

# 基于 BP 神经网络的蜂窝无线定位算法

毛永毅<sup>1,2,3</sup>,李明远<sup>4</sup>,张保军<sup>3</sup>

MAO Yong-yi<sup>1,2,3</sup>,LI Ming-yuan<sup>4</sup>,ZHANG Bao-jun<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 电信系,西安 710061

4.西安交通大学,西安 710049

1.National Time Service Center,Chinese Academy of Sciences,Xi'an 710600,China

2.Graduate School of the Chinese Academy of Sciences,Beijing 100039,China

3.Dept. of Electronic and Information,Xi'an University of Post and Telecommunications,Xi'an 710061,China

4.Xi'an Jiaotong University,Xi'an 710049,China

E-mail:maoyongyi@263.net

MAO Yong-yi,LI Ming-yuan,ZHANG Bao-jun.Cellular localization algorithm based on BP neural network.Computer Engineering and Applications,2008,44(3):60-63.

**Abstract:** In order to solve the problem how to construct covariance matrix that used prescient information of measurement data in least-square-method,a cellular localization algorithm based on the BP neural network is proposed.The measurement of AOA, TOA and TDOA provided by mobile base station is fused to locate mobile.The fast study and non-linear approach capacity of the neural network is made use of to apply in complicated multipath environment.At the same time,the location redundancy and complementary information is full used to mitigate the effect of Non-Line-Of-Sight (NLOS) propagation.The location performance of BP neural network is simulated.The simulation results indicate that the uncertainty of location and the effect of bad basement position is avoided while the cellular localization algorithm based on the BP neural network is used.It's location accuracy is significantly improved under complicated multipath environment.

**Key words:** least-square-method;cellular system;neural network;Non-Line-Of-Sight(NLOS)

**摘要:**为了解决最小二乘法需要测量数据的先验信息来构造协方差矩阵的问题,提出了基于 BP 神经网络的蜂窝无线定位算法。该算法融合了移动基站提供的 AOA、TOA 和 TDOA 测量值来实现移动台的定位,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。同时充分利用了定位的冗余和互补信息有效地减小了非视距传播的影响。对基于 BP 神经网络的定位系统性能进行了仿真,结果表明,基于 BP 网络的蜂窝无线定位算法消除了定位模糊和基站非理想分布对定位精度的影响,在复杂的多径环境下能够有效地提高定位精度。

**关键词:**最小二乘法;蜂窝系统;神经网络;非视距传播

**文章编号:**1002-8331(2008)03-0060-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TN929.53

## 1 引言

自 E-911 定位需求<sup>[1]</sup>颁布以来,移动台定位技术在国外受到高度重视和深入研究。在蜂窝无线定位算法中,求解移动终端位置的圆位置线方程组、双曲位置线方程或含有到达角度的位置线方程组中会遇到非线性问题,通常情况下需要将其转换成线性方程组后进行求解。求解非线性问题的主要位置算法有:(1)Foy<sup>[2]</sup>提出的泰勒级数展开线性化最小二乘位置估计算法(TS-LS)。TS-LS 是最基本的位置迭代估计算法,简单、适用环境范围广,但需要迭代初值,初值选择不好容易陷入局部最小点,从而算法不收敛;(2)具有闭合解的 Fang 算法<sup>[3]</sup>、球面相交 SX 算法、球面插值 SI<sup>[4]</sup>算法和 Chan<sup>[5]</sup>两步加权最小二乘最大

似然位置估计算法。当 TDOA 测量误差比较小时,Chan 算法具有最优估计性能。Chan 算法的推导过程都是基于 TDOA 误差较小且为理想的零均值高斯随机变量这个前提,因此可以预计,对于实际信道环境中误差较大的 TDOA 测量值,该算法的性能将受到较大影响。而且,最小二乘算法需要测量数据的先验信息来构造协方差矩阵  $Q$ ,这在实际应用中有一定的难度,另外,此类算法不同程度上存在估计位置的模糊问题。

