

# 基于小波变换的 AOA 定位算法\*

杨 阳,毛永毅,郑 敏

(西安邮电大学 电子工程学院,陕西 西安 710061)

**摘 要:** 提出了一种在非视距(NLOS)环境下对移动台的定位算法。首先利用小波分析对 AOA 的测量值中的 NLOS 进行修正,再利用最小二乘(LS)算法确定移动台的位置。仿真结果表明,该算法能够有效地降低非视距环境误差的影响,性能优于基于 AOA 的 LS 算法以及神经网络算法。

**关键词:** 非视距传播;小波分析;最小二乘法;AOA

中图分类号: TN929.53

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2014)03-0047-03

## An AOA location algorithm based on wavelet transform

Yang Yang, Mao Yongyi, Zheng Min

(School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710061, China)

**Abstract:** This paper presents a location algorithm with non-line-of-sight (NLOS) errors for MS (mobile station). The wavelet analysis is used to modify the NLOS measurements of AOA, and then using the least-square (LS) algorithm to estimate the location of the mobile station. The simulation results show that, the algorithm could efficiently reduce the influence of NLOS error, and the performance is better than LS algorithm and neural network algorithm based on AOA.

**Key words:** non-line-of-sight (NLOS); wavelet analysis; least-square algorithm; angel of arrival(AOA)

随着现在移动通信技术的高速发展,很多运营商提供的通信服务也越来越多元化,尤其是无线定位技术在诸多领域里都有了非常普遍的应用,如今,移动台的主要定位原理方法有:到达时间(TOA)定位、到达时间差(TDOA)定位、到达角(AOA)定位以及到达角与到达时间混合定位<sup>[1]</sup>等。

出现定位误差的主要因素有测量器材引起的随机误差,还有无线电波的非视距传播(NLOS)效应和多径效应、多址干扰以及远近效应的影响,从而使得定位估计出现较大的偏差。在这些误差中,非视距传播效应是造成定位误差的首要原因。现有的 AOA 定位算法有基于神经网络定位<sup>[2]</sup>、基于遗传算法定位<sup>[3]</sup>以及其他混合定位算法<sup>[3-5]</sup>。神经网络的 AOA 定位算法因前期训练时间长,具有收敛速度慢、神经网络机构选择不一等缺陷,而遗传算法稳定性较差。基于小波分析<sup>[6]</sup>是一种新的处理信号噪声方法,通过进行变换能够充分突出问题,某些方面的特征在信号的组成部分中,噪声都处在信号的

高频部分,有用信号的频谱处在低频部分,小波分析就是通过母小波函数将信号进行平移和尺度变化,得到小波函数的叠加,在不同尺度用小波对其逐步分析以减小误差,使得信号特征明显、计算速度快且精度高。本文即采用小波变换法,先用小波分析其测量数据并进行优化处理,在此基础上使用最小二乘算法进行位置估计,并对该算法进行了仿真和分析。

### 1 信道模型

本文采用基于几何结构的单次反射统计信道模型(GBSB),在无线定位研究中,这是一种常用的信道模型,其中宏蜂窝环境适合使用基于几何结构的单次反射圆模型(GBSBCM),微蜂窝环境适合使用基于几何结构的单次反射椭圆模型。本文主要采用基于几何结构的 GBSBCM,处在城市地区的微蜂窝环境来说,反射射频信号的障碍物比较多,并且移动台到基站的距离接近于小区半径,这样会产生较大的角测量误差,因此这种情形下,基于 AOA 的单一一定位方法没有实际意义。

因宏蜂窝环境的基站相对在很高的位置,小区的半径远小于基站的高度,障碍物比较少,多处于移动台附

\* 基金项目:陕西省自然科学基金资助项目(2009JM8015);陕西省教育厅专项科研项目(2010JK815)

近,由 NLOS 效应引起的误差较小,因此本文主要采用基于几何结构的 GBSBCM,如图 1 所示。引起反射的障碍物均匀分布在中心为 MS,半径为 R 的圆上,实际应用中 R 的值由实际测得数据统计得出。

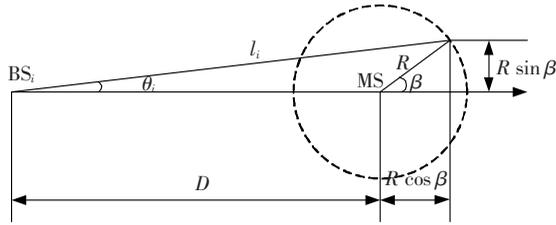


图 1 基于几何结构的单次反射圆模型

由图 1 模型可得出,最大时延扩展  $\tau_{max}$  为:

$$\tau_{max} = 2R/c$$

最大角度扩展  $\theta_{max}$  为:

$$\theta_{max} = \arcsin\left(\frac{R}{D}\right) = \arcsin\left(\frac{R}{\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}}\right)$$

