

基于 BP 神经网络的煤粉锅炉飞灰含碳量研究

赵新木¹, 王承亮², 吕俊复¹, 岳光溪¹

(1. 清华大学热能工程系, 北京 100084; 2. 莱城电厂, 山东 莱芜 271100)

摘 要: 飞灰含碳量是反映电站煤粉锅炉燃烧效率的一个重要指标。基于误差反向传播(BP)神经网络方法,建立了 11-23-1 型 BP 神经网络模型。根据某电站四角切圆煤粉锅炉特点选取了煤粉细度、燃烧器摆角、烟气含氧量、5 个煤种参数、燃烧器喷口运行组合等 11 个影响燃烧的参数作为神经网络的输入因子,对建立的模型进行训练,得到模型参数。以此进行预测,与实际值的误差不超过 6%。在此基础上,又提出了单参数影响飞灰含碳量的简化分析方法,使神经网络包含的多维非线性规律在一定条件下简洁、直观地反映出来。计算和分析结果表明,本模型方法能有效提取各参数对飞灰含碳量的影响规律,可用于锅炉飞灰含碳量的分析、预测和优化调节。

关 键 词: 煤粉锅炉; BP 神经网络; 飞灰含碳量;
单参数分析

中图分类号: TK229. 6 文献标识码: A

1 引 言

飞灰未燃尽碳热损失通常是锅炉热损中仅次于排烟的主要一项。为降低煤粉燃烧 NO_x 排放,采用低 NO_x 燃烧器,实践表明低 NO_x 燃烧器以及分级送风的使用,在有效降低 NO_x 排放的同时,普遍导致飞灰可燃物含量的提高^[1~2]。煤粉燃烧的实质是有机物降解的过程。在此过程中,煤粉颗粒经历了变形、碎裂、反应等一系列过程^[3]。燃烧形成的飞灰当中,未燃尽碳主要是经历了热塑性相变和高度碳化的煤焦颗粒以及极少量的热变程度不等的原始惰性组分如丝质体等组成^[4]。飞灰含碳量与诸多因素有关:燃料成分、质地及其与设计燃料的偏离程度、煤粉细度、燃烧设备、供风量及配比、热风温度以及燃烧动力场的组织等。各参数的影响互相叠加且高度非线性。为此,人们尝试借助一些数学工具进行研究,神经网络是有力的工具之一^[5]。

2 改进的 BP 神经网络及其误差分析

人工神经网络是模仿人类大脑的结构和功能建立起来的非线性信息处理系统。基于误差反向传播(BP)算法的多层前馈网络是目前应用最多的神经网络,它具有出色的非线性影射能力、泛化能力、容错能力。其基本思想是,学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时,输入样本从输入层传入,经各隐层逐层处理后,传向输出层。若输出层的实际输入与期望的输出(教师信号)不符,则转入误差的反向传播阶段,误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此信号即作为修正各单元权值的依据。权值的调整过程亦即网络的学习训练过程,此过程周而复始直到网络输出的误差减少到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止^[6~7]。

标准 BP 神经网络的局限性在于容易陷入误差平坦区或误差局部极小点,使训练速度变慢或无法收敛于给定误差。后期的 BP 算法经过了改进,主要是增加动量项、调节学习率(自适应)、引入陡度因子^[8]。Matlab 神经网络工具包使用的就是改进的 BP 算法,本文的神经网络模型在此基础上又做了改良。假设 BP 网络中隐单元可以根据需要自由设定,那么一个三层网络可以实现以任意精度近似任何连续函数^[9]。中间层隐节点数的确定常采用试凑法,也有些经验公式可供参考。本文考虑到所涉及的网络结构并经过试算,采用了(11→23→1)的节点布置方案:输入层 11 个节点,中间隐含层 23 个节点,输出层 1 个节点(即目标函数飞灰含碳量)。图 1 是此模型结构示意简图,只画出了 3 个输入元和 8 个中间隐层节点,其它节点间关系类似。输入层神