BP 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。本文提出了基于 BP 神经网络的无线定位算法利用这一功能,通过综合利用 AOA 与 TOA、TDOA 的测量值,在复杂的多径环境下取得了良好的定位效果,在小区半径小于

**基金项目:**陕西省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Shaanxi Province of China under Grant No.2004F12)。

**作者简介:**毛永毅(1969-),男,副教授,中国科学院国家授时中心博士研究生。

2 Km的情况下,定位精度基本上达到了美国联邦通信委员会(FCC)提出的E-911法规定位精度要求,即对基于网络定位的精度在125 m时准确率可达67%,在300 m时准确率可达95%。该算法解决了最小二乘算法需要测量数据的先验信息来构造协方差矩阵 $Q$ 的问题,同时该算法消除了估计位置的模糊问题和基站非理想分布对定位精度的影响。

## 2 TOA、TDOA、AOA 测量误差模型

### 2.1 TOA、TDOA 测量误差模型

设 $\tau_i$ 为MS与 $BS_i$ 之间的TOA测量值,由于存在系统的测量误差和由NLOS引起的附加时延误差, $\tau_i$ 可表示为<sup>[6]</sup>:

$$\tau_i = \tau_i^0 + n_i + \tau_{ei}, i=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中 $\tau_i^0$ 为LOS环境下的TOA的值, $n_i$ 为系统测量误差,服从0均值高斯分布,方差为 $\sigma_n^2$ ;  $\tau_{ei}$ 为NLOS引起的附加时延误差,它是一个大的正均值随机变量,其均值记为 $\mu_{ei}$ ,方差为 $\sigma_{ei}^2$ ,各 $\tau_{ei}$ 之间相互独立。则有:

$$\tau_{i,1} = \tau_i - \tau_1 = (\tau_i^0 - \tau_1^0) + (n_i - n_1) + (\tau_{ei} - \tau_{e1}) = \tau_{i,1}^0 + n_{i,1} + \tau_{ei,1}, i=2, 3, \dots, M \quad (2)$$

其中 $\tau_{i,1}^0$ 为在LOS环境下的TDOA的值, $n_{i,1}$ 为系统测量误差,服从0均值高斯分布,方差为 $\sigma_{ni,1}^2$ ;  $\tau_{ei,1}$ 为NLOS引起的附加时延误差,其均值为 $\mu_{ei,1}$ ,方差为 $\sigma_{ei,1}^2$ ,各 $\tau_{ei,1}$ 之间相互独立。根据式(1)可得:

$$\mu_{ei,1} = E(\tau_{ei} - \tau_{e1}) = \mu_{ei} - \mu_{e1} \quad (3)$$

$$\sigma_{ei,1}^2 = D(\tau_{ei} - \tau_{e1}) = \sigma_{ei}^2 + \sigma_{e1}^2 \quad (4)$$

因此 $\tau_{i,1}$ 可改写为:

$$\tau_{i,1} = \tau_{i,1}^0 + \mu_{ei,1} + n_{i,1} \quad (5)$$

其中 $n_{i,1}$ 为均值为0,方差为 $\sigma^2$ 的随机变量:

$$\sigma^2 = \sigma_{ni,1}^2 + \sigma_{ei,1}^2 \quad (6)$$

### 2.2 NLOS 引起的附加时延误差

文献[7]的研究表明,在NLOS环境下附加时延服从在不同的信道环境下服从指数分布,其条件概率密度函数为:

$$f(\tau_{ei} | \tau_{i,rms}) = \frac{1}{\tau_{i,rms}} \exp\left(-\frac{\tau_{ei}}{\tau_{i,rms}}\right), \tau_{ei} \geq 0 \quad (7)$$

其中 $\tau_{i,rms}$ 为均方根时延扩展(单位为 $\mu s$ ),可表示为:

$$\tau_{i,rms} = T_1 d_i^\xi \quad (8)$$

$d_i$ 为移动台MS到基站 $BS_i$ 的距离(单位为km)。 $\xi$ 为服从0均值对数正态分布的随机变量,标准差(std) $\sigma_\xi = 4$  dB。不同信道的 $T_1$ 不同,取值如表1所示。

