

基于小波和 Elman 神经网络的气液 两相流流型识别方法

王 强, 周云龙, 程思勇, 王俊霞

(东北电力大学动力工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘 要:传统的流型识别方法仅可作为一种定性的流型识别方法。为了克服传统流型方法的不足,采用小波分析和 Elman 神经网络技术来实现气液两相流流型的智能识别,测量了水平管内气液两相流的压差波动信号,应用小波分析对流型的动态压差波动信号进行分析,提取特征,然后将小波能量作为 Elman 神经网络的输入,从而实现对流型的智能识别。实验结果证明,该方法能够很准确地识别出 4 种流型,并且具有很好的识别效果,从而为流型的在线识别提供了一种定量的流型识别方法。

关 键 词:小波分析; Elman 神经网络; 两相流; 流型识别

中图分类号: O359 文献标识码: A

引 言

气液两相流的研究在石化工程、原子能工程、航天工程、动力工程及化学工程中均具有重要的研究价值。两相流动中介质的几何分布状况,即流型,极大地影响着两相流动压力损失、传热特性、流量测量的准确性和流动系统的运动特性。流型的识别方法研究是目前国际多相流研究领域的热点问题之一^[1]。

气液两相流由于流动的复杂性,其压差波动信号表现出非平稳性,使得傅里叶变换不能完全适用。小波变换是近几年发展起来的能同时在时域和频域内进行局部化信号分析的数学方法,它在时域和频域上都有良好的局部化性质,对不同信号采用相应的时域取样步长,能够聚焦到信号的任意微小细节,是一种优于经典 Fourier 变换与窗口 Fourier 变换的一种算法。用小波分析能将不同频率组成的混合信号分解成不同频率成份的块信号,可有效地进行信噪分离、特征提取。

近几年来,随着电子计算机技术、非线性信号分析理论和现代信息处理技术、人工神经网络技术的

迅速发展,给我们提供了流型识别问题的新思路和新方法^[2~5]。神经网络作为一种智能技术已经在流型识别中得到了应用,但大多都集中在 BP 神经网络。王妍^[6]等人将 BP 神经网络应用于气液两相流流型的识别中^[6],而 BP 神经网络的样本训练过程相当复杂而且极不灵活。Elman 神经网络是一种典型的动态神经元网络,它具有动态特性好、逼近速度快、预测准确可靠等特点。本文针对压差波动信号的非平稳特性,尝试运用小波分析进行特征提取,再与 Elman 网络结合,形成一种新的流型识别方法。

1 小波分解和重构的 Mallat 算法

假定 $f(x) \in V_j$, V_j 是具有分辨率 J_1 的 $L^2(R)$ 的闭子空间,则:

$$f(x) = A_{J_1} f(x) = \sum_{k \in Z} C_{J_1, k} \phi_{J_1, k}(x) \quad (1)$$

即:

$$f(x) = A_{J_2} f(x) + \sum_{j=J_1+1}^{J_2} D_j f(x) \quad (2)$$

其中: ϕ —尺度函数。式中的 $A_{J_1} f(x)$, $A_{J_2} f(x)$ 表示信号 $f(x)$ 在尺度 J_1 , J_2 上的近似:

$$A_{J_2} f(x) = \sum_{k \in Z} C_{J_2, k} \phi_{J_2, k}(x) \quad (3)$$

式(3)是信号 f 的频率低于 2^{-J_2} 的成份,而:

$$D_j f(x) = \sum_{k \in Z} D_{j, k} \psi_{j, k}(x) \quad (4)$$

式(4)是信号 f 的频率介于 2^{-j} 和 $2^{-(j-1)}$ 之间的成份。

由于小波函数 $\psi \in V_0$ 及尺度函数 $\phi \in W_0$ 都属于由 $\phi_{-1, k} = 2^{1/2} \phi(2x - k)$ 生成的 V_{-1} , 因此它们之间存在着如下的“两尺度关系”:

$$\phi(x) = \sum h_k \phi(2x - k) \quad (5)$$

$$\psi(x) = \sum g_k \phi(2x - k) \quad (6)$$

收稿日期: 2006-04-18; 修订日期: 2006-10-20

基金项目: 吉林省科技发展基金资助项目(20040513)