## 2 算法描述

### 2.1 基于小波分析的 AOA 的修正

小波其实就是把一些特殊的函数作为基,然后将“数据”变换为级数系列来发现类似于频谱的特性以实现其数据处理。小波分析是一种信号的时频(时域-频域)分析方法,它的特点是分辨率分析,在时域和频域对信号都有非常好的表征能力。本文使用小波分析对其所测数据的误差进行修正,其实就是对其测量信号进行消噪。

#### 2.1.1 小波消噪原理

假设一维信号模型为:

$$s(x) = f(x) + \varepsilon \cdot e(x) \quad x=0, 1, 2, \dots, n-1, n$$

其中,  $s(x)$  为含噪声的信号,  $e(x)$  为噪声信号,  $f(x)$  在实际应用中一般为低频信号。小波分析即对  $s(x)$  信号进行小波分解,如图 2 所示。ca3 为近似的平稳信号,它是信号的低频成分; cd1、cd2、cd3 为信号的细节成分,为噪声的主要成分,它是信号的高频部分。因此要去除噪声则需要设立阈值门限对其系数进行处理,再对其进行信号重构,即可达到目的。

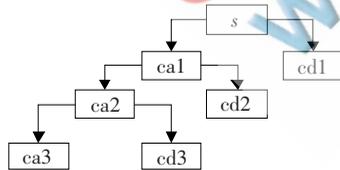


图 2 小波的 3 层分解

#### 2.1.2 噪声模型及其小波分析去除噪声步骤

若  $s(t_i)$  表示在  $t_i$  时刻的 AOA 测量值,则  $s(t_i)$  等于真实值  $f(t_i)$  与标准测量误差  $e(t_i)$  和 NLOS 误差  $NLOS(t_i)$  之和,即:

$$s(t_i) = f(t_i) + e(t_i) + NLOS(t_i)$$

其中,  $e(t_i)$  是零均值的高斯变量, NLOS 误差为正随机变量。

《微型机与应用》2014 年第 33 卷第 3 期

设  $\Psi(t) \in L^2(R)$ , 由多分辨分析理论得知,则由二阶离散小波函数族  $\{\Psi_{j,k}(t), k \in Z\}$  可以构成  $L^2(R)$  中的标准正交基<sup>[7]</sup>,那么对于时变信号  $f(t) \in L^2(R)$  就有下面的正交小波分解:

$$f(t) = \sum_{j=1}^N \sum_{k \in Z} d_{j,k} \Psi_{j,k}(t) + \sum_{k \in Z} c_{j,k} \phi_{j,k}(t)$$

其中,  $N$  为分解层数,  $d_{j,k}$  为小波分解系数,  $c_{j,k}$  为尺度分解系数。

(1) 由建立的 7 个相关基站提供 7 个 AOA 测量值,其输入向量可表示为:

$$P = [AOA1, AOA2, AOA3, AOA4, AOA5, AOA6, AOA7]$$

先对观测数据进行小波变换,得到其小波系数  $d_{j,k}$ ,并对低频信号进行卡尔曼滤波处理。

(2) 通过经验公式  $\theta_j = \text{median}(|d_{j,k}|) / 0.6745$  来计算每个尺度下的小波系数均方根误差;再使用经验公式  $\lambda_j = \theta_j \sqrt{2 \log_2 N} / \ln(j+1)$  来计算每个尺度系数的阈值,这样就可以得到新的小波系数  $\hat{d}_{j,k}$ :

$$\hat{d}_{j,k} = \text{sgn}(d_{j,k}) (\sqrt{d_{j,k}^2 - \lambda_j^2}, |d_{j,k}| \geq \lambda_j)$$

当  $|d_{j,k}| \leq \lambda_j$  时,  $\hat{d}_{j,k} = 0$ 。

(3) 经过(2)阈值处理得到新的小波系数  $\hat{d}_{j,k}$ ,对其进行逆变换进行重构信号,就可以求得预处理后的消噪数据信号,并且可得出输出向量为  $o = [T1, T2, T3, T4, T5, T6, T7]$ 。

