

# 一种基于神经网络的非线性时变系统仿真建模方法

王雪飞

(北京航空航天大学计算机科学与工程学院 北京 100083)

(kjcwxf@yahoo.com.cn)

## A Non-Linear Time-Varying System Simulation Modeling Method Based on Neural Networks

Wang Xuefei

(College of Computer Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100083)

**Abstract** Aiming at the problem of systems' simulation that input and output are all continuous time-varying functions, a new method of neural networks modeling which expands based on functions is proposed in this paper. A group of advisable basis functions is selected in continuous function space, and the input and output functions are respectively represented as the expansion form of limited basis functions within the specified precision. Neural networks constitute the conversion relationship between the expansion term coefficient of the basis function of input functions and output functions by learning the training samples. Because there is a one-to-one correlation between the input and output function and the expansion term coefficient, the insinuation relationship between the input and output of the continuous system can be carried out. The implementation methods based on Walsh conversion is given, and the effectiveness of this method is proved by tertiary oil recovery procedure simulation in oil field development.

**Key words** non-linear time-varying system; simulation modeling; neural networks; function basis expansion; Walsh conversion

**摘 要** 针对输入输出均为连续时变函数的系统仿真问题,提出了一种基于函数基展开的神经网络建模方法.在连续函数空间中选择一组适当的基函数,将输入/输出函数在给定的拟合精度下,分别表示为该组基函数的有限项展开形式,由神经网络通过训练样本集的学习,建立输入函数基函数展开式系数与输出函数基函数展开式系数之间的变换关系.由于输入/输出函数与展开式系数之间存在着一一对应关系,从而可实现时变系统输入和输出之间的连续映射.给出了基于 Walsh 变换的实现方法,并以油田开发驱替采油过程模拟为例验证了方法的有效性.

**关键词** 非线性时变系统;仿真建模;神经网络;函数基展开;Walsh 变换

中图法分类号 TP18

## 1 引 言

随着现代科学技术的迅速发展,计算机仿真的

应用领域也在不断扩大.对于复杂连续系统的仿真问题,由于许多新的研究领域缺乏先验理论和知识,因而在仿真建模中存在许多困难,集中体现在系统缺乏精确的数学描述模型.传统方法在解决这类问题

时, 一般需要建立和求解较为复杂的数学模型或建立经验统计公式. 但由于许多实际系统很难建立起精确的数学描述模型和物理模型, 而这些系统往往是影响因素较多的复杂非线性系统, 因而传统方法普遍存在建模困难、精度低且求解难度大等问题, 特别是对于非线性且模型参数难以确定的时变系统适应性较差.

人工神经网络是近年来计算机领域发展较为迅速的一门理论和技术, 由于其用于问题求解无需事先建模而得到广泛的应用. 针对连续输入输出时变系统的仿真建模问题, 笔者提出了一种基于基函数展开的神经网络建模方法. 首先在时变函数空间中选择一组适当的基函数(例如, 三角函数、Walsh函数等), 将系统输入/输出函数按照给定的拟合精度在该组基函数下进行有限项展开, 然后将输入函数展开式系数作为神经网络的输入, 而把输出函数展开式系数作为网络的输出. 由于多层神经网络是连续函数的一致逼近器<sup>[1]</sup>, 因此可通过神经网络建立起时变系统输入/输出函数基函数展开式系数之间的非线性映射关系. 又由于系统输入/输出函数在确定的基函数下与基展开式系数之间存在着——对应关系, 因此非时变的网络输入输出通过与基函数进行线性组合, 可形成系统时变输入输出关系, 从而完成时变系统的仿真建模. 文中给出了具体的实现方法, 并以石油开发驱替采油过程模拟为例验证了方法的有效性.

### 2 时变函数的基函数展开

设非线性时变系统的输入和输出空间均为  $(C[0, T])^n \times [0, T]$  为系统过程输入区间.  $b_1(t), b_2(t), \dots, b_l(t), \dots$  为  $C[0, T]$  的一组基函数,  $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$  为系统输入函数,  $y(t)$  为系统输出函数,  $x_i(t), y(t) \in C[0, T]$ . 由数学分析理论知, 对于任意给定的精度  $\epsilon > 0$ , 存在  $L$ , 满足

$$\sup_{0 \leq t \leq T} |x_i(t) - \sum_{l=1}^L a_{il} b_l(t)| \leq \epsilon, \quad i = 1, 2, \dots, m,$$