作者简介: 王 强(1975-)男,山东东营人,东北电力大学硕士研究生

由此, 系数 C_j 和 D_j 可由塔式算法由 C_0 出发递归得到:

$$C_{j+1, k} = (HC_j)_k = \sum_{l \in Z} \bar{h}_{l-2k} C_{j, k} \quad (7)$$

$$D_{j+1, k} = (GC_j)_k = \sum_{l \in Z} \bar{g}_{l-2k} C_{j, k} \quad (8)$$

其中: 低通滤波器 $H = (H_{k, l})$ 和高通滤波器 $G = (G_{k, l})$ 称为镜像滤波器组, 是一个无穷矩阵。它们的元素 $H_{k, l} = \bar{h}_{l-2k}$ 和 $G_{k, l} = \bar{g}_{l-2k}$ 是由尺度函数 ϕ 和小波函数 Ψ 所决定的数列。

这就是著名的 Mallat 算法^[7]。Mallat 算法在小波分析中的地位相当于快速傅里叶变换在傅里叶分析中的地位一样^[8]。

2 Elman 神经网络

2.1 Elman 神经网络结构

Elman 型回归神经网络一般分为 4 层: 输入层、中间层(隐含层)、承接层和输出层, 如图 1 所示。其输入层, 隐含层和输出层的连接类似于前馈网络, 输入层的单元仅起信号传输作用。隐含层单元的传递函数可采用线性或非线函数。承接层又称上下文层或状态层, 它用来记忆隐含单元前一时刻的输出值, 可以认为是一个一步延时算子。其特点是隐含层的输出通过承接层的延时与存储, 自联到隐含层的输入, 这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性, 内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力, 从而达到了动态建模的目的。理论证明, 具有 3 层计算单元的神经网络可以实现任意复杂的映射。因此一般情况下, 只采用含有一个隐层的网络。基于以上思想, 本文亦采用只含有一个输入层、一个隐含层、一个承接层和一个输出层的 Elman 网络。

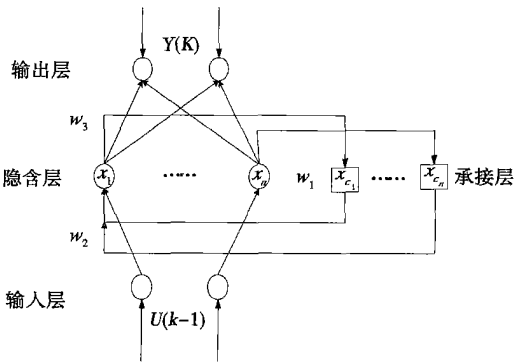


图 1 Elman 神经网络模型

2.2 Elman 神经网络学习过程

以图 1 为例, Elman 网络的非线性型状态空间表达式为:

$$y(k) = g(w^3 x(k)) \quad (9)$$

$$x(k) = f(w^1 x_c(k) + w^2(u(k-1))) \quad (10)$$

$$x_c(k) = x(k-1) \quad (11)$$

其中: y, x, u, x_c — m 维输出节点向量、 n 维中间层节点单元向量、 r 维输入向量和 n 维反馈状态向量; w^3, w^2, w^1 —中间层到输出层、输入层到中间层, 承接层到中间层的连接权值。 $g(\cdot)$ —一维输出神经元的传递函数, 是中间层输出的线性组合; $f(\cdot)$ —中间层神经元的传递函数, 常采用 s 函数。

Elman 网络也采用 BP 算法进行权值修正, 学习指标函数采用误差平方和函数:

$$E(w) = \sum_{k=1}^n [y_k(w) - \tilde{y}_k(w)]^2 \quad (12)$$

其中: $\tilde{y}_k(w)$ —目标输出向量。

2.3 用于流型识别的 Elman 网络的确定

神经网络的输入与输出是由所研究的具体问题决定的。本文中气液两相流流型识别是利用小波能量作为流型识别的特征量。而网络的输出为泡状流(100), 间歇流(010), 层状流(0010), 环状流(0001), 所以 Elman 网络的输出节点的个数为 4 个。

