

文章编号: 1005-006X(2014)06-0001-04

基于模糊树模型的电站锅炉燃烧系统建模*

康俊杰 牛玉广 刘敬 胡子慧 樊怡

(华北电力大学, 新能源电力系统国家重点实验室)

摘要: 电站锅炉燃烧系统是高度非线性复杂系统, NO_x 排放量和锅炉效率模型是燃烧优化的基础。基于自适应树结构模糊推理辨识系统(ATSFIS), 对输入空间进行自适应划分, 建立电站锅炉燃烧模型, 实现对 NO_x 排放量和锅炉效率的预测; 对比最小二乘支持向量机(LS-SVM)和不同模糊规则下的建模时间和模型精度等性能。仿真结果表明, 随着样本数目的增加, 模糊树建模方法具有结构简单, 计算速度快, 运行时间短, 对输入空间的维数不敏感等优点。相比于 LS-SVM 模糊树模型性能更加稳定, 在处理高维和大样本问题时, 误差下降快, 用较少的时间就能达到较高的精度。

关键词: 电站锅炉; 模糊树模型(ATSFIS); 最小二乘支持向量机; 模糊规则

中图分类号: TK223 **文献标识码:** A

Modeling for Utility Boiler Combustion System Based on Fuzzy Tree Model

KANG Jun-jie, NIU Yu-guang, LIU Jing, *et al.*

Abstract: Power plant boiler combustion system is highly non-linear complex system, NO_x emissions and efficiency of the boiler model is its foundation. Based on adaptive-tree-structured fuzzy inference system (ATSFIS), to adaptive partition of input space, the utility boiler combustion model is built, for the prediction of NO_x emissions and efficiency of the boiler. Compared with least square-support vector machine (LS-SVM) and the modeling time under different fuzzy rules and the precision of model performance. With the increase in the number of samples, the corresponding results indicate that fuzzy tree modeling method has simple structure, fast computing speed, short run time and is not sensitive to the dimensions of the input space and so on. Compared to LS-SVM, fuzzy tree model is more stable performance, in addressing the problem of high and large sample, error falling fast, can achieve higher accuracy with less time.

Key words: utility boiler; adaptive-tree-structured fuzzy inference system (ATSFIS); least square-support vector machine (LS-SVM); fuzzy rules

锅炉燃烧优化技术是实现火电厂节能减排的重要途径。在人们对环保日益敏感和煤价持续上涨的今天, 对于大型燃煤机组, 降低 NO_x 排放和提高锅炉效率是发电企业健康持续发展的必经之路。而燃烧系统燃料的分配是否均匀, 配风是否合理, 直接影响机组的经济、安全运行和环保水平^[1]。

电站锅炉燃烧过程涉及燃烧学、流体力学、热力学、传热质学等学科是个复杂的物理化学过程, 而且影响燃烧的各个因素之间存在着高维非线性的关联关系^[2,3]。因此, 建立一个能准确描述燃烧系统输入与输出关系的模型是燃烧优化控制的重点与难点。当前锅炉燃烧优化模型主要是神经网络、支持向量机等机器学习模型, 神经网络模型存在着建模不稳定、结果具有随机性、过拟合和易陷入局部极小等问题; 而支持向量机模型虽然有较高的精度, 但该模型对学习样本要求非常苛刻, 样本中所含有的不相关或冗余信息会严重影响模型的性能^[4~9]。

一个复杂的非线性、强耦合性系统, 难以用一个全局的函数来描述。为了处理这个难题, 直观的想法是把输入空间划分成若干子空间, 由于每个子空间局部的映射关系相对简单, 可以用简单的函数描述。在1985年, Takagi和Sugeno首先提出的T-S模糊模型表明基于模糊规则的系统能够逼近高

度非线性系统^[10,11]。模糊模型已被证明在非线性动力系统建模、基于模糊规则的学习控制和模式识别中得到很好地应用, 并且在模糊辨识方法中显示了越来越重要的地位。近来, 毛剑琴教授提出了基于树结构的T-S模糊模型建模方法, 简称模糊树(Fuzzy Tree, 简称FT)建模。这种模型可以克服原模型中输入空间划分的复杂性, 能使分段函数在交点处平滑过渡, 较准确地逼近了复杂系统; 模糊树模型可同时训练优化规则中前件和后件的参数, 有效避免了原模型的“维数灾”引起的“规则爆炸”^[12,13]。故该方法非常适于解决电站锅炉燃烧系统这样高维复杂非线性、强耦合系统的建模问题。

