

基于 RBF 神经网络的泰勒级数展开定位算法

张宝军,毛永毅

ZHANG Bao-jun, MAO Yong-yi

西安邮电学院 电子与信息工程系,西安 710061

Department of Electronic and Information, Xi'an University of Post and Telecommunications, Xi'an 710061, China

E-mail: zbj@xiyou.edu.cn

ZHANG Bao-jun, MAO Yong-yi. Taylor-series expansion location algorithm based on RBF neural network. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(15): 245-248.

Abstract: In Line-Of-Sight (LOS) environment, Taylor-series expansion location algorithm has goodish location accuracy. But in Non-Line-Of-Sight (NLOS) environment, location accuracy of Taylor's algorithm degrades greatly. In order to mitigate the effect of NLOS propagation, a Taylor-series expansion 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 position is calculated by Taylor's algorithm. The simulation results indicate that the effect of NLOS propagation is mitigated by Taylor's algorithm based on the RBF neural network. Its location accuracy is significantly improved and the performance of this algorithm is better than that of Taylor's algorithm, Chan's algorithm and LS's algorithm in NLOS environment.

Key words: Time Difference of Arrival (TDOA); Non-Line-Of-Sight (NLOS); LS algorithm; RBF neural network

摘 要: 泰勒序列展开定位算法在视距(LOS)环境下有着较好的定位精度,但是在非视距(NLOS)环境下,泰勒序列展开定位算法的定位精度大大下降。为了减小 NLOS 传播的影响,提出了基于 RBF 神经网络的泰勒序列展开定位算法。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,对 NLOS 传播的误差进行修正,再利用泰勒序列展开定位算法进行定位。仿真结果表明,该算法减小了 NLOS 传播的影响,在 NLOS 环境下有较高的定位精度,性能优于泰勒序列展开定位算法、Chan 算法和 LS 算法。

关键词: 到达时间差;非视距传播;最小二乘法;RBF 神经网络

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2009.15.071 文章编号:1002-8331(2009)15-0245-04 文献标识码:A 中图分类号:TN929.53

1 引言

随着移动通信技术的迅速发展,移动台定位技术已经成为研究的热点问题。在现有的定位方法中^[1],电波到达时间差(TDOA)方法由于对设备改动较少且不需要移动台(MS)与基站间进行严格的时间同步,因而受到广泛地关注。Taylor^[2]级数展开法、Chan^[4]算法和最小二乘(LS)算法均是基于 TDOA 的定位算法。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,因此对于 NLOS 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。LS 算法由于不需要考虑误差的统计特性,在 NLOS 环境中定位精度要略好于 Chan 算法。Taylor 级数展开法需要一个与实际位置接近的初始估计位置以保证算法的收敛,在 NLOS 环境中定位精度要高于 Chan 算法和 LS 算法。但 Taylor 算法在 NLOS 环境下的定位精度远远低于 LOS 环境中的定位精度。因此如何减小 TDOA 测量值中的 NLOS 误差成为 Taylor 算法在 NLOS 环境中应用的关键。

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。提出的基于 RBF 神经网络的 TDOA 定位算法利用这一功能,通过综合利用多个基站的 TDOA 的测量值,对 NLOS 误差进行修正,使 TDOA 的测量值接近 LOS 环境下的测量值,然后再利用 Taylor 算法进行位置估计,使其在 NLOS 环境中有着更高的定位精度。

2 TDOA 测量误差模型

2.1 TDOA 测量误差模型

设 τ_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, τ_i 可表示为^[5]:

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

其中 τ_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 σ_n^2 ; τ_{ei} 为 NLOS 引起的附加时延误差,

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);西安邮电学院青年科研基金项目(No.101-0452)。

作者简介:张宝军(1972-),男,讲师,主要研究领域为通信信号处理、移动台定位技术;毛永毅(1969-),男,博士研究生,副教授,主要研究方向为通信信号处理、移动台定位技术。

收稿日期:2008-10-28 **修回日期:**2008-12-29

它是一个大的正均值随机变量,其均值记为 μ_{ei} ,方差为 σ_{ei}^2 ,各 τ_{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 σ^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[6]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 μs),可表示为:

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

d_i 为移动台 MS 到基站 BS_i 的距离(单位为 km)。 ξ 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 不同信道的 T_1 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

3 基于 RBF 神经网络的 TDOA 测量值的修正

图 1 给出了用于 NLOS 环境下 7 个基站提供的 TDOA 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。