$$\sup_{0 \leq t \leq T} |y(t) - \sum_{l=1}^L c_l b_l(t)| \leq \epsilon,$$

式中  $(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iL})$  和  $(c_1, c_2, \dots, c_L)$  分别为  $x_i(t), y(t)$  在基函数  $b_1(t), b_2(t), \dots, b_L(t)$  下的展开式系数向量. 即  $x_i(t), y(t)$  在给定的精度下可表示为

$$x_i(t) = \sum_{l=1}^L a_{il} b_l(t), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (1)$$

$$y(t) = \sum_{l=1}^L c_l b_l(t). \quad (2)$$

### 3 神经网络模型

考虑时变系统的信息传递流程以及系统输入/输出函数基展开式系数之间的对应关系, 神经网络模型确定为 4 层前馈结构<sup>[2]</sup>. 设实际非线性系统有  $n$  个输入函数, 1 个输出函数, 输入/输出函数基函数展开式的个数为  $L$  项. 网络结构选择如下: 输入层有  $L \times n$  个节点, 第 1 隐层有  $N_1$  个节点, 第 2 隐层有  $N_2$  个节点, 输出层有  $L$  个节点, 如图 1 所示:

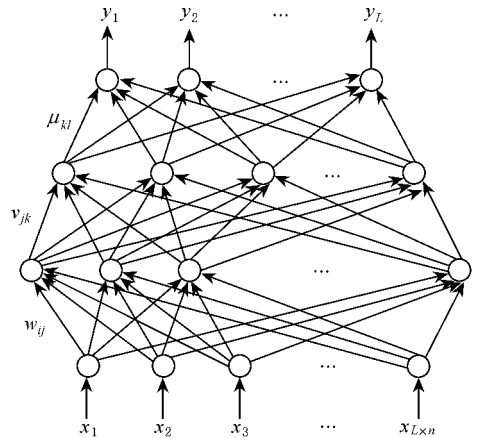


Fig. 1 Network architecture.

图 1 网络拓扑结构

系统输入  $(x_1, x_2, \dots, x_{L \times n})$ .

第 1 隐层输出:

$$y_j^{(1)} = f\left(\sum_{i=1}^{L \times n} w_{ij} x_i - \theta_j^{(1)}\right), \quad j = 1, 2, \dots, N_1, \quad (3)$$

式(3)中,  $w_{ij}$  为输入层节点  $i$  与第 1 隐层节点  $j$  的连接权,  $\theta_j^{(1)}$  为第 1 隐层节点的输出阈值,  $f$  为第 1 隐层神经元的激励函数.

第 2 隐层输出:

$$y_k^{(2)} = g\left(\sum_{j=1}^{N_1} v_{jk} y_j^{(1)} - \theta_k^{(2)}\right), \quad k = 1, 2, \dots, N_2, \quad (4)$$

式(4)中,  $v_{jk}$  为第 1 隐层节点  $j$  与第 2 隐层节点  $k$  的连接权,  $\theta_k^{(2)}$  为第 2 隐层的输出阈值,  $g$  为第 2 隐层的激励函数.

设网络第 2 隐层到输出层为线性输出, 则系统

输出为

$$y_l = \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} y_k^{(2)}, l = 1, 2, \dots, L, \quad (5)$$

式(5)中,  $\mu_{kl}$  为第2隐层节点  $k$  到输出层节点  $l$  的连接权. 其中,  $f$  和  $g$  都是非线性函数, 可见, 这种神经网络模型表达了一种很复杂的非线性变换机制.

## 4 学习算法

上述神经网络的学习过程分为两个阶段: 第1阶段为预处理阶段, 在连续函数空间中选择一组适当的基函数和展开方法, 将训练样本集中的输入/输出函数根据需要的拟合精度要求按基函数进行有限项展开, 从而把每个输入/输出函数变换成一组展开式系数; 第2阶段是进行神经元网络的多输入输出学习.

### 4.1 预处理阶段

设系统输入、输出均为与时间有关的连续函数, 在  $[0, T]$  中选择基函数有许多种方法, 考虑系统的实际输入可能为解析函数或时间离散采样数据两种情况, 选择 Walsh 函数系作为基函数.

#### 4.1.1 Walsh 函数系

Walsh 函数系  $\{wal(n, t)\}$  是一种定义在  $[0, 1]$  区间上的完备归一化正交系, 其值域为  $\{-1, +1\}$ . 其中,  $n$  为列率(取整数),  $t$  为时间变量.