本文基于自适应树结构模糊推理辨识(ATSFIS)^[14]借助某电厂实际运行数据, 建立了电站锅炉燃烧模型; 文中还对比了LS-SVM模型的训练时间、建模的均方根误差等。

1 模糊树模型

模糊树建模的主要原理是二叉树用 T 表示, 根据空间中数据样本的分布, 通过自适应划分输入空间获得模糊子空间; 输入空间通过构造超平面被划分成若干子空间, 建立线性函数在与叶节点(二叉树中的节点用 t 表示, 每个节点 $t \in T$, 由 t 生成的左、右子节点分别记为 $l(t)$ 和 $r(t)$, 如果没有子节点, 把 t 称为叶节点, T 的叶节点集合记为 \tilde{T})对应的子空间上获得模糊规则的后件, 各分片线性函数由隶属度函数连

收稿日期: 2014-06-25

康俊杰(1983-), 女, 硕士。北京, 102206

*国家自然科学基金(51036002); “973”计划(2012CB215203)资助

接,最终得到一个较精确的非线性映射。二叉树划分的叶节点个数等于模糊规则数目。

ATSFIS的建模自适应划分输入样本空间,即划分模糊子空间依据线性逼近误差和输出样本密度。在线性逼近误差和输出样本密度大的区域精细划分,而在误差和密度小的区域粗糙划分。划分的输入样本空间对应于二叉树T,用n维超平面 $y_i(x) = (c_i)^T \hat{x}$ 在叶节点对应的子空间上逼近非线性函数,其中 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$, $\hat{x} = [1, x^T]^T \in R^{n+1}$ 为增广的输入向量, $c_i = [c_{i0}, c_{i1}, \dots, c_{in}]^T \in R^{n+1}$ 为线性参数。当误差达到要求,将不划分该子空间。超平面 $g_i(x) = (c_i)^T x - \theta_i = 0$ 为划分子空间的判别函数, θ_i 为该子空间上输出样本的重心。ATSFIS根据 $g_i(x) \leq 0$ 和 $g_i(x) \geq 0$,继续划分该子空间,另一方面在 $g_i(x) \approx 0$ 的区域上构成模糊带是由定义隶属度函数得到的,最后输入样本空间的模糊划分完成。通过这种方法,判别函数自动向密度大的区域移动,划分后的子空间具有不同的大小,不规则的形状。

划分完毕模糊空间,获到如下一组规则:

R^l : 如果 x 是 N_{t_l} , 那么

$$y_{t_l}(x) = (c_{t_l})^T \hat{x}, t \in \tilde{T}, \quad (1)$$

其中, $c_{t_l} = [c_{t_l0}^l, c_{t_l1}^l, \dots, c_{t_ln}^l]^T$ 为线性参数, N_{t_l} 是模糊子空间 x_{t_l} 上定义的模糊集合,其隶属度函数为 $N_{t_l}(x)$ 。那么每个模糊子空间对应一条模糊规则,叶节点把输入空间划分为若干个模糊子空间。如果将 $N_{t_l}(x)$ 的归一化隶属度函数记为 $\mu_{t_l}(x)$,即 $\mu_{t_l}(x) = \frac{N_{t_l}(x)}{\sum_{t_l \in \tilde{T}} N_{t_l}(x)}$,

得到输出表达式:

$$\hat{y}(x) = \sum_{t_l \in \tilde{T}} \mu_{t_l}(x) (c_{t_l})^T \hat{x} \quad (2)$$

T的每个节点上的隶属度函数做如下定义:

(1) 对于根节点用 $r(T)$ 表示,

$$N_{r(T)}(x) \equiv 1 \quad (3)$$

(2) 对于非根节点 t ,

$$N_t(x) = N_{p(t)}(x) \hat{N}_t(x) \quad (4)$$

其中,

$$\hat{N}_t(x) = \frac{1}{1 + \exp[-\alpha_t (c_{p(t)}^T x - \theta_{p(t)})]},$$

$$\theta_{p(t)} = \frac{\sum_{i=1}^M N_{p(t)}(x^i) (c_{p(t)}^T \hat{x}^i)}{\sum_{i=1}^M N_{p(t)}(x^i)}$$

