

基于 Haar 小波的多尺度 NLOS 误差抑制算法

邢培基,田增山,杨柳飞

XING Pei-ji, TIAN Zeng-shan, YANG Liu-fei

重庆邮电大学 移动通信技术重点实验室,重庆 400065

Key Lab of Mobile Communication Technology, Chongqing University Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China

E-mail: xpj1020@yahoo.cn

XING Pei-ji, TIAN Zeng-shan, YANG Liu-fei. A multi-scale estimation algorithm for NLOS mitigation based on Haar wavelet. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(3): 222-224.

Abstract: In view of the influence of NLOS (Non-Line of Sight) in wireless localization, a multi-scale algorithm for NLOS mitigation is proposed based on the analysis of NLOS error. This algorithm combines multi-scale estimated of the signal with the Kalman filtering, using the low-pass filtering characteristic of wavelet transformation to mitigate the NLOS error in the measurements of TOA/TDOA (Time of Arrival/Time Diff of Arrival), and the method of the Haar wavelet is given. The simulation testing result indicates that this algorithm is very good at mitigating the NLOS error and has a high location accuracy under the different NLOS error model and the different channel environment.

Key words: multi-scale estimated; Kalman filtering; Non-Line of Sight (NLOS) error; Haar wavelet; wavelet transform

摘要: 针对无线定位中非视距 (Non-Line of Sight, NLOS) 误差对定位精度的影响, 在分析 NLOS 误差特性的基础之上提出了多尺度误差抑制算法。该算法将信号的多尺度估计方法和卡尔曼滤波相结合, 利用小波变换特有的低通滤波特性和小波阈值去噪能够很好地消除到达时间/到达时间差分 (Time of Arrival/Time Diff of Arrival, TOA/TDOA) 测量值中的 NLOS 误差, 给出了 Haar 小波的实现方法。仿真实验结果表明, 该算法在不同的 NLOS 误差模型和不同的信道环境下均能很好地抑制 NLOS 误差, 较大幅度地提高了定位精度。

关键词: 多尺度估计; 卡尔曼滤波; 非视距误差; Haar 小波; 小波变换

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.03.068 **文章编号:** 1002-8331(2010)03-0222-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TN929.5

美国联邦通信委员会 (FCC) 于 1996 年公布的 E-911 定位需求引起了人们对无线定位技术的广泛研究。目前, 无线定位研究的目的是利用现有的通信标准中的资源, 在复杂的无线通信环境中, 提高无线定位的精度^[1]。由非视距 (Non-Line of Sight, NLOS) 传播造成的 NLOS 误差是无线定位误差的主要来源。它使时间测量值发生正向偏差, 从而导致定位结果产生巨大误差。通过提高系统接收机对时间的测量精度是无法消除 NLOS 误差的, NLOS 误差仅与电波的传播环境有关。现场测试表明, 在 GSM 网络环境中的平均 NLOS 误差达到 500~700 m。因此, NLOS 问题已成为蜂窝网络移动台定位技术研究的重点和热点问题^[2]。

目前已经提出一些消除 NLOS 误差的方法, 这些方法可以分为两类: 直接法和间接法。直接法是直接对测量值进行处理来消除 NLOS 误差, 一般需要对 NLOS 误差先鉴别, 后消除。其思想是通过考察 NLOS 误差的统计特性, 找出带误差的测量值和真实值之间的关系, 对测量值进行处理以恢复出真实值, 如: Wylie 方法、偏移卡尔曼滤波法。而间接法则是把消除测量值中

的 NLOS 误差与定位过程相集成, 通过设计定位算法, 增强定位结果对测量值中 NLOS 的顽健性, 从而减小 NLOS 误差对定位结果的影响。间接法省去了对测量值的预处理过程, 但是, 它在实际应用中常遇到困难。首先, 现有的间接法都需要有较多基站参与定位, 这在实际应用中有时难以做到。其次, 当移动台对所有基站均不存在视距 (Line of Sight, LOS) 路径时, 现有间接法的定位精度将大大降低^[3]。