设  $n$  的二进制表示中最左边的非零位为  $p$ , 即  $n = (n_p n_{p-1} \dots n_1)_2$ , 则<sup>[3]</sup>

$$wal(n, t) = \prod_{k=1}^p \text{sgn}(\cos(n_k 2^{k-1} \pi t)). \quad (6)$$

#### 4.1.2 Walsh 变换<sup>[4]</sup>

##### (1) 连续 Walsh 变换

设  $f(t)$  为  $[0, 1]$  区间上的任意连续函数, 则  $f(t)$  可展开为 Walsh 级数, 且此级数收敛.

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} F_n wal(n, t). \quad (7)$$

由 Walsh 函数系的正交性, 可得

$$F_n = \int_0^1 f(t) wal(n, t) dt. \quad (8)$$

式(7)式(8)为连续函数的 Walsh 变换对.

##### (2) 离散 Walsh 变换

对于实际系统只能获得若干个离散时间采样点的情况, 可采用离散 Walsh 变换. 具有  $N$  个离散采样点的 Walsh 变换为

$$x_i = \sum_{k=0}^{N-1} X_k wal(k, i), i = 0, 1, \dots, N-1, \quad (9)$$

$$X_k = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i wal(k, i), k = 0, 1, \dots, N-1. \quad (10)$$

一般,  $N = 2^m$ . 若不满足条件, 可用平滑插值的方法确定.

### 4.2 学习阶段

给定  $P$  个学习样本函数  $(x_{p1}(t), x_{p2}(t), \dots, x_{pn}(t), y_p(t))$ ,  $p = 1, 2, \dots, P$ , 其中,  $x_{ij}(t)$  的第1下标表示学习样本序号, 第2下标表示输入函数向量分量序号.  $y_p(t)$  为对应于输入  $x_{p1}(t), x_{p2}(t), \dots, x_{pn}(t)$  网络的期望输出函数.

设在预处理阶段,  $x_{pi}(t), y_p(t)$  在给定精度下已按式(1)式(2)展开为基函数  $b_l(t)$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) 的有限项级数形式, 相应展开式的系数向量为  $A_{pi} = (a_{i1}^p, a_{i2}^p, \dots, a_{iL}^p)$ ,  $C_p = (c_{p1}, c_{p2}, \dots, c_{pL})$ .

考虑图1所示的前馈神经网络. 网络输入为  $(a_{11}^p, a_{12}^p, \dots, a_{1L}^p, a_{21}^p, a_{22}^p, \dots, a_{2L}^p, \dots, a_{n1}^p, a_{n2}^p, \dots, a_{nL}^p)$ , 期望输出为  $(c_{p1}, c_{p2}, \dots, c_{pL})$ .

综合式(3)~(5), 对应第  $p$  个学习样本输入, 网络输出为

$$y_l^p = \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g \left( \sum_{j=1}^{N_1} v_{jk} f \left( \sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^L \omega_{ij} a_{is}^p - \theta_j^{(1)} \right) - \theta_k^{(2)} \right), \quad l = 0, 1, \dots, L.$$

网络误差函数定义为

$$E = \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L (y_l^p - c_{pl})^2 = \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L \left( \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g \left( \sum_{j=1}^{N_1} v_{jk} f \left( \sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^L \omega_{ij} a_{is}^p - \theta_j^{(1)} \right) - \theta_k^{(2)} \right) - c_{pl} \right)^2. \quad (11)$$

按照梯度下降算法, 网络权值学习规则如下:

$$\mu_{kl} = \mu_{kl} + \sigma \Delta \mu_{kl}, \quad (12)$$

$$k = 1, 2, \dots, N_2, l = 1, 2, \dots, L,$$

$$v_{jk} = v_{jk} + \alpha \Delta v_{jk}, \quad (13)$$

$$j = 1, 2, \dots, N_1, k = 1, 2, \dots, N_2,$$

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \beta \Delta \omega_{ij}, \quad (14)$$

$$i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, N_1,$$

$$\theta_j^{(1)} = \theta_j^{(1)} + \gamma \Delta \theta_j^{(1)}, j = 1, 2, \dots, N_1, \quad (15)$$

$$\theta_k^{(2)} = \theta_k^{(2)} + \lambda \Delta \theta_k^{(2)}, k = 1, 2, \dots, N_2, \quad (16)$$

其中  $\sigma, \alpha, \beta, \gamma, \lambda$  为学习速度.

