

文章编号:1001-9081(2008)01-0001-03

## 基于 RBF 神经网络的 AOA 定位算法

毛永毅<sup>1,2,3</sup>, 李明远<sup>4</sup>, 张宝军<sup>3</sup>

(1. 中国科学院 国家授时中心, 西安 710600; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039;  
3. 西安邮电学院 电子与信息工程系, 西安 710061; 4. 西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049)  
(maoyongyi@263.net)

**摘要:**基于几何结构的单次反射统计信道模型,提出了基于 RBF 神经网络的 AOA 定位算法。应用 RBF 神经网络对非视距传播(NLOS)误差进行修正,然后利用最小二乘(LS)算法进行定位。仿真结果表明:该算法减小了 NLOS 传播的影响,提高了系统的定位精度,性能优于 LS 算法。

**关键词:**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 **文献标志码:** A

## AOA location algorithm based on RBF neural network

MAO Yong-yi<sup>1,2,3</sup>, LI Ming-yuan<sup>4</sup>, ZHANG Bao-jun<sup>3</sup>

(1. National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an Shaanxi 710600, China;  
2. Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;  
3. Department of Electronic and Information, Xi'an University of Post and Telecommunications, Xi'an Shaanxi 710061, China;  
4. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an Shaanxi 710049, China)

**Abstract:** According Geometrically Based Single-Bounced (GBSB) statistical model, an Angle Of Arrival (AOA) location algorithm based on RBF neural network was proposed. The RBF neural network was used to correct the error of Non-Line-Of-Sight (NLOS) propagation, then the position was calculated by Least-Square algorithm (LS). The simulation results indicate that the location accuracy is significantly improved and the performance of this algorithm is better than that of LS algorithm.

**Key words:** Angle Of Arrival (AOA); Non-Line-Of-Sight (NLOS); Least Squares algorithm (LS); neural network

### 0 引言

在美国联邦通信委员会(FCC)于1996年正式将位置信息作为E-911急救业务必备要求提出后,利用移动通信网对移动用户进行定位引起了广泛关注<sup>[1]</sup>。电波到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)方法由于对设备改动较少且不需要移动台(Mobile Station, MS)与基站(Base Station, BS)间进行严格的时间同步,因而受到广泛的关注。Taylor<sup>[2,3]</sup>级数展开法、Chan<sup>[4]</sup>算法和最小二乘(LS)算法均是基于TDOA的定位算法。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,服务基站将能提供较准确的MS电波到达角(AOA)测量值,可以用于MS的位置估计。对于利用AOA进行MS定位同样不需要MS与BS间进行严格的时间同步,因此具有广阔的应用前景。

与其他定位方法<sup>[5]</sup>一样,在非视距传播(NLOS)环境中基于AOA的定位算法<sup>[6]</sup>的性能将受到较大影响。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。基于几何结构的单次反射(GBSB)统计信道模型<sup>[7]</sup>,本文提出的基于径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络的AOA定位算法,通过综合利用多个基站的AOA的测量值,利用RBF神经网络对NLOS误差和测量误差进行修正,使AOA的测量值接近视距传播(Line Of Sight, 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环境中更有更高的定位精度。

### 1 GBSB 统计信道模型

GBSB统计信道模型是一种适用于对各种定位算法进行分析的信道模型,其中基于几何结构的单次反射圆模型(Geometrically Based Single Bounce Circular Model, GBSBCM)适用于宏蜂窝环境,基于几何结构的单次反射椭圆模型(Geometrically Based Single Bounce Elliptical Model, GBSBEM)适用于微蜂窝环境。

本文主要考虑适用于宏蜂窝环境的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。设MS坐标为(x,y),参与定位的基站BS<sub>i</sub>坐标为(x<sub>i</sub>,y<sub>i</sub>),个数为M。为了便于分析,进行如下假设:

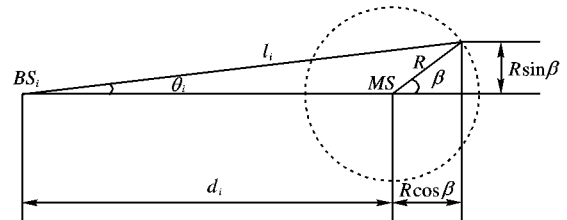


图1 基于几何结构的单次反射圆模型

- 1) MS与BS<sub>i</sub>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<sub>i</sub>, $\beta$ 服从 $[-\pi, \pi]$ 上的均匀分布;
- 2) 信号的各多径分量在到达BS<sub>i</sub>之前只经历一次反射;

收稿日期:2007-07-16;修回日期:2007-09-14。 基金项目:陕西省自然科学基金资助项目(2004F12)。

作者简介:毛永毅(1969-),男,湖南长沙人,副教授,博士研究生,主要研究方向:通信信号处理、移动台定位; 李明远(1965-),男,陕西吴旗人,教授,博士生导师,主要研究方向:通信信号处理、无线个人通信; 张宝军(1974-),男,陕西宝鸡人,讲师,主要研究方向:通信信号处理、移动台定位。

3) MS 和  $BS_i$  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。

由模型可知,最大时延扩展  $\tau_{\max}$  和最大角度扩展  $\theta_{\max}$  分别为:

$$\tau_{\max} = 2R/c; c \text{ 为光速} \quad (1)$$

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

## 2 基于 RBF 神经网络的 AOA 测量值的修正

设  $\alpha_i$  为 MS 与  $BS_i$  之间的 AOA 测量值,由于存在系统的测量误差和由 NLOS 引起的附加角度误差,  $\alpha_i$  可表示为:

$$\alpha_i = \alpha_i^0 + \alpha n_i + \alpha_{ei}; i = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

其中:  $\alpha_i^0$  为 LOS 环境下的 AOA 的值;  $\alpha n_i$  为系统测量误差,服从 0 均值高斯分布;方差为  $\sigma_{an}^2$ ;  $\alpha_{ei}$  为 NLOS 引起的附加角度误差。

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 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 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 AOA 测量值组成。输入向量为:

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7] = [AOA1, AOA2, AOA3, AOA4, AOA5, AOA6, AOA7] \quad (4)$$

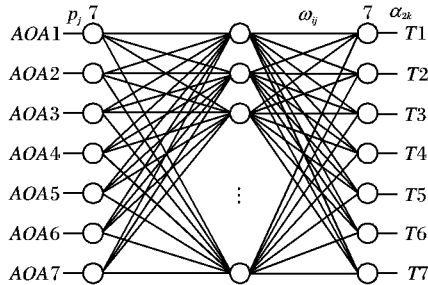


图 2 用于 AOA 测量值修正的 RBF 神经网络模型

隐层节点中的作用函数(基函数)对输入信号将在局部产生响应,当输入信号靠近基函数的中央范围时,隐层节点将产生较大的输出,因此这种网络具有良好的局部逼近能力。本文选择的基函数是高斯函数:

$$R_i(\mathbf{x}) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right]; i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{x}$  是输入向量;  $\mathbf{c}_i$  是第  $i$  个基函数的中心,与  $\mathbf{x}$  具有相同维数的向量;  $\sigma_i$  决定了该基函数围绕中心点的宽度;  $m$  是感知单元的个数。  $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$  是向量  $\mathbf{x} - \mathbf{c}_i$  的范数。  $R_i(\mathbf{x})$  在  $\mathbf{c}_i$  处有一个唯一的最大值,随着  $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|$  的增大,  $R_i(\mathbf{x})$  迅速衰减到零。

输出层由 7 个神经元构成,其输出为修正后的 AOA 值。输出向量为:

$$\mathbf{o} = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7] = [T1, T2, T3, T4, T5, T6, T7] \quad (6)$$