表1 不同信道环境下 $T_1$ 的取值表

信道环境	闹市区	一般市区	郊区	远郊区
$T_1/\mu s$	1.0	0.4	0.3	0.1

### 2.3 AOA 测量误差模型

由信道环境造成的AOA误差服从的AOA本地散射环模型<sup>[8]</sup>。故由信道引起的AOA误差可以看成是一均值为零,标准差为 $\sigma_\theta$ 的高斯随机变量, $\sigma_\theta$ 可定义为:

$$\sigma_\theta = \frac{c\tau}{d_i} \quad (9)$$

其中, $c$ 为电波传播速度, $\tau$ 为NLOS造成的超量时延, $d_i$ 为移动台到基站 $BS_i$ 的距离。

## 3 基于BP神经网络的无线定位算法

图1给出了基于BP神经网络数据融合无线定位算法模型:BP网络由输入层、隐层和输出层组成。输入层由3个相关的基站所提供的物理测量值组成,由于TOA定位需要3个基站测量的到达时间,TDOA定位算法最少需要2个TDOA测量值,AOA与TOA、TDOA混合定位只需要1个AOA测量值与1个TOA或TDOA测量值就可以对移动台定位。所以,在本算法中其中选择了最小的一组数据。包括:3个基站提供的3个TOA和2个TDOA测量值,为了减小误差只选择了服务基站提供的AOA测量值。输入向量为:

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6] = [TOA1, TOA2, TOA3, TDOA21, TDOA31, AOA] \quad (10)$$

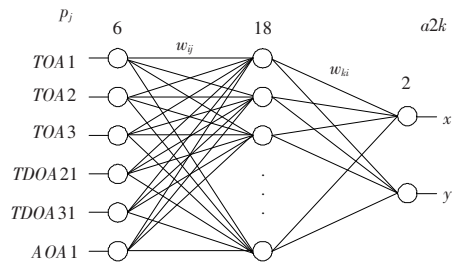


图1 基于BP神经网络无线定位算法模型

隐含层神经元数目可以由经验公式获得,即 $N_2 \geq \ln T$ ,其中 $N_2$ 为隐含层中神经元的数目, $T$ 是训练样本的维数。隐含层神经元数目的增加可以提高定位精度,但带来更大的计算量。由于本文中所用的样本数目不太多,重点考虑精度问题,故选择隐含层神经元数目为18。隐含层传递函数采用Sigmoid型函数 $f(x) = \tanh(x)$ ,它的输入值可以为任意值,输出值则在-1和+1之间取值。

输出层由2个神经元构成,在输出层采用线性传递函数 $purelin$ ,即 $f(x) = kx$ 。其输出为相应移动台的估计位置 $(x, y)$ 。输出向量为:

$$\mathbf{o} = [y_1, y_2] = [x, y] \quad (11)$$

BP网络的学习算法如下:设输入层为 $P$ ,输入神经元由 $r$ 个,隐含层内有 $s1$ 个神经元,激活函数为 $f1$ ,输出层内有 $s2$ 个神经元,对应的激活函数为 $f2$ ,输出为 $A$ ,目标矢量为 $T$ 。 $w_{ij}$ 为输入层与隐层之间的连接权, $w_{ki}$ 为隐层与输出层之间的连接权。

隐含层中第 $i$ 个神经元的输出为:

$$a1_i = f1\left(\sum_{j=1}^r w_{ij} p_j + b1_i\right), i=1, 2, \dots, s1 \quad (12)$$

输出层第 $k$ 个神经元的输出为:

$$a2_k = f2\left(\sum_{i=1}^{s1} w_{ki} a1_i + b2_k\right), k=1, 2, \dots, s2 \quad (13)$$

定义误差函数为:

$$E(W, B) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s2} (t_k - a2_k)^2 \quad (14)$$

利用梯度下降法求权值变化及误差的反向传播,输出层的权值变化正比于误差函数对输出层权值的负梯度:

$$\Delta w_{ki}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial w_{ki}} \quad (15)$$

