

## 一种 NLOS 环境下的 TOA/AOA 定位算法

毛永毅<sup>①②③</sup> 李明远<sup>④</sup> 张宝军<sup>③</sup>

<sup>①</sup>(中国科学院国家授时中心 西安 710600)

<sup>②</sup>(中国科学院研究生院 北京 100039)

<sup>③</sup>(西安邮电学院电信系 西安 710061)

<sup>④</sup>(西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049)

**摘要:** 为了减小 NLOS 传播的影响, 基于几何结构的单次反射统计信道模型, 该文提出一种 NLOS 环境下的 TOA/AOA 定位算法。利用 RBF 神经网络较快的学习特性和逼近任意非线性映射的能力, 对 NLOS 传播的误差进行修正以减小 NLOS 传播的影响, 再利用最小二乘(LS)算法进行定位, 从而提高系统的定位精度。仿真结果表明, 该算法在 NLOS 环境下有较高的定位精度, 性能优于 Chan 算法, Taylor 算法和 LS 算法。

**关键词:** 定位算法; 波达时间; 电波到达角; 非视距传播; 最小二乘法; 神经网络

中图分类号: TN929.53

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0037-04

## A TOA/ AOA Location Algorithm in NLOS Environment

Mao Yong-yi<sup>①②③</sup> Li Ming-yuan<sup>④</sup> Zhang Bao-jun<sup>③</sup>

<sup>①</sup>(National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China)

<sup>②</sup>(Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

<sup>③</sup>(Dept. of Electronic and Information, Xi'an University of Post and Telecommunications, Xi'an 710061, China)

<sup>④</sup>(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** In order to mitigate the effect of NLOS propagation, based on the Geometry Based Single- Bounced (GBSB) statistical model, a TOA/AOA location algorithm based on the RBF neural network is proposed. The fast study and non-linear approach capacity of the neural network is made use of to correct the error of NLOS propagation, then the position is calculated by Least-Square (LS) algorithm to improve the location accuracy. The simulation results indicate that the location accuracy is significantly improved and the performance of this algorithm is better than that of Chan algorithm, Taylor algorithm and LS algorithm in NLOS environment.

**Key words:** Location algorithm; TOA; AOA; NLOS; LS algorithm; Neural network

### 1 引言

随着移动通信技术的发展, 利用蜂窝网络对移动台(MS)定位逐渐成为蜂窝网络的一项重要的基本功能<sup>[1]</sup>。1996 年美国联邦通信委员会(FCC)正式将位置信息的提供列为 911 急救业务的必备要求, 根据 FCC 的计划, 到 2001 年 10 月要求所有的移动网络运营商提供精度在 125m 以内的定位服务, 而且满足此精度的概率不低于 67%。在第三代移动通信系统中, 智能天线阵列将在基站中得到广泛应用, 因此, 服务基站(BS)将能提供较准确的 MS 的 AOA 测量值, 利用 TOA 与 AOA 的混合定位方法可以得到比 TOA 方法更高的定位精度。与其它定位方法<sup>[2]</sup>一样, 在 NLOS 环境中 TOA/AOA 的定位算法的性能将受到较大影响。为了减小 NLOS 的影响, 已提出了一些解决方法<sup>[3-6]</sup>。这些方法分别

采用解不等式约束的非线性最小二乘法, 利用 NLOS 传播时延统计特性对 NLOS 引起的时延修正后再进行定位等技术, 但是要获得确切的传播时延统计特性模型在实际应用中将有很大困难。

RBF 网络是典型的前向神经网络, 具有非线性连续有理函数的逼近功能。本文提出的基于 RBF 神经网络的 TOA/AOA 定位算法, 通过综合利用多个基站的 TOA 和 AOA 的测量值, 并利用 RBF 神经网络对 NLOS 误差进行修正, 使 TOA 和 AOA 的测量值接近 LOS 环境下的测量值, 然后再应用 LS 算法进行位置估计, 使其在 NLOS 环境中具有更高的定位精度。该方法不需要获得确切的传播时延统计特性模型, 因此具有较高的实用价值。

