

一种改进的 TS 型神经模糊系统在热工过程在线辨识中的应用

董湛波, 王 健, 刘劲松, 张运生

(江苏省电力设计院, 南京市江宁区苏源大道 58-3 211102)

摘要: 深入分析了基于神经-模糊系统的辨识算法, 并改进了一种基于 T-S 型神经-模糊系统 (Modified TS-type neural-fuzzy system, MTSNFS) 的在线辨识算法。该算法的结构辨识环节使用的是一种改进的自组织竞争学习算法, 可以根据当前运行数据自动地确定模糊规则的数目和初始参数, 参数学习采用的是一种混合学习算法。将这种在线辨识算法用于 Box-Jenkins 煤气炉的辨识中, 并和其他算法进行比较。仿真结果表明, 该在线辨识算法可以很好地跟踪热工过程的动态特性, 同时结构紧凑。因此, 可以用于复杂热力系统的在线建模和预测中。

关键词: 神经-模糊系统; T-S 模糊模型; 在线辨识; Matlab

0 引言

热工过程一般都具有较强的非线性、时变性、滞后性和耦合性^{[1]-[3]}, 同时又存在一些不确定性, 因此很难用精确的机理模型或者常规的线性模型来描述热工过程全工况的动态特性。

神经-模糊系统 (Neuro-fuzzy system, NFS) 是神经网络和模糊系统的结合, 它兼具神经网络的学习能力和模糊系统的推理能力, 近年来受到了许多学者的青睐, 作为一种有效的建模和预测工具, 被广泛应用于许多复杂过程的建模中^{[4]-[6]}。

NFS 的建模主要需要解决模型的结构辨识和参数估计。文献[7]-[9]中提出的辨识算法虽然可以建立较为简洁而精确的模型, 但是只能用于离线辨识, 离线建模很大程度上取决于样本, 如果实际运行中出现新的工况, 可能会和离线辨识得到的模型产生偏差。文献[10]提出了一种以最大隶属度为指标的在线结构辨识算法, 但是没有涉及到多余模糊规则的删除, 另外, 判断是否增加新规则的临界值需要人为预先设定, 若选取不当, 有可能会影响最终的模型。文献[11]提出了一种能够自动生成模糊神经网络的在线辨识算法, 该算法可以自动地增加和删除模糊规则, 但是用于判断是否要生成新规则的临界值也需要预先设定, 不能随运行环境动态变化, 另外, 该算法中多余模糊规则的删除方法在线计算量较大。

基于上述文献, 本文提出了一种改进的 T-S 型神经-模糊系统 (MTSNFS) 用于热工过程的在线建

模。它通过一种改进的自组织竞争学习算法来进行结构辨识, 同时采用一种混合学习算法来对参数进行估计。在模糊推理环节, 引入补偿操作^[10], 使模糊推理更加智能。

1 MTSNF 的结构

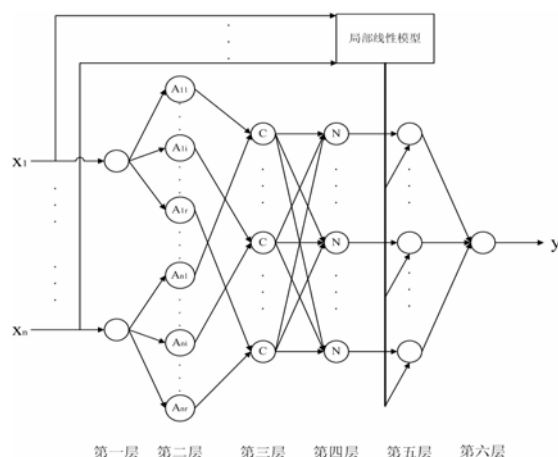


图 1 MTSNFS 的结构

先以一个 n 输入-1 输出的 MTSNFS 为例介绍它的结构。如图 1 所示, MTSNFS 由六层组成, 下面逐层介绍它的数学功能。在此先声明, 用 $O^{(k)}$ 表示第 k 层的结点输出。

第一层: 输入变量值直接传递给第二层:

$$O^{(1)} = x_i, \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中, n 为输入变量的个数。

第二层: 模糊化, 求隶属度:

$$O_{ij}^{(2)} = \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right), \quad (i=1, 2, \dots, n; \quad j=1, 2, \dots, r) \quad (2)$$

