf{C} = [\mathbf{I}]$  为观测矩阵,  $\mathbf{V}_k$  为观测噪声向量, 其协方差矩阵为  $\mathbf{R} = \sigma_v^2 \mathbf{I}$ 。

式(8)为标准的线性 Kalman 滤波递推过程:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{k,k-1} &= \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1,k-1} \\ \mathbf{K}_{k,k-1} &= \mathbf{F}\mathbf{K}_{k-1,k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \\ \mathbf{G}_k &= \mathbf{F}\mathbf{K}_{k,k-1}\mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{K}_{k,k-1}\mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \alpha_k &= \mathbf{Y}_k - \mathbf{C}\mathbf{X}_{k,k-1} \\ \mathbf{X}_{k,k} &= \mathbf{F}\mathbf{X}_{k,k-1} + \mathbf{G}_k\alpha_k \\ \mathbf{K}_{k,k} &= \mathbf{K}_{k,k-1} - \mathbf{F}^{-1}\mathbf{G}_k\mathbf{C}\mathbf{K}_{k,k-1} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中  $\mathbf{G}_k$  代表 Kalman 增益,  $\mathbf{K}_{k,k-1}$  表示预测状态误差的相关矩阵,  $\alpha_k$  为新息过程<sup>[8]</sup>。如果使用上述的 Kalman 滤波器对 TOA 采样值进行处理, 他的输出将趋向于输入采样序列的均值, 但是如果使用 NLOS 误差总是大于零这个先验知识, 我们可以在 Kalman 滤波器的递推过程中, 对新息  $\alpha_k$  进行加权, 在输入采样含有 NLOS 错误的状况下, 使 Kalman 滤波输出收敛于 LOS 情况下的真实 TOA 采样。

对新息的加权如下式所示:

$$\hat{\alpha}_k = \begin{cases} \gamma\alpha_k, & \alpha_k \geq 0 \\ \alpha_k, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中  $\gamma$  为新息  $\alpha_k$  的加权系数。设 Kalman 滤波器跟踪稳定后, 状态变量  $\mathbf{X}_k$  收敛于  $\mathbf{X}_\infty$ , 接下来我们推导加权系数  $\gamma$  与  $\mathbf{X}_\infty$  的数学关系, 导出 NLOS 情况下 TOA 采样无偏收敛于 TOA 真实值  $\tau^0$  所需满足的条件。

### 4.2 新息加权系数的数学推导

假设  $X_k, Y_k$  是参数离散, 状态连续的平稳随机过程, 则在固定时刻  $k$ ,  $X_k, Y_k$  是服从同分布的连续型随机变量。对于 Kalman 滤波递推过程, 对式(8)的  $X_{k,k}$  两端求均值:

$$E(X_{k,k}) = E(\mathbf{F}\mathbf{X}_{k,k-1} + \mathbf{G}_k\hat{\alpha}_k) \quad (10)$$

当 Kalman 滤波器收敛之后, Kalman 增益  $\mathbf{G}_k$  收敛于常数  $\mathbf{G}_0$ , 代入式(6)的过程方程, 则

$$E(\hat{\alpha}_k) = \frac{E(X_{k,k}) - E(\mathbf{F}\mathbf{X}_{k,k-1})}{\mathbf{G}_0} = \frac{E(\mathbf{U}_k)}{\mathbf{G}_0} = 0 \quad (11)$$

又由随机变量均值的定义:

$$E(\hat{\alpha}_k) = \int_{-\infty}^0 \alpha_k f_\alpha(\alpha_k) d(\alpha_k) + \int_0^{+\infty} \gamma\alpha_k f_\alpha(\alpha_k) d(\alpha_k) \quad (12)$$

则加权系数  $\gamma$  为

$$\gamma = \frac{-\int_{-\infty}^0 \alpha_k f_\alpha(\alpha_k) d(\alpha_k)}{\int_0^{+\infty} \alpha_k f_\alpha(\alpha_k) d(\alpha_k)} \quad (13)$$