$p(t)$ 表示 t 的父节点, $|\alpha_t|$ 为模糊带的宽度,在计算时应首先确定一个正数,对于左节点 $\alpha_t = -\alpha$ 对于右节点 $\alpha_t = \alpha$, x^i 为输入数据样本, $i=1, 2, \dots, M$,假设共有 L 个叶节点,即 $\tilde{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_L\}$ 。记 $c_{\tilde{T}} = [c_{t_1}^T, c_{t_2}^T, \dots, c_{t_L}^T]^T$ 模糊规则中式

(1)的线性参数 $c_{\tilde{T}}$ 使用递推最小二乘法求解:

$$c_{\tilde{T}}^{i+1} = c_{\tilde{T}}^i + S_{i+1} \tilde{X}^{i+1} (y^{i+1} - (\tilde{X}^i)^{i+1}) c_{\tilde{T}}^i$$

$$S_{i+1} = S_i - \frac{S_i \tilde{X}^{i+1} (\tilde{X}^{i+1})^T S_i}{1 + (\tilde{X}^{i+1})^T S_i \tilde{X}^{i+1}} \quad (5)$$

$i = 0, 1, \dots, M-1$ 其中, $c_{\tilde{T}}^0 = 0$, $S_0 = \lambda I$, λ 为一个足够大的正数, I 是单位矩阵,

$$\tilde{X}^i = \left[\frac{N_{t_1}(x^i)}{\sum_{t_l \in \tilde{T}} N_{t_l}(x^i)} (\hat{x}^i)^T, \dots, \frac{N_{t_L}(x^i)}{\sum_{t_l \in \tilde{T}} N_{t_l}(x^i)} (\hat{x}^i)^T \right]^T$$

ATSFIS的具体步骤如下:

(1) 给定输入输出数据样本 (x^i, y^i) , $i = 1, 2, \dots, M$, $x^i \in R^n$, $y^i \in R$ 允许最大误差 σ_e 和最大叶节点数 L ; 给定一个正数 $\alpha > 0$ 作为模糊带宽度;

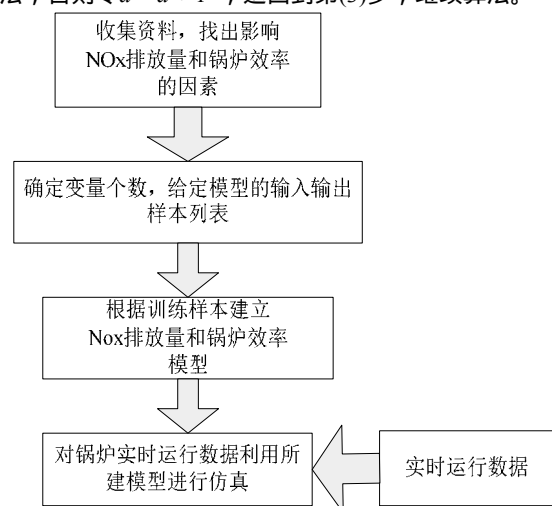
(2) 把根节点参数初始化,令 $N_1(x) \equiv 1$,树的深度 $d = 0$; 根据式(5)计算线性参数 c_1 ;

(3) 依次处理当前深度为 d 的二叉树上的每一个节点,划分该节点,产生新的左右子节点,并根据式(3)~(4)确定其隶属度函数。同时,根据式(5)计算划分后所有叶节点上的线性参数,根据式(2)计算输入样本对应的划分后的模型输出 \hat{y}^i , $i = 1, 2, \dots, M$,由式(6)计算得到均方根误差RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}^i - y^i)^2} \quad (6)$$

同时, RMSE作为衡量模型的精度, RMSE越小,则精度越高。若划分后模型输出的RMSE小于划分前的RMSE,则此次划分有效;否则无效,处理当前层的下一个节点。

(4) 当前层处理完毕后,如果模型输出的RMSE小于允许最大误差或者当前二叉树的叶节点数大于 L ,则结束该次算法;否则令 $d = d + 1$,返回到第(3)步,继续算法。



2 锅炉燃烧建模方法

燃烧系统模糊树建模方法简单流程图如图所示。包括如下主要步骤:

(1) 收集目标锅炉设计资料,分析煤粉燃烧过程及实际运行环境,找出影响 NO_x 排放量和锅炉效率的因素^[15]。

- (2) 确定模型输入变量，找出建模精度较高的变量，给定输入输出样本列表。
- (3) 利用(2)中变量列表作为训练样本集，利用 ATSFIS 方法建模原理建立 NO_x 排放量和锅炉效率模型。
- (4) 对于锅炉运行的实时数据，利用所建的模型进行仿真，得到仿真结果，并与真实数据作比对。

3 电站锅炉燃烧建模

本文选取某电厂锅炉运行数据基于 ATSFIS 建立锅炉燃烧模型，建模采集数据的燃烧系统为 DG2090/25.4-II7 型 600 MW 超临界参数变压直流炉，一次再热、单炉膛、尾部双烟道、采用挡板调节再热汽温，设计煤种为阳泉与西山地区混煤。采用前后墙对冲燃烧方式，36 只 HT-NR3 低 NO_x 旋流式燃烧器分 3 层分别布置在炉膛前后墙螺旋水冷壁上，使沿炉膛宽度方向热负荷及烟气温度更均匀分布。

首先选取实验工况数据 105 组，由于影响建模变量的因素有很多扰动变量比如煤质，负荷等是不可调的，考虑电厂实际运行条件，最后确定目标锅炉模型输入参数主要有：发电负荷、入炉总煤量、炉膛出口氧量、一次风总风压、六层二次风门挡板开度、两层周界风门挡板开度、飞灰含碳量、排烟温度、环境温度等，共计 14 个变量。输出为 NO_x 排放量和锅炉效率 [6,16]。

3.1 NO_x 排放量模型的建立

根据 NO_x 的生成因素和试验锅炉的燃烧系统，选取 90 组工况数据作为训练样本，15 组作为测试样本，模糊规则数选为 16，基于 ATSFIS 建立的锅炉 NO_x 排放和锅炉效率模型预测值与实际值的比较如图 1 所示。

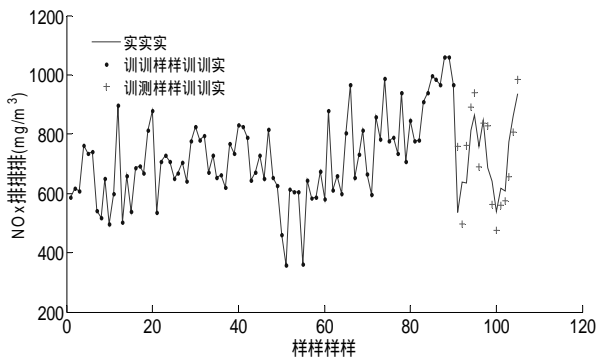


图 1 ATSFIS 模型对 NO_x 排放量的预测

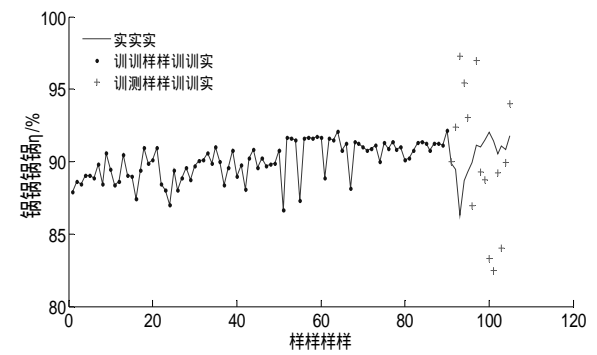


图 2 ATSFIS 模型对锅炉效率 的预测

3.2 锅炉效率 模型的建立

根据影响锅炉效率的因素和试验锅炉的燃烧系统，同样选取 90 组工况数据作为训练样本，15 组作为测试样本，模糊规则数选为 8，基于 ATSFIS 建立的锅炉效率 模型预测值与实际值的比较如图 2 所示。

3.3 模型精度比较

在历史稳态工况下，提取了 2026 组实际运行数据，所选样本数据涵盖了实际运行工况范围，具有较好的工况代表性。为了能更好验证模糊树建模方法的速度、精度以及对样本数据的处理能力，分层次从 2026 组数据中选取 141 组，505 组，1006 组，1510 组，2026 组输入输出数据，选取其中的 120, 430, 776, 1110, 1476 组数据用作建模，其余的 21, 75, 230, 400, 550 组数据用作预测，分别用模糊树建模方法和最小二乘支持向量机建模方法建立 NO_x 排放模型并进行仿真，模糊规则数目为 16。表 1 为上面两种方法在仿真时间和测试样本预测精度的对比结果，图 3，图 4 和图 5，图 6 分别为两种方法在样本数目为 141 组、2026 组的仿真结果，其中 RMSE 为训练样本的均方根误差，tRMSE 为测试样本的均方根误差。