式中, r 是模糊规则的个数, c_{ij} 是第 j 条模糊规则中心的第 i 个分量的坐标值, 即高斯函数的中心, σ_{ij} 是 c_{ij} 对应的高斯函数宽度。

第三层: 引入补偿环节, 补偿操作可以在消极运算 (如 $\min(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 或者 $\prod_{i=1}^n x_i$) 和积极运算 p_2 (如 $\max(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 或者 $(\prod_{i=1}^n x_i)^{1/n}$) 之间找到一个平衡点。假设补偿操作的结果为 p , 消极运算和积极运算分别为 p_1 和 p_2 , 则 $p = p_1^{1-\gamma} p_2^\gamma$, 式中补偿度 $\gamma \in [0, 1]$ 。因此, 第三层的输出为:

$$O_j^{(3)} = (\prod_{i=1}^n O_{ij}^{(2)})^{1-\gamma_j} ((\prod_{i=1}^n O_{ij}^{(2)})^{1/n})^{\gamma_j} \quad (3)$$

式中, $(i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, r)$, γ_j 为第 j 条模糊规则的补偿度, 在参数估计阶段可以作自适应的调整。

为了确保 $\gamma_j \in [0, 1]$, 令 $\gamma_j = \frac{g_j^2}{g_j^2 + h_j^2}$, 式中 g_j 和 h_j

都是实数。

第四层: 归一化:

$$O_j^{(4)} = \frac{O_j^{(3)}}{\sum_{j=1}^r O_j^{(3)}} \quad (j=1, 2, \dots, r) \quad (4)$$

第五层: 在这一层中, 每个结点的输出为第四层的输出乘以其对应的局部模型输出, 局部模型即 T-S 模糊模型的后件部分:

$$O_j^{(5)} = O_j^{(4)} (a_0 + a_1 x_1 + \dots + a_n x_n), \quad (j=1, 2, \dots, r) \quad (5)$$

第六层: 这一层的输出为第五层所有结点输出的代数求和: $O_j^{(6)} = \sum_{j=1}^r O_j^{(5)}, \quad (j=1, 2, \dots, r)$ (6)

2 在线辨识算法

结构辨识的目标是使 MTSNFS 能够自动确定模糊规则的数目 r , 初始的隶属度函数参数 c_{ij} 和 σ_{ij} , 初始的补偿度 γ_j , 初始的结论参数, 初始的后件参数 $\theta_j = (a_0, a_1, \dots, a_n)^T$ 及其初始的协方差矩阵 C_j 。参数估计的目的是要让上述参数在运行中能够做自适应的调整。

由于不同的输入和输出变量有不同的变化范围, 所以为了方便分析和简化计算, 需要先将输入和输出数据标准化处理:

$$x_N = \frac{x - x_{ll}}{x_{ul} - x_{ll}} \quad (7)$$

式中, x_N 是标准化后的值, x 代表待标准化的变量, x_{ll} 是 x 的变化范围的下限, x_{ul} 是 x 的变化范围的上限, 变化范围的上限和下限可以很容易地根据建模者的经验确定。使用标准化的输入变量计算出的输出也是标准化的值, 所以还需要将结果还原为原始值:

$$y = y_N (y_{ul} - y_{ll}) + y_{ll} \quad (8)$$

式中, y_N 是标准化后的值, y 代表待标准化的变量, y_{ll} 是 y 的变化范围的下限, y_{ul} 是 y 的变化范围的上限。下面算法步骤中出现的输入和输出数据都是标准化以后的值。

2.1 结构辨识

初始时刻, MTSNFS 中没有模糊规则, 所有模糊规则都是动态地根据当前输入数据和运行工况自动产生的。本文采用一种改进的自组织竞争学习算法来决定合适增加一条新规则或者删除一条旧规则, 下面给出详细的结构辨识算法。

设第 t 个采样时刻的输入-输出数据对为向量 $z_t = (X_t^T, y_t)^T$, 其中 $X_t^T = (x_{t1}, \dots, x_{tn})^T$; 第 j 条模糊规则的中心 $(c_j^T, y_j^c)^T$ 用 Ce_j 表示, 其中 $c_j = (c_{j1}, \dots, c_{jn})^T$ 。在初始时刻, 将模糊规则数 r 设为 0, 第 j 条模糊规则在竞争学习中赢的次数 N_w^j 和连续失败的次数 N_f^j 也都设为 0。