基于对 NLOS 误差特点的分析, 结合小波变换特有的低通滤波特性, 提出了基于 Haar 小波的多尺度卡尔曼滤波 NLOS 误差消除算法。实现在对目标的跟踪过程中有效的对 NLOS 误差抑制。跟踪过程中测量值是在最细尺度上获得的, 用 Haar 小波把 TDOA/TOA (Time of Arrival/Time Diff of Arrival) 测量值分解到粗尺度上, 对得到的细节信号进行去噪处理, 而对平滑信号进行卡尔曼滤波, 最后对滤波后的平滑信号和去噪后的细节信号进行重构得到目标的估计位置。得到的估计位置可以精确地逼近真实位置。该方法只要求参与定位的基站不少于一次 TOA/TDOA 定位的最少基站数 (3 个), 且当所有基站均不

基金项目: 教育部科学技术研究重点项目 (NO.207097); 重庆市教委科学技术研究项目 (NO.KJ070505)。

作者简介: 邢培基 (1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为个人通信与无线定位; 田增山 (1968-), 男, 博士, 教授, 研究方向为移动通信, 个人通信, GPS 及蜂窝网定位系统及其应用技术研究; 杨柳飞 (1984-), 女, 硕士研究生, 研究方向为通信信号的盲处理与超宽带无线电通信。

收稿日期: 2008-08-01

修回日期: 2008-10-20

存在 LOS 路径时也同样适用。

1 NLOS 误差模型及分析

若 $r_l(t_i)$ 表示在 t_i 时刻从移动台到基站 l 的距离测量值(由 TOA/TDOA 测量值乘以电波传播速度获得),则 $r_l(t_i)$ 等于真实位置 $L_l(t_i)$ 与标准测量误差 $n_l(t_i)$ 和 NLOS 误差 $NLOS(t_i)$ 之和,如式(1)所示:

$$r_l(t_i) = L_l(t_i) + n_l(t_i) + NLOS(t_i) \quad (1)$$

其中 $n_l(t_i)$ 为零均值高斯变量, $NLOS(t_i)$ 为正随机变量,在不同信道环境下可有服从指数、均匀、高斯或 Delta 统计分布^[2]。

由式(1)可知, TOA/TDOA 测量值是由真实位置 $L_l(t_i)$ 与标准测量误差 $n_l(t_i)$ 和 NLOS 误差 $NLOS(t_i)$ 三部分组成。在移动目标的定位中,由于标准测量误差 $n_l(t_i)$ 和 NLOS 误差 $NLOS(t_i)$ 的随机性,它们的变化趋势比目标真实位置的变化趋势要快很多。而小波变换可以看作对信号序列变化趋势进行分析的工具,平滑信号可以看作是信号变化较慢的部分;细节信号是信号变化较快的部分^[4]。因此文章利用小波变换将测量值进行分解,对得到的平滑信号(主要是目标位置信息)进行卡尔曼滤波,而对细节信号(主要是 NLOS 误差)进行阈值处理,从而达到消除 NLOS 误差的目的。

2 多尺度 NLOS 误差抑制

2.1 多尺度系统模型

利用 TDOA 定位算法进行研究^[2], 状态方程和测量方程为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (2)$$

$$\mathbf{W}(k) \sim N(0, \mathbf{Q}(k))$$

$$\mathbf{Z}(k) \approx \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}(k)) + \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{X}} \Big|_{\mathbf{X}(k)=\hat{\mathbf{X}}(k)} \cdot [\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k)] + \mathbf{V}(k) = \mathbf{C}\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (3)$$

$$\mathbf{V}(k) \sim N(0, \mathbf{R}(k))$$

其中, $\mathbf{h}(\mathbf{X}(k))$ 表示 l 个基站的 TDOA 观测矩阵,以编号 1 的基站为参考基站。 $\mathbf{X}(k) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]^T$, $x(k)$ 、 $y(k)$ 是目标的位置坐标。 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, l$ 是参与定位的 l 个基站的坐标。 $\mathbf{Z}(k) = [R_{2,1}(k), R_{3,1}(k), \dots, R_{l,1}(k)]^T$ 表示各 TDOA 距离测量值; $\mathbf{V}(k) = [V_{2,1}(k), V_{3,1}(k), \dots, V_{l,1}(k)]^T$ 表示各 TDOA 距离测量值的测量噪声。

下面利用 Haar 小波对状态方程和测量值进行多尺度分解,假设尺度 i 上的状态方程为^[5-7]:

$$\mathbf{X}(i, k+1) = \mathbf{A}(i)\mathbf{X}(i, k) + \mathbf{W}(i, k) \quad (4)$$

$$\mathbf{Z}(i, k) = \mathbf{C}(i)\mathbf{X}(i, k) + \mathbf{V}(i, k) \quad (5)$$

