

基于 $T-S$ 模型的锅炉蒸汽压力系统在线辨识

郝万君, 柴庆宣, 胡林献, 强文义

(哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 提出了一种从输入输出数据中在线辨识锅炉主蒸汽压力系统模型的新方法, 它采用 $T-S$ 模型结构, 利用一种新颖的在线模糊聚类算法和改进的卡尔曼滤波算法, 将有监督和无监督学习方法相结合, 实现了模型的在线自适应辨识, 它可在运行中自动学习, 适应很大工况范围及锅炉特性的时变性, 仿真结果验证了提出的建模方法的有效性。

关 键 词: 蒸汽压力; 在线辨识; 模糊聚类; Takagi-Sugeno 模型; 卡尔曼滤波

中图分类号: TK223.7 文献标识码: A

1 引 言

电力系统不断增加的复杂性及对其可靠和经济运行要求的提高, 推动着电厂控制对象建模和优化控制技术的改进。锅炉热力过程是一个十分复杂的物理、化学过程, 具有多输入输出、非线性、大延迟和强耦合的特点, 因此, 常规的热工控制系统都是基于在某一特定工作点附近的线性化模型, 设计的控制器只有在工作点附近才能获得最佳的控制品质, 难以适应对象特性的非线性变化。为此近年来的研究焦点之一是探索电厂对象的非线性建模方法^[1]。

文献[2]从机理建模角度出发, 建立了复杂性适度, 只有少量参数的非线性模型, 该模型具有表征系统大范围的动态特征能力。然而就实际锅炉系统而言, 要建立机理模型很困难。首先锅炉系统运行机理复杂, 分析困难; 其次建模过程需要大量的实验, 建模周期长, 成本高; 而且不同锅炉系统的结构特征会有很大的差别, 无法用统一的模型来描述, 也使得文献[2]提出的建模方法适合于建模分析, 控制系统仿真, 而缺乏实际应用意义。

Habbia 等人采用模糊建模的方法^[3], 给出锅炉不同运行工况下的非线性动态模型, 但其获得的 $T-S$ 模糊模型在假设机理模型已知的情况下, 在各个平衡点用泰勒级数展开获得, 因此不能用来表征

实际物理系统的特性。

神经网络具有对任意非线性关系的描述能力, 还有对大量定性或定量信息的分布式存储能力及并行处理和合成能力, 为系统辨识尤其是非线性系统的辨识提供了十分有效的算法。张箭、Nerrand^[4~5], 张小桃等人采用神经网络对锅炉燃烧系统进行辨识^[10]。但是神经网络需要较多的训练数据样本, 计算量较大, 并且只能得到某些特定运行条件下模型。它本质上属于黑箱辨识, 因此不完全适合于基于模型的控制^[2]。

此外, 还有很多学者对锅炉系统建模进行了研究。刘红波等人采用基于工况分解的多模型建模思路^[9], 提出一种面向控制的非线性过程建模方法。陈彦桥等采用模糊辨识算法得到了一个锅炉—汽轮机协调控制系统模糊模型^[7]。李运泽等通过合理的机理分析和简化^[8], 从整体高度建立起热力系统的长期动态过程的数学模型。

锅炉系统是时变的过程, 系统结构及参数随时间变化而改变, 因此模型必须适应对象的变化, 针对此类对象的模型辨识还有很多问题有待于研究。

近年来, $T-S$ 模糊建模技术已经成为一个活跃的研究领域, 并被广泛应用于复杂动态系统建模。Takagi 和 Sugeno 于 1985 年提出了 $T-S$ 模糊模型^[9], 本质上是将一个非线性模型划分为多个线性模型的模糊逼近, 易于表达复杂非线性系统的动态特性。它可以直接从采样的输入输出的数据中提取模糊规则和辨识模型参数, 因此为时变非线性系统建模, 尤其是在线辨识提供了有效的手段。