Step 1: 在第一个采样时刻产生第一条模糊规则, 此时, 第一条规则的前件参数先设定为 $Ce_1 = z_1$, $\sigma_1 = \sigma_{init}$, 后件参数设定为 $\theta_1 = [0, \dots, 0]^T$, $C_1 = I$ 。模糊规则数 $r = 1$ 。

Step 2: 从第二个采样时刻开始, 计算当前时刻的向量 z_t 和任意一个模糊规则中心向量 Ce_j 之间的几何距离 d_j^t , 即 $d_j^t = \|z_t - Ce_j\|$, 然后确定最小的距离 $d_{min}^t = \min\{d_j^t\} (j=1, 2, \dots, r)$, 同时也就确定了与 z_t 最近的模糊规则的中心, 不妨假设第 m 条模糊规则的中心是与 z_t 最近的模糊规则的中心。

(1) 如果 $d_{min}^t > \delta$, 原有的模糊规则中心向量都没有能够取胜, $N_f^j (j=1, 2, \dots, r)$ 增加 1, 此时, 增加一条新的模糊规则, 前件参数设定为 $Ce_{r+1} = z_t$, $\sigma_{1r+1} = \sigma_{2r+1} = \dots = \sigma_{nr+1} = 0.5\delta$, 后件参数初始化为 $\theta_{r+1} = [0, \dots, 0]^T$, $C_{r+1} = I$ 。模糊规则数 r 增加 1。 δ 为判断是否需要增加新的模糊规则的临界值, 按照如下方式变化:

$$\delta = \delta_0 (1 + \frac{1}{t-T}) \quad (9)$$

T 是最近一次加入新规则的时刻, δ_0 为预先设定的常数。

(2) 如果 $d_{min} \leq \delta$, 则 Ce_m 是竞争学习的胜者, N_w^m 增加 1, N_f^m 清零, $N_f^j (j \neq m)$ 增加 1。此时, 让胜者获得学习的机会, 用 $Ce_m + \alpha_m (z_t - Ce_m)$ 代替原来的 Ce_m , 其中 Ce_m 为学习速率, 随实际环境以如下方式变化:

$$\alpha_m = \alpha_0 / (N_w^m + 1) \quad (10)$$

式中的 α_0 为初始的学习速率, $\alpha_0 \in [0, 1]$ 。

Step 3: 通过以下方式计算第 j 条模糊规则最近 N_f^j 个采样点的平均隶属度:

$$F_j = \sum_{k=t-1+N_f^j}^t O_j^{(3)}(k) / N_f^j, \quad (j=1, 2, \dots, r) \quad (11)$$

如果 $N_f^k > N_0$ 且 $F_k < F_0$, 则此时, 第 k 条模糊规则就是冗余规则, 它的所有信息应该删除。模糊规则数 r 减去 1, N_0 和 F_0 都是预先设定好的常数。

Step 4: 计算任意两个子空间中心 Ce_a 和 $Ce_b (1 \leq a, b \leq r, a \neq b)$ 之间的距离 $D_{ab} = \|Ce_a - Ce_b\|$ 。如果 $D_{ab} < \delta / r$, 则认为第 a 条模糊规则和第 b 条模糊规则所描述的子空间特性相近, 需要合并为一条模糊规则, 合并方式如下: $Ce_{new} = (Ce_a + Ce_b) / 2$

$$\begin{cases} \sigma_{inew} = (\sigma_{ia} + \sigma_{ib}) / 2, \quad (i=1, 2, \dots, n) \\ \theta_{new} = (\theta_a + \theta_b) / 2 \\ C_{new} = (C_a + C_b) / 2 \\ N_w^{new} = N_w^a + N_w^b, \quad (N_f^{new} = \min\{N_f^a, N_f^b\}) \end{cases} \quad (12)$$

与此同时, 模糊规则数 r 减去 1。

Step 5: 如果采样结束, 不再有新的采样数据到来, 则退出辨识, 否则, 返回到第二部重复进行上述操作。

在本文提出的结构辨识算法中, 临界值 δ 用于判断是否要增加一条新的模糊规则, 它是随时间作自适应变化的。这个方法减小了人为选择对结构辨识结果的影响, 让结构辨识结果更加合理。同时, 本文采用的是一种数学统计的方法来寻找多余的模糊规则, 然后删除它们。这种方法和[11]使用的方法相比, 在线计算量更小, 易于实现。