### 2 基于几何结构的单次反射(GBSB)统计信道模型

基于几何结构的单次反射(GBSB)统计信道模型<sup>[7]</sup>是一种适用于对各种定位算法进行分析的信道模型, 本文采用适

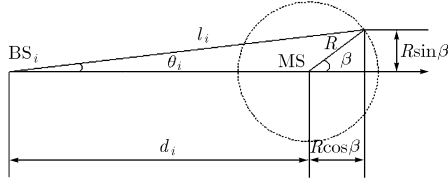


图1 基于几何结构的单次反射圆模型

用于宏蜂窝环境的基于几何结构的单次反射椭圆模型(GBSBCM)。反射体均匀分布在以MS为圆心,半径为 $R$ 的圆周上(如图1所示),在实际应用中 $R$ 的值由实测数据统计得到。为了便于分析,进行如下假设:

- (1)MS与BS之间为NLOS, MS发射的电波以角度 $\beta$ 到达反射圆再经反射后到达BS,  $\beta$ 服从 $[-\pi, \pi]$ 上的均匀分布;
- (2)信号的各多径分量在到达BS之前只经历一次反射;
- (3)MS和BS之间的距离大于 $R$ ;
- (4)NLOS造成的误差与系统的自身测量误差是相互统计独立的。

### 3 基于RBF神经网络的TOA和AOA测量值的修正

本文通过RBF神经网络来对NLOS误差和测量误差进行修正,使修正后的TOA和AOA值尽量接近真实值。图2给出了用于NLOS环境下7个基站提供的TOA和AOA测量值修正的RBF神经网络模型:RBF网络由输入层、隐层和输出层组成。其中输入层由7个相关的基站所提供的7个TOA和1个AOA测量值组成。隐层节点由高斯函数构成,具有局部感知能力。输出层由8个神经元构成,其输出为修正后的TDOA和AOA值。

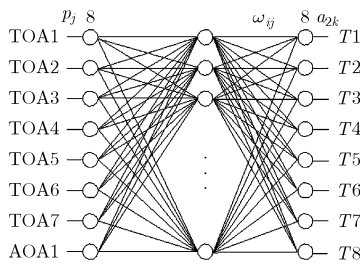


图2 用于TOA、AOA测量值修正的RBF神经网络模型

## 4 基于RBF神经网络的TOA/AOA定位算法

### 4.1 基于TOA/AOA的LS定位算法

设MS坐标为 $(x, y)$ ,参与定位的基站 $BS_i$ 坐标为 $(x_i, y_i)$ ,个数为 $M$ 。服务基站 $BS_1(x_1, y_1)$ 测量的AOA值为 $\theta_1$ ,第 $i$ 个基站测量的波达时间为 $\tau_i$ ,用户发射信号的时间为 $\tau_0$ , $c$ 为电波传播速度,则有

$$\tan \theta_1 = (y - y_1) / (x - x_1) \quad (1)$$

$$c(\tau_i - \tau_0) = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (2)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, M$ 。

上面方程为关于 $x, y, \tau_0$ 的非线性方程,将式(1)代入式(2)进行整理,并令 $x_{i,1} = x_i - x_1, y_{i,1} = y_i - y_1, \tau_{i,1} = \tau_i - \tau_1$ ,可转化成以下形式:

$$(x_{i,1} + y_{i,1} \operatorname{tg} \theta_1) x - c^2 \tau_{i,1} \tau_0 = (x_{i,1} + y_{i,1} \operatorname{tg} \theta_1) x_1 + (1/2)(x_{i,1}^2 + y_{i,1}^2 - c^2 \tau_i^2 + c^2 \tau_1^2) \quad (3)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, M$ 。

当TOA和AOA测量值存在误差时,可以得到误差方程:

$$\boldsymbol{\psi} = \mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{x} \quad (4)$$

其中

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} (x_{2,1} + y_{2,1} \operatorname{tg} \theta_1) x_1 & (x_{2,1}^2 + y_{2,1}^2 - c^2 \tau_2^2 + c^2 \tau_1^2) / 2 \\ (x_{3,1} + y_{3,1} \operatorname{tg} \theta_1) x_1 & (x_{3,1}^2 + y_{3,1}^2 - c^2 \tau_3^2 + c^2 \tau_1^2) / 2 \\ \vdots & \vdots \\ (x_{M,1} + y_{M,1} \operatorname{tg} \theta_1) x_1 & (x_{M,1}^2 + y_{M,1}^2 - c^2 \tau_M^2 + c^2 \tau_1^2) / 2 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G}_a = \begin{bmatrix} x_{2,1} + y_{2,1} \operatorname{tg} \theta_1 & -c^2 \tau_{2,1} \\ x_{3,1} + y_{3,1} \operatorname{tg} \theta_1 & -c^2 \tau_{3,1} \\ \vdots & \vdots \\ x_{M,1} + y_{M,1} \operatorname{tg} \theta_1 & -c^2 \tau_{M,1} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = [x, \tau_0]^T, \text{ 采用LS算法}$$