输出层的权值按式(16)更新:

$$w_{ki}(t+1) = w_{ki}(t) + \Delta w_{ki}(t) \quad (16)$$

隐含层权值变化正比于误差函数对隐含层权值的负梯度:

$$\Delta w_{ij}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \cdot \frac{\partial a_{1i}}{\partial w_{ij}} = \eta \sum_{k=1}^{x_2} (t_k - a_{2k}) \cdot f_2' \cdot w_{ki} \cdot f_1' \cdot p_j \quad (17)$$

隐含层的权值按式(18)更新:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (18)$$

## 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 BP 定位算法在不同信道环境下的性能进行了分析,并与 Chan 算法在相同条件下的结果进行了比较分析。采用 7 个小区组成的典型蜂窝结构,它们的位置如图 2 所示,其位置坐标分别为:  $BS_1(0,0)$ 、 $BS_2(0, \sqrt{3}R)$ 、 $BS_3(\frac{3}{2}R, \frac{\sqrt{3}}{2}R)$ 、 $BS_4(\frac{3}{2}R, -\frac{\sqrt{3}}{2}R)$ 、 $BS_5(0, -\sqrt{3}R)$ 、 $BS_6(-\frac{3}{2}R, -\frac{\sqrt{3}}{2}R)$ 、 $BS_7(-\frac{3}{2}R, \frac{\sqrt{3}}{2}R)$ 。BP 算法采用其中的 3 个基站,其位置坐标分别为:  $BS_1(0,0)$ 、 $BS_2(0, \sqrt{3}R)$ 、 $BS_3(\frac{3}{2}R, \frac{\sqrt{3}}{2}R)$ 。

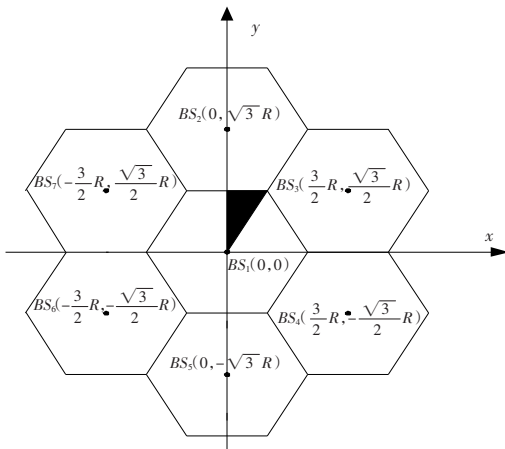


图2 基站与移动台的位置分布

移动台(MS)位置:在仿真中假设移动台均匀分布在如图 2 阴影部分所示的 1/12 小区内。选取其中 1 000 个位置进行仿真分析。MS 的坐标可由式(19)、(20)给出:

$$x = \frac{R}{2}(1 - \sqrt{u}) \quad u \sim (0, 1) \quad (19)$$

$$y = \sqrt{3}x + v \quad v \sim (0, \sqrt{3}(\frac{R}{2} - x)) \quad (20)$$

其中  $u, v$  分别是均匀分布的随机变量。

除分析小区半径对定位性能影响之外,其它情况下,小区半径均取 1 km。除分析高斯环境下 TOA 和 TDOA 测量设备的测量误差对定位性能的影响之外,其它情况下,所有基站的 TDOA 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 30 m)的高斯随机变量。AOA 系统的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。MS 与所有基站之间均为 NLOS。

仿真步骤如下:

(1)首先根据式(19)、(20)产生 2 000 个 MS 位置,作为目标数据。然后根据 TOA、TDOA、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 BP 网络,在训练的过程中可不断调整各参数,比较定位结果。以移动台的实际位置坐标为目标样本矢量对网络进行训练。经过反复实验将训练误差精度定为 0.01;

(4)模拟的测量数据的仿真,计算定位的均方根误差 RMSE、定位精度 <125 m 的概率 CDF1 和定位精度 <250 m 的概率 CDF2。在二维定位估计中计算 RMSE 的方法为:

$$RMSE = \sqrt{E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2]} \quad (21)$$