2.2 参数估计

在本文提出的 MTSNFS 辨识算法中, 参数估计和结构辨识是同时进行的。我们采用一种混合学习算法来计算和校正模型的参数。

在网络的前向传播阶段, 采用递推最小二乘法来计算 T-S 模糊模型的后件参数, 具体方法如下:

$$C_j(t) = C_j(t-1) - \frac{O_j^{(3)}(t-1)C_j(t-1)X_{t-1}^e X_{t-1}^{eT} C_j(t-1)}{1 + O_j^{(3)}(t-1)X_{t-1}^e X_{t-1}^{eT} C_j(t-1)X_{t-1}^e},$$

$$\theta_j(t) = \theta_j(t-1) + C_j(t)X_{t-1}^e O_j^{(3)}(t-1)(y_t - X_{t-1}^e T \theta_j(t-1)) \quad (13)$$

式中, $(j=1, \dots, r)$, $\theta_j(t)$ 和 $C_j(t)$ 分别是 t 时刻第 j 条规则的后件参数向量及其对应的协方差矩阵, $X_t^e = [1, X_t^T]^T$ 。

在误差反向传播阶段, 我们使用在线梯度下降法来对前件参数进行校正。定义性能指标为 $E(t) = (y_t - y_t^m)^2 / 2$, 其中 y_t^m 是 t 时刻的模型输出值, y_t 是实际输出值。假设 t 时刻某个参数为 $v(t)$, 它的学习速率为 η_v , 通过如下方式对 $v(t)$ 进行校正:

$$v(t) = v(t-1) + \eta_v (-\frac{\partial E}{\partial v}(t-1)) \quad (14)$$

使用这个方法分别对 c_{ij} , σ_{ij} , g_j 和 h_j 进行校正。整个 MTSNFS 的在线辨识算法流程见图 2。

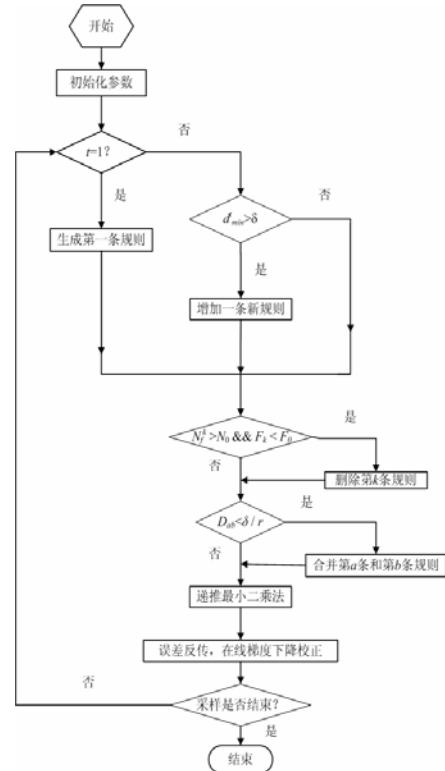


图2 MTSNFS 算法流程图

3 仿真实例

Box-Jenkins 煤气炉数据经常被很多文献用于做系统辨识算法的效果验证,同时也经常用来对比不同辨识算法的效果^{[1],[9],[11]-[14]}。

Box-Jenkins 煤气炉的输入变量 $u(t)$ 为气体流量,输出变量 $y(t)$ 为 CO_2 浓度,一共有 296 对连续的采样数据,其输入曲线见图 3。下面我们基于 Matlab 软件,使用本文提出的 MTSNFS 来为其进行在线辨识,选择 $y(t-1)$, $y(t-2)$, $u(t)$, $u(t-1)$ 和 $u(t-2)$ 作为 MTSNFS 的输入,选定 $y(t)$ 为输出变量。先对这些数据按照式 (7) 进行标准化,然后初始化一些需要预先设定的参数: $\sigma_{init}=0.2$, $\delta_0=0.6$, $\alpha_0=0.6$,

$N_0=40$, $F_0=0.1$, $\eta_{gi}=\eta_{hi}=\eta_{cij}=\eta_{oij}=0.5$ 。在线辨识的结果和误差曲线见图 4,整个在线辨识过程中,模糊规则数的变化曲线见图 5,各条模糊规则的后件参数(即局部模型的参数)的变化曲线见图 6。在图 6 中,当一条模糊规则所有后件参数都为 0 时,代表该条模糊规则还没有产生或者已经被删除。