表 1 ATSFIS 与 LS-SVM 预测精度和仿真时间对比

	141组	505组	1006组	1510组	2026组
$t(s)$	14.03	38.96	63.70	123.3192	120.76
ATSFIS RMSE	0.0205	5.9183	6.4058	7.3427	7.9650
tRMSE	94.5239	10.0399	9.2404	8.7860	8.6266
$t(s)$	28.84	70.34	248.10	567.69	1027.40
LS-SVM RMSE	3.7361×10^{-13}	8.2723×10^{-9}	1.9591×10^{-8}	1.9915×10^{-8}	1.4417×10^{-8}
tRMSE	41.7130	9.2256	7.4730	6.2650	6.0932

由表1和仿真图可以看出，ATSFIS方法与LS-SVM方法相比，在样本较少时LS-SVM的建模精度要明显高于ATSFIS方法，但是从建模时间看，ATSFIS方法的计算量远远小于LS-SVM，并且随着数据样本的增加，ATSFIS方法的优势更加明显，不仅建模时间比LS-SVM缩短很多，建模精度也损失不大，且在仿真过程中ATSFIS的仿真精度更加稳定。以上四个仿真图，在小样本时图3比起图4拟合的程度还没有很好，但是到图7和图8时拟合程度已相差无几，所以模糊树模型的误差下降很快，在大样本时用较少的时间就能达到较高的精度。因此比起其他建模方法，ATSFIS方法在实际工程应用中有较大的使用价值。

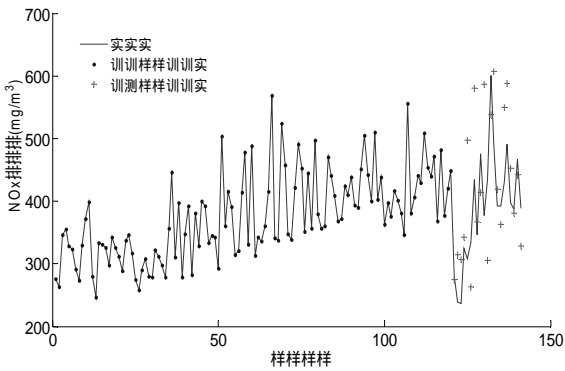
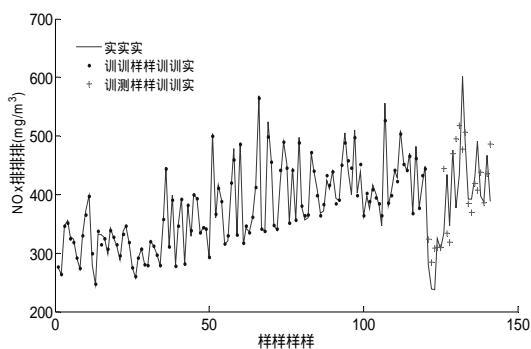
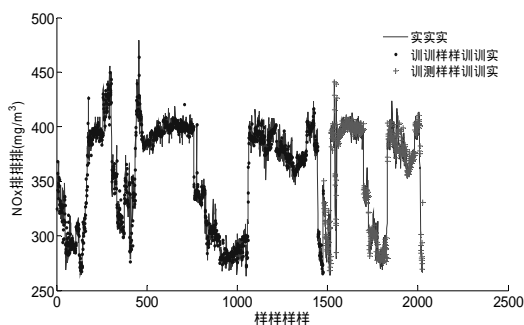
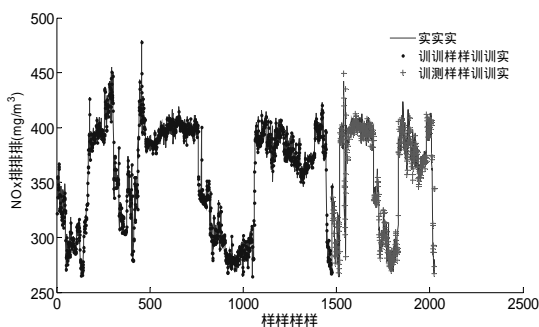