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

### 4.2 仿真计算及结果分析

(1)小区半径大小对定位性能的影响

从图 3 可以看出,无论 BP 算法还是 Chan 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 以内和在 300 m 以内的概率则随之减小。其原因是由于 NLOS 引起的误差,随着距离的增大而增大,正是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 误差的增大,定位精度的下降。当小区半径小于 2 km 时,定位误差在 300 m 以内的概率大于 95%,BP 算法基本上可满足 E-911 定位需求。从图 3 中还可以看到在存在 NLOS 条件下,BP 算法的定位性能明显优于 Chan 算法。

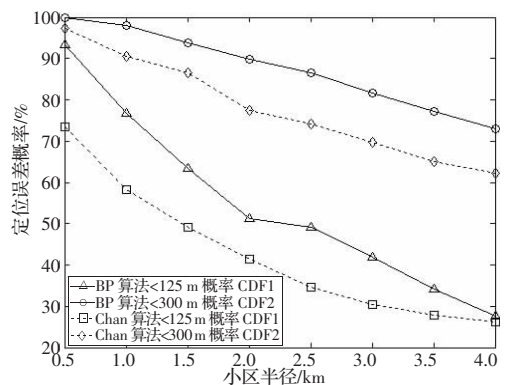
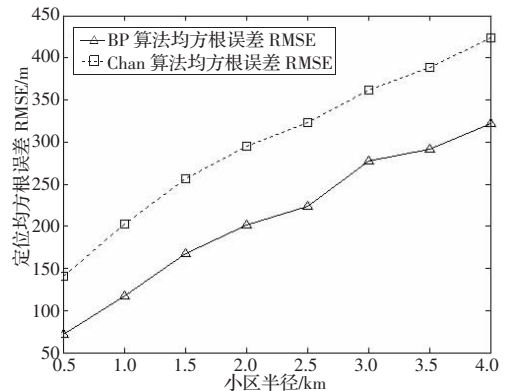


图3 小区半径大小对定位性能的影响

## (2) 信道参数对定位性能的影响

图4表明在4种实际信道环境下,随着信道环境的逐渐恶化,BP算法的定位性能也有一定的下降。在除了Badurban以外的其它环境下BP算法都取得了能够满足E-911的定位要求的定位结果。在环境最差的Badurban环境下,也能够取得一定精度的定位结果,距离FCC的定位要求也只有不大的差距。从图4中还可以看到在不同的实际信道环境下,BP算法的定位性能明显优于Chan算法。这是由于Chan算法的推导过程都是基于TDOA误差较小且为理想的零均值高斯随机变量这个前提,因此在NLOS信道环境下,定位性能较差。

