

# 基于平均影响值算法和概率神经网络的制粉系统故障诊断

樊帅<sup>1</sup>, 肖军<sup>1</sup>, 孙慧<sup>1</sup>, 张鹏展<sup>2</sup>

(1. 辽宁石油化工大学 信息与控制工程学院, 辽宁 抚顺 113001; 2. 东华大学 信息学院, 上海 201600)

**摘要:** 针对发电厂制粉系统故障的特征和目前该领域研究中存在的问题, 提出基于 MIV(平均影响值)算法和 PNN(概率神经网络)的故障诊断方法。首先对训练样本进行预处理, 以剔除奇异样本并扩大神经网络的学习范围; 然后利用 MIV 算法求出各个故障征兆参数对于故障类型的影响值, 对其排序选出影响诊断结果的主要参数, 以此达到属性约简的目的, 并将约简结果作为 PNN 的输入; 最后将故障样本送入 PNN 网络进行训练、测试, 得出仿真结果。实例诊断结果表明: 该方法不仅可以扩增故障识别种类, 而且能够缩短诊断用时, 提高诊断准确率。

**关键词:** 平均影响值算法; 概率神经网络; 故障诊断; 制粉系统

中图分类号: TP183; TH165.3      文献标识码: A  
DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2015.06.018

## 引言

制粉系统作为辅机系统中的一个重要子系统, 其运行状况直接影响着电厂锅炉运行的安全性和经济性。对制粉系统实施故障诊断不仅能够减少定期巡检带来的经济成本, 而且能够及时排除各种故障, 提高电厂生产的安全性。

制粉系统的故障特征表现如下: (1) 各个故障征兆之间关系较为复杂, 表现出强耦合和非线性的特征; (2) 由于制粉系统的运行环境复杂, 其故障表

现出不确定性, 即故障征兆与故障类型之间具有“一对多”和“多对一”的复杂映射关系, 上述特征给制粉系统故障诊断的实现带来困难。尽管当前学术界对制粉系统故障诊断的研究已经有一定成果, 但是, 这些研究成果中却存在一定的局限性。例如: 文献[1]提出一种基于典型样本数据融合的故障诊断方法, 其对典型样本的依赖性较大; 文献[2]利用 RBF 神经网络对制粉系统实施故障诊断, 诊断耗时较长; 文献[3]提出基于 RS-PNN 的故障诊断方法, 其测试样本与训练样本出现重叠, 结论有失偏颇。

针对制粉系统的故障特征和现有研究的不足, 本研究拟采用 MIV-PNN 算法解决这些问题<sup>[4]</sup>, 特点主要体现在以下几方面: (1) MIV 算法与其他常用的降维方法相比, 无线性约束, 受主观因素影响小, 计算量小, 精度可控性高, 表现出较强的优越性, 与其他常用降维方法的性能差异如表 1 所示<sup>[5-8]</sup>。(2) 本研究所建立的 MIV-PNN 模型, 在当前故障诊断研究领域尚属首例, 该模型实用性强, 便于应用推广。(3) 在已有研究的基础上, 扩增了故障识别种类, 缩短了诊断用时, 提高了制粉系统故障诊断的准确率。

表 1 常用降维方法性能差异表<sup>[8]</sup>

Tab. 1 Performance difference table of common-use methods for dimensional reduction<sup>[8]</sup>

降维方法	线性约束	是否需要假设	个数设定	计算量	影响因素	精度可控性
主成分分析法	变量为各因子的线性组合	否	需要预先设定	一般	第一主成分影响大	较好
因子分析法	主成分为各变量的线性组合	是	个数确定	较大	指定因子数、假设	一般
MIV 算法	无线性约束	否	不需要设定	较小	较少或几乎没有影响	优异

收稿日期: 2014-09-18; 修订日期: 2014-11-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51305192)