由式(8)的  $\alpha_k = \mathbf{Y}_k - \mathbf{C}\mathbf{X}_{k,k-1}$  可得:

$$\alpha_k = \mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_\infty \quad (14)$$

则  $f_\alpha(\alpha_k)$  和  $\mathbf{Y}_k$  的概率密度函数  $p(\mathbf{Y}_k)$  间有关系:

$$f_\alpha(\alpha_k) = p(\alpha_k + \mathbf{X}_\infty) \quad (15)$$

将式(14), 式(15)代入式(13), 化简得

$$\begin{aligned} \gamma &= \frac{X_\infty P(\mathbf{Y}_k < X_\infty) - \int_{-\infty}^{X_\infty} \mathbf{Y}_k p(\mathbf{Y}_k) d(\mathbf{Y}_k)}{E(\mathbf{Y}_k) - X_\infty + [X_\infty P(\mathbf{Y}_k < X_\infty) - \int_{-\infty}^{X_\infty} \mathbf{Y}_k p(\mathbf{Y}_k) d(\mathbf{Y}_k)]} \\ &= 1 / \left( 1 + \frac{E(\mathbf{Y}_k) - X_\infty}{G(X_\infty)} \right) \end{aligned} \quad (16)$$

其中

$$G(X_\infty) = X_\infty P(Y_k < X_\infty) - \int_{-\infty}^{X_\infty} Y_k p(Y_k) d(Y_k) \quad (17)$$

当  $\gamma$  和  $X_\infty$  满足式(16)中关系时, Kalman 滤波器输出无偏收敛至  $X_\infty$ 。其中  $E(Y_k)$  和  $p(Y_k)$  分别用  $Y_k$  在时间上的样本均值和估计出的概率密度函数  $\hat{p}(\tau)$  来近似。

### 4.3 NLOS 误差概率密度的递推算法

对式(2), 测量噪声  $\varepsilon$  服从标准差  $\sigma$  已知的高斯分布  $N(0, \sigma^2)$ , 设其概率密度函数为  $f_\varepsilon(x)$ , NLOS 误差  $n_{\text{NLOS}}$  分布模型未知, 设其概率密度函数为  $f_{\text{NLOS}}(x)$ 。

则对  $p(\tau)$  有如下关系:

$$p(\tau) = \int_{\tau^0}^{+\infty} f_{\text{NLOS}}(x - \tau^0) f_\varepsilon(\tau - x) dx \quad (18)$$

对式(18)离散化处理, 采样间隔  $\Delta\tau$  为距离 1m 时所对应的传播时延, 设  $N_0 = \tau^0 / \Delta\tau$ , 则

$$p(i\Delta\tau) = \sum_{j=N_0}^{+\infty} f_{\text{NLOS}}(j\Delta\tau - \tau^0) f_\varepsilon(i\Delta\tau - j\Delta\tau), \quad i = -\infty \cdots 0, 1, \cdots \infty \quad (19)$$

式(19)中  $f_{\text{NLOS}}(j\Delta\tau - \tau^0)$  是  $n_{\text{NLOS}} + \tau^0$  的概率密度, 且  $n_{\text{NLOS}}$  恒大于零, 但在蜂窝网的小区环境中,  $n_{\text{NLOS}}$  也很少大于 2000m, 因此我们对式(19)做如下近似:

$$p(i\Delta\tau) \approx \sum_{j=M_1}^{M_2} f_{\text{NLOS}}(j\Delta\tau - \tau^0) f_\varepsilon(i\Delta\tau - j\Delta\tau), \quad i = -\infty \cdots 0, 1, \cdots \infty \quad (20)$$