将测量值通过一个低通滤波器,并进行隔二抽样(隔点取样),得到粗尺度 $i-1$ 上的测量值 $\mathbf{Z}(i-1, k)$, 即:

$$\mathbf{Z}(i-1, k) = h_1 \mathbf{Z}(i, k) + h_2 \mathbf{Z}(i, k-1) \quad (6)$$

其中, $[h_1, h_2] = [\sqrt{2}/2, \sqrt{2}/2] = H_i$ 为低通滤波器。

尺度 $i-1$ 上的测量模型为:

$$\mathbf{Z}(i-1, k) = \mathbf{C}(i-1)\mathbf{X}(i-1, k) + \mathbf{V}(i-1, k) \quad (7)$$

$$\mathbf{V}(i-1, k) \sim N(0, \mathbf{R}(i-1, k)) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{X}(i-1, k) = h_1 \mathbf{X}(i, k) + h_2 \mathbf{X}(i, k-1)$, $\mathbf{V}(i-1, k) = h_1 \mathbf{V}(i, k) +$

$h_2 \mathbf{V}(i, k-1)$, $\mathbf{C}(i-1) = \mathbf{C}(i)$, $\mathbf{R}(i-1, k) = h_1^2 \mathbf{R}(i, k) + h_2^2 \mathbf{R}(i, k-1)$ 。

尺度 $i-1$ 上的状态模型为:

$$\mathbf{X}(i-1, k+1) = \mathbf{A}(i-1)\mathbf{X}(i-1, k) + \mathbf{W}(i-1, k) \quad (9)$$

$$\mathbf{W}(i-1, k) \sim N(0, \mathbf{Q}(i-1, k)) \quad (10)$$

其中 $\mathbf{A}(i-1) = \mathbf{A}(i)\mathbf{A}(i)$, $\mathbf{W}(i-1, k) = h_1 \mathbf{W}(i, k) + [h_1 \mathbf{A}(i) + h_2] \times \mathbf{W}(i, k) + h_2 \mathbf{A}(i)\mathbf{W}(i, k-1)$, $\mathbf{Q}(i-1, k) = h_1^2 \mathbf{Q}(i, k) + [h_1 \mathbf{A}(i) + h_2] \times \mathbf{Q}(i, k)[h_1 \mathbf{A}(i) + h_2]^T + h_2^2 \mathbf{A}(i)\mathbf{Q}(i, k-1)\mathbf{A}(i)^T$ 。

尺度 $i-1$ 的初始值为:

$$\mathbf{X}(i-1, 0) = h_1 \mathbf{X}(i, 1) + h_2 \mathbf{X}(i, 0) \quad (11)$$

$$\mathbf{P}(i-1, 0) = h_1^2 \mathbf{P}(i, 1) + h_2^2 \mathbf{P}(i, 0) + h_1 h_2 \mathbf{A}(i)\mathbf{P}(i, 0) + h_1 h_2 \mathbf{P}(i, 0)\mathbf{A}(i)^T \quad (12)$$

2.2 多尺度 NLOS 误差抑制算法

多尺度 NLOS 误差抑制算法是采用多尺度分析与卡尔曼滤波相结合的方法,将小波变换得到的平滑信号进行卡尔曼滤波,对得到的各尺度上的细节信号进行阈值处理^[8],其基本思路是:

(1) 对最细尺度上的测量值进行离散小波变换,将其分解在最粗尺度 n 上,得到平滑信号 $\mathbf{Z}_v(n, k)$ 和各尺度上的细节信号 $\mathbf{Z}_d(i, k)$, $i=N-1, N, \dots, n$ 。

(2) 在最粗尺度上,对平滑信号 $\mathbf{Z}_v(n, k)$ 进行卡尔曼滤波,

得到尺度 n 上的估计值 $\hat{\mathbf{X}}(n, k)$ 。

在最粗尺度 n 上,以 $\mathbf{Z}_v(n, k)$ 为测量值,用卡尔曼滤波的方法对系统的状态进行最优估计。

状态估计传递:

$$\hat{\mathbf{X}}(n, k|k-1) = \mathbf{A}(n)\hat{\mathbf{X}}(n, k-1)$$

误差方程传递:

$$\mathbf{P}(n, k|k-1) = \mathbf{A}(n)\mathbf{P}(n, k-1)\mathbf{A}^T(n) + \mathbf{Q}(n, k-1)$$