### 2.2 定位算法

#### 2.2.1 基于 AOA 的 LS 定位算法

设基站个数为  $M$ ,并且假设移动台(MS)位置处在如图 3 所示阴影部分的 1/12 小区内,且在小区内为均匀分布。

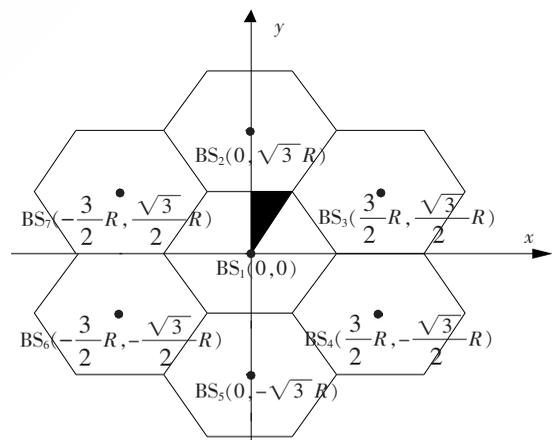


图 3 基站与移动台的位置分布

取 MS 的坐标为  $(x, y)$ , 基站  $BS_i$  坐标  $(x_i, y_i)$ , 所设测量的各基站 AOA 值为  $\theta_i$ , 则有:

$$\tan \theta_i = \frac{y - y_i}{x - x_i} \quad i = 1, 2, \dots, M$$

以上公式经过变换为可先转化为:

欢迎网上投稿 [www.pcachina.com](http://www.pcachina.com) 53

$$\tan(\theta_i)x - y = \tan(\theta_i)x_i - y_i$$

其中,  $i=1, 2, \dots, M$ 。

当所测量的 AOA 的数据存在误差时, 就能推导出误差方程:

$$\Psi = h - G_a x$$

其中,

$$G_a = \begin{bmatrix} \tan\theta_1 & -1 \\ \tan\theta_2 & -1 \\ \vdots & \vdots \\ \tan\theta_M & -1 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, h = \begin{bmatrix} \tan(\theta_1)x_1 & -y_1 \\ \tan(\theta_2)x_2 & -y_2 \\ \vdots & \vdots \\ \tan(\theta_M)x_M & -y_M \end{bmatrix}。$$

可以采用最小二乘 (LS) 算法来估计 MS 位置为:

$$x = (G_a^T G_a)^{-1} G_a^T h$$

### 2.2.2 基于小波分析的 AOA 定位算法

因为对于 AOA 的 LS 算法误差相对较小, 所以在可视距 (LOS) 环境下具有优良的定位效果, 然而对于 NLOS 环境下, 那么最小二乘 LS 的算法引起的误差就相对较大。利用小波分析对在 NLOS 环境下的 AOA 测量信号进行修正, 从而减小数据中的 NLOS 误差, 最后在使用 LS 法来进行定位, 这样就可以有效地达到提高系统定位精度的目的。

定位步骤如下:

- (1) 假设先测得有  $K$  组在 NLOS 环境下的 AOA 数据, 建立小波函数式对其进行数据分解变换得到小波系数。
- (2) 利用门限阈值对小波系数进行处理, 重构出 AOA 数据信号。
- (3) 对重构的 AOA 数据信号应用 LS 算法进行位置估算。

## 3 仿真与分析

为了检验算法的实际可能性, 对于不同的 AOA 数据测量误差以及在不同小区半径下的定位, 将本算法与直接采用最小二乘法的定位算法进行了仿真对比<sup>[8]</sup>, 如图 3 所采用的标准蜂窝网络结构, BS1(0, 0) 为服务基站的小区中心点, 并且所有 BS 与 MS 之间均存在 NLOS, 且 AOA 系统的测量误差为独立同分布的均值为 0, 标准差为  $0.1 \mu\text{s}$  (约 30 m) 的高斯随机变量。

图 4 为在不同的小区半径下, 本文所采用的定位算法与一般所用 LS 算法定位以及基于神经网络的定位算法<sup>[9]</sup>结果比较, 在不同的小区半径下纵坐标显示为 3 种算法定位结果的均方误差值。仿真结果表明, 采用本文算法的定位性能比直接采用 LS 算法及其神经网络算法的要好。当小区半径逐步增加, 本文算法的误差增长速度也低于 LS 算法, 在 4 km 之后误差增长速度才凸显。以上说明, 采用小波分析预处理数据在抑制 NLOS 误差上效果显著, 因此对移动台的定位效果同样显著。