收稿日期: 2004-05-20; 修订日期: 2004-07-30

基金项目: 国家重点基础研究发展规划基金资助项目(G1999022204)

作者简介: 赵新木(1977-)男,江苏镇江人,清华大学硕士研究生

经元到隐含层神经元的转换关系采用 Sigmoid 型函数 $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$, 而隐层到输出层的变换函数采用 Purelin 型^[19]。

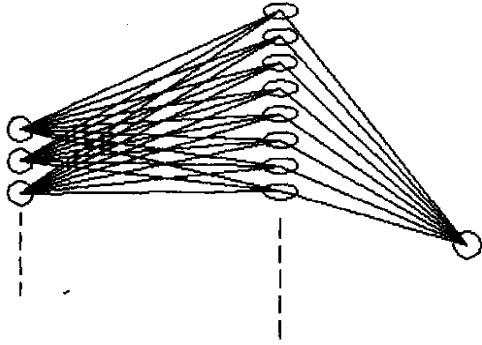


图 1 神经网络模型示意图

以上神经网络模型结构确定后, 对 1 000 个以上的实测样本进行了训练计算, 结果表明, 只要测量误差在正常范围内且样本间的数据正交性较好, 本模型能准确提取各参数间相互作用的规律, 可用于飞灰含碳量估算和预测。

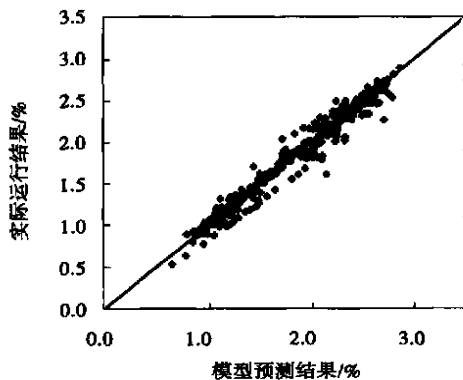


图 2 神经网络模型预测误差

以 1 000 组运行数据训练模型, 得到模型参数, 对其它未参加模型训练的实测数据检验, 模型预测结果与实际值相比较, 如图 2 所示, 吻合得较好。进一步计算表明, 在任意负荷附近浮动不大的范围内, 如能保证样本间正交性较好, 则基于 30 ~ 50 个样本的神经网络即可准确反映此负荷附近的参数间相互作用规律。平均相对误差在 3% 左右, 最大误差小于 6%。这里对上述两个条件加以强调: 一是需保证样本正交性较好, 尤其在小样本空间(例如 30 ~ 50 个样本)的情况下, 应尽量避免样本数据间局部雷同, 如几个样本共用一套煤质参数; 二是所谓负荷

浮动范围不大, 指在大幅度变负荷情况下如 60% → 100% 时, 数据体现的规律性较差, 这往往是因为这个时间段内数据(尤其是煤质参数)密度不足。

3 单参数对飞灰含碳量的影响

神经网络的一大特点是采用黑箱模型对高度非线性问题进行研究, 通过多维矩阵蕴涵了诸多因素相互作用的规律, 模型计算结果是多维矩阵, 不直观。本文尝试把多维非线性规律“一维化”, 即在多参数中选某一个为主变量, 用训练完成的神经网络模型模拟这一参数变化对飞灰含碳量的影响; 其它 10 个参数为辅变量, 取均值或随主变量作简单线性补偿。限于篇幅, 本文分析讨论主要的几个参数的影响规律。

3.1 燃烧器摆角位置对飞灰含碳量的影响

不同燃烧器组合运行方式下, 燃烧器摆角位置对飞灰含碳量的影响见图 3, 其中摆角位置采用相对值。由图 3 可知, 在影响锅炉燃烧的其它因素基本不变的条件下, 燃烧器下摆时, 对应的飞灰含碳量降低。