滤波增益:

$$\mathbf{K}(n, k) = \mathbf{P}(n, k|k-1)\mathbf{C}(n)[\mathbf{C}(n)\mathbf{P}(n, k|k-1)\mathbf{C}^T(n) + \mathbf{R}(n, k)]^{-1}$$

状态估计更新:

$$\hat{\mathbf{X}}(n, k) = \hat{\mathbf{X}}(n, k|k-1) + \mathbf{K}(n, k)[\hat{\mathbf{Z}}_v(n, k) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{X}}(n, k|k-1))]$$

误差方程更新:

$$\mathbf{P}(n, k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n, k)\mathbf{C}(n)]\mathbf{P}(n, k|k-1)$$

(3) 对各尺度上的细节信号 $\mathbf{Z}_d(n, k)$ 作软阈值处理,得到

$\hat{\mathbf{Z}}_d(n, k)$ 。

在各尺度上,对细节信号作 Donoho 提出的软阈值处理^[9]。

软阈值处理可以表达为:

$$\hat{\mathbf{Z}}_d(n, k) = \begin{cases} \text{sgn}(\mathbf{Z}_d(n, k))(|\mathbf{Z}_d(n, k)| - t), & |\mathbf{Z}_d(n, k)| \geq \lambda \\ 0, & |\mathbf{Z}_d(n, k)| < \lambda \end{cases} \quad (13)$$

其中, λ 为阈值。对于小于 λ 的细节信号置零,而对于大于 λ 的细节信号作趋零处理,这样有效地去除了测量值中 NLOS 误差。对分解的细节信号每层各自进行噪声的方差估计:

$$\sigma_i = \frac{\text{median}(|\mathbf{Z}_d(n, k)|)}{0.6745} \quad (14)$$

各层细节信号阈值门限 $\lambda = \sigma_i \sqrt{2 \log(m)}$, m 为信号的长度。

(4) 用离散小波逆变换将尺度 n 上的平滑信号依次和各尺度上的细节信号 $\hat{\mathbf{Z}}_d(n, k)$ 进行重构,得到最细尺度上的估计值 $\hat{\mathbf{X}}(n, k)$ 。

3 仿真分析

该文采用三基站进行 TDOA 定位跟踪仿真,三基站呈等边三角形,覆盖半径为 2 500 m,以 m 为单位,基站坐标分别为 $(0,0)$, $(2\ 500\sqrt{3}, 2\ 500)$, $(2\ 500\sqrt{3}, -2\ 500)$ 。其中基站 $(0,0)$ 作为参考基站,假设目标初始位置为 $(100,0)$,目标移动速度是均值为 10 m 的随机变量,共跟踪 80 s。

在图 1~图 3 中,横坐标 1~16 表示 NLOS 误差的不同分布模型及在各种模型下的不同环境类型。其中,1~4 表示 NLOS 误差呈高斯分布;5~8 表示 NLOS 误差呈指数分布;9~12 表示 NLOS 误差呈均匀分布;13~16 表示 NLOS 误差呈 Delta 分布。在每一种分布类型下的 4 个横坐标依次是 badurban、urban、suburban、rural 4 种环境类型。

