

# 基于 RBF神经网络的热力系统煤种辨识方法

董均华, 徐向东

(清华大学 热能工程系, 电力系统及大型发电设备安全控制和仿真国家重点实验室, 北京 100084)

**摘要:** 为了保证热力系统稳定运行, 提高锅炉安全寿命, 控制污染物, 该文利用多模型思想, 对煤种低位发热值进行初步辨识和精确辨识。初步辨识中, 采用改进的 K 均值聚类算法, 快速辨识出煤种类型; 精确辨识中, 利用初步辨识的结果优化发热量辨识模型, 减少模型搜索范围, 采用自动调节隐节点和参数的径向基函数 (RBF) 神经网络算法。仿真结果表明, 该辨识方法的辨识误差在 1.5% 以内, 具有良好的辨识精度, 在速度上也优于单独的 RBF 辨识算法, 可以应用于热力系统煤种发热量在线辨识。

**关键词:** 低位发热值; 煤种辨识; 径向基函数神经网络

中图分类号: TK 223.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-0054(2006)08-1430-04

## Coal-information online identification based on RBF neural network

DONG Junhua, XU Xiangdong

(Department of Thermal Engineering, State Key Laboratory of  
Security Control and Simulation of Power Systems and Large  
Scale Generation Equipments, Tsinghua University,  
Beijing 100084, China)

**Abstract** Coal characteristics greatly affect energy system economics and cleanliness. A multiple model method identification was developed to precisely identify the lower heating values (LHV) of various coal types. The initial identification process used an improved K-means clustering method to reduce the model search range for the precise identification. The precise identification used a radial basis function neural network algorithm with self-adjusting latent nodes. Simulation results show that the identification errors within 1.5%, which is sufficient for coal combustion systems. Also, the method is faster than a simple radial basis function network so it can be applied to online coal LHV identification for combustion systems.

**Key words** lower heating value (LHV); coal identification; radial basis function neural network

煤种的变化最终会带来燃煤量和烟气量的变化, 并由此带来对流受热面的烟速、传热系数、吸热量分配及排烟温度的变化, 进而影响锅炉效率, 并导

致蒸汽产量等许多重要参数的波动。若不能及时采取相应策略, 长久会造成燃烧设备运行水平下降, 着火困难, 燃烧不稳定, 效率降低, 结渣积灰加剧, 污染物排放量增加等诸多问题, 甚至引起停炉事故。因此, 能够及时准确地辨识出煤种的变化对保证热力系统稳定运行, 提高锅炉安全寿命, 控制污染物都是很有意义的。

近年来, 很多学者将神经网络模型引入非线性系统建模和辨识中, 利用神经网络所具有的对任意非线性映射的逼近能力, 经过训练得到动态系统的模型<sup>[1,2]</sup>。文 [3] 采用径向基函数 (radial basic function, RBF) 神经网络实时跟踪被控对象模型的变化, 在线调节 PID 控制器的参数, 从而达到了 PID 控制器的自适应调整, 并进行了仿真验证。

本文将利用多模型思想, 基于 RBF 神经网络辨识算法进行在线煤种低位发热值辨识。

### 1 辨识算法的提出

多模型思想是基于“分解-整合” (divide and conquer) 的思想, 将复杂问题分解为多个简单问题来进行求解。利用多模型的思想, 把煤种辨识分为两步: 煤种初步辨识和煤的发热量精确辨识。初步辨识可以辨识出煤的种类, 而精确辨识用于辨识煤的低位发热值。对热力系统的历史数据, 经过预处理, 利用数据挖掘 (knowledge discovery in database, KDD) 技术分别得到煤种辨识规则以及每个煤种下的发热量辨识模型。首先利用煤种辨识规则进行煤种初步辨识, 当辨识收敛后, 得到煤种的类型; 然后在该煤种下的模型中进行精确辨识, 将得到煤种发热量的精确值。其原理如图 1 所示。

收稿日期: 2005-06-13

作者简介: 董均华 (1980-), 男 (汉), 湖南, 博士研究生。

通讯联系人: 徐向东, 教授,

E-mail: xxd-tt@ mail. tsinghua. edu. cn

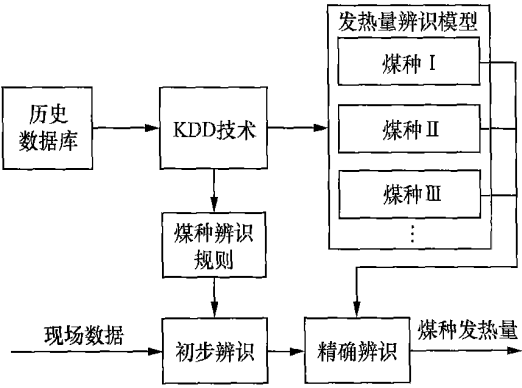


图 1 多模型煤种辨识原理图

2 初步辨识算法

初步辨识的目的只要粗略地辨识出煤种的基本类型,这样可以缩小模型搜索范围,减少模型数量,便于控制策略的实现。为了保证辨识的速度,初步辨识采用改进的  $K$  均值聚类法。