隐层传递函数选用具有任意阶导数、任意光滑性的非线性函数 tansig 。而网络的输出层传递函数选为 logsig 。当 Elman 网络确定以后, 根据梯度下降法就可以进行网络训练。

3 实验系统及方法

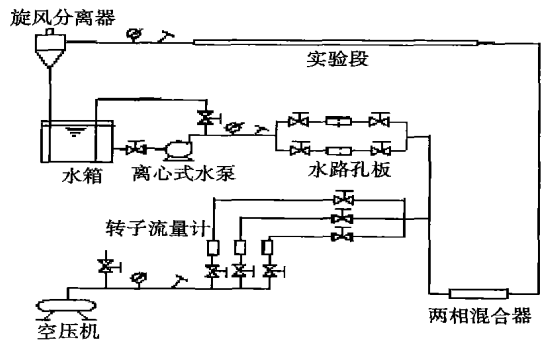


图 2 实验系统

实验系统如图 2 所示。实验工质采用空气和水, 空气经空压机升压后, 经转子流量计计量后进入气液两相混合器; 水由水泵抽出, 用孔板流量计计量后到气液两相混合器, 从气液两相混合器出来的气

水混合物,流经实验段进行各项数据测量后,进入旋风分离器,将空气分离出来并排入大气,剩下的水流回水箱供循环使用。

其中实验段是内径为 26 mm 的有机透明玻璃管,长度为 2 000 mm。气-液两相流压差信号由 PD-24 型差压变送器进行测量,并由 IMP3595 数据采集板进行采集。压差信号的取压间距为 260 mm,采样频率为 256 Hz,采样点数为 2 048。实验过程的参数范围:压力 0.1~0.5 MPa;工质温度 3~42 °C;实验中空气流量为 0~25 m³/s,水的流量为 0~4.5 m³/s。

4 气液两相流流型识别

本文在实验中共观察到 4 种流型即,泡状流、间歇流、层状流和环状流,各种流型对应的差压波动信号如图 3 所示。由于 dmey 小波是双正交的紧支撑小

波,具有良好的时频局部化能力,采用 dmey 小波,应用 Mallat 算法对采集到的差压信号进行 8 层小波分解。对其中的泡状流用 dmey 小波分解如图 4 所示。