RBF 网络中要学习的参数有 3 个,即各 RBF 的中心和方差,以及输出单元的权值。上述 3 个参数都采用监督学习方法训练。学习规则如下 ( $n$  为迭代步数):

假设系统的实际输出为  $y_j$ ,期望输出为  $y_j^d$ ,则系统的误差

为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \sum_{j=1}^r (y_j - y_j^d)^2 \quad (7)$$

其中:  $P$  为训练样本的个数,  $r$  为输出单元的个数。则输出单元的权值为:

$$\omega_{ij}(n+1) = \omega_{ij}(n) - \eta_1 \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ij}(n)} \quad (8)$$

隐层单元的中心为:

$$\mathbf{c}_i(n+1) = \mathbf{c}_i(n) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{c}_i(n)} \quad (9)$$

基函数围绕中心点的宽度为:

$$\sigma_i(n+1) = \sigma_i(n) - \eta_3 \frac{\partial E(n)}{\partial \sigma_i(n)} \quad (10)$$

## 3 基于 RBF 神经网络的 AOA 定位算法

### 3.1 基于 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  $M$ 。各基站测量的 AOA 值为  $\theta_i$ ,则有:

$$\tan \theta_i = \frac{y - y_i}{x - x_i} \quad (11)$$

上方程为可先转化成以下形式:

$$(\tan \theta_i) \mathbf{x} - y = (\tan \theta_i) x_i - y_i; i = 1, 2, \dots, M \quad (12)$$

当 AOA 测量值存在误差时,可以得到误差方程:

$$\psi = \mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{x} \quad (13)$$

其中:

$$\mathbf{G}_a = \begin{bmatrix} \tan \theta_1 & -1 \\ \tan \theta_2 & -1 \\ \vdots & \vdots \\ \tan \theta_M & -1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} (\tan \theta_1) x_1 - y_1 \\ (\tan \theta_2) x_2 - y_2 \\ \vdots \\ (\tan \theta_M) x_M - y_M \end{bmatrix}$$

采用 LS 算法估计 MS 位置为:

$$\mathbf{x} = (\mathbf{G}_a^T \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \mathbf{h} \quad (14)$$

### 3.2 基于 RBF 神经网络的 AOA 定位算法

基于 AOA 的 LS 算法在 LOS 环境下具有较好的定位精度,对于 NLOS 环境中误差较大的 AOA 测量值,该算法的性能将受到较大影响。利用 RBF 网络对 AOA 测量数据进行修正,从而减小 AOA 测量值中的 NLOS 误差,然后利用 LS 算法进行定位将有效提高系统的定位精度。定位的具体步骤如下:

1) 假定测得  $K$  组 NLOS 环境下的 AOA 值,建立用于修正 NLOS 误差的 RBF 网络并进行训练。以移动台的不含测量误差和 NLOS 误差的 AOA 为目标样本矢量对网络进行训练。