当锅炉燃烧器上下摆动时, 对炉膛火焰中心的位置产生影响。当燃烧器向下摆动时, 相应的炉膛火焰中心将向下移动, 在其它运行参数一定的情况下, 煤粉在炉膛中的燃烧时间将延长, 从而使飞灰含碳量减少; 相反的, 若燃烧器向上摆动, 炉膛火焰中心将上移, 煤粉在炉膛中的燃烧时间将减少, 从而使飞灰含碳量升高。不同的燃烧器运行组合下对应的炉膛火焰中心位置不同, 这一结果与以前的研究是一致的^[1]。实际上燃烧器摆角调整的主要目的是保证锅炉再热汽温。为了保证锅炉出口再热汽温, 采用摆动燃烧器的方法, 影响飞灰含碳量, 这是这种调节手段的先天性不足。因此在锅炉实际运行中, 燃烧器摆角摆动原则为在能保证锅炉再热汽温的前提下尽量向下摆动。

以下仅对下四层燃烧器运行条件下进行预测分析, 其它两种燃烧器组合条件下的计算结果与其相似。

3.2 燃料性质对飞灰含碳量的影响

对于确定的燃烧器组合运行方式, 燃料的性质对于飞灰含碳量的影响见图 4。如图 4(a) 所示, 若影响锅炉燃烧的其它因素基本不变, 当燃煤挥发份含量增加时且煤的发热量和其它成分同时相应变