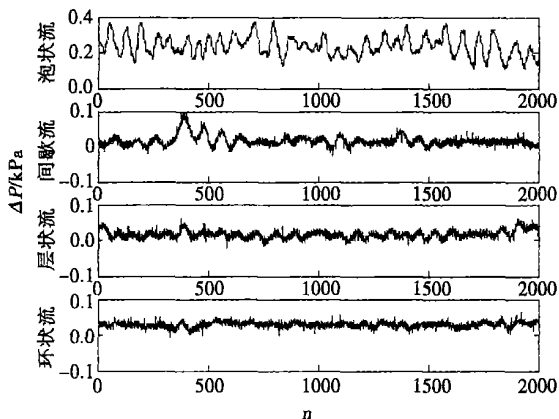


图 3 流型的压差信号

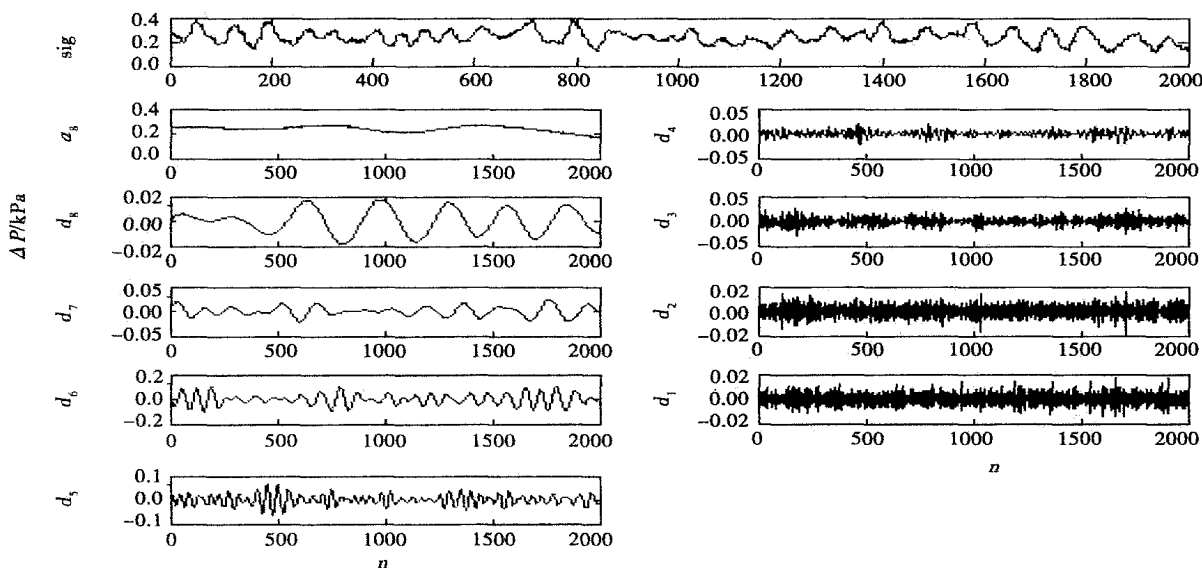


图 4 泡状流小波分解

在采样的过程中,由于环境噪声和采集装置的噪声,使差压信号被污染,理论分析证明:流型差压信号的频率范围在 0~64 Hz,大于 64 Hz 的频率认为是噪声,应该虑除掉^[9]。根据 Mallat 算法对频率二分的原理可知:当信号的采样频率为 256 Hz 时, d_1 (64~128 Hz)、 d_2 (32~64 Hz)、 d_3 (16~32 Hz)等。对 d_1 、 d_2 进行 FFT 分析如图 5 所示,从图中可以看出, d_1 的频率主要集中在 64~128 Hz,而 d_2 的频率中主要成份是 50 Hz 的工频成份,属于采集信号时的工频干扰及 d_1 泄漏在 d_2 上的高频成份,所以 d_1

及 d_2 都应虑掉,以免对神经网络的训练产生干扰。再重构信号,得到的波形如图 6 所示,从图中可以看出,噪声和干扰信号都被很好的虑除掉。

压差波动信号含有不同流型的丰富信息,流型改变时,会使某些频带内的信号能量减小,另外一些频带内信号能量增大。因此,在各频率成份信号能量中,包含了丰富的流型信息,某种或某几种频率成份能量的改变即代表了一种流型向另一种流型的转变。从上面的分析可知,压差波动信号各频率成份能量的变化代表了两相流系统流型的转变。刘建

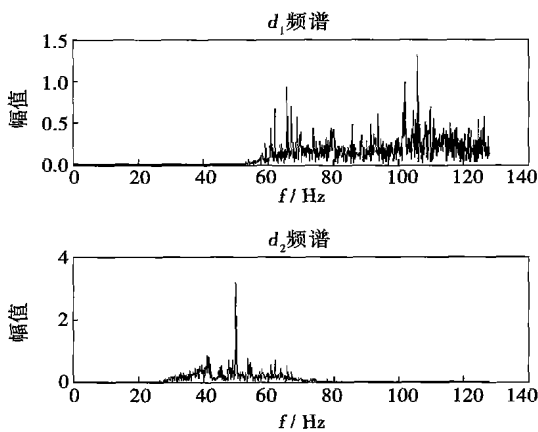


图 5 FFT 分析

成等人提出了基于小波能量的状态检测方法并在设备故障检测中取得到了很好的效果^[10], 由于不同的小波系数对应于压差信号的不同频率成份, 为了更好

地利用神经网络进行训练, 本文定义了小波能量: $E_i = \sum_{i=1}^n |c_i|^2$ (其中 c_i 代表 $a_8, d_8, d_7, d_6, d_5, d_4$ 和 d_3 不同取值), 即选取各层小波系数的能量作为流型的特征。为了避免在数据分析上带来的不便, 对特征向量进行归一化处理, 部分归一化检测样本数据见表 1。