为了表述方便, 记

$$\sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^L \omega_{ij} a_{is}^p - \theta_j^{(1)} = u_{jp},$$

$$\sum_{j=1}^{N_1} v_{jk} f \left( \sum_{i=1}^n \sum_{s=1}^L w_{ij} a_{is}^p - \theta_j^{(1)} \right) - \theta_k^{(2)} = z_{kp},$$

则

$$\Delta \mu_{kl} = - \frac{\partial E}{\partial \mu_{kl}} = - 2 \sum_{p=1}^P \left( \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g(z_{kp}) - c_{pl} \right) g'(z_{kp}), \quad (17)$$

$$\Delta v_{jk} = - \frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = - 2 \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L \left( \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g(z_{kp}) - c_{pl} \right) g'(z_{kp}) f(u_{jp}), \quad (18)$$

$$\Delta w_{ij} = - \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = - 2 \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L \left( \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g(z_{kp}) - c_{pl} \right) g'(z_{kp}) f'(u_{jp}) \sum_{s=1}^L a_{is}^p, \quad (19)$$

$$\Delta \theta_j^{(1)} = - \frac{\partial E}{\partial \theta_j^{(1)}} = - 2 \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L \left( \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g(z_{kp}) - c_{pl} \right) g'(z_{kp}) f'(u_{jp} \chi - 1), \quad (20)$$

$$\Delta \theta_k^{(2)} = - \frac{\partial E}{\partial \theta_k^{(2)}} = - 2 \sum_{p=1}^P \sum_{l=1}^L \left( \sum_{k=1}^{N_2} \mu_{kl} g(z_{kp}) - c_{pl} \right) g'(z_{kp} \chi - 1), \quad (21)$$

这里,如果激励函数  $f$  和  $g$  均取为 sigmoid 函

数,即  $f(u) = g(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$ , 则

$$f'(u) = f(u) \chi (1 - f(u)).$$

学习算法步骤如下:

步骤 1. 给定误差精度  $\epsilon > 0$ ; 累计学习迭代次数  $s = 0$ , 学习最大迭代次数  $M$ ; 选取基函数  $b_1(t), b_2(t), \dots, b_L(t)$ ; 将学习样本在函数基下展开.

步骤 2. 初始化权值和阈值  $w_{ij}, v_{jk}, \mu_{kl}, \theta_j^{(1)}, \theta_k^{(2)} (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, N_1, k = 1, 2, \dots, N_2, l = 1, 2, \dots, L)$ .

步骤 3. 由式(11)计算误差函数  $E$ , 如果  $E < \epsilon$  或者  $s > M$ , 转步骤 5, 否则转步骤 4.

步骤 4. 按式(12)~(21)修正权值和阈值;  $s + 1 \rightarrow s$ , 转步骤 3.

步骤 5. 输出结果, 结束.

## 5 实际应用

油藏采出程度是衡量一个油田开发水平的重要指标. 实际油藏开采过程主要分为 4 个阶段: 即依靠原始地层能量的自然开采、注水驱油开采、注聚合物驱油开采和再次注水驱油开采. 实验室模拟实验是确定注采方式与采出程度之间关系的重要依据. 实验室岩心驱替采油实验分为 3 个阶段: 原始含油饱和度下的注水驱油、注水驱油效果变差后的注聚合物驱油以及最后阶段的注水驱油. 注采系统输入变量有两个: 驱替物的注入体积和注入压力增量, 系统输出为采出程度, 这 3 个变量都是随时间连续变化的函数. 为得到驱替采油过程中的客观规律和建立驱替采油数学模型, 必须经过多次实验室岩心分析实验, 且要求每块实验岩心样品的孔隙度、渗透率、孔隙结构和含油性等岩性参数要相同. 由于条件的限制, 实际钻井取心样品难以制成多块岩性相同的岩心, 一般都采用在实验室内模拟真实含油砂岩制造人工岩心进行实验. 研究中采用了 11 块体积尺寸、岩性、物性、含油性十分接近的人造岩心样品, 在不同的注入速度、注入压力增量下进行实验, 采样间隔为 0.5h, 整个实验共得到 11 组记录. 其中一块岩心样品的实验记录数据见表 1:

Table 1 Experimental Record of a Piece of Core Sample  
表 1 一块岩心样品的实验记录

Number	Time(h)	Injected	Injection Pressure	Oil
		Volum(PV)	Increment(Mpa)	Recovery(%)
1	0.5	0.15	0.015	19.75
2	1.0	0.30	0.035	26.3
3	1.5	0.45	0.065	30.61
4	2.0	0.86	0.115	36.00
5	2.5	1.20	0.065	37.88
6	3.0	1.86	0.030	37.88
7	3.5	1.93	0.015	37.88
8	4.0	1.99	0.055	38.42
9	4.5	2.06	0.090	41.02
10	5.0	2.12	0.140	45.77
11	5.5	2.16	0.185	48.91
12	6.0	2.25	0.230	52.77
13	6.5	2.36	0.165	57.25
14	7.0	2.43	0.095	57.79
15	7.5	2.50	0.035	57.88
16	8.0	2.57	0.025	57.88

采用岩心实验数据建立驱替采油数学模型. 目前的做法是建立经验统计公式或确定流体渗流方程中的参数,但这两种建模方法建立的模型普遍存在对系统输入敏感且推广能力差的问题. 作者应用本文提出的神经网络仿真建模方法,采用 C 语言编制的计算机程序进行处理. 系统输入为 2 个时变过程函数(注入体积和注入压力增量),输出为 1 个时变函数(采出程度). 以其中 8 块岩心样品组成训练集,3 块岩心样品组成测试集. 由于例中提供的是离散时间采样数据,故采用离散 Walsh 基函数变换. 网络结构参数选择如下:离散 Walsh 基函数个数为 16,输入层 32 个节点(2 个输入函数的基函数展开式系数个数),第 1 隐层 128 个节点,第 2 隐层 64 个节点,输出层 16 个节点(1 个输出函数的基函数展开式系数个数). 学习效率  $\sigma = 0.5$ ,  $\alpha = 0.45$ ,  $\beta = 0.35$ ,  $\gamma = 0.5$ ,  $\lambda = 0.55$ ,最大学习次数  $N = 3000$ ,学习精度  $\epsilon = 0.05$ . 网络模型中各层神经元的激励函数均取为 Sigmoid 函数,即

$$f(u) = g(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}.$$

网络实际学习 371 次后收敛. 8 个学习样本在采样点处网络计算值与实验测量值平均绝对误差为 0.35,对测试集样本进行采出程度预测,3 块岩心样品在采样点处采出程度实验测量值与神经网络计算值平均误差结果见表 2:

Table 2 Forecast Results of Test Samples

表 2 测试集样本预测结果

Number	Average Absolute Error	Average Relative Error (%)
1	2.54	4.61
2	1.74	2.99
3	2.66	4.36

本例采用的这种神经网络建模方法,通过对学习样本集中时变输入/输出函数(样本对)的基函数展开系数之间的学习,建立了油藏开发系统时变输入/输出之间的映射关系,即仿真模型. 模型拟合精度和预测精度能够满足实际问题分析要求. 对于不同油田和不同地质情况的油藏,可采用本方法建立适合于实际油藏开发规律的驱替采油过程仿真模型.

## Research Background

This paper is one of the research results of "Research of the Complex Reservoir Non-Newtonian Fluid Seepage Flow Rule" of the National Natural Science Foundation of China (10172028). This research deals mainly with the fluid seepage flow rule of displacement development oil field non-uniform reservoir in the condition of complex reservoir geology. This research intends to build up a mathematics model which describes dynamic relationship between oil field dynamic development guidelines (such as produced

## 6 结束语

本文提出的这种基于神经网络的时变系统仿真建模方法,可较好地解决缺乏先验知识的非线性时变系统的仿真建模问题,且经先验知识学习的模型(即由学习样本集训练确定的神经网络)对于具有相同信息变换机制和统计规律的时变非线性系统具有较好的推广能力. 在函数基的选择中,考虑时变系统的实际输入/输出即可能是连续的解析函数也可能是离散时间采样数据两种情况,选择同时具有连续和离散两种变换形式的 Walsh 函数系或三角函数系作为基函数是值得推荐的,仿真实验也取得了较好的结果. 该方法对于其他时变系统利用神经网络进行仿真建模的问题也具有—般性.