针对锅炉主蒸汽压力过程的建模问题, 本文提出了一种新颖的基于 $T-S$ 模型的在线自适应建模方法。它首先采用在线模糊聚类算法对 $T-S$ 模型前提规则进行辨识, 然后再用改进的卡尔曼滤波辨识线性模型参数。仿真结果表明, 采用本文提出的

方法即使在运行工况大范围变化时也能获得满意的动态模型。

2 Takagi—Sugeno 模型

$T-S$ 模型将输入变量空间划分为 r 个模糊子空间,即规则集包含 r 条规则,对于每一个模糊子空间,系统的局部模型可用一个线性方程来描述,而系统的总输出则为各局部线性模型输出的加权和。

设 MISO 系统输入 $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 每一分量 x_k 的模糊语言变量集合为 $T(x_k)=\{A_{1k}, A_{2k}, \dots, A_{rk}\}$, $k=1, 2, \dots, n$, 相应隶属函数用 $A_{ik}(x_k)$ ($i=1, 2, \dots, r$) 表示, r 表示规则总数。第 i 条规则的 $T-S$ 模型:

$$R_i: \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}$$
$$\text{Then } y_i = a_{i0} + a_{i1}x_1 + \dots + a_{in}x_n; i = 1 \dots r$$

(1)

模型总输出:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^r \beta_i y_i}{\sum_{i=1}^r \beta_i}, \beta_i = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j)$$

(2)

其中: β_i 是第 i 条规则的激活度, $i=1 \dots r$ 。

模糊模型的输出可用向量形式来表达,即:

$$y = \Psi^T \theta$$

(3)

其中 $\theta = [\theta_1^T, \theta_2^T, \dots, \theta_r^T]^T$, $\theta_i = [a_{i0}, a_{i1}, \dots, a_{in}]^T$

$\Psi = [\omega_1 x_e^T, \omega_2 x_e^T, \dots, \omega_r x_e^T]^T$, $\omega_i = \beta_i / \sum_{j=1}^r \beta_j$

θ 是线性模型组的参数矩阵; θ_i , $i = [1, r]$ 第 i 条模糊规则对应的线性模型参数; Ψ 权重化后输入向量; ω_i 第 i 条模糊规则的激活度; $x_e = [1, x^T]^T$ 是扩展的数据向量。

3 $T-S$ 模型在线学习

$T-S$ 模糊系统的建模包括结构辨识和参数辨识两个方面。结构辨识用于辨识 $T-S$ 模型的前提模糊规则,参数辨识则用于确定规则结论部分的输入输出线性参数。

3.1 模型结构辨识

结构辨识是在非线性输入空间中划分出若干个线性子空间,每个子空间表示一条模糊规则,子空间划分通常采用模糊聚类的方法。寻求好的模糊聚类方法,对能否获得简单、可靠、有效、高精度的辨识模型至关重要。

本文提出的聚类方法是一种快速、一次完成的在线聚类方法。在线辨识过程中,采集到的新数据,

一部分强化了先前的数据信息;另一部分则包含新的运行信息,如系统运行工况的改变、出现故障、动态特性发生变化等。根据这些信息可以建立新的模糊规则或者对已有的模糊规则进行修改。新数据的信息价值和重要性的判别是依据数据间在空间上的贴适度。

本文以指数势函数作为判断模糊聚类中心的依据,该势函数不仅包含数据的空间信息,而且还包含数据的历史信息,因此采用势函数比单纯用数据点到聚类中心的空间距离包含更多的信息,生成的规则库也紧凑。

这里引入了指数函数计算采样数据的势值,其公式为:

$$p_k(z_k) = e^{-\alpha(D_i^k/D_{mean}^k)}, k=2, 3 \dots$$

(4)