作者简介: 樊帅(1988-), 男, 河南郑州人, 辽宁石油化工大学硕士研究生。

# 1 基于平均影响值算法与概率神经网络融合的故障诊断

## 1.1 平均影响值算法

MIV(平均影响值)被认为是一种目前通过神经网络评价自变量对因变量影响程度的最好指标之一。其符号“+”表示正相关,“-”表示负相关,绝对值大小代表自变量对因变量的影响程度。当神经网络训练结束后,首先将训练样本中的每一自变量在其原值的基础上分别加(减)一定幅值,构成两个新样本 S1 与 S2,将 S1 与 S2 分别送入已经训练好的神经网络,得到两个新的仿真结果 R1 与 R2,对 R1 与 R2 作差,即为 IV(变动该自变量后对因变量的影响值),然后将 IV 除以样本数得到自变量对应变量的 MIV,以此类推,可以求得每个自变量的 MIV。最后按照 MIV 绝对值的大小排序,淘汰对因变量影响较小的自变量,达到属性约简的目的<sup>[9]</sup>。MIV 算法通常利用 BP 神经网络实现,但并不局限于此,其他的神经网络也可利用 MIV 算法实现属性约简。算法流程图如图 1 所示。

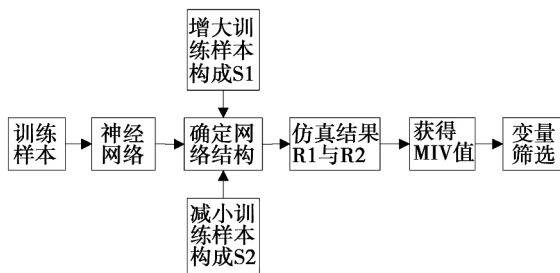


图 1 MIV 算法流程图  
Fig. 1 MIV algorithm flow chart

## 1.2 概率神经网络

PNN(概率神经网络)是由 D. F. Specht 博士提出的一种前馈型神经网络,它由径向基函数网络发展而来,以贝叶斯决策理论为核心,被广泛应用于模式识别领域<sup>[10]</sup>。

PNN 由输入层、样本层、求和层及输出层组成。输入层将训练样本中的特征矢量送给网络处理,其神经元数量等于样本中特征矢量的维数<sup>[11]</sup>。样本层的作用是计算特征矢量与训练集中包含的各种模式的匹配程度,样本层神经元的数量和样本数量相等,该层每个神经元的输出为:

$$f(X, W_i) = \exp \left[ - \frac{(X - W_i)^T (X - W_i)}{2\delta^2} \right] \quad (1)$$

式中:  $X$ —训练样本;  $W_i$ —输入层与样本层的连接权值;  $i$ —第  $i$  类故障;  $\delta$ —平滑因子,它对分类结果产生重要影响,其值应设置为一个较大的数值,使径向基神经元可以对输入特征矢量所涉及的区间都做出响应,但是,并不要求其值大到所有的神经元都如此,只要部分神经元能够做出响应即可<sup>[12]</sup>。求和层通过将各类模式的概率累计,并按式(1)计算,得到各个故障模式的估计概率密度函数,求和层神经元的数量等于训练样本中所包含的故障类型数。输出层由阈值判别器构成,它的作用是选出一个具有最大后验概率密度的神经元,将其作为神经网络的输出,输出层神经元是一种竞争性神经元,每个神经元与一种故障模式相对应,因此,其数量与求和层神经元的数量一致。

PNN 作为故障诊断领域中被普遍接受的一种决策方法,可描述为:假设有  $\theta_A$ 、 $\theta_B$  两种已知的故障模式,对于待判断的故障特征样本  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ :

$$\text{If: } h_A l_A f_A(X) > h_B l_B f_B(X) \text{ ,Then: } X \in \theta_A; \quad (2)$$

$$\text{If: } h_A l_A f_A(X) < h_B l_B f_B(X) \text{ ,Then: } X \in \theta_B; \quad (3)$$

式中:  $h_A$ 、 $h_B$ —故障模式的  $\theta_A$ 、 $\theta_B$  先验概率 ( $h_A = N_A/N$ ,  $h_B = N_B/N$ );  $N_A$ 、 $N_B$ —故障模式的  $\theta_A$ 、 $\theta_B$  的训练样本数;  $N$ —训练样本总数;  $l_A$ —将本属于  $\theta_A$  的故障特征样本  $X$  错误地划分到  $\theta_B$  的代价因子;  $l_B$ —将本属于  $\theta_B$  的故障特征样本  $X$  错误地划分到  $\theta_A$  的代价因子;  $f_A$ 、 $f_B$ —故障模式  $\theta_A$ 、 $\theta_B$  的概率密度函数(PDF),一般 PDF 不能精确地求得,只能依据已有的故障特征样本求其统计值得到<sup>[13]</sup>。