估计MS位置为

$$\mathbf{x} = (\mathbf{G}_a^T \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \mathbf{h} \quad (5)$$

将式(5)解得的 $x$ 代入式(1)可得到 $y$ 。

### 4.2 基于RBF神经网络的TOA/AOA定位算法

(1)以移动台的不含测量误差和NLOS误差的TOA和AOA为目标样本矢量对网络进行训练。训练步骤如下:

步骤1 选择RBF函数中心,从输入向量集合中选择中心。

步骤2 按照式(6)计算RBF函数的基函数围绕中心点宽度的初值。

$$\sigma = d_{\max} / \sqrt{k} \quad (6)$$

其中 $d_{\max}$ 是选择的中心之间的最大距离, $k$ 是中心数目。

步骤3 初始化网络输出权值为一些小的随机值。

步骤4 提交一个输入向量,并且按式(7)计算网络输出。

$$\hat{y}(n) = \sum_{k=1}^N w_k(n) \phi\{\mathbf{x}(n), \mathbf{c}_k, \sigma_k\} \quad (7)$$

步骤5 采用监督学习方法按式(8)-式(10)更新网络参数

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu_w e(n) \boldsymbol{\Psi}(n) \quad (8)$$

$$\mathbf{c}_k(n+1) = \mathbf{c}_k(n) + \mu_c \frac{e(n) w_k(n)}{\sigma_k^2(n)} \cdot \phi\{\mathbf{x}(n), \mathbf{c}_k(n), \sigma_k\} [\mathbf{x}(n) - \mathbf{c}_k(n)] \quad (9)$$

$$\sigma_k(n+1) = \sigma_k(n) + \mu_\sigma \frac{e(n) \omega_k(n)}{\sigma_k^3(n)} \cdot \phi\{\mathbf{x}(n), \mathbf{c}_k(n), \sigma_k\} \|\mathbf{x}(n) - \mathbf{c}_k(n)\|^2 \quad (10)$$

其中 $\phi(x, c_k, \sigma) = \exp\left[-\frac{\|x - c_k\|^2}{2\sigma^2}\right]$ ,  $\boldsymbol{\Psi}(n) = [\phi\{\mathbf{x}(n), \mathbf{c}_1, \sigma_1\}, \phi\{\mathbf{x}(n), \mathbf{c}_2, \sigma_2\}, \dots, \phi\{\mathbf{x}(n), \mathbf{c}_N, \sigma_N\}]$ ,  $e(n) = \hat{y}(n) - y_d(n)$ 。

$y_d(n)$  是期望网络输出,  $\mu_w, \mu_c$  和  $\mu_\sigma$  是适当的学习率参数。

步骤6 如果网络已经收敛则停止, 否则, 回到步骤4。

(2)用训练好的 RBF 网络对 TOA 和 AOA 测量数据进行修正, 输出值按式(7)计算。

(3)利用修正后的 TOA 和 AOA 值采用 4.1 节所述的 LS 算法按式(1)-式(5)进行位置估算。

## 5 仿真与分析

### 5.1 仿真条件和仿真步骤

本文对基于 RBF 神经网络的 TOA/AOA 定位算法在不同信道环境下的性能进行了分析, 并与 Chan 算法, Taylor 算法和 LS 算法在相同条件下的结果进行了分析比较。采用 7 个小区组成的典型蜂窝结构, 它们的位置如图 3 所示。在仿真中假设移动台均匀分布在图 3 阴影部分所示的 1/12 小区内。选取其中 1000 个位置进行仿真分析。除了分析小区半径对定位性能影响之外, 在其它情况下, 小区半径均取 2km。AOA 系统测量误差为独立同分布的均值为 0, 标准差为 0.01 rad 的高斯随机变量。除了分析 TOA 系统测量误差对定位性能影响之外, TOA 系统测量误差为独立同分布的均值为 0, 标准差为 0.1 $\mu$ s(约 30m)的高斯随机变量。MS 与所有基站之间均为 NLOS。