其中  $M_1 < N_0$ ,  $M_1$ ,  $M_2$  的取值在稍后的部分具体讨论。

对于  $N_1 \leq i \leq N_2$  范围, 式(20)有矩阵形式:

$$\mathbf{P} = \mathbf{U}\boldsymbol{\theta} \quad (21)$$

其中

$$\mathbf{P} = [p(N_1) \ p(N_1 + 1) \ \cdots \ p(N_2)]^T \quad (22)$$

$$\boldsymbol{\theta} = [f_{\text{NLOS}}(M_1 - N_0), f_{\text{NLOS}}(M_1 - N_0 + 1), \cdots, f_{\text{NLOS}}(M_2 - N_0)]^T \quad (23)$$

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} f_\varepsilon(N_1 - M_1) & f_\varepsilon(N_1 - M_1 - 1) & \cdots & f_\varepsilon(N_1 - M_2) \\ f_\varepsilon(N_1 - M_1 + 1) & f_\varepsilon(N_1 - M_1) & \cdots & f_\varepsilon(N_1 - M_2 + 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_\varepsilon(N_2 - M_1) & f_\varepsilon(N_2 - M_1 - 1) & \cdots & f_\varepsilon(N_2 - M_2) \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中矩阵  $\mathbf{U}$  为已知,  $\mathbf{P}$  可以由  $\hat{p}(\tau)$  近似, 对式(21)使用 LMS 算法递推  $\boldsymbol{\theta}$  如下:

初始化

$$\boldsymbol{\theta}_0 = [0 \ 0 \ \cdots \ 0]^T \quad (25)$$

更新

$$k = 1, 2, \cdots, L \quad (26)$$

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{P}(k) - \mathbf{U}(k)\boldsymbol{\theta}_{k-1} \quad (27)$$

$$\boldsymbol{\theta}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \nu \mathbf{U}(k)\mathbf{e}(k) \quad (28)$$

其中  $L = N_2 - N_1 + 1$ ,  $\mathbf{P}(k)$  为向量  $\mathbf{P}$  第  $k$  个元素,  $\mathbf{U}(k)$  为矩阵第  $k$  行,  $\nu$  取常数为迭代步长。递推结果  $\boldsymbol{\theta}_L$  可近似为概率密度函数  $f_{\text{NLOS}}(x - \tau^0)$  的离散采样, 记为  $\hat{f}_{\text{NLOS}}(k - N_0)$ 。

### 4.4 基于偏差 Kalman 滤波器的 NLOS 误差抑制算法

NLOS 误差的概率密度函数  $f_{\text{NLOS}}(x)$ , 在  $x < 0$  时恒为零, 对于  $x > 0$  的部分, 作如下假设:

如果  $\Delta x > x_2 > x_1 > 0$ , 则

$$f_{\text{NLOS}}(x_2) < f_{\text{NLOS}}(x_1) \quad (29)$$

即  $f_{\text{NLOS}}(x)$  满足在  $[0 \ \Delta x]$  范围内单调递减, 其中  $\Delta x$  是 LMS 可分辨的一段距离。在此假设的前提下, 则可认为函数  $\hat{f}_{\text{NLOS}}(k - N_0)$  从左起的第一个极大值所对应的  $k$  值即为  $N_0$  的估计值  $\hat{N}_0$ , 若该极值出现在向量  $\boldsymbol{\theta}_L$  的第  $k_\theta$  个元素, 则由式(23)有:

$$\hat{N}_0 = M_1 + k_\theta - 1 \quad (30)$$

将  $X_\infty = \hat{N}_0 \Delta\tau$  代入到式(16)中计算出新息的加权参数  $\gamma$ , 则此时的偏差 Kalman 滤波器将收敛于  $\hat{N}_0 \Delta\tau$ , 如果  $\hat{N}_0$  对  $N_0$  的估计足够准确, 则偏差 Kalman 滤波器无偏收敛于 TOA 的真实值  $\tau^0$ 。