## 1.3 MIV - PNN 模型的构建

本研究充分利用 MIV 算法在评价变量相关性方面的优势以及 PNN 解决非线性问题,收敛速度快的优势,将两者相结合用于制粉系统的故障诊断<sup>[14-15]</sup>,诊断模型如图 2 所示。

## 2 算法验证及分析

采集某电厂的制粉系统实际故障数据进行本研究所提出的 MIV - PNN 模型的可行性和有效性验

证<sup>[2]</sup>。制粉系统的故障采样数据如表 2 所示。

表 2 制粉系统的故障采样数据

Tab.2 Sampling data of the fault of the pulverizing system

样本号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
A1 - 给煤机转速/ $r \cdot \min^{-1}$	202	308	397	500	600	662	0	100	0	698	698	700	460	
A2 - 给煤量/ $t \cdot h^{-1}$	13.2	19.5	21.5	26.4	29.5	35.0	0	6.5	0	39.7	41.3	42.6	0	
A3 - 磨煤机电流/A	58.0	59.0	60.0	60.5	61.0	59.0	54.0	56.0	53.0	58.0	58.0	58.7	58.0	
A4 - 磨煤机进出口压差/kPa	1.5	1.7	1.9	1.9	2.5	2.7	1.0	1.4	1.2	3.5	4.0	4.2	1.5	
A5 - 磨煤机入口负压/kPa	-676	-457	-252	-191	-97	-106	-826	-726	-893	-10	-10	-10	-708	
A6 - 磨煤机出口温度/ $^{\circ}C$	70.1	67.5	66.5	63.2	61.5	62.8	72.3	71.2	74.8	60.1	59.7	58.3	71.1	
A7 - 排粉风机电流/A	24.3	24.1	23.8	23.5	22.7	22.8	21.7	24.6	25.4	17.3	15.4	15.4	24.4	
A8 - 排粉风机入口负压/kPa	-5.2	-5.4	-5.6	-6.0	-6.9	-7.1	-4.2	-5.0	-5.0	-9.5	-10	-10	-5.1	
A9 - 排粉风机出口压力/kPa	5.7	5.6	5.5	5.4	4.7	4.7	6.1	5.8	5.8	2.8	2.2	2.4	5.8	
A10 - 粗粉分离器压差/kPa	350	380	385	390	405	420	300	321	332	329	342	352	365	
A11 - 细粉分离器压差/kPa	988	1023	1104	1086	998	1069	1102	1167	994	981	1081	1072	1102	
A12 - 磨煤机轴承振动能量/ $\times 100$	0.65	0.61	0.52	0.43	0.26	0.21	0.83	0.81	0.79	0.19	0.18	0.17	0.46	
故障类型	正常	正常	正常	正常	正常	正常	空磨	空磨	空磨	堵磨	堵磨	堵磨	堵磨	结煤机故障

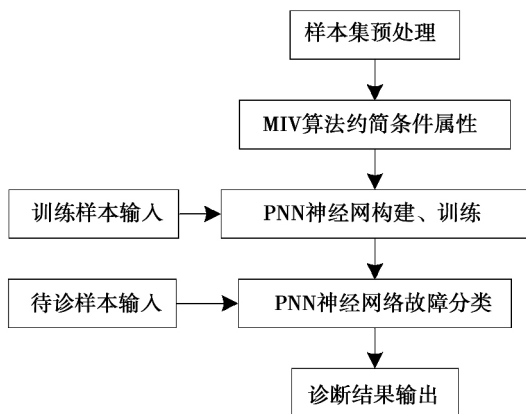


图 2 基于 MIV - PNN 的故障诊断模型

Fig.2 Fault diagnosis model based on MIV - PNN

2.1 样本预处理

分析表 2 中的原始样本数据发现: 第 6、8 组样本数据与对应故障类型的特征参数变化规律不符, 故将其剔除。最后剩余 11 组样本, 样本数目较少, 然而, 利用 PNN 进行故障诊断, 需要有较为丰富的样本集, 因此, 提出一种丰富样本集的方法: 将各样本上下波动 10%, 形成新的样本集, 以此扩大神经网络的学习范围。原训练集样本有 11 组, 经丰富后达到 33 组, 扩大了数据量, 为训练神经网络提供了数据支持。之后, 对样本数据进行归一化处理。