## 参 考 文 献

- 1 K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White. Multi-layer feed-forward networks are universal approximators [J]. Neural Networks, 1989, 1(2): 359~366
- 2 Yan Pingfan, Zhang Changshui. The Artificial Neural Network and Simulation Evolution Computation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001. 10~17 (in Chinese)  
(阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2001. 10~17)
- 3 Liu Chongkan. Orthogonal Function and Its Applications [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1982 (in Chinese)  
(柳重堪. 正交函数及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,1982. 170~174)
- 4 Wang Nengchao. Synchronous Parallel Algorithm Design [M]. Beijing: Science Press, 1996. 100~105 (in Chinese)  
(王能超. 同步并行算法设计[M]. 北京:科学出版社,1996. 100~105)



Wang Xuefei, born in 1963. Ph. D. candidate and associate professor. Her main research interests include system simulation, artificial intelligence and image manipulation.

王雪飞,1963年生,博士研究生,副教授,主要研究方向为系统仿真、人工智能、图像处理.

liquid, pressure, oil recovery and so on) and influence factors such as geology parameters, fluid character parameters, displacement injected volume, injected pressure and so on, and conducts mechanism analysis and ascertain the non-Newtonian fluid seepage flow rule in non-uniform reservoir in the development process of oil filed. An important research content of the project is that we carry out the research of the simulation modeling method aimed at the nonlinear system, the inputs and outputs of which are all continuous time-varying functions, and ascertain the influence of oil recovery between the oil layer displacement injected volume and injected pressure in the condition of continuous time, and then find the reasonable development scheme. A new method of neural networks modeling based on expanded function base is proposed in the research. It has better adaptability for problems because it is used for acquiring answer and needn't model beforehand. It acquires satisfying application effect when this modeling method and the constructed simulation model are applied into the displacement oiling process simulation in the oil filed development.

## 全国第 9 届 Java 技术及其应用学术交流会 征文通知

为了总结与交流近年来 Java 的研究、开发与应用的经验,进一步推动我国 Java 技术的发展,为提高我国的信息科学技术的发展水平尽一份力量,由中国计算机学会计算机应用委员会、中国自动化学会计算机应用委员会、中国电子学会计算机工程与应用委员会、中国信息产业商会微型机与应用分会自 1998 年起每年召开一次全国 Java 技术及应用学术交流会,已成功举办了八届,现决定于 2006 年三季度举办全国第八届 Java 技术及其应用学术交流会,主题是“促进企业信息化进程”。我们鼓励企业组织投稿和进行对成熟的产品演示……,欢迎广大信息技术专家、教授、工程师及产业界、企业界、教育界同仁踊跃投稿和参加。

### 征文重点及范围

①国内外 Java 技术及其应用发展综述及专题报告;②Java 技术产品(包括构件、模块及应用软件)开发及应用成果;③Java 嵌入式技术及信息家电产品开发与应用成果;④Java 计算、移动计算和分布式计算及其应用经验;⑤Java 技术(J2EE)开发工具在中间件、各种软件平台开发中的应用成果与经验;⑥Java 技术在电子商务、电子政务、网络通信、企业网络、MIS、BRP、SCM MCRM 中的应用;⑦Java 在各行业的应用成果、经验及典型实例;⑧基于 Java 技术的远程教学、远程诊断与医疗的求解方案;⑨Java 技术在人工智能领域的应用成果;⑩我国 Java 技术发展战略及政策措施建议。

### 征文要求

论文用 B5 纸打印并附软盘(Word 格式),版芯高 220mm、宽 147mm,按 5 号宋体字排,每页 39 行,每行 40 字;标题 3 号黑体居中排,作者姓名排在标题下,占两行居中排,4 号楷体字,论文摘要用 6 号宋体字排,行宽左右各缩 4 字距,分节标题用 4 号黑体居中排,图和表格可随文排入,但要在版芯尺寸内,一般论文 6000 字,含图不超过 4 页,综述论文可 8000 字,不超过 6 页。

要求:①尚未正式发表的论文;②请另附纸注明作者姓名、电话、传真、Email 地址、通信地址、邮编等,以便联系。

会议将组织专家学者评选优秀论文,给予适当奖励并向核心杂志推荐发表。

论文截止日期 2006 年 7 月 15 日 8 月 30 日将发出录用通知。

时间 2006 年 9 月中旬

地点 北京(具体报到日期、地点另发通知)

来稿请寄:100083 北京 927 信箱 贾志梅 梁钢 龚炳铮 收

或电子邮件:jiazm@ncse.com.cn;gary@teamsun.com.cn;gongbz@ncse.com.cn

联系电话(010)62327331-115/111

传真(010)62311179,62325267