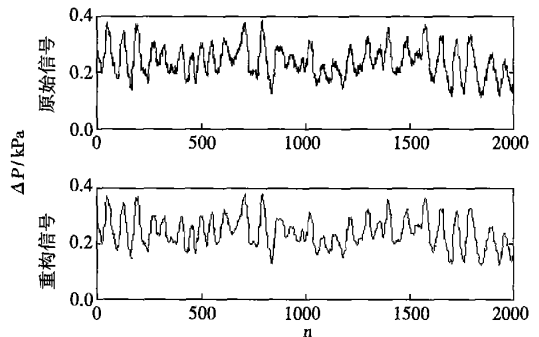


图 6 原始信号与重构信号

表 1 4 种流型的部分检测样本数据及分类结果

小波能量特征							实际流型	Elman 网络识别	BP 网络识别
0.520 1	0.219 01	0.173 77	0.057 45	0.192 14	0.310 95	0.124 11	B	B	B
0.552 8	0.206 42	0.185 19	0.086 37	0.179 91	0.263 47	0.139 18	B	B	B
0.041 6	0.261 66	0.934 96	0.239 81	0.067 208	0.100 67	0.192 93	I	I	I
0.040 3	0.291 18	0.500 95	0.200 76	0.041 14	0.093 865	0.167 29	I	I	I
0.009 5	0.036 495	0.030 687	0.006 5	0.002 632	0.040 512	0.022 14	S	S	A
0.012 6	0.028 562	0.040 992	0.007 54	0.005 348	0.021 461	0.026 43	S	S	A
0.006 8	0.042 129	0.060 952	0.005 59	0.003 521	0.018 284	0.018 02	S	S	S
0.011 9	0.001 97	0.002 097	0.000 16	0.000 584	0.032 116	0.012 1	A	A	A
0.012	0.001 143	0.001 61	0.000 17	0.000 713	0.025 443	0.012 22	A	A	A

注: B—泡状流; I—间歇流; S—分层流; A—环状流。黑体显示为误识别结果。

为了研究 Elman 网络在气液两相流流型识别的有效性, 以实验工况中的 80 个样本(泡状流、间歇流、层状流、环状流各 20 组)作为训练样本, 网络训练完毕后, 再另外选取 80 组数据(泡状流、间歇流、层状流、环状流各 20 组)作为测试样本进行检测, 检测结果表明: 网络正确识别样本为 75 例, 误识别样本为 5 例(其中泡状流 1 例、间歇流 2 例、环状流为 2 例), 整体识别率达到 93.75%; 为了更好地说明 Elman 神经网络在气液两相流流型识别中的优越性, 本文换用 BP 神经网络对以上数据进行处理, 检测结果表明: 网络正确识别样本为 60 例, 误识别样本为 20 例(其中泡状流 2 例、间歇流 8 例、层状流 4 例、环状流 6 例), 整体识别率为 75%。表 1 给出 4

种流型的部分检测样本数据及分类结果。通过以上

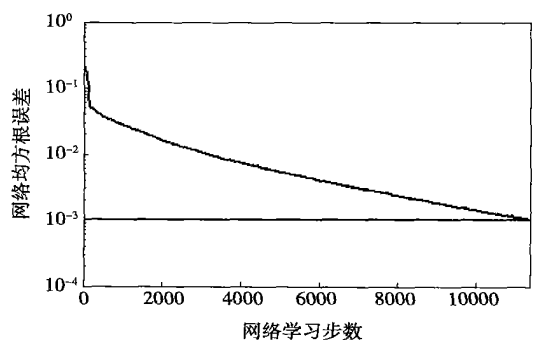


图 7 Elman 网络训练误差曲线

(下转第 175 页)