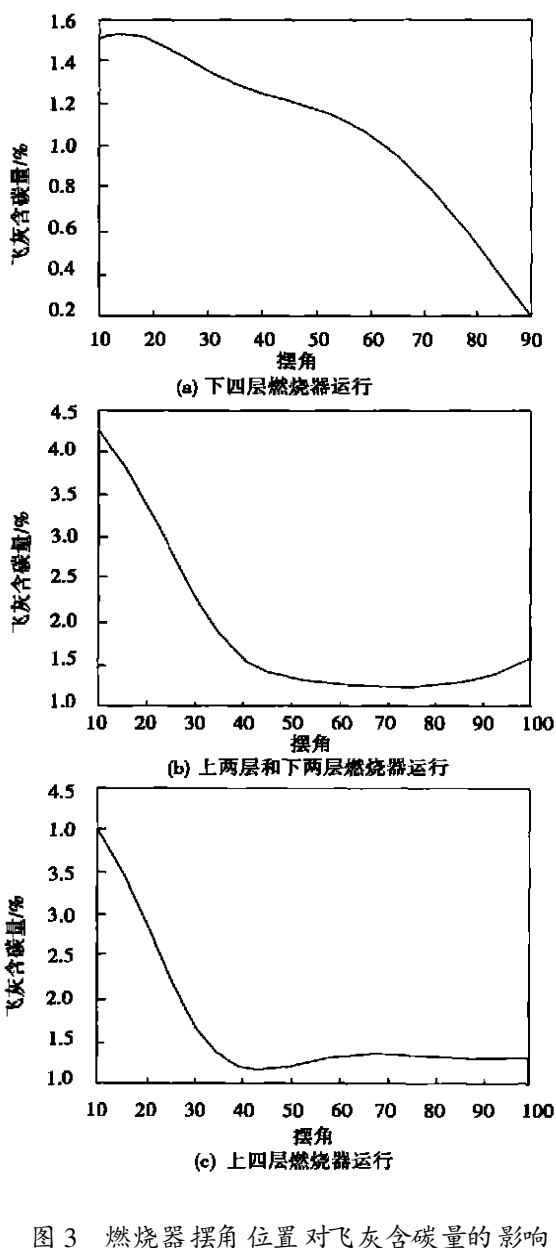


图3 燃烧器摆角位置对飞灰含碳量的影响

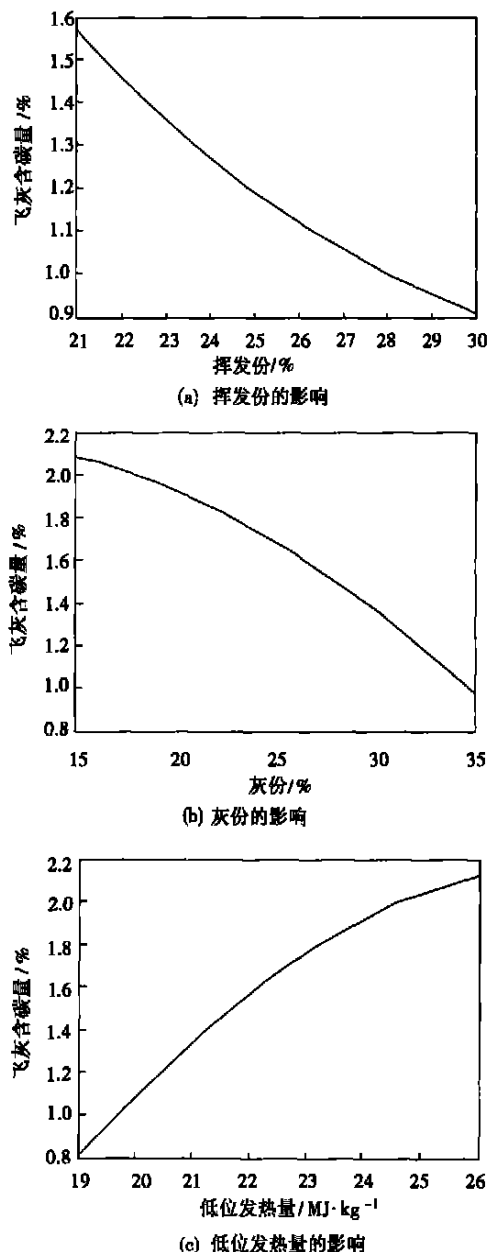


图4 燃料性质对飞灰含碳量影响

化,对应的飞灰含碳量降低。

煤粉进入炉膛后,首先是挥发份析出和燃烧,放出大量的热,使煤粉迅速达到着火点而燃烧;同时,挥发份析出后在煤粉颗粒内部形成大量微小孔隙,增加了与氧气接触的面积,强化了燃烧。综合两方面的原因,当燃料煤挥发份增加时,飞灰含碳量减少。在锅炉实际运行中,在设备许可范围内,适当提高燃料煤的挥发份含量,可以降低飞灰含碳量,提高锅炉燃烧效率,并有利于锅炉燃烧的稳定。

从图4(b)和图4(c)可知,在其它影响参数基本不变、煤质参数及低位发热量相互间均做了自适应补偿的情况下,当燃煤灰份增加、低位发热量降低

时,飞灰含碳量降低。燃煤灰份一方面是燃烧的催化剂,另一方面又增加了氧气向未反应焦炭颗粒表面的扩散阻力,阻碍煤粉燃烧。当燃煤灰份含量较低时,灰份对燃烧起着强化作用,即第一方面的影响占优势。当燃料煤灰份达到一定值后,易在燃烧的煤粉颗粒外面形成灰壳,扩散阻力增加,即第二方面的作用占优势。当然,更直接的原因是,灰份增加,必然导致燃料煤的碳/灰比例下降,进而引起飞灰含碳量降低。尽管燃煤灰份增高时飞灰含碳量的相对值下降,由于灰份增加,引起飞灰量增加,往往最终

导致通过飞灰排出的未燃尽碳的绝对值上升, 实际结果为飞灰未完全燃烧损失增大。另一方面, 在锅炉实际运行中, 若灰分含量较高煤种低位发热量低, 制粉系统电耗将增加, 若超过了制粉系统额定出力, 还可能影响机组负荷。此外, 还易使锅炉受热面积灰和结焦, 从而严重影响锅炉安全正常运行。在实际运行中, 追求的不是飞灰含碳量的相对值低, 而是燃烧效率的绝对值高, 因此为了提高锅炉燃烧效率, 综合以上几方面的因素, 应选择低灰份高热值煤种。