2.2 基于 MIV 算法的属性约简

将原样本上下波动 10% 后形成的新样本送入

BP 神经网络, 经过 MIV 方法的筛选, 按 MIV 绝对值由大到小排序, 从中挑选出较大的前 7 个变量作为 PNN 的输入量。这样一方面达到了属性约简的目的, 缩短诊断用时; 另一方面有利于增强网络的适应性, 减小诊断误差。经 MATLAB 计算, 各变量的 MIV 如表 3 所示。

表 3 制粉系统故障属性 MIV

Tab.3 Pulverizing system fault attribute MIV

参数	MIV 值
磨煤机轴承振动能量/ $\times 100$	1.508 9
给煤量/ $t \cdot h^{-1}$	-1.194 8
排粉风机入口负压/kPa	0.957 5
给煤机转速/ $r \cdot \min^{-1}$	0.440 5
磨煤机出口温度/ $^{\circ}C$	0.377 4
排粉风机出口压力/kPa	-0.362 1
排粉风机电流/A	0.311 6
粗粉分离器压差/kPa	0.292 0
磨煤机进出口压差/kPa	0.252 5
磨煤机电流/A	0.181 1
细粉分离器压差/kPa	-0.106 0
磨煤机入口负压/kPa	-0.058 2

2.3 基于 PNN 的故障诊断

以约简后的样本作为输入建立 PNN 网络进行训练。设计 4 层 PNN 网络, 包括输入层、样本层、求

和层和输出层,各层的神经元数目依次为:7,3,4和4。Spread 值为 0.7,输出层对应故障类型,故障类型采用数字形式编码,利用 MATLAB 进行仿真。

将经过预处理产生的 33 组样本送入 PNN 中进行训练,训练后的效果如图 3 所示。其中三角标记代表网络期望输出,即实际故障类型,圆圈标记代表网络实际输出,将网络实际输出与期望输出作差得到 PNN 网络训练后的误差值。由图 3 可知,MIV-PNN 模型对经过 MIV 变量筛选后的样本的训练效果很好,33 组样本中除了第 31 组样本的训练结果存在偏差外(实际输出值为 1,期望输出值为 4,误差值为 -3),其余 32 组样本的训练误差都接近于 0。