由 Mac-Queen 提出的  $K$  均值聚类算法是解决聚类问题的一种经典方法<sup>[4]</sup>,以其简单、快速、有效而得到广泛应用。传统  $K$  均值聚类法存在以下问题: 1) 需要事先确定聚类中心的个数; 2) 需要确定样本的数目,也就是说  $K$  均值方法适合于离线情况下的聚类,无法应用到在线的情况。因此,为了在辨识过程中自动增加类的数目,本文在经典的  $K$  均值聚类法上进一步改进,引入了接受或者拒绝判决。

设  $X(k)$  是要进行聚类的当前样本,距离该样本最近的类为  $j$ , 其聚类中心为  $C_j$ , 半径为  $e_j$ , 此时类中的样本数为  $N_j$ , 同时设接受  $X(k)$  之后的聚类中心为  $C'_j$ , 聚类半径为  $e'_j$ , 引入 Gauss 函数作为判断一个样本和一个聚类中心的相关程度:

$$\rho_j(X(k)) = e^{-\left(\frac{X(k)-C_j}{2W_j}\right)^2}, \tag{1}$$

$$\rho_j(C_j) = e^{-\left(\frac{C_j-C_j}{2W_j}\right)^2}. \tag{2}$$

式中:  $\rho_j(X(k))$  为新的样本到新聚类中心的相关程度,称为离散度;  $\rho_j(C_j)$  为类中心的偏移度。如果  $\rho_j(X(k)) > \rho_{j1}$  而且  $\rho_j(C_j) > \rho_{j2}$ , 则接受  $X(k)$  为类  $j$  的一个样本; 如果  $\rho_j(X(k)) < \rho_{j1}$  或者  $\rho_j(C_j) < \rho_{j2}$ , 则拒绝  $X(k)$  为类  $j$  的一个样本,即不接受  $X(k)$ 。其中  $\rho_{j1}$ 、 $\rho_{j2}$  分别为吸收新样本之后的离散度和偏移度的最小值。聚类步骤如下:

1) 把第一个样本定义为第一个聚类中心,对于一个新的样本  $X(k)$ , 查找距离最近的类,假设其为  $j$ ;

2) 按照公式 1、2 分别计算离散度和偏移度,判断接受还是拒绝。如果接受,则把该样本划为类  $j$ ,  $C'_j$ 、 $W'_j$  和  $N_{j+1}$  分别为类  $j$  新的中心、半径和样本数目; 如果拒绝,增加一个新类  $I$ , 并把  $X(k)$  作为类  $I$  的中心;

3) 对于新的样本,重复上述步骤。如果类的数目不再增加,中心不再变化,聚类结束。

因此,该方法不需要事先指定类的数目,类的数目将在聚类的过程中自动增加,克服了  $K$  均值聚类用于在线辨识时的缺点。

3 精确辨识算法

RBF 神经网络具有学习速度快、不存在陷入局部最小的问题、结构简单等特点,在系统辨识和控制领域得到了广泛的应用<sup>[2]</sup>。但是 RBF 神经网络应用于在线辨识需要解决 RBF 网络隐节点数目的最优化。否则,采用传统的批量处理的方法会导致大的辨识误差,有时也会出现过拟合,从而影响辨识的效果。因此,本文针对这些情况作了一些改进,改进后的步骤如下:

1) 设网络原来的节点数目为  $m$ ,  $C_i$ 、 $W_i$  分别为 RBF 基函数的中心和宽度,  $i = 1, \dots, m$ 。

2) 对新的数据  $[u(j), y(j)]$ , 定义其与原隐节点中心的相似度  $\rho_i$  与激活度  $H_i$ :

$$\rho_i(c, e, u) = \exp\left[-\sum_{i=1}^r \frac{(c(i) - u(i))^2}{e_i}\right], \tag{3}$$

$$H_i = \frac{1}{1 + \exp\left[-\frac{c(i) - u(i)}{W(i)}\right]}, \tag{4}$$

$$H_i(k) = H_i(k) + \alpha H_i(k-1), \tag{5}$$

$H_i$  称为第  $i$  个隐节点的累计激活度,  $\alpha \in [0, 1]$ , 为遗忘因子。

3) 如果  $\rho_i = \max(\rho_i(c, W, u)) < \rho_{i\min}$ ,  $\rho_{i\min}$  为相似度的最小值,说明当前网络结构的隐节点数不能反映新样本的特征,此时增加一个隐节点;