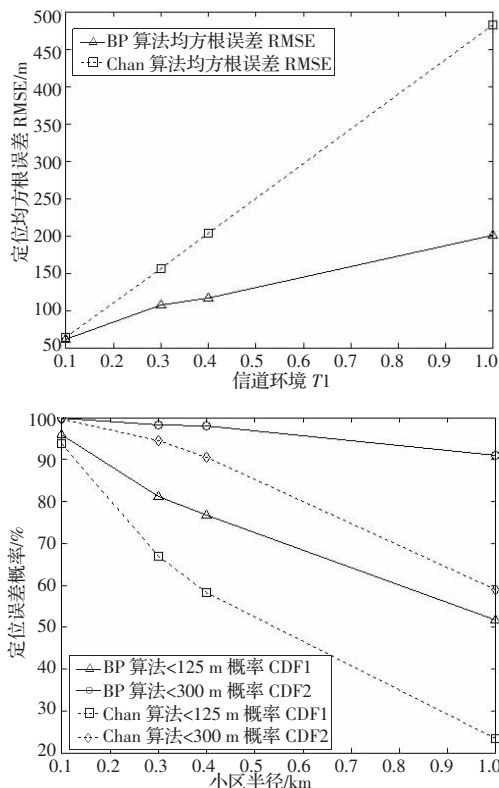


图4 信道参数对定位性能的影响

## (3) 高斯环境下测量设备的测量误差对定位性能的影响

图5分析了高斯环境下TOA和TDOA测量设备的测量误差对定位性能的影响。从仿真的结果来看,随着测量误差的标准差的增大,定位误差的均方根误差增大,定位误差概率有略微的减小。在高斯环境情况下,即使测量设备误差很大的情况下,定位误差在125m以内的概率大于67%,定位误差在300m以内的概率大于95%,BP算法完全满足E-911定位需求。从定位效果上看,在高斯环境下Chan算法的定位性能要优于BP算法。也就是说Chan算法的抗高斯噪声性能更好,较适用于LOS信道环境。

## (4) 基站直线分布对定位性能的影响

图6对在不同信道环境下基站呈直线排列和理想蜂窝状排列时的定位性能作以比较。从仿真结果可以看出,采用BP算法时基站直线排列时与基站理想蜂窝排列定位均方根误差相差不多,定位性能相差不多。也就是说,基站直线分布对该BP算法的影响不大。而采用Chan算法,基站直线排列时定位误差过大,基本上达不到定位的目的。这是由于BP算法具有较强的逼近任意非线性映射的能力,使其适用于非理想的基站分布形式。

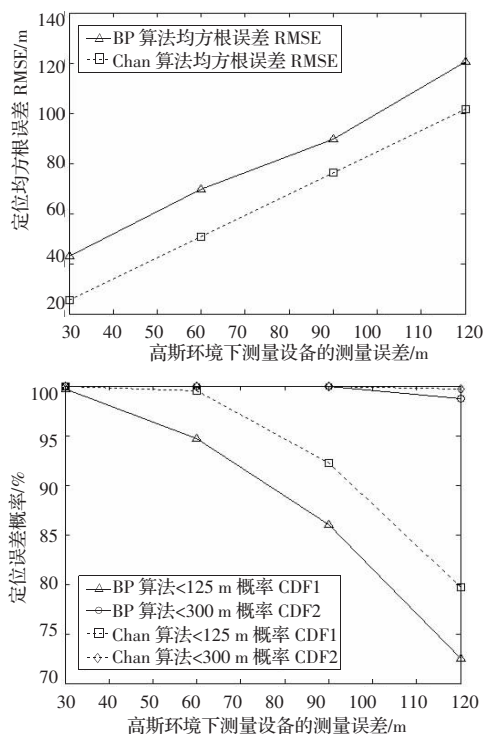


图5 高斯环境下测量设备的测量误差对定位性能的影响

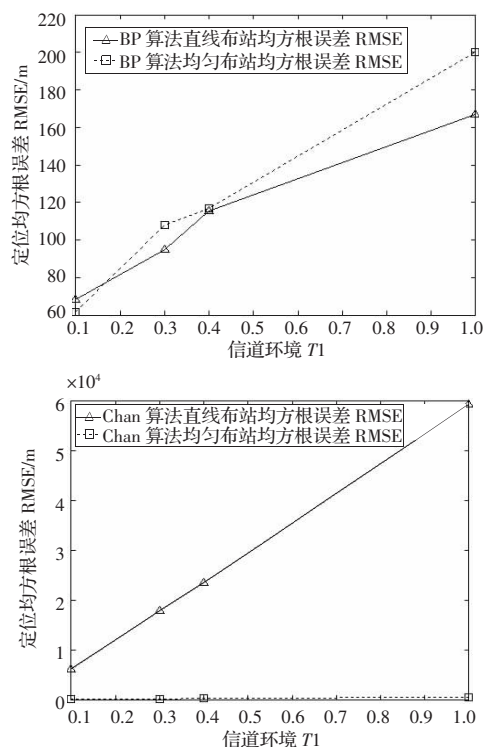


图6 基站直线分布对定位性能的影响

## 5 结束语

本文建立了基于神经网络的数据融合无线定位算法模型。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。在4种不同的实际信道环境下,该算法都有较高的定位精度,定位精度基本上达到了美国联邦通信委员会(FCC)提出的E-911法规定位精度要求,定位

(下转 107 页)