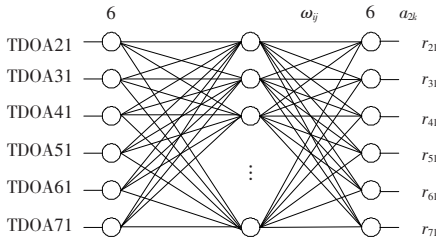


图 1 TDOA 测量值修正的 RBF 神经网络模型

其中输入层由 7 个相关的基站所提供的 6 个 TDOA 测量值组成。输入向量为:

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6] =$$

[TDOA21, TDOA31, TDOA41, TDOA51, TDOA61, TDOA71] (9)

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。选择

的基函数是高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], i=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

其中, x 是输入向量; c_i 是第 i 个基函数的中心,与 x 具有相同维度的向量; σ_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。 $\|x - c_i\|$ 是向量 $x - c_i$ 的范数。 $R_i(x)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值,随着 $\|x - c_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减到零。

输出层由 6 个神经元构成,其输出为修正后的 TDOA 值。输出向量为:

$$\mathbf{o} = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6] = [T21, T31, T41, T51, T61, T71] \quad (11)$$

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:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \sum_{j=1}^r (y_j - y_j^d)^2 \quad (12)$$

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:

$$\omega_{ij}(n+1) = \omega_{ij}(n) - \eta_1 \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ij}(n)} \quad (13)$$

隐层单元的中心为:

$$c_i(n+1) = c_i(n) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial c_i(n)} \quad (14)$$

基函数围绕中心点的宽度为:

$$\sigma_i(n+1) = \sigma_i(n) - \eta_3 \frac{\partial E(n)}{\partial \sigma_i(n)} \quad (15)$$

4 基于 RBF 神经网络的泰勒级数展开定位算法

4.1 泰勒级数展开定位算法

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 , BS_1 为服务基站, c 为电波传播速度,根据测量到的电波传播时间(TOA)可建立以下距离方程:

$$r_i^2 = (c\tau_i)^2 = (x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 = K_i - 2x_i x - 2y_i y + x^2 + y^2 \quad (16)$$

其中: $K_i = x_i^2 + y_i^2$ 。

令 $r_{i,1}$ 为 MS 到 BS_i 和 BS_1 之间的距离差,则:

$$r_{i,1} = r_i - r_1 = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2} \quad (17)$$

将式(17)在选定的 MS 初始位置 (x_0, y_0) 进行泰勒展开,忽略二阶以上分量,式(17)转化为:

$$\psi = h_i - G_i \delta \quad (18)$$

其中:

$$\delta = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}, h_i = \begin{bmatrix} r_{2,1} - (r_2 - r_1) \\ r_{3,1} - (r_3 - r_1) \\ \vdots \\ r_{M,1} - (r_M - r_1) \end{bmatrix}$$

$$G_i = \begin{bmatrix} (x_1 - x_0)/r_1 - (x_2 - x_0)/r_2 & (y_1 - x_0)/r_1 - (y_2 - x_0)/r_2 \\ (x_1 - x_0)/r_1 - (x_3 - x_0)/r_3 & (y_1 - x_0)/r_1 - (y_3 - x_0)/r_3 \\ \vdots & \vdots \\ (x_1 - x_0)/r_1 - (x_M - x_0)/r_M & (y_1 - x_0)/r_1 - (y_M - x_0)/r_M \end{bmatrix}$$

$r_i, i=1, 2, \dots, M$ 为初始位置与各基站之间的距离。式(18)的加权最小二乘(WLS)解为:

$$\delta = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = (\mathbf{G}_i^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_i)^{-1} \mathbf{G}_i^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{h}_i \quad (19)$$

\mathbf{Q} 为 TDOA 测量值的协方差矩阵, $r_i, i=1, 2, \dots, M$ 可由式(16)令 $x=x_0, y=y_0$ 计算出。在下次递归中,令:

$$x'_0 = x_0 + \Delta x, y'_0 = y_0 + \Delta y \quad (20)$$

$$\begin{aligned} & \text{重复以上过程,直到 } \Delta x, \Delta y \text{ 足够小,满足一个设定的门限:} \\ & |\Delta x| + |\Delta y| < \varepsilon \quad (21) \end{aligned}$$

此时的 (x'_0, y'_0) 即为 MS 的估计位置 (x, y) 。

4.2 基于 RBF 神经网络的泰勒级数展开定位算法

Taylor 算法在 LOS 环境下具有很好的定位精度,对于 NLOS 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。利用 RBF 网络对 TDOA 测量数据进行修正,从而减小 TDOA 测量值中的 NLOS 误差,然后利用 Taylor 算法进行定位将有效的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 TDOA 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 NLOS 误差的 TDOA 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 TDOA 测量数据进行修正。