2) 用训练好的 RBF 网络对模拟的 AOA 测量数据进行修正。

3) 利用修正后的 AOA 值采用基于 AOA 的 LS 算法进行位置估算。

## 4 仿真与分析

### 4.1 仿真条件和仿真步骤

本文通过计算机仿真对基于 RBF 神经网络的 AOA 定位算法在不同信道环境下的性能进行了分析,并与基于 AOA 的

IS 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。

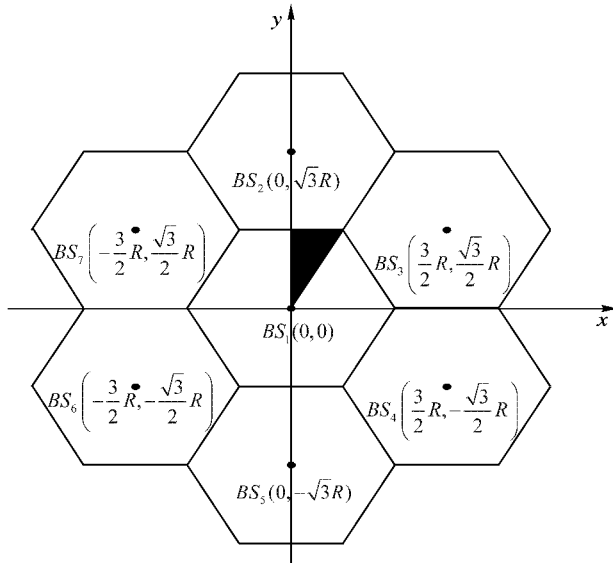


图 3 基站与移动台的位置分布

移动台 (MS) 位置选取:在仿真中假设移动台均匀分布在图 2 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,在其他情况下,小区半径均取 2 km。除了分析 AOA 系统测量误差对定位性能影响之外,在其他情况下,假设 AOA 系统测量误差为独立同分布的均值为 0,标准差为 0.05 rad 的高斯随机变量。MS 与所有基站之间均为 NLOS。

仿真步骤如下:

1) 首先产生均匀分布的 2000 个 MS 位置,作为目标数据。然后根据 AOA 测量误差模型产生相应的模拟的测量数据。

2) 将模拟的测量数据分为两部分,其中一半用于训练神经网络,另一半用于性能仿真。

3) 建立和训练 RBF 网络。以移动台的不含 NLOS 误差的 AOA 为目标样本矢量对网络进行训练。

4) 模拟的测量数据的仿真,先用训练好的 RBF 网络对模拟的 AOA 测量数据进行修正。利用修正后的 AOA 值采用 LS 算法进行位置估算。计算定位的均方根误差  $RMSE$ 、定位精度小于 125 m 的概率。在二维定位估计中计算  $RMSE$  的方法为:

$$RMSE = \sqrt{E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2]} \quad (15)$$

其中:  $(x, y)$  为 MS 实际位置,  $(\hat{x}, \hat{y})$  为 MS 估计位置。

#### 4.2 仿真结果与分析

##### 1) 小区半径对定位性能的影响

从图 4 可以看出,算法随着小区半径的增大,定位的均方根误差随之增大,定位误差在 125 m 以内的概率则随之减小,即定位精度下降、定位的可靠性下降。由于小区半径的增大,MS 与 BS 之间的距离会有所增大,所以导致了 NLOS 误差对角度误差的影响增大,定位精度下降。

##### 2) 反射圆半径对定位性能的影响

图 5 表明:随着反射圆半径的增大,LS 算法定位误差也随之增大,也就是随着信道环境的逐渐恶化,定位误差小于 125 m 的概率则也随之下降。说明 LS 算法不能有效地抑制 NLOS 的影响。而随着反射圆半径增大,本文算法的定

位性能变化不大。说明神经网络对 NLOS 修正有效地抑制了定位误差的增长,因而具有更好的稳定性。

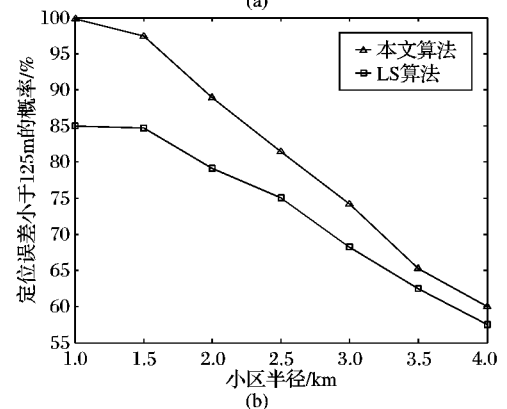
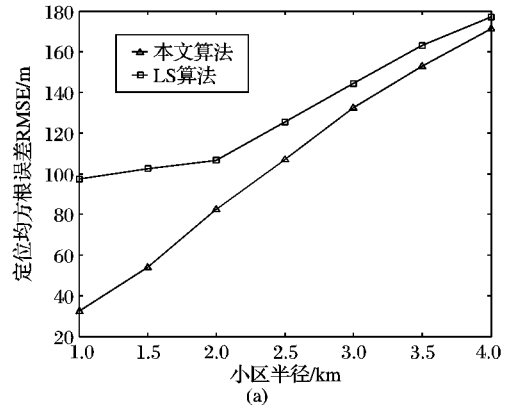