3 结 论

通过直接空冷凝汽器传热性能分析,获得了汽轮机背压和空冷凝汽器传热系数之间的关系。在对空冷凝汽器积灰前后传热系数变化分析的基础上,得到了汽轮机背压随积灰厚度变化的关系曲线。维持冷却空气量和汽轮机排汽量不变时,汽轮机背压随传热系数增加而降低,即随凝汽器积灰厚度增加而升高。对于蛇形翅片扁平管结构凝汽器,当设计工况下积灰厚度为 1.2 mm 时,汽轮机背压会增加 50%左右。在直接空冷机组运行过程中,可以通过汽轮机背压的变化来监测空冷凝汽器积灰的程度,从而制定凝汽器清洗的标准,为直接空冷机组的安全高效运行提供指导。

参考文献:

- [1] TAWNEY R, KHAN Z, ZACHARY J. Economic and performance evaluation of heat sink options in combined cycle applications[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2005, 127(2): 397—403.
- [2] 伍小林. 我国火力发电厂空气冷却技术的发展现状[J]. 国际电力, 2005, 9(1): 15—18.
- [3] 李润森. 空冷机组机炉电匹配的探讨[J]. 动力工程, 2004, 24(2): 159—165.
- [4] 严俊杰, 张春雨, 李秀云, 等. 直接空冷系统变工况特性的理论研究[J]. 热能动力工程, 2000, 15(6): 601—603.
- [5] 李树梅, 赵 耀. 直接空冷系统变工况计算与热力特性曲线[J]. 内蒙古电力技术, 2003, 21(2): 3—4.
- [6] 高玉忠. 电站直接空冷凝汽器变工况计算与特性分析[J]. 上海汽轮机, 2001(3): 5—7.

(编辑 何静芳)

(上接第 171 页)

实验表明: Elman 网络不但具有更高的准确性, 而且每次训练的结果很稳定; 而 BP 网络对初值比较敏感、识别率低, 且每次训练的结果不尽相同。Elman 网络训练误差曲线如图 7 所示。

5 结 论

提出了小波和 Elman 神经网络用于气液两相流流型识别的新方法, 得出如下结论:

(1) 定义了小波能量对压差信号进行特征提取, 检测结果证明了小波能量能够很好地提取不同流型的特征;

(2) 用 Elman 神经网络实现了对流型的智能识别, 实验结果证明, 该识别方法优于 BP 网络, 具有很好的识别效果。

参考文献:

- [1] 林宗虎. 气液两相流与沸腾传热[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1987.

- [2] 袁曾任. 神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [3] 孙 斌, 周云龙. 基于支持向量机和小波包能量特征的气液两相流流型识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 93—99.
- [4] MI Y, ISHII M, TSOUKALAS L H. Flow regime identification methodology with neural networks and two-phase flow models[J]. Nuclear Engineering and Design, 2001, 204(1/3): 87—100.
- [5] EMBRECHTS M J, LAHEY R T, YAPO T. The application of networks to two phase flow regime identification // Proceeding of the American Nuclear Society Conference[C]. New York: Hemisphere Pub Corp, 1996 860—864.
- [6] 王妍, 林宗虎. 改进 BP 神经网络在流型判别中的应用[J]. 热能动力工程, 2001, 16(1): 63—65, 90.
- [7] MALLAT S. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans Information Theory, 1992, 38(2): 617—643.
- [8] 彭玉华. 小波变换及其工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [9] 孙 斌, 周云龙, 陆 军, 等. 水平管气液两相流压差波动信号中噪声的辨识[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(6): 639—642.
- [10] 刘建成, 蒋新华, 吴今培. 小波分析在虚拟检测系统中的应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(5): 466—469.