(3) 利用修正后的 TDOA 值采用 Taylor 算法进行位置估算。

5 仿真与分析

5.1 仿真条件和仿真步骤

通过计算机仿真对基于 RBF 神经网络的泰勒级数展开算法在不同信道环境下的性能进行了分析,并与 Taylor 算法、Chan 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 2 所示,其基站位置坐标分别为:

$$BS_1(0, 0), BS_2(0, \sqrt{3}R), BS_3\left(\frac{3}{2}R, \frac{\sqrt{3}}{2}R\right),$$

$$BS_4\left(\frac{3}{2}R, -\frac{\sqrt{3}}{2}R\right), BS_5(0, -\sqrt{3}R),$$

$$BS_6\left(-\frac{3}{2}R, -\frac{\sqrt{3}}{2}R\right), BS_7\left(-\frac{3}{2}R, \frac{\sqrt{3}}{2}R\right)$$

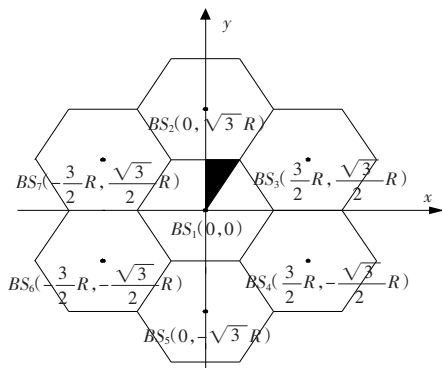


图2 基站与移动台的位置分布

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。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 1 km。假设 TDOA 系统测量误差为独立同分布的均值为 0,标准差为 $0.1 \mu\text{s}$ (约 30 m)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 2 000 个 MS 位置,作为目标数据。然后根据 TDOA 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 TDOA 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 TDOA 测量数据进行修正。利用修正后的 TDOA 值采用 Taylor 算法进行位置估算。Taylor 算法以 MS 的真实值作为初始值进行展开。计算定位的均方根误差 RSME、定位精度 $<125 \text{ m}$ 的概率。在二维定位估计中计算 RSME 的方法为:

$$RMSE = \sqrt{E[(x-\hat{x})^2 + (y-\hat{y})^2]} \quad (22)$$

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

5.2 仿真结果与分析

(1) 小区半径大小对定位性能的影响

从图 3 可以看出,4 种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。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。

4 种算法中 Chan 算法定位精度和可靠性最差,LS 算法次之,Taylor 算法稍好,这是由于这三种算法仅仅考虑系统测量误差造成的影响,而 NLOS 的误差影响又大于系统测量误差的影响,这样导致这三种算法的定位精度下降。LS 算法不考虑误差的统计特性,定位精度要好于 Chan 算法。本文提出的算法的定位性能明显优于其他三种算法,这是因为本文算法利用神经网络对 TDOA 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。

(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,4 种算法的定位性能有一定的下降。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。

在不同的实际信道环境下,本文算法的定位性能均明显优于 Taylor 算法、Chan 算法和 LS 算法。此外随着信道环境的逐渐恶化,本文算法和 Taylor 算法的误差增长的速度也低于其他两种算法。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。当在远郊区这种信道环境较好的情况下,4 种算法定位性能相差不大,这是由于此时 NLOS 误差较小的缘故。

(3) 基站个数对定位性能的影响

从仿真的结果来看,随着基站个数的增加,4 种算法的定位性能均有一定的改善,这是由于基站个数的增加从而增加了更多的冗余信息,使得定位性能得到相应的提高。

本文算法和 Taylor 算法随着基站个数的增加定位性能改善不大,说明这两种算法对基站个数不敏感。从定位效果上看,在各种基站数目情况下,本文算法的定位性能均明显优于 Taylor 算法、Chan 算法和 LS 算法。