$p_k(z_k)$ 是数据点 z_k 在 k 时刻的势值, α 是常数(一般取值, $0.25 \leq \alpha \leq 1$); D_i^k 是采样数据点 z_k 到当前时刻之前各个采样数据点的欧式距离的平均值; D_{mean}^k 是当前时刻之前所有数据点之间欧式距离的平均值,具体计算公式如下:

$$D_i^k = \frac{1}{k-1} \sum_{l=1}^{k-1} \|z_l - z_k\|^2$$
$$D_{mean}^k = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{k-1} \sum_{j=l+1}^k \|z_l - z_j\|^2$$
$$\|z_l - z_j\|^2 = \sum_{j=1}^{n+1} (z_l^j - z_j^k)^2$$

(5)

其中: $\|z_l - z_j\|^2$ 是两个数据点 z_l 和 z_k 之间的距离在 z^j 轴上的投影 ($z = [x^T, y]^T$)。

势函数可以递归运算,因此非常适合用于在线学习。有新的采样数据到来时,原有势函数值就被实时更新。

步骤 1: $T-S$ 模型前提规则初始化

读入第一个采样数据点,将其作为第一个聚类中心,设其势值为 $0.5 \sim 0.9$;此后各个时刻的采样数据的势值需按照式(4)进行计算。势函数的定义是依据所有数据点的距离,因此新的数据会影响已有的聚类中心的势值。

步骤 2: 每个新采样数据点的势函数值计算

按式(4)计算新采样数据点的势函数值,新采样数据点的 D_i^k 值可用下式递归计算:

$$D_i^k = \theta_k + \frac{\sigma_k - 2\nu_k}{k-1}$$

(6)

其中: $\theta_k = \sum_{j=1}^{n+1} (z_k^j)^2$; $\sigma_k = \sum_{l=1}^{k-1} \sum_{j=1}^{n+1} (z_l^j)^2$

$\nu_k = \sum_{j=1}^{n+1} z_k^j \beta_k^j$; $\beta_k^j = \sum_{l=1}^{k-1} z_l^j$

θ_k 和 ν_k 可以用当前采样点 z_k 计算,而 β_k^j 和 σ_k

可由下面递归公式更新:

$$\sigma_k = \sigma_{k-1} + \sum_{i=1}^{n+1} (z_{k-1}^i)^2; \quad \beta_k^j = \beta_{k-1}^j + z_{k-1}^j \quad (7)$$

步骤 3: 已有聚类中心的势函数值更新

新采样数据的到来, 将影响已有聚类中心的势函数值, 这是因为是势函数的定义是依据所有数据点之间的距离, 当然也包括新的数据采样点。设 z_l^* 为第 l 条规则的聚类中心, $l=1 \dots r$ (r 代表模糊规则数), 已有聚类中心在当前时刻 (k) 的势函数值很容易由下式推出:

$$p_k(z_l^*) = e^{-\alpha(D_{lk}^*/D_{lk}^{\text{mean}})^k} \quad (8)$$

其中: $D_{lk}^* = \frac{k-1}{k}D_{lk-1}^* + \frac{\|z_l^* - z_k\|^2}{k}$

D_{lk}^* 是聚类中心 (z_l^*) 到当前时刻之前各个采样数据点的欧式距离的平均值, D_{lk-1}^* 是其前一时刻的值。在新的数据到来时, 已有的聚类中心 (z_l^* , $l=1, \dots, r$) 的势函数值都由式 (8) 更新计算。

步骤 4: 模糊规则库的修改与更新

3.1.1 聚类中心的替换

如果新数据点的势值比已有的聚类中心的势函数值高, 新数据还靠近某个聚类中心, 且满足下面不等式, 那么, 就用新数据点 (z_k) 代替该聚类中心 ($z_l^* = z_k$):

$$\frac{P_k(z_k)}{\max_{l=1}^r P_k(z_l^*)} - \frac{\hat{q}_{\min}}{r} \geq 1 \quad (9)$$