图3 141组ATSFIS对 NO_x 排放量的预测

图4 141组LS-SVM对NO_x排放量的预测图5 2026组ATSFIS对NO_x排放量的预测图6 2026组LS-SVM对NO_x排放量的预测

3.4 模型规则数目比较

模糊树叶节点的个数反映模糊树模型的复杂度,叶节点的个数越小,则模型的复杂度就越低,而模糊规则的数目等于叶节点的个数。由于模糊规则的数目与模型的建模精度和时间有直接关系,参数选择同上,取1006组输入输出数据,选取776组用作建模数据,230组用作预测数据,模糊规则数目分别为8,16,24和32进行仿真。表2为不同的模糊规则数目的对比结果。

表2 预测精度和仿真时间对比

模型	误差	模糊规则数目			
		8	16	24	32
ATSFIS	$t(s)$	5.86	63.02	308.87	939.93
	RMSE	8.8042	6.4058	4.8850	3.5569
	$tRMSE$	7.0813	9.2404	18.6879	72.7602

通过表2可以看出,随着模糊规则数目的增加,模型的复杂度也随之增加,训练样本的精度有所提高,但是测试样本的精度有所下降,并且建模时间也明显增加。因此,在建立较为复杂的非线性系统模型时,选择合适的模糊规则数目,不仅可以保证模型的精度还可以有效节约建模时间,降

低模型的复杂度,用较少的模糊规则数就能以较高的精度逼近非线性系统。

运行ATSFIS模型的设备配置为64位Win7操作系统,内存为2GB,处理器为Intel(R)Core(TM) i3 CPU 2.40GHz。

4 结论

本文首先应用自适应树结构模糊推理辨识(ATSFIS)方法建立了电站锅炉燃烧系统模型,表明ATSFIS可以根据建模数据在空间中的分布,对空间进行自适应划分,对于大样本复杂高维非线性的建模问题是一种非常有效的建模方法。与已有的LS-SVM比较,该方法具有计算速度快,运行时间短,性能稳定,对输入空间不敏感的优点,在复杂的非线性系统的研究和工程应用中具有较强的研究价值和实用价值。

参 考 文 献

- [1] 石玉军, 车德顺. 大型电厂煤粉锅炉节能减排在线测量[J]. 民营科技, 2012, (3): 42 ~ 43.
- [2] 陈立甲, 王子才. 电站锅炉燃烧系统仿真模型的建立[J]. 热能动力工程, 2001, 16(3): 308 ~ 310.
- [3] 孔亮, 张毅, 丁艳军, 等. 电站锅炉燃烧优化控制技术综述[J]. 电力设备, 2006, 7(2): 19 ~ 22.
- [4] 陈帅, 朱建宁, 潘俊, 等. 最小二乘支持向量机的参数优化及其应用[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2008, 34(2): 278 ~ 282.
- [5] 傅维琪, 吴治清, 王天堃. 遗传算法和神经网络在电站锅炉燃烧优化中的应用研究[J]. 贵州电力技术, 2009, 12(2): 28 ~ 30.
- [6] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(17): 91 ~ 97.
- [7] 王春林, 周昊, 李国能, 等. 基于遗传算法和支持向量机的低 NO_x 燃烧优化[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(11): 40 ~ 44.
- [8] 相征, 张太猛, 孙建成. 基于最小二乘支持向量机的非线性系统建模[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(9): 2684 ~ 2687.
- [9] 周昊, 朱洪波, 岑可法. 基于人工神经网络和遗传算法的火电厂锅炉实时燃烧优化系统[J]. 动力工程, 2003, 23(5): 2665 ~ 2669.
- [10] Jang J-S. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23(3): 665 ~ 685.
- [11] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1985, (1): 116 ~ 132.
- [12] 丁海山, 毛剑琴, 林岩. 基于模糊树模型的间接自适应模糊控制[J]. 自动化学报, 2008, 34(6): 676 ~ 683.
- [13] 毛剑琴, 姚健, 丁海山. 基于模糊树模型的混沌时间序列预测[J]. 物理学报, 2009, (4): 2220 ~ 2230.
- [14] Mao J, Zhang J, Yue Y, et al. Adaptive-tree-structure-based fuzzy inference system [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(1): 1 ~ 12.
- [15] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 电站锅炉 NO_x 排放与效率的响应特性模型[J]. 动力工程, 2004, 24(2): 254 ~ 259.
- [16] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 人工智能技术在电站锅炉燃烧优化中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 184 ~ 188.

编辑: 闻 彰