### 3 结果分析

训练结束后,选取 8 组样本作为测试样本对神

经网络的性能进行测试,测试样本如表 4 所示。

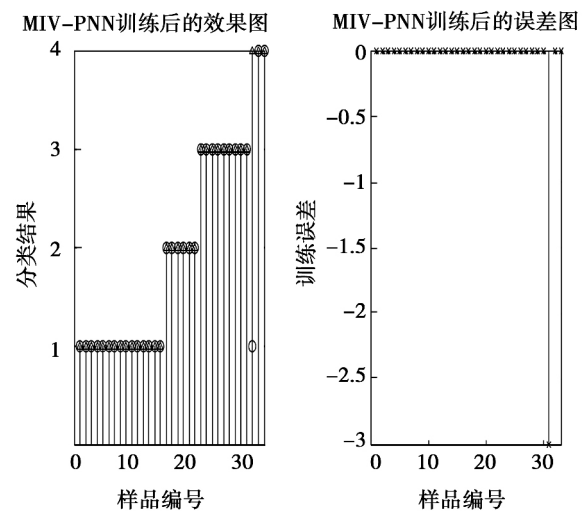


图 3 MIV-PNN 网络训练效果图

Fig. 3 MIV-PNN training effect charts

表 4 神经网络的性能测试样本

Tab. 4 Testing samples of the performance of the neural network

样本号	1	2	3	4	5	6	7	8
A12 - 磨煤机轴承振动能量 / × 100	0.156	0.223	0.287	0.341	0.322	0.663	0.784	0.390
A2 - 给煤量 / t · h <sup>-1</sup>	36	22	33	24	25	11	0	0
A8 - 排粉风机入口负压 / kPa	-9.2	-9.3	-5.9	-5.8	-6.4	-5.3	-5.0	-5.6
A1 - 给煤机转速 / r · min <sup>-1</sup>	670	308	458	352	458	149	0	510
A6 - 磨煤机出口温度 / °C	62.2	65.2	66.1	65.4	66.9	70.3	67.1	66.5
A9 - 排粉风机出口压力 / kPa	3.3	3.3	5.3	5.6	5.2	5.8	5.8	5.5
A7 - 排粉风机电流 / A	18.1	18.8	24.9	25.0	24.2	25.1	25.4	23.8
实际故障	堵磨	堵磨	正常	正常	正常	正常	空磨	结煤机故障

测试结果如图 4 所示,其中三角标记代表网络期望输出,圆圈标记代表网络实际输出。由图可知,MIV-PNN 模型实现了对 8 组测试样本 4 种故障类型的准确诊断,相对文献 [3] 中提出的 RS-PNN 模型缺乏说服力的情况,MIV-PNN 模型则表现出较好的故障识别能力,说明该故障诊断模型的性能优于 RS-PNN 模型,在制粉系统故障诊断中的应用是可行且有效的。

为了进一步证明 MIV-PNN 模型的优越性,将其与其他模型在制粉系统故障诊断中的表现进行对比。由表 5 可见,MIV-PNN 网络输入层的神经元数目大幅减少,设计时间比传统的 BP 网络快 7 个数量级,实时性更好,在相同训练误差目标的情况

下,MIV-PNN 模型不仅将故障识别能力提高了 33.3%,而且故障诊断准确率达到 90% 以上,改善效果明显。

表 5 5 种模型诊断效果对比

Tab. 5 The comparison of the results of 5 kinds of model diagnosis

神经网络类别	输入层神经元个数	设计时间 / s	训练目标	故障识别种类	诊断准确率 / %
BP 网络	12	13.422	0.001	3 类	71.4
RBF 网络	12	0.994	0.001	3 类	57.1
PNN 网络	12	1.137	0.001	3 类	57.1
RS-PNN	8	0.905	0.001	3 类	71.4
MIV-PNN	7	0.882	0.001	4 类	90% 以上

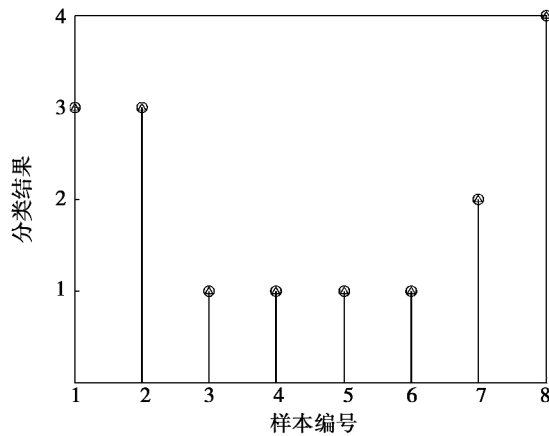


图4 MIV-PNN网络诊断效果图

Fig. 4 The effect graph MIV-PNN diagnosis

## 4 结 论

本研究针对制粉系统的故障特征和目前该领域研究中存在的问题,提出基于MIV-PNN的故障诊断模型。利用MIV算法减少了故障征兆参数的数量,使神经网络的拓扑结构得以优化,从而较大幅度地缩短了诊断用时;利用PNN作为故障分类器,提高了制粉系统的故障诊断准确率。

仿真结果表明:本研究提出的模型与其他模型相比,故障识别种类得以扩增,诊断用时更短,诊断准确率更高。该研究成果对混合型智能算法在故障诊断中的应用具有借鉴意义,并对构建电厂制粉系统的在线故障诊断系统具有现实意义。

### 参考文献:

[1] 田 亮,常太华,曾德良,等.基于典型样本数据融合方法的锅炉制粉系统故障诊断[J].热能动力工程,2005,20(2):163-166.  
TIAN Liang, CHANG Tai-hua, ZENG De-liang, et al. Fault diagnosis of a boiler milling system on the basis of a typical swatch data fusion method[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2005, 20(2): 163-166.