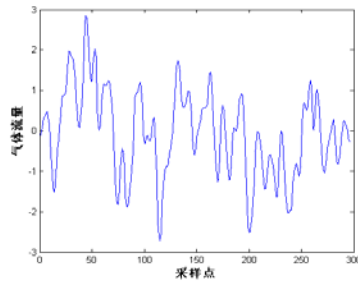
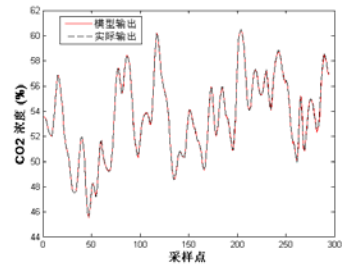
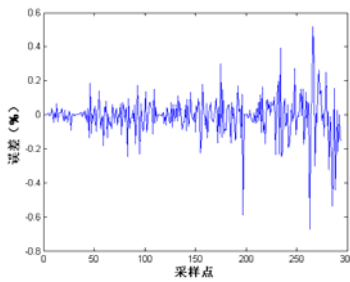


图 3 Box-Jenkins 煤气炉输入



(a) 模型输出和实际输出对比



(b) 误差

图 4 Box-Jenkins 煤气炉在线辨识仿真结果

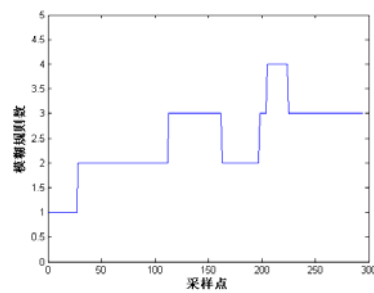
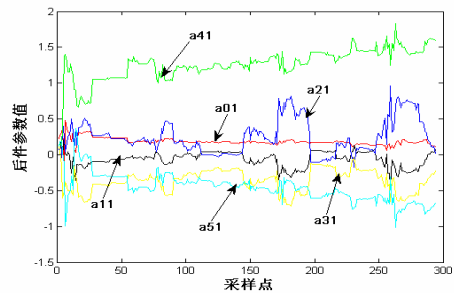
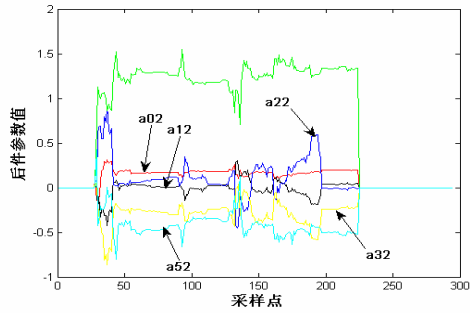


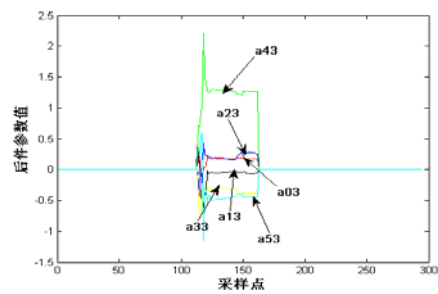
图 5 Box-Jenkins 煤气炉在线辨识过程中模糊规则数的变化



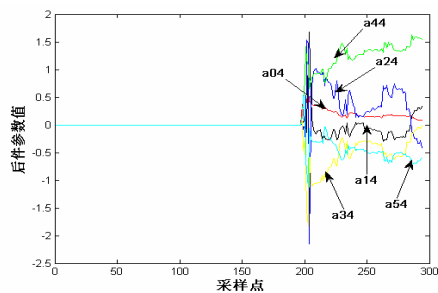
(a) 第一条模糊规则



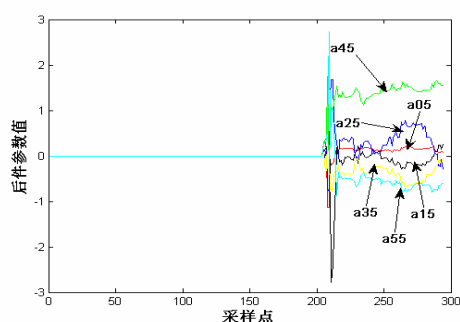
(b) 第二条模糊规则



(c) 第三条模糊规则



(d) 第四条模糊规则



(c)第五条模糊规则

图 6 Box-Jenkins 煤气炉在线辨识过程中后件参数的变化

为了将本文提出的 MTSNFS 和其他相关文献中建模算法进行对比, 我们使用平均方差 (Mean square error, MSE) 作为衡量辨识算法的性能指标。MSE 的定义式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y^m_i)^2 \quad (15)$$