\hat{q}_{\min} 是待选为新的聚类中心的点 (z_k^*) 与所有先前确定的聚类中心的各点中距离的最小值。 r 为聚类影响半径。

3.1.2 新聚类中心的生成

如果新数据点的势值比已有的聚类中心的势函数值高, 新数据不靠近任何已有的聚类中心, 即不满足不等式 (11), 就把新数据点当作一个新的聚类中心, 再根据这个中心点在 x ($r=r+1, x_r^* = x_k$) 轴上的投影点求得新的模糊规则。

需要指出的是, 用势函数而不是用到某个聚类中心的距离所建立的模糊规则能包含更多系统的动态特征信息, 所有历史数据的信息也没有被忽略。因而生成的模糊规则也更紧凑, 更具有代表性。

3.2 参数的在线估计

3.1 节提出的在线的聚类算法中, 规则库是逐步完善的, 规则数和结构参数也经常发生变化, 规则的激活度 β_i 不是常数, 因此无法直接应用 RLS 和 WRLS 计算 $T-S$ 模型的后件参数。采用带遗忘因

子的卡尔曼滤波算法, 并利用迭代的方式求解 $T-S$ 模型的后件参数, 它不仅运算速度快, 具有良好的收敛性, 并且避免了矩阵求逆的复杂运算。

在规则被从规则库中增加和减少的各个时刻, 需要适当调整卡尔曼滤波器协方差矩阵和参数初始值。基于卡尔曼滤波算法的局部参数估计递归表达式为:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_{k+1} &= \hat{\theta}_k + \phi_{ik+1} x_{dk} \omega_i(x_k) (y_{k+1} - x_{dk}^T \hat{\theta}_{ik}) \\ \phi_{ik+1} &= \frac{1}{\lambda} \left(\phi_{ik} - \frac{\omega_i(x_k) \phi_{ik} x_{dk} x_{dk}^T \phi_{ik}}{\lambda + \omega_i(x_k) x_{dk}^T \phi_{ik} x_{dk}} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

$\hat{\theta}_{k+1}$ 是 $k+1$ 时刻的后件参数估计, $\hat{\theta}_{ik}$ 是其前一时刻的后件参数估计; ϕ 是适应增益矩阵, x_{dk} 是 k 时刻的扩展输入向量; λ 是遗忘因子, 取值范围为 $0 < \lambda \leq 1$, 引入遗忘因子给与新采样数据以更大的权重, 目的是使辨识模型能够更好的跟踪参数时变系统。对于非时变系统, λ 数值一般取 1。式 (10) 的初始值可设为 $\hat{\theta}_{i1} = 0, \phi_{i1} = \eta, \eta$ 选取较大的正数。

新生成规则的参数可以按已有规则参数的权重平均来选取, 即:

$$\hat{\theta}_{r+1, k+1} = \sum_{i=1}^r \omega_i \hat{\theta}_{i, k} \quad (11)$$

原来的 r 个规则的参数为继承原有数值 ($\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_{ik}, i=[1, r]$)。如果现有规则被另一规则代替, 替换规则的参数继承原规则的参数;

新增规则协方差矩阵初始化为 $\phi_{r+1, k+1} = \eta$; 原有规则协方差矩阵继承前一时刻的数值 ($\phi_{i, k+1} = \phi_{i, k}, i=[1, r]$)。

4 建模仿真研究

为了验证所提出的过程非线性模型建立方法的有效性, 选取河南某热电厂锅炉过程实测数据。采样时间为 2001-05-21, 0:00 至 2001-06-13, 17:00, 数据每 3 min 采样一次, 并经平滑滤波处理后, 剔除异常数据, 取得 3000 组数据。当机组升降负荷主蒸汽流量时, 主蒸汽流量的变化与压力的变化是耦合的, 即主蒸汽流量增加, 压力上升, 反之下降。由此可知, 负荷的变化是影响锅炉主蒸汽压力系统动态特性的关键因素。图 1 给出负荷在 [55%, 70%] 范围内变化的主蒸汽压力模型的辨识曲线, 图 2 给出负荷在 [75%, 90%] 范围内变化的主蒸汽压力模型的辨识曲线。