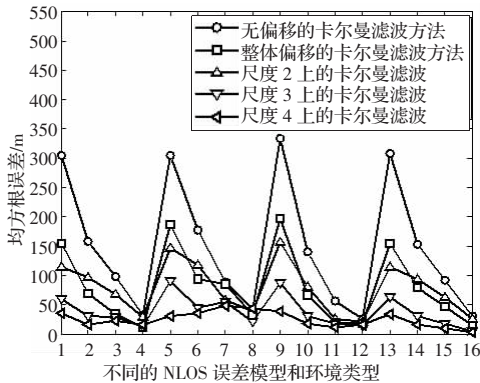


图 1 多尺度 NLOS 误差抑制算法性能

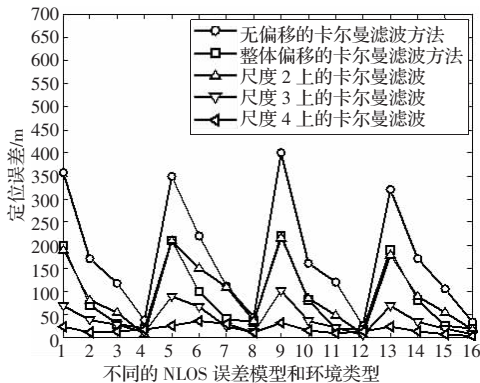


图 2 定位概率为 65% 的定位精度

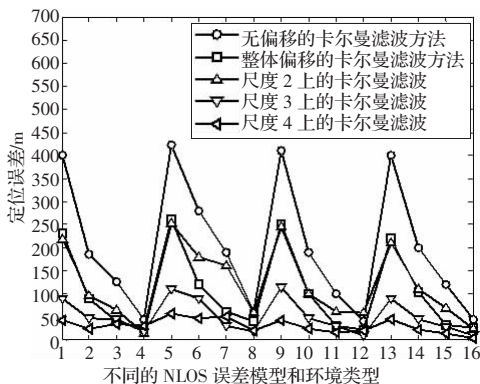


图 3 定位概率为 95% 的定位精度

每完成一次跟踪计算出一个均方根误差,重复进行 1 000 次,取这 1 000 个均方根误差的平均值作为不同方法的均方根误差。图 1 给出了不同尺度上的多尺度算法在各个 NLOS 误差模型和信道环境下的均方根误差性能,并把它们与文献[3]介绍的无偏移卡尔曼滤波方法和整体偏移的卡尔曼滤波 NLOS 误差抑制方法作了比较。从图中可以看出,多尺度 NLOS 误差抑制方法有效的抑制了 NLOS 噪声,随着最细尺度的增加,抑制效果愈加明显,尤其是在 NLOS 误差严重的环境下,性能改进更加明显。

同样跟踪 1 000 次,每完成一次跟踪分别计算出定位概率为 95% 和 67% 的定位精度,取这 1 000 个精度的平均值作为不同方法的定位概率为 95% 和 67% 的定位精度。图 2 和图 3 分别给出不同尺度上的多尺度算法在各个 NLOS 误差模型和信道环境下的定位概率为 67% 和 95% 的定位精度,同样与文献[3]的两种方法进行了比较。从图中可以看出,尺度 3 和尺度 4 上的多尺度算法的定位精度明显优于 FCC 第二阶段标准规定的定位概率不低于 67% 的精度为 100 m^[1],定位概率不低于 95% 的定位精度为 300 m,而在 badurban 环境下尺度 4 上概率为 67% 的定位精度更是达到了惊人的 30 m 以下。

4 结论

文章在对无线定位中 NLOS 误差特点分析的基础上提出了基于卡尔曼滤波的多尺度 NLOS 误差抑制算法,并给出了 Haar 小波的实现方法。仿真实验表明该方法在不同的误差分布模型和环境模型下均能很好地削弱 NLOS 对定位的影响,在一定的分解级数范围内多尺度算法对测量值分解级数越多对 NLOS 的抑制效果越明显,但是分解级数过多对误差的抑制效果却变得很有限,反而会增加算法的复杂性。在实际应用中根据信号传播环境、设备性能、对定位结果精度的要求等因素,恰当地选择分解级数,将是以后研究的方向。

参考文献:

- [1] 谢显中.基于 TDD 的第四代移动通信技术[M].北京:电子工业出版社,2005:357-400.
- [2] 范平志,邓平,刘林.蜂窝网无线定位[M].北京:电子工业出版社,2003:80-100.
- [3] 李静,刘琨.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.
- [4] 王欣,王德隽.离散信号的滤波[M].北京:电子工业出版社,2002:90-120.
- [5] 文成林,周东华.多尺度估计理论及其应用[M].北京:清华大学出版社,2002:115-154.
- [6] 潘泉,张磊,崔培玲,等.动态多尺度系统估计理论与应用[M].北京:科学出版社,2007:66-84.
- [7] 文成林.多尺度动态建模理论及其应用[M].北京:科学出版社,2008:40-150.
- [8] 尹喜超.基于小波变换的消噪[D].保定:华北电力大学,2006.
- [9] Donoho D L.De-noising by soft-thresholding[J].IEEE Transactions on Information Theory,1995,41(3):613-627.