(编辑 何静芳)

tional fluid dynamics) software platform, a numerical simulation of boiler flue gas and air system as well as coal feed cut-off and fire extinguishing process has been conducted for the first time. For the following three operating regimes, i. e. at the time of 0.3 s, 0.5 s and 1 s after stopping the feed of coal, a simulation calculation has been performed. Through an analysis and comparison of calculation results of the three operating regimes, the authors conclude that the speed of coal feed stop off to a boiler has a great impact on boiler implosion. The quicker the coal-feed cut-off to the boiler, the greater the possibility that a boiler implosion may happen. If all parts in a boiler are designed to have a same maximum pressure bearing capacity, it is most likely for the implosion to take place in the furnace. In the meantime, the process of change in pressure and temperature at the time of 0.01 s and 1.5 s after stopping coal feed was also calculated and compared. The analysis leads to a conclusion that apart from a temperature drop, the boiler implosion may cause a quick decrease of RO_2 after a fire extinguishing and it is also an important factor contributing to pressure fluctuations in furnace and the quicker the coal feed is stopped to a boiler, the less will be the effect of temperature. **Key words:** boiler implosion, dynamic simulation, flue gas and air system, porous medium

基于小波和 Elman 神经网络的气液两相流型识别方法 = **A Method for Discriminating Gas-liquid Two Phase Flow Patterns Based on Wavelets and Elman Neural Networks**[刊, 汉] / WANG Qiang, ZHOU Yun-long, CHENG Si-yong, et al (College of Power Engineering under the Northeast Electric Power University, Jilin, China, Post Code: 132012) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(2). — 168 ~ 171, 175

The traditional flow pattern discrimination method can only be used as a kind of qualitative flow pattern discrimination. To overcome such a defect of the traditional method, a wavelet analysis and Elman neural network technology has been adopted to realize an intelligent discrimination of gas-liquid two-phase flow patterns. In this connection, the pressure-difference fluctuation signals of the gas-liquid two-phase flow inside horizontal tubes were measured and a wavelet analytic method was employed to analyze the dynamic pressure-difference fluctuation signals of the flow patterns, extracting relevant characteristics. Then, the wavelet energy was treated as an input to the Elman neural network, thus accomplishing an intelligent discrimination of the flow patterns. The test results show that the method under discussion can identify 4 kinds of flow patterns with a very high accuracy. The method has a very good discrimination effect, thereby providing a quantitative flow pattern discrimination method for an on-line discrimination of flow patterns. **Key words:** wavelet analysis, Elman neural network, two-phase flow, flow pattern discrimination

火电站直接空冷凝汽器积灰监测 = **Monitoring of Dust Accumulation on Direct Air-cooled Steam Condensers in Thermal Power Plants**[刊, 汉] / YANG Li-jun, DU Xiao-ze, YANG Yong-ping, et al (Education Ministry Key Laboratory on Monitoring and Control of Power Plant Equipment Conditions, College of Energy Source and Power Engineering under the North China Electric Power University, Beijing, China, Post Code: 102206) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(2). — 172 ~ 175

The dust accumulation on direct air-cooled condensers is a major factor affecting their heat transfer performance. It is of great significance to study the law governing the impact of dust accumulation on direct air-cooled condensers in respect of heat transfer performance and come up with adequate monitoring measures. Through an analysis of the relationship of steam turbine back pressure with turbine exhaust-steam flow rate, cooling air flow rate, condenser heat transfer coefficient, condenser total heat transfer area and ambient temperature, the relationship of steam turbine back pressure and heat transfer coefficient was identified along with the effect of dust accumulation of the condenser on steam turbine back pressure when steam turbine exhaust-steam flow rate and cooling air flow rate for the air-cooled condenser are kept constant. The study indicates that the dust accumulation on a condenser can lead to a decrease in heat transfer coefficient of condensers, an increase in steam turbine back pressure and a decrease in turbine unit operating efficiency. Under design operating conditions when dust accumulation on finned spiral flat tube-structured condensers has a thickness of 1.2 mm, the steam turbine back pressure will increase by about 50%. Through a monitoring of the change in steam turbine back pressure during the operation of an air cooled turbine unit, the degree of dust accumulation can be forecasted, thus providing a theoretical basis for cleaning air cooled condensers. **Key words:** direct air-cooling, condenser, steam turbine back pressure, heat transfer characteristics, dust accumulation monitoring