估计的概率密度  $\hat{f}_{\text{NLOS}}(k - N_0)$  就像是区间为  $[M_1 \ M_2]$  的一个窗口观察的  $f_{\text{NLOS}}(x - \tau^0)$ 。因此  $M_1$ ,  $M_2$  的取值很重要,  $M_1$ ,  $M_2$  决定了式(20)的求和区间, 将会影响到  $\hat{f}_{\text{NLOS}}(k - N_0)$  的估计精度, 同时  $M_1$  必须满足  $M_1 < N_0$ , 这里根据基站测量到 TOA 采样值的范围来选择参数  $M_1$  和  $M_2$ , 将  $M_1$  取为 TOA 采样的最小值,  $M_2$  取为 TOA 采样的最大值。  $L = N_2 - N_1 + 1$  决定了 LMS 算法的迭代次数, 本文的仿真中取  $N_1 = M_1, N_2 = M_2$ 。

文献[9,10]使用传统偏差 Kalman 滤波进行 NLOS 误差抑制, 两篇论文都是先对一段时间内测量的 TOA 数据计算样本标准差, 然后根据经验设定一个判决门限  $\gamma$ , 当样本标准差大于该门限时, 则认为 TOA 数据中含有 NLOS 误差。对含有 NLOS 误差的数据, 在 Kalman 滤波递推过程中, 当新息  $\alpha_k > 0$  时, 对观测噪声标准差  $\sigma_x$  进行加权, 最终使观测噪声均值不再趋于零, 而根据加权系数适当增大, 从而使 Kalman 滤波器收敛后的输出  $X_\infty$  适当减小。本文通过计算机仿真将文献[10]中算法和本文算法进行了比较。

## 5 仿真结果

设基站的坐标为 BS2 (-1000, 1000)。采样间隔为 0.01s, 仿真时间为 30s, 移动台初始位置坐标为 (-300, 0), 以 20m/s 的恒定速度沿横坐标轴运动。为了验证本方法对不同概率模型 NLOS 错误的适用性, 本文采用以下方法产生 TOA 采样数据源: 首先计算出各个时刻点 MS 距 BS 的真实距离, 并在此基础上添加均值为 0 标准差为 100 的高斯随机测量噪声, 最后再添加如表 1 所示的 NLOS 错误。仿真中, 对每一秒内的 100 点数据估计其概率密度函数, 然后进行偏差 Kalman 滤波。对比处理前后 TOA 误差的大小, 结果分别如图 2 和图 3 所示。在上述仿真环境下, 将本文方法和文献[10]中的偏差 Kalman 滤波算法进行了对比, 假设文献[10]中的判决算法对 NLOS 误差存在与否完全判决正确, 没有虚

表 1 仿真中所使用得 NLOS 误差环境

NLOS 模型	仿真时间(s)					
	0-5	5-10	10-15	15-20	20-25	25-30
仿真 1	指数分布 (均值 200)	LOS	指数分布 (均值 300)	指数分布 (均值 500)	LOS	指数分布 (均值 700)
仿真 2	指数分布 (均值 200)	0-500 的 均匀分布	高斯分布(均值 0, 标准差 400)	指数分布 (均值 400)	高斯分布(均值 0, 标准差 600)	0-700 的 均匀分布

注: 由于 NLOS 错误恒为正, 所以表中 NLOS 错误为高斯分布时, 其负的部分取绝对值。

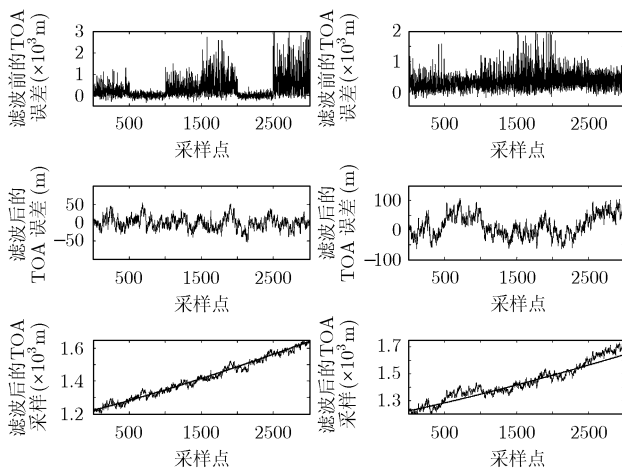


图 2 处理前后 TOA 误差的对比(仿真 1)