3.3 煤粉细度对飞灰含碳量的影响

由图 5 可知, 在影响锅炉燃烧的其它因素基本不变的情况下, 随着煤粉 R_{90} 减小, 飞灰含碳量降低。煤粉磨得越细, 其与氧气接触的比表面积就越大; 同时煤粉颗粒的燃尽时间变短。另外, 若煤粉很细, 颗粒外面的焦炭燃烧后, 不易形成较大扩散阻力的灰壳。从本文的预测看, R_{90} 需保证在 30% 以下。当然, 从降低运行成本考虑, 存在着最佳细度。在锅炉实际运行中, 应综合考虑这两方面的因素。

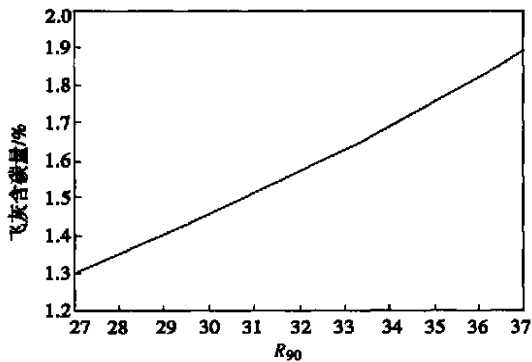


图 5 煤粉细度 R_{90} 对飞灰含碳量影响

3.4 过量空气系数对飞灰含碳量的影响

从图 6 可知, 在影响锅炉燃烧的其它因素基本不变的情况下, 飞灰含碳量随烟气中含氧量的增加而降低。从燃烧的角度看, 炉膛过量空气系数存在一个最佳值, 随着炉膛出口过量空气系数的提高, 炉膛中氧气浓度增加, 煤粉燃烧反应速率增加, 从而降低了飞灰含碳量。但当炉膛出口过量空气系数过大时, 会使火焰燃烧温度降低, 煤粉氧化燃烧速度降低, 从而影响煤粉的燃尽, 使飞灰含碳量增加。

上述计算结果表明, 本文模型预测的结果与理论分析的结果完全一致, 验证了所建立的神经网络

模型用于锅炉燃烧优化问题分析研究是可行的。

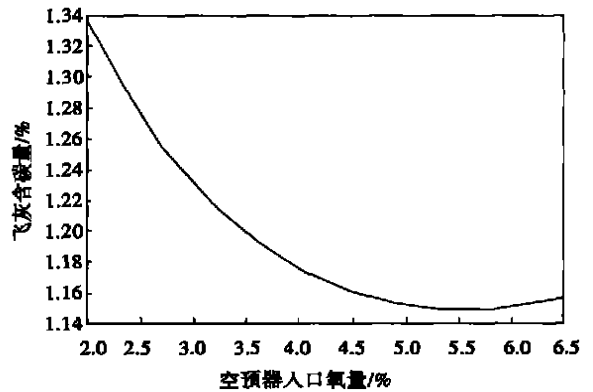


图 6 烟气含氧量对飞灰含碳量的影响

4 结论与展望

本文采用神经网络这一工具对锅炉优化燃烧进行分析研究。以某 1 025 t/h 四角切圆煤粉炉为对象, 以飞灰含碳量为控制目标, 根据锅炉运行特点建立了 11-23-1 型 BP 神经网络模型。用该锅炉的实际运行数据对神经网络模型进行训练, 获得了模型参数的权矩阵。利用该模型进行预测, 与实际符合良好, 最大误差不超过 6%。进而建立了基于上述神经网络的单参数简化分析方法, 其反映的规律与理论分析结果完全一致。表明本文提出的 BP 神经网络模型及相关方法, 用于锅炉燃烧的研究和预测是可行、可靠的, 具有重要推广价值。

本文目前仅以飞灰含碳量作为经济运行的指标进行研究, 没有涵盖排烟损失、自用电率、环保收费、设备寿命等其它指标, 这些方面有待于深入的研究。本文为此类研究提供了比较可靠的模型工具。