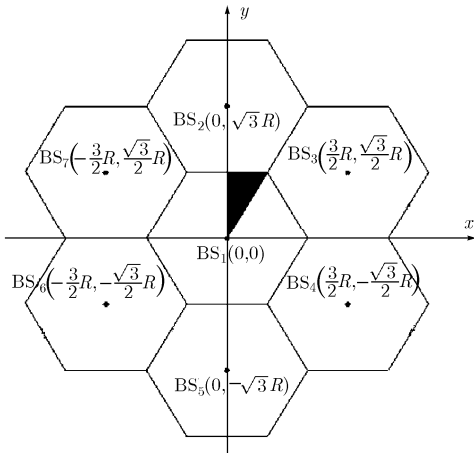


图 3 基站与移动台的位置分布

### 5.2 仿真结果与分析

(1)小区半径大小对定位性能的影响 图4中反射圆半径为500m, 本文算法随着小区半径的增大定位的均方根误差随之增大, 但定位的均方根误差远远小于直接利用LS算法的 TOA/AOA算法, 说明利用神经网络对TDOA和AOA测量值进行了修正, 在一定程度上消除了NLOS误差的影响, 因而提高了定位精度。当小区半径小于1.5km时, 本文算法定位精度最高, Taylor算法稍好, Chan算法次之, LS算法最差。这是由于小区半径较小时, 在反射圆半径一定的情况下, NLOS的误差所占比重较大, Taylor算法, Chan算法和LS算法受到的影响较大, 而本文算法对NLOS误差具有较好的修

正作用。随着小区半径的增大, Chan算法, Taylor算法定位性能逐步上升。在小区半径大于2.5km时, Chan算法定位性能最好, Taylor算法稍好, 本文算法次之, LS算法最差。这是由于随着小区半径的增大, 在反射圆半径一定的情况下, NLOS的误差所占比重随之减小, 其影响随之减小, Chan算法在LOS环境中具有优良的定位性能, Taylor算法稍好, 而本文算法由于AOA测量误差的存在, 反而导致定位性能下降。

(2)信道环境对定位性能的影响 图5表明随着反射圆半径增大, 也就是随着信道环境的逐渐恶化, 除本文算法以外, 其它3种算法的定位性能均有一定程度的下降。这是由于随着信道环境的逐渐恶化, NLOS误差随之增加的缘故。本文算法定位误差变化不大, 说明神经网络对NLOS修正有效地抑制了定位误差的增长, 因而本文算法具有更好的稳定性和可靠性。

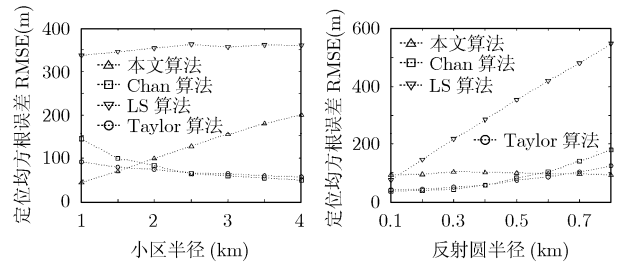


图 4 小区半径大小对定位性能的影响

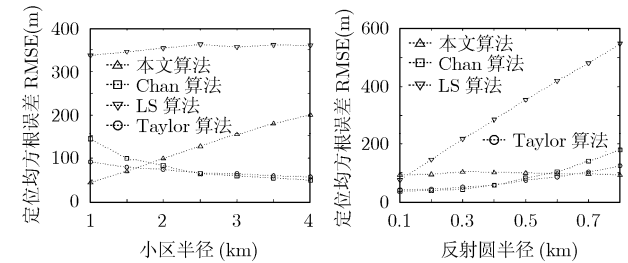


图 5 反射圆半径对定位性能的影响

在反射圆半径小于 0.7km 的情况下, 即 NLOS 的误差所占比重较小的情况下。Chan 算法和 Taylor 算法定位性能优于本文算法。体现了而 Chan 算法和 Taylor 算法在 LOS 环境中优良的定位性能。随着反射圆半径的增大, Taylor 算法的定位性能超越了 Chan 算法, 说明在 NLOS 误差较大时, Taylor 算法的定位性能优于 Chan 算法。而本文算法考虑了 AOA 测量值, 由于 AOA 测量误差的存在, 在 NLOS 误差较小时, 反而导致定位性能不如 Chan 算法和 Taylor 算法。NLOS 误差较大时, 本文算法由于对 TDOA 和 AOA 测量值进行了修正, 定位性能优于其它 3 种算法。