本文提出的 MTSNFS 和其他参考文献中的算法用于 Box-Jenkins 煤气炉数据的辨识得出的 MSE 见表 1。

表 1 不同辨识算法用于 Box-Jenkins 煤气炉数据得出的 MSE 对比

在线/离线辨识	方法出处	在线/离线辨识	模糊规则数	MSE
在线	[1]	在线	3	0.0569
离线	[9]	离线	2	0.129
在线	[11]	在线	1-4	0.0579
在线	[12]	在线	20	0.00001
离线	[13]	离线	8	0.075
离线	[14]	离线	3	0.0498
在线	本文	在线	1-4	0.0149

在本文提出的 MTSNFS 中, 当一个输入向量和所有的模糊规则中心向量偏离太远时, 就需要加入新的模糊规则。相反, 当某段时间内, 某条模糊规则描述的动态特性与当前的运行工况相差较大时, 这条规则就应该去掉。与此同时, 模型的前件和后件参数一直在通过一种混合学习算法进行校正。所以, 本文提出的 MTSNFS 算法能够很准确地跟踪对象当前的动态特性, 而且所用的模糊规则数一直保持在较少的状态, 模型结构比较紧凑。因此, 辨识得到的模型 MSE 很小, 实时误差也很小。

4 结束语

本文改进了一种 TS 型神经-模糊系统, 将其用于 Box-Jenkins 煤气炉的在线建模中, 并将建模结果和其他算法进行了对比。本算法可以根据当前的输

入向量自动判断是否要增加新的模糊规则或者删除旧的模糊规则, 降低了建模者对于先验知识的依赖, 减小了人为因素的影响, 适用于复杂系统的在线建模和预测。

参考文献:

- [1] 吕剑虹, 陈建勤, 刘志远, 等. 基于模糊规则的热工过程非线性模型的研究 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(11): 132-137.
- [2] 邓良才, 王广军, 陈红. 锅炉汽温对象的在线模糊辨识 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(18): 111-115.
- [3] 于希宁, 程锋章, 朱丽玲, 等. 基于 T-S 模型的自适应神经模糊推理系统及其在热工过程建模中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(15): 78-82.
- [4] J.S.R. Jang. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1993, 23: 665-685.
- [5] S.P. Torres, W.H. Peralta, C.A. Castro. Power system loading margin estimation using a neuro-fuzzy approach [J]. IEEE Trans. Power Syst., 2007, 22: 1955-1964.
- [6] E. Entchev, L. Yang. Application of adaptive neuro-fuzzy inference system techniques and artificial neural networks to predict solid oxide fuel cell performance in residential microgeneration installation [J]. Journal of Power Sources, 2007, 170: 122-129.
- [7] M. Chen, D.A. Linkens. A systematic neuro-fuzzy modeling framework with application to material property prediction [J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. part B, 2001, 31: 781-790.
- [8] S. Wu, M. J. Er, Y. Gao. A fast approach for automatic generation of fuzzy rules by generalized dynamic fuzzy neural networks [J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2001, 9: 578-594.
- [9] D. Kukolj, E. Levi. Identification of complex systems based on neural and Takagi-Sugeno fuzzy model [J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 2004, 34: 272-282.
- [10] C.-J. Lin, C.-H. Chen. Identification and prediction using recurrent compensatory neuro-fuzzy systems [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 150: 307-330.
- [11] G. Leng, T.M. McGinnity, G. Prasad. An approach for on-line extraction of fuzzy rules using a self-organising fuzzy neural network [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005,

150: 211-243.

- [12] S.G. Tzafestas, K.C. Zikidis. NeuroFast: On-Line neuro-fuzzy ART-based structure and parameter learning TSK model[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. part B, 2001, 31: 797-802.
- [13] G.E.Tsekouras. On the use of the weighted fuzzy c-means in the fuzzy modeling[J]. Advances in Engineering Software, 2005, 36: 287-300.
- [14] C.-S. Li, J.-Z. Zhou, Q.-Q. Li, X.-L. An, X.-Q. Xiang. T-S fuzzy model identification based on a novel fuzzy

c-regression model clustering algorithm[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2009, 22: 646-653.

作者简介:

董湛波 (1988—), 男, 江苏兴化人, 助理工程师, 从事火电厂热工控制系统的设计和研究工作, E-mail: dongzhanbo@jspd.com.cn。