当燃用贫煤、无烟煤或其它煤种的四角切圆煤粉锅炉及其它燃烧方式如前后墙对冲或“W”型等, 也可用这一网络模型, 但应根据其锅炉的运行特点, 选取影响燃烧的关键参数作为模型的输入因子, 收集数据对模型进行训练, 重新获取相应的模型参数, 以对锅炉燃烧进行分析。

现代锅炉都是自动化控制, 若能与 BP 神经网络模型建立接口, 使其进行在线训练, 则可对所关心的某些无法直接测量的重要参数进行实时估算, 并随时给出调节结果预测和最优化建议。相信经过不断完善, 充分发挥神经网络的优势, 本文的模型及方法可以应用于电厂在线优化运行。

参考文献:

- [1] XIAO L S, CHEN J F, ZHENG H C. Effect of bluff-body burner and coal particle size on NO_x emission and burnout[J]. **Journal of the Institute of Energy**, 1997, 2: 112-119.
- [2] BITTNER J, GASIOROWSKI S, TOUDU E, *et al.*. ST1 fly ash separation system: operation history at New England Power's Brayton Point Power Plant[A]. **12th International Symposium on Coal Combustion by Production Management and Use[C]**. Palo Alto, California: Electric Power Research Institute, 1997. 62-65.
- [3] SPEIGHT J G. Chemistry and technology of coal[M]. New York: Decker Inc, 1993.
- [4] 汤达栋, COLIN H. 燃煤电厂飞灰物质成分筛分磁选实验研究[J]. **中国矿业大学学报**, 2000, 29(5): 468-471.
- [5] 罗春雷. 基于 BP 神经网络的锅炉优化燃烧指导系统[J]. **中国电力**, 2001, 34(10): 55-57.
- [6] YIN C, LUO Z, ZHOU J. A neural non-linear programming-based coal blending technology for power plant[J]. **Chemical Engineering Research and Design**, 2000, 78(1): 118-124.
- [7] REINSCHMIDT K F. Neural Networks: next step for simulation and control[J]. **Power Engineering**, 1991, 11: 41-45.
- [8] KOSKO B. Neural networks and fuzzy system[M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1992.
- [9] LIPPMAN R P. An introduction to computing with neural nets[J]. **IEEE ASSP Magazine**, 1987, 4(2): 4-22.
- [10] MAREN A J. Handbook of neural Computing application[M]. San Diego, California: Academic Press, 1990.
- [11] 肖理生, 曾汉才, 金 峰, 等. 分级燃烧一次风空气系数的实验研究[J]. **动力工程**, 2001, 21(1): 1042-1045.

(渠 源 编 辑)

会 讯

第七届 3R—循环经济国际会议及工业展览会(R'05)

由中国科学院(CAS)、国家环境保护总局(SEPA)和瑞士工程院(SATW)联合主办的第七届 3R—循环经济国际会议及工业展览会(7th World Congress on Recovery, Recycling and Re-integration (with Exhibition)—R'05)将于 2005 年 9 月 25~29 日在北京召开。国家环境保护总局局长解振华担任会议名誉主席,中国科学院副院长李静海院士担任会议主席。

1993 年在瑞士日内瓦召开了首届“3R 国际会议及工业展会”,又相继于 1995(瑞士)、1997(瑞士)、1999(瑞士)、2000(加拿大)、2002(瑞士)召开该系列会议。本届会议是首次在亚洲举办,会议主题是 3R—循环经济,会议专题/领域包括:资源管理与环境保护政策,石化资源/能源的综合利用,矿产及冶金工业过程,再生资源及新能源,废弃物(包括电子废弃物)回收及循环利用,绿色工业过程,工业循环经济等。

大会将邀请来自美国、日本、欧洲及国内的著名专家学者做高水平的特邀报告,论文交流和成果展示将采用主题报告、分会报告、墙报等形式进行。

欢迎投稿及参加会议,希望能通过<http://www.ipe.ac.cn/R05/englishindex.htm>在线投递摘要,也可投递至 r05@home.ipe.ac.cn,投稿截止日期 2005 年 4 月 30 日。