在不同测量误差下, 本文所采用的定位算法与 LS 算法和基于神经网络算法的结果比较如图 5 所示。图 5 纵坐标为 3 种算法在不同测量误差下定位结果的均方

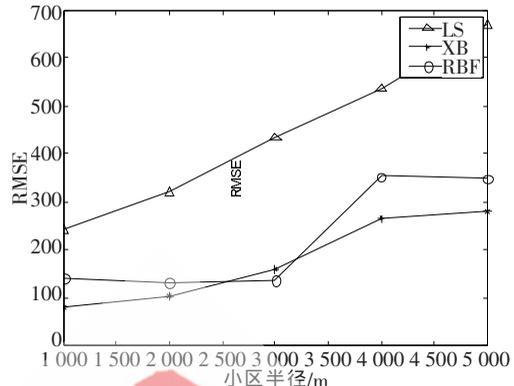


图 4 不同小区半径对定位性能的影响

误差值。从仿真结果来看, 当测量误差逐渐增长时, 本文所采用的算法定位效果变化不大, 且本文算法的均方误差增长缓慢, 变化幅度不大, 而对比其他两种算法性能逐渐下降, 由此说明本文算法能够明显地抑制 NLOS 误差以及测量误差, 同样在对移动台的定位方面效果良好。

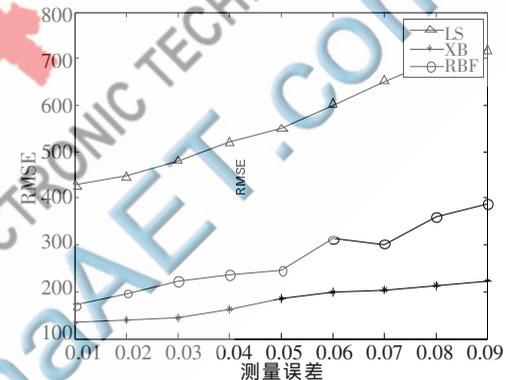


图 5 不同测量误差对定位性能的影响

在实际应用中, NLOS 误差是影响移动台定位的主要误差, 一般算法在其影响下定位效果很差, 基于神经网络在移动台定位方面效果明显, 但是因为训练时间实在太长, 收敛速度缓慢, 因此无法付出实施。小波分析预处理测量数据, 多分辨、多尺度分析能良好地抑制其误差, 而且处理速度快。本文提出了一种在 NLOS 环境下基于小波分析的 AOA 定位算法, 运用阈值对其信号过滤重构, 达到消除噪声的目的, 从而使用 LS 算法进行定位, 其效果良好。但是对于小波分析阈值法, 在硬阈值函数存在不连续性, 在软阈值在小波系数的估计中存在恒定偏差等, 因此有待继续研究并改善。

### 参考文献

- [1] Xie Yaqin, Wang Yan, Zhu Pengcheng, et al, Grid-search-based hybrid TOA/AOA location techniques for NLOS environments[J]. IEEE Communications Letters, 2009, 13(4): 254-256.
- [2] 毛勇毅, 李明远, 张宝军. 基于 RBF 神经网络的蜂窝无线定位算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(9): 1798-1800.

- [3] 江波,薛磊.基于遗传算法的 TDOA/AOA 定位系统的布站算法[J].计算机工程与应用,2009,45(24):219-221.
- [4] 郭丽梅,罗大庸.非视距环境中 TOA/AOA 混合定位方法[J].电路与系统学报,2010,5(15):26-30.
- [5] 陈奎,黄为勇,田传耕.基于 Matrix Pencil 的 OFDM 信号的 TOA/AOA 定位 [J]. 计算机应用研究,2013,30(2):534-536.
- [6] Mao Jiandong. Noise reduction for lidar returns using local threshold wavelet analysis[J]. Optical and Quantum Electronics. 2012,43(1-5):59-68.
- [7] 卓宁.小波分析技术在 GPS 数据预处理中的应用[J].中国惯性技术学报,2009,17(2):184-186.
- [8] 丛爽.面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M].北京:中国科学技术大学出版社,2009.
- [9] Tian Hui, Wang Shuang, Xie Huaiyao. Localization using cooperative AOA approach [J]. Wireless Communications, Networking and Mobile Computation, 2007,9(1):2416-2419.  
(收稿日期:2013-10-01)

作者简介:

杨阳,男,1988年生,硕士研究生,主要研究方向:移动台定位技术。

毛永毅,男,1969年生,博士,教授,主要研究方向:通信信号处理,移动台定位技术。

郑敏,女,1989年生,硕士研究生,主要研究方向:通信信号处理,移动台定位技术。