4) 如果  $\frac{H_{sq}}{H_s} < X_{\min}$ ,  $H_s = \frac{\sum_{i=1}^m H_{si}}{m}$ ,  $X_{\min}$  为某个小正数,说明该节点在过去的一段时间内激活度很小,此时可以删除该节点。

经过这样自动增加或者删除节点,构成最有效的 RBF 网络结构,可以实现煤种发热量的在线辨识。

4 仿真验证

应用上述的辨识算法,利用 220 t/h 煤粉炉仿真

平台,对煤种进行在线辨识。具体实现步骤如下:

1) 数据采集 本文设计了如下试验:改变燃料低位发热值,在低位发热值的设定上,采用了常见的3个煤种(表1列举了常见的3种煤发热值范围),调整锅炉负荷,在两种主蒸汽压力设定值3.90 MPa和3.88 MPa下,使用不同的运行操作条件,并记录相关的数据。采集了主蒸汽流量、压力、炉膛中心温度、出口烟气温度、烟气含氧量、一次风量、二次风量、给粉机总转速、排烟温度、煤种(煤的低位发热值)共10个反映锅炉运行工况和操作条件的特征变量。每个煤种类型提取覆盖各种工况和操作条件的锅炉运行数据300个样本数据,抽取覆盖各种工况的200个数据作为模型训练数据,其余100个作为模型校验,得到600个模型训练数据和300个校验数据。

表1 常用煤种发热量表		
煤种序号	标准低位发热值	发热值范围
	$\text{kJ g}^{-1}$	$\text{kJ g}^{-1}$
I	12.248	11.717~12.822
II	13.975	12.997~14.678
III	15.437	14.865~16.028

2) 数据预处理 把输入数据标准化。标准化的方法如下:

对第  $j$  个输入量  $X_j$ , 取其平均值

$$\bar{X}_j = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_j(k),$$

则标准化后数据为:

$$x_j = \frac{X_j - \bar{X}_j}{\text{std}(X_j - \bar{X}_j)},$$

其中  $\text{std}(X_j - \bar{X}_j)$  为  $X_j - \bar{X}_j$  的标准差。

3) 模型辨识 采用本文第2节介绍的改进  $K$  均值聚类法对600个训练数据进行聚类,得到7条煤种类型辨识规则,表2列出了其中3条规则。

表2 煤种辨识规则示例		
规则序号	输入变量前提条件	结果
1	i 主蒸汽流量 $< 149.5 (\text{t h}^{-1})$ ;	煤种I
	ii 给粉机总转速 $\in (802, 882) \text{ r/min}$ ;	
	iii 炉膛出口烟气温度 $> 996^\circ\text{C}$ ;	
	iv 排烟温度 $> 163^\circ\text{C}$ ;	
2	i 主蒸汽流量 $< 149.5 (\text{t h}^{-1})$ ;	煤种II
	ii 炉膛出口烟气温度 $\in (950, 980)^\circ\text{C}$ ;	
	iii 排烟温度 $\in (151, 159)^\circ\text{C}$ ;	
3	i 炉膛温度 $> 1904^\circ\text{C}$ ;	煤种III
	ii 排烟温度 $< 148^\circ\text{C}$ ;	
	iii 主蒸汽流量 $> 149.5 (\text{t h}^{-1})$ ;	

采用本文第3节介绍的RBF神经网络对每个煤种下的训练数据进行精确的训练。由于有9个输入变量,直接采用原始数据作为RBF神经网络训练数据,网络结构会非常复杂。为了简化网络,可以先采用主成分分析方法对输入量进行简化,再采用简化后的输入变量进行训练。为了防止过拟合,采用early stopping的训练方法,一旦网络的校验均方误差随着训练误差的减小反而增大时,停止训练过程,并返回对应验证均方误差最小的网络结构。经过训练,得到煤种发热量辨识模型。