图 4 小区半径对定位性能的影响

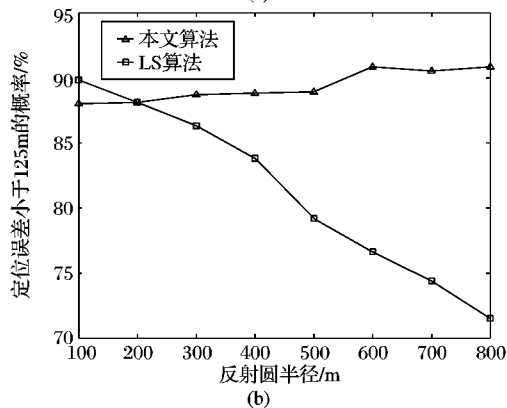
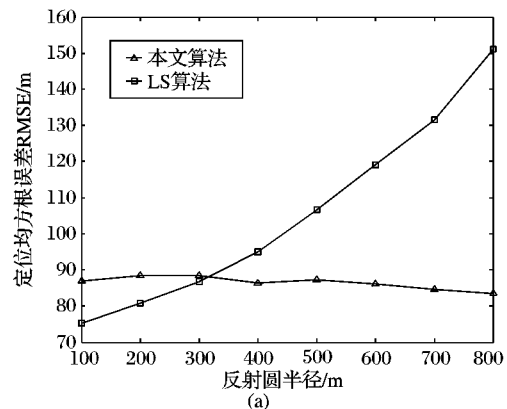


图 5 反射圆半径对定位性能的影响

当在反射圆半径较小时,也就是在信道环境较好的情况下,本文算法与 LS 算法定位性能相差不多,本文算法甚至比 LS 算法定位性能还有所下降,原因在于此时 NLOS 误差较小,使用神经网络所产生的逼近误差比 NLOS 误差还大所造成的结果。

(下转第 6 页)

节点数( $PN$ )的变化情况。

由图 4 反映的试验结果可知,随着  $PN$  的增加, $RMN$  随之增加。 $PN$  的取值范围在 5 ~ 500 时,TTL 取值对  $RMN$  的影响较大; $PN$  的取值超过 500 时,TTL 取值对  $RMN$  的影响较小。由此可得, $PN$  的取值较大时( $PN > 500$ ),通过跳数限定(即减少 TTL 取值),可减少网络上传递的查询和响应消息数量,缩短查询时间,提高网格环境下资源发现的效率。

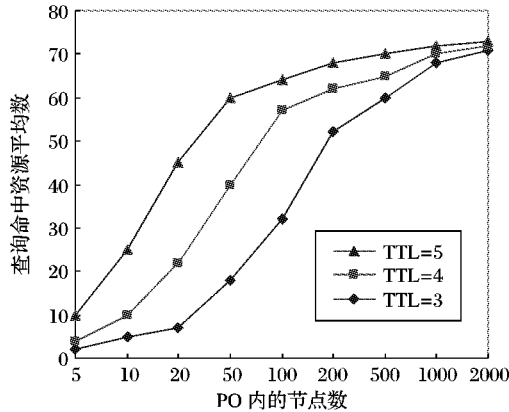


图 4 查询结果平均数量比较

## 4 结语

本文建立了一种层次结构的网格模型,采用该模型构建

的网络架构能够适应网格资源的复杂性与异构性,可扩展性好;在上述模型的基础上设计了成员加入协议和资源发现算法,该算法通过跳数限定、缓存列表等策略减少了网络负载、提高了资源发现效率。通过模拟实验对该算法进行了验证。