[2] 赵 刚,于向军,吕震中,等.基于RBF神经网络的制粉系统故障诊断[J].江苏电机工程,2006,25(3):14-17.  
ZHAO Gang, YU Xiang-jun, LYU Zhen-zhong, et al. Fault diagnosis of the coal milling system based on RBF[J]. Jiangsu Electrical, 2006, 25(3): 14-17.

[3] 费树岷,李延红,柴琳.基于RSPNN的制粉系统故障诊断[J].

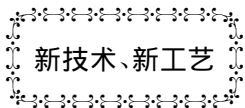
控制工程,2012,19(3):412-415.

FEI Shu-min, LI Yan-hong, CHAI Lin. Fault diagnosis based on RSPNN for pulverizing systems[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(3): 412-415.

- [4] 雷亚国,何正嘉.混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J].振动与冲击,2011,30(9):129-135.  
LEI Ya-guo, HE Zheng-jia. Advances in applications of hybrid intelligent fault diagnosis and prognosis technique[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(9): 129-135.
- [5] GUO Hong-wei, SU Bu-xin, ZHANG Jian-liang, et al. Extracting the core indicators of pulverized coal for blast furnace injection based on principal component analysis[J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2013, 20(3): 246-252.
- [6] QU Xu, GUO Tang-yi, WANG Wei, et al. Measuring speed consistency for freeway diverge areas using factor analysis[J]. Journal of Central South University of Technology, 2013, 20(1): 267-273.
- [7] 崔智全,付旭云,钟诗胜.小波网络平均影响值的航空发动机自变量筛选[J].计算机集成制造系统,2013,19(12):3062-3067.  
CUI Zhi-quan, FU XU-yun, ZHONG Shi-sheng. Aero-engine arguments selection based on wavelet network mean impact value[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(12): 3062-3067.
- [8] 何 芳,王小川,肖森予,等.基于MIV-BP型网络实验的房地产项目风险识别研究[J].运筹与管理,2013,22(2):229-234.  
HE Fang, WANG Xiao-chuan, XIAO Sen-yu, et al. Research on risk recognition of real estate projects based on MIV-BP neural network test[J]. Operations Research and Management Science, 2013, 22(2): 229-234.
- [9] 李鸿志,陶 委,高 婷,等.基于平均影响值的反向传播神经网络方法用于提高密度泛函理论计算Y-NO键均裂能精度[J].高等学校化学学报,2012,33(2):346-352.  
LI Hong-zhi, TAO Wei, GAO Ting, et al. Improving the accuracy of DFT calculation for homolysis bond dissociation energies of Y-NO bond via back propagation neural network based on mean impact value[J]. Chemical Journal of Chinese Universities, 2012, 33(2): 346-352.
- [10] Specht D F. Probabilistic neural networks[J]. Neural Networks, 1990, 3(1): 109-118.
- [11] Zhou F, Liu J, Yu Y, et al. Field-programmable gate array implementation of a probabilistic neural network for motor cortical decoding in rats[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2010, 185(2): 299-306.

- [12] Vinita K V ,Santhosh Kumar G. Face recognition using probabilistic neural network [C]//Proceeding of Word Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. Coimbatore: IEEE , 2009: 1388 - 1393.
- [13] 史 峰,王小川,郝 磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010. 176 - 177.  
SHI Feng ,WANG Xiao-chuan ,YU Lei ,et al. The MATLAB neural network analysis of 30 cases [M]. Beijing: Beijing university of aeronautics and astronautics press, 2010. 176 177.
- [14] 曾德良,崔泽朋,田 亮,等. 基于灰色关联和 D-S 组合规则的磨煤机故障诊断[J]. 动力工程, 2007, 27(2) : 207 - 210.  
ZENG De-liang ,CUI Ze-peng ,TIAN Liang ,et al. Fault analysis of coal mills by using gray correlation on and D-S combination rules [J