本次会议将同时举办资源—生态—环境工业技术展览会,欢迎各相关公司和企业参加展览。详情请关注会议网站。

联系地址:北京市海淀区中关村北二条 1 号中国科学院过程工程研究所会务组

邮 编:100080

联系人:张锁江 张香平

联系电话:010-82627080, 62550850

传 真:010-82627080

E-mail: r05@home.ipe.ac.cn

网 址:<http://www.ipe.ac.cn/R05/>, <http://www.R05.org>

words: coal, semi-char, ignition characteristics, combustion stability, pressurized combustion, pressurized fluidized bed

基于 BP 神经网络的煤粉锅炉飞灰含碳量研究 = **The Investigation of Carbon Content in Fly Ash for a BP Neural Network-based Pulverized Coal-fired Boiler** [刊, 汉] / ZHAO Xin-mu, LU Jun-fu, YUE Guang-xi (Department of Thermal Energy Engineering, Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084), WANG Cheng-liang (Laicheng Power Plant, Laiwu, Shandong Province, China, Post Code: 271100) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(2). — 158 ~ 162

Carbon content in fly ash is a major index, which reflects the combustion efficiency of a pulverized coal-fired utility boiler. On the basis of a BP (inverse propagation of error) neural network method set up was a 11-23-1 type BP neural network model. In accordance with the specific features of a four-corner tangentially fired pulverized-coal utility boiler 11 parameters which can influence combustion have been selected to serve as input factors of the neural network. The parameters include: pulverized coal fineness, burner tilting angle, oxygen content in flue gas, parameters of 5 ranks of coal, operation combination of burner spray nozzles, etc. A training course was conducted for the established model and model parameters were obtained. The error predicted by using the model is less than 6% when compared with actual values. On this basis the authors have also proposed a simplified method for analyzing the carbon content in fly ash, which may be affected by a single parameter. This makes it possible to attain under certain conditions a concise and intuitive reflection of multi-dimensional non-linear law contained in the network. The results of the calculation and analysis indicate that the model-based method can effectively identify the mechanism of various parameters in influencing the carbon content in fly ash and may be employed to conduct the analysis, prediction and optimized regulation of carbon content in boiler fly ash.

Key words: pulverized coal-fired boiler, BP neural network, carbon content in fly ash, single-parameter analysis

基于典型样本数据融合方法的锅炉制粉系统故障诊断 = **Fault Diagnosis of a Boiler Milling System on the Basis of a Typical-swath Data Fusion Method** [刊, 汉] / TIAN Liang, CHANG Tai-hua, ZENG De-liang, et al (North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(2). — 163 ~ 166

It is difficult for the evidence in a D-S evidence theory application to determine the distribution of target-mode confidence function. In the light of this problem the authors have proposed a typical swath-based method for the acquisition of confidence function distribution. This method utilizes the Hamming distance between the evidence and the typical swath of each target mode to construct the distribution of confidence function, thus meeting the definition of confidence function distribution and reducing its subjectivity. By using this data-fusion method in the fault diagnosis of a boiler milling system it is feasible to identify such pulverizer malfunctions and faults as pulverized coal self-ignition, pulverizer being full of coal and empty of coal, etc. As verified by historical data, the method under discussion can effectively recognize various types of faults and make an early prediction and diagnosis of ensuing malfunctions. **Key words:** evidence theory, typical swath, fault diagnosis, coal milling system

应用模糊辨识方法对 DMFC 电堆的温度特性建模 = **Temperature Characteristics-based Modeling of DMFC (Direct Methanol Fuel Cell) Stack by Using a Fuzzy Identification Method** [刊, 汉] / MIAO Qing, CAO Guang-yi, ZHU Xin-jian, et al (Fuel Cell Research Institute under the Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(2). — 167 ~ 169