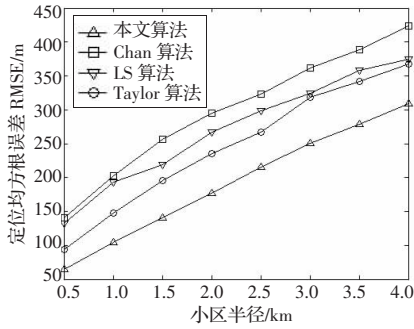


图3 小区半径大小对定位性能的影响

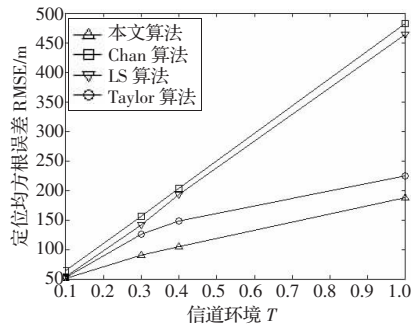


图4 信道参数对定位性能的影响

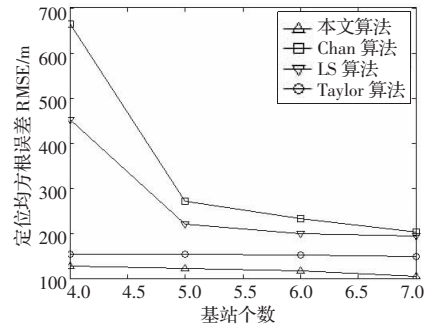
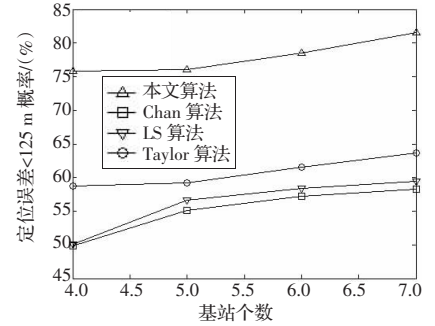
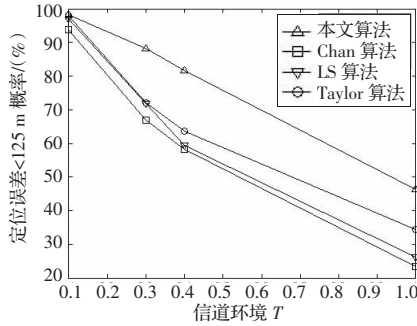
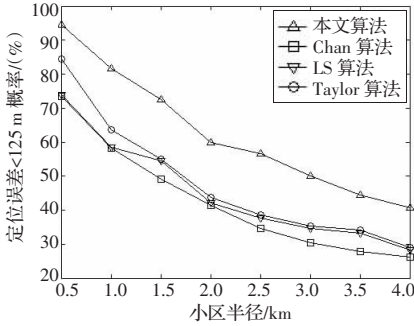


图5 基站个数对定位性能的影响



6 结束语

提出了基于 RBF 神经网络的泰勒级数展开定位算法。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 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 Taylor 算法、LS 算法和 Chan 算法。

参考文献:

[1] 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.

[2] Foy W H.Position location solutions by Taylor-series estimation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System,1976,12(2): 187-193.

[3] 熊瑾焯,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 Trans Signal Processing,1994,42(8):1905-1915.

[5] 邓平,刘林,范平志.一种基于 TDOA 重构的蜂窝网定位服务 NLOS 误差的消除方法[J].电波科学学报,2003,18(3):311- 316.

[6] Greenstein L J.A new path-gain/delay spread propagation model for digital cellular channel[J].IEEE Trans on VT,1997,46(2):177-484.

第三届全国可穿戴计算与移动计算学术会议及征文通知

可穿戴计算和移动计算作为当前计算机技术发展的热点研究领域,具有重要的理论研究价值和广阔的应用前景,作为该领域重要的学术交流、沟通和合作平台,由中国计算机学会和中国自动化学会计算机图形学和人机交互专业委员会主办,中国人工智能学会人工心理与人工情感专业委员会协办,电子科技大学、哈尔滨工业大学联合承办的第三届全国可穿戴计算与移动计算学术会议将于 2009 年 6 月 20 日在四川省成都市召开。

会议征文范围:可穿戴计算系统;基于智能手机的可穿戴计算机;可用性、人机交互和人因工程;移动与可穿戴计算的应用。

论文提交、录用通知和发表

提交日期:2009 年 5 月 20 日前

提交格式:.doc 文档

提交方式:以邮件附件方式发送到 xiahousj@uestc.edu.cn

录用通知日期:2009 年 5 月 30 日前

会议录用论文将以电子科技大学学报增刊的形式刊出。优秀中文文章将推荐到《电子科技大学学报》正刊发表(EI 核心源刊)、优秀英文文章将推荐到《Journal of Electronic Science and Technology of China》正刊发表。

论文由作者单位进行保密审查,作者本人应保证来稿的原创性,所有来稿文责自负,无论录用与否均不退稿。