(3)TOA测量误差对定位性能的影响 图6中反射圆半径为200m, 从仿真的结果来看, 随着TOA测量误差的增加, 4种算法的定位误差均有一定程度的增加, 4种算法定位误差均有一定程度的下降。从定位效果上看, 在各种测量误差的情况下, 本文算法的定位性能均明显优于LS算法。从定位误差的增长速度来看, 本文算法和LS算法明显慢于Chan算法和Taylor算法, 而当TOA测量误差的大于130m时, Chan算法和Taylor算法定位性能甚至低于LS算法, 这是由于本文算法和LS算法考虑了AOA测量值的缘故。当TOA测量误差大于110m时, 本文算法定位精度高于Chan算法、Taylor算法和LS算法, 说明本文算法对系统的TOA测量误差也有一定的

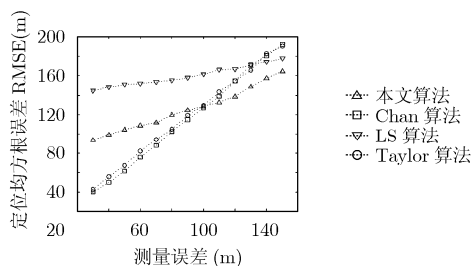


图6 TOA测量误差对定位性能的影响

抑制能力。

## 6 结束语

本文提出了基于 RBF 神经网络的 TOA/AOA 定位算法。该算法利用神经网络较快的学习特性和逼近任意非线性映射的能力,使其适用于复杂的多径环境。仿真结果表明该算法对 NLOS 误差具有很强的抑制能力。通过神经网络对 NLOS 误差的修正,在 NLOS 误差较大的情况下,该算法具有较高的定位精度和可靠性,定位性能优于 Chan 算法、Taylor 算法和 LS 算法。

## 参考文献

- [1] Reed J and Rappaport T. An overview of the challenges and progress in meeting the E-911 requirement for location Service [J]. *IEEE Communication Magazine*, 1998, 36(4): 30-37.
- [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, 2002: 52-76.  
Fan Ping-zhi, Deng Ping, and Liu Lin. *Wireless Location in Cellular Radio Networks* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002: 52-76.
- [3] Ma Changlin, Klukas R, and Lachapelle G. An enhanced two-step least squared approach for TDOA/AOA wireless location. ICC2003, Anchorage, Alaska, USA, 2003.5, Vol.2: 987-991.
- [4] 段凯宇, 张力军. 基于到达角 Kalman 滤波的 TDOA/AOA 定位算法[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(9): 1710-1713.  
Duan Kai-yu and Zhang Li-jun. A TDOA/AOA location algorithm based on Kalman filtering angle of arrival [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(9): 1710-1713.
- [5] 田孝华, 廖桂生. 减轻 TOA 和 AOA 定位系统非视距影响的方法[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(12): 1664-1668.  
Tian Xiao-hua and Liao Gui-sheng. A new method for mitigating the effect of NLOS propagation in the TOA and AOA hybrid location system [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2003, 25(12): 1664-1668.
- [6] 段凯宇, 张力军. 一种改进的无线定位算法[J]. 信号处理, 2006, 22(4): 528-531.  
Duan Kai-yu and Zhang Li-jun. An improved wireless location algorithm based on Taylor series expansion [J]. *Signal Processing*, 2006, 22(4): 528-531.
- [7] Ertel R, Cardieri P, and Sowerby K W, et al. Overview of spatial channel models for antenna array communication systems [J]. *IEEE Personal Communications*, 1998, 5(1): 10-20.

毛永毅: 男, 1969 年生, 副教授, 博士生, 研究方向为通信信号处理、移动台定位技术。

李明远: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、无线个人通信技术。

张宝军: 男, 1972 年生, 讲师, 研究方向为通信信号处理、移动台定位技术。