4) 模型验证 从校验数据中随机选取30个(每个煤种10个)对这种辨识方法进行检验,把得到的辨识模型的输出与数据中煤种发热量的真实值对比,如图2~3所示。

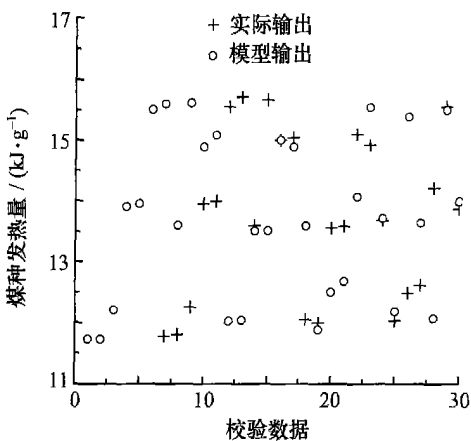


图2 模型输出值和实际值对比

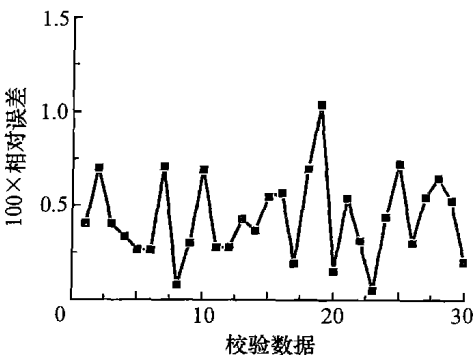


图3 辨识相对误差

仿真结果表明,辨识模型输出较好地反映了其真实值,辨识误差在1.5%以内。在用时方面,本文辨识算法平均耗时4.77 s,而单纯采用RBF神经网络辨识算法平均耗时为8.45 s,由于减少了模型搜索范围,提高了辨识的速度。而且,随着煤种的增加,该辨识算法在速度上会具有更大的优势。因此,该方法可以满足煤种发热量在线辨识的速度和精度要求。

## 5 总 结

针对目前的辨识算法在热力系统煤种发热量在线辨识中存在的问题,本文利用多模型“分解-整合”的思想,提出了一种新的辨识思路

仿真试验表明,这种辨识方法能保证辨识误差在 1. 5% 以内,具有良好的精度;在辨识速度上也优于单纯的 RBF神经网络辨识算法,对于热力系统煤种发热量在线辨识具有良好的效果。同时,该方法也具有很好的扩展性,可以根据控制与优化的辨识精度实际需要,选用不同的初步辨识和精确辨识算法

### 参考文献 (References)

[1] Lennart L. System Identification [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.

[2] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control for dynamical systems using neural networks [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1990, 1(1): 4- 27.

[3] 姚建明,杨洁明. 基于 RBF神经网络的非线性系统智能控制 [J]. *机械工程与自动化*, 2005, 6(3): 15- 17, 21.

YAO Jianming, YANG Jieming. Intelligent control of nonlinear system based on RBF neural network [J]. *Machanic Engineering and Automation*, 2005, 6(3): 15- 17, 21. (in Chinese)

[4] Queen M, Some J. Methods for classification and analysis of multivariate observations [C]// *Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematics Statistic Problem*, 1967. 281- 297.

[5] 侯媛彬. 系统辨识及其 MATLAB仿真 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.

HOU Yuanbin. System Identification and MATLAB Simulation [M]. Beijing: Scientific Publishing Company, 2004. (in Chinese)

[6] 周彤. 面向控制的系统辨识导论 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.

ZHOU Tong. Introduction of Control Oriented System Identification [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)

[7] CHOW C M. Successive one-step-ahead predictions in multiple model predictive control [J]. *International Journal of Systems Science*, 1998, 29(9): 971- 979.

### 科技简讯

## “燃料电池城市客车”项目取得重大进展

在国家“十五”计划、国家“八六三”高技术项目电动汽车重大专项中,清华大学牵头承担了“燃料电池城市客车”重大项目,到 2006年 4月,燃料电池城市客车整车项目组在开发平台、动力系统、整车设计、示范考核和产业化等方面,都取得了重大进展

- 1) 开发平台 建立了燃料电池汽车开发平台;建立了燃料电池发动机测试基地;建设了燃料电池混合动力电动汽车关键部件测试平台;形成了一系列测试规范与标准
- 2) 动力系统 车用燃料电池发动机技术取得重大进展;开发了车用燃料电池混合动力系统;燃料电池车用电机、电池、变流装置、电器系统已形成技术体系
- 3) 整车设计 经过三轮开发,提高了整车设计与系统集成水平,形成了完善的开发流程和设计方法;开发出系列化燃料电池城市客车,主要性能指标优于国际主流车型
- 4) 示范考核 建立加氢基地,完成了面向奥运的国际氢能示范园;开展了对氢燃料电池汽车动力系统的可靠性考核,进行了燃料电池汽车的道路考核,考核总里程达到 3万 km以上
- 5) 产业化 建立了以燃料电池城市客车动力系统为主业的高科技公司;形成了以平台化促进系列化,通过系列化实现规模化,通过规模化带动燃料电池商业化的运作模式

(摘编自 <http://kybgxx.cic.tsinghua.edu.cn/kybg/index.jsp>, 2006-06-10)