图 3 处理前后 TOA 误差的对比(仿真 2)

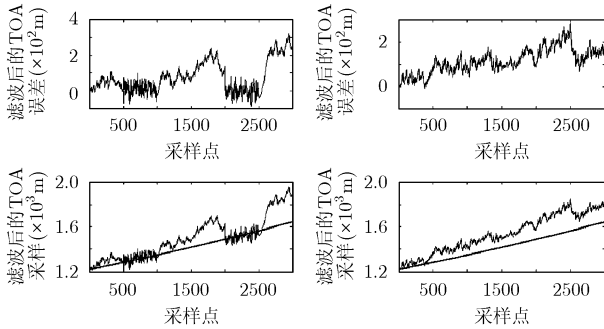


图 4 文献[10]滤波后 TOA 误差(仿真 1)

图 5 文献[10]滤波后 TOA 误差(仿真 2)

警和漏报出现, 文献[10]中给出参数  $\eta^2 = 12$ , 其滤波后的 TOA 误差分别如图 4 和图 5 所示。从图中可以看出, 随着 NLOS 误差标准差的增大, 该方法的滤波输出逐渐偏离了 TOA 的真实值。

## 6 结束语

针对一直困扰蜂窝网无线定位精确度提高的 NLOS 误差问题, 本文提出了一种基于概率密度估计的偏差 Kalman 滤波器, 并进一步推导出了滤波结果为 TOA 真实时延无偏估计时所需满足的条件, 在本文假设下, 利用 LMS 算法对

该条件进行逼近, 最终抑制 NLOS 误差的影响, 实现对到达时延的无偏估计。实验仿真证明了该方法理论上的正确性和有效性。

## 参考文献

- [1] 范平志, 邓平, 刘林. 蜂窝网无线定位. 2002 年 12 月第一版. 北京: 电子工业出版社: 80-81.
- [2] Wylie M P and Holtzman J. The Non-line-of-sight problems in mobile location estimation. IEEE International Conference on Universal Personal Communication, Boston Massachusetts USA, 1996: 827-831.
- [3] Borrás J and Hatrack P. Decision theoretic framework for NLOS identification. IEEE Vehicular Technology conference, Ottawa Canada, 1998, Vol.2: 1583-1587.
- [4] Cong L and Zhuang W. Nonline-of-sight error mitigation in TDOA mobile location. Proc. IEEE Globecom 2001, San Antonio, USA, 2001: 680-684.
- [5] Caffery J and Stuber G. Subscriber location in CDMA cellular networks. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, 1998, 47(5): 406-416.
- [6] Chen P C. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC'99), New Orleans, USA, 1999, Vol.1: 316-320.
- [7] 黄凤岗, 宋克欧. 模式识别. 1998 年第一版. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社: 23-24.
- [8] 张贤达. 现代信号处理. 2002 年 10 月第二版. 北京: 清华大学出版社: 177-184.
- [9] Thomas N J, Cruickshank D G M, and Laurenson D I. A robust location estimator architecture with biased Kalman filter of TOA data for wireless systems. IEEE 6th Int.Symp.on Spread-Spectrum Tech. & Appli NJIT, New Jersey, USA, 2000: 296-300.
- [10] Bao Long Le, Kazi Ahmed, and Hiroyuki Tsuji. Mobile location estimator with NLOS mitigation using Kalman filtering. *Wireless Communication and Networking Conference*, New Orleans Louisiana USA, 2003 Vol.3: 1969-1973.

王建辉: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为通信信号处理。  
 陈乐然: 女, 1980 年生, 助教, 硕士, 研究方向为移动通信技术。  
 胡捍英: 男, 1961 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为通信理论、第三代移动通信系统。