由图 1 和图 2 可以看出, 尽管负荷波动导致主汽压力发生较大变化, 但辨识模型仍能较好地跟踪

系统的动态变化;虽然在不同的负荷区间辨识的精度会有所不同,但模型仍满意地描述运行工况大范围变化时实际对象的动态特征,这充分说明用本文方法建立的锅炉主蒸汽压力非线性对象模型的有效性。

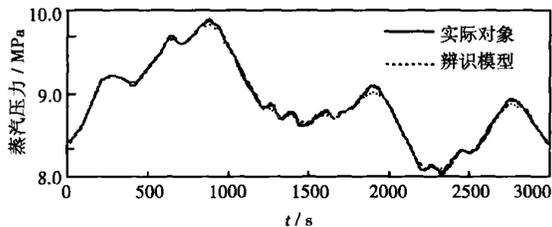


图 1 55%—70%负荷下主蒸汽压力辨识曲线

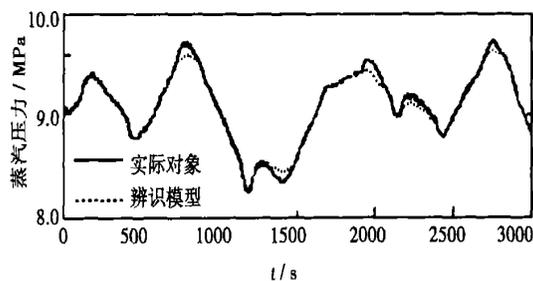


图 2 75%—90%负荷下主蒸汽压力辨识曲线

5 结 论

针对实际工业过程中多变量、非线性、工况范围广的特点,本文提出了一种新的基于 $T-S$ 模型的在线自适应锅炉主蒸汽压力系统建模方案。从系统输入输出数据出发,采用在线模糊聚类算法对 $T-S$ 模型前提规则进行辨识,采用改进的卡尔曼滤波辨识局部线性模型参数,通过多个局部线性模型加权合成就可得到了锅炉主蒸汽压力系统的全局模型。与其它非线性过程建模方法相比,具有计算复杂程度大大降低,模型结构更适于灵活的在线调整和学习算法等优点。最后以典型主蒸汽压力过程作为对象,以现场实际数据为依据进行了仿真研究,仿真结果验证了文中提出的模型建模方法的有效性。

参考文献:

[1] ASTROM K J, BELL R D. A nonlinear model for steam generation processes[A] . Proc 12th IFAC World Congress[C] . New York: Pergamon, 1993. 395—398.

[2] ASTROM K J, BELL R D. Dynamic models for boiler-turbine alternator units; data logs and parameter estimation for a 160 MW unit[R] . Sweden: Lund Institute of Technology, 1993.

[3] HACENE HABBIA, MIMOUN ZELMATA. A dynamic fuzzy model for a drum boiler-turbine system[J] . Automatica, 2003 39 (4): 1213—1219.

[4] 张箭. 基于 BP 网络的锅炉过热汽温系统动态特性的辨识[J] . 电工技术学报, 1997, 12(5): 57—60.

[5] NERRAND O. Training recurrent networks: why and how? An illustration in dynamical process modeling[J] . IEEE Trans on Neural Networks 1994, 5(2): 178—184.

[6] 刘红波, 李少远. 一种基于工况分解的热工过程非线性控制模型建立方法及应用[J] . 控制理论与应用, 2004, 21(5): 785—790.

[7] 陈彦桥, 刘吉臻. 用 $T-S$ 模糊模型辨识 160 MW 协调控制系统[J] . 华北电力大学学报, 2003, 30(4): 38—41.

[8] 李运泽. 电厂热力系统的长期动态特性模型[J] . 热能动力工程, 2005, 20(1): 38—44.

[9] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J] . IEEE Trans Systems Man Cybernet, 1985, 15(1): 116—132.

[10] 张小桃. 基于现场数据与神经网络的热工对象动态建模[J] . 热能动力工程, 2005, 20(1): 35—37.

(渠 源 编 辑)

书 讯

工程流体力学

本书是上海市教育委员会普通高等学校教材建设项目。全书阐述了流体静力学、流体运动学、平面势流理论、水波理论、黏性流体动力学、边界层理论、一维气体动力学基础。书内各章均附有例题和习题,有助于读者的理解和自主学习。

读者对象:普通高等院校海洋工程等相关专业师生,环境、水利等工程专业技术人员

2006 年 1 月出版

increases. When a certain temperature has been reached, the chemical diffusion exergy will be greater than the physical one. **Key words:** saturator, humid air, exergy analysis, exergy efficiency

带压缩空气储能的冷热电联产系统的熵分析= **Exergy Analysis of a Cogeneration System with Compressed-air Energy Storage for the Simultaneous Supply of Electric Power, Heat and Cooling Energy**[刊, 汉] / YIN Jian-guo, FU Qin-sheng, GUO Xiao-kun, et al (College of Energy & Power Engineering under the Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code: 710049) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(2). — 193 ~ 196

A thermodynamic exergy analysis was performed for a cogeneration system with compressed-air energy storage for the supply of electricity, heat and cooling energy. As a result, obtained were the exergy losses of various major components and the system as a whole as well as the law governing the change of exergy efficiency. The results of the analysis indicate that an increase in adiabatic efficiency of an air turbine can contribute more to an increase in system exergy efficiency than the same increase in efficiency of a compressor. When other parameters have been fixed, there exists an optimum pressure ratio, under which the exergy efficiency of the system can reach a maximum value. A high-temperature heat exchanger represents a major component causing exergy losses in a new type of cogeneration system for the simultaneous production of electricity, heat and cooling energy while the magnitude of circulating water quantity is a major factor influencing the exergy efficiency of the high-temperature heat exchanger. **Key words:** exergy analysis, compressed-air energy storage, air turbine

基于 $T-S$ 模型的锅炉蒸汽压力系统在线辨识= **Online Identification of a Boiler Steam Pressure System Based on a T-S Model**[刊, 汉] / HAO Wan-jun, CHAI Qing-xuan, HU Lin-xian, et al (College of Astronautics under the Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001), // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(2). — 197 ~ 200

A new method for the online identification of the main steam pressure system of a boiler from input-output data is proposed by adopting a T-S (Takagi-Sugeno) model structure. Through the use of a kind of innovative online fuzzy-clustering algorithm and an improved Kalman filter algorithm and by combining a supervised learning method with an unsupervised one online self-adaptation identification by the model has been realized. The model can conduct self-learning during operation and adapt to a very large range of operating conditions as well as the time-variation character of boiler characteristics. The results of simulation have verified the effectiveness of the model-building method put forward by the authors. **Key words:** online identification, fuzzy clustering, Takagi-Sugeno model, Kalman filter, steam pressure

国产 600 MW 机组超临界直流锅炉吹管工艺的研究= **A Study of Steam Purging Techniques for a Chinese-made 600 MW Supercritical Once-through Boiler**[刊, 汉] / GAO Sui-qiang, Huang Lei (Jiangsu Provincial Research Institute of Electric Power Testing, Nanjing, China, Post Code: 210036), WAN Xiao-yan (Nanjing Wiscom Electric Automation Co. Ltd., Nanjing, China, Post Code: 210009) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2006, 21(2). — 201 ~ 204

Drawbacks and advantages of two main kinds of steam purging technique currently employed both at home and abroad for boilers, namely, pressure-reduction and stable-pressure methods, are compared and analyzed. On the first Chinese-made