### 参考文献:

- [1] IAMNITCHI A, FOSTER I. On fully decentralized resource discovery in grid environments [C]// Proceedings of 2th International Workshop on Grid Computing. London: Springer-Verlag, 2001: 51-62.
- [2] CHEEMA A, MUHAMMAD M, GUPTA I. Peer-to-peer discovery of computational resources for grid applications[C]// Proceedings of 6th IEEE/ACM International Workshop on Grid Computing. London: Springer-Verlag, 2005: 179-185.
- [3] YANG B, GARCIA-MOLINA H. Designing a super-peer network [C]// Proceedings of 19th International Conference on Data Engineering. Bangalore: IEEE Computer Society Press, 2003: 49-60.
- [4] IAMNITCHI A, IAN FOSTER I, WEGLARZ J, et al. A peer-to-peer approach to resource location in grid environments [M]. Boston: Kluwer Publishing, 2003.
- [5] BUYYA R, MURSHEDM. GridSim: A toolkit for the modeling and simulation of distributed resource management and scheduling for grid computing [J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2002, 14(3): 1175-1220.

(上接第 3 页)

### 3) AOA 测量误差对定位性能的影响

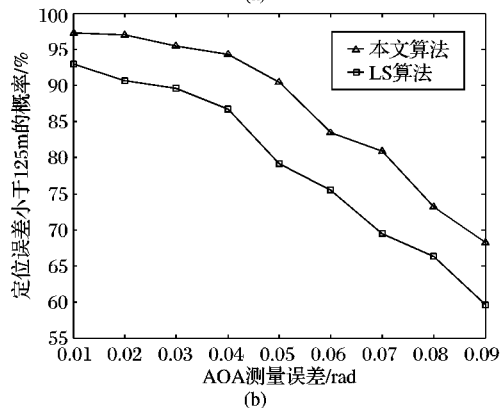
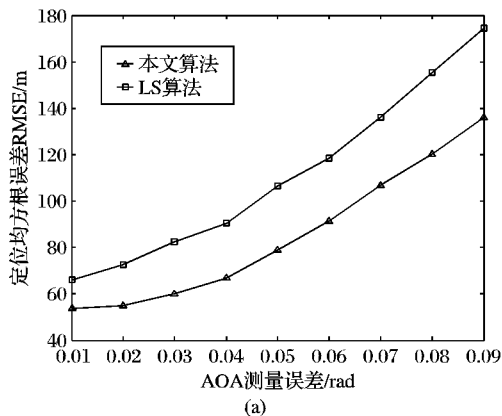


图 6 AOA 测量误差对定位性能的影响

图 6 表明随着 AOA 测量误差的增加,两种算法的定位误差均有一定程度的增加,两种算法定位误差小于 125 m 的概率均有一定程度的下降。也就是说此时定位性能随之下降。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。说明本文算法对系统的测量误差也有一定的抑制能力。

## 5 结语

本文提出了基于 RBF 神经网络的 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来消除 NLOS 的影响,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 信道环境下,该算法具有较高的定位精度和可靠性,定位性能优于基于 AOA 的 LS 算法。

### 参考文献:

- [1] REED J, 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] FOY W H. Position location solutions by Taylor-series estimation [J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, 1976, AES-12(2): 187-193.
- [3] 熊瑾煜,王巍,朱中梁. 基于泰勒级数展开的蜂窝 TDOA 定位算法[J]. 通信学报, 2004, 25(4): 144-150.
- [4] CHAN Y T, HO K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1994, 42(8): 1905-1915.
- [5] 范平志,邓平,刘林. 蜂窝网无线定位技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
- [6] 田孝华,廖桂生,赵修斌. 非视距传播环境下对移动用户定位的 AOA 方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2003, 30(6): 775-779.
- [7] ERTEL R, CARDIERI P, SOWERBY K W, et al. Overview of spatial channel models for antenna array communication systems [J]. IEEE Personal Communications, 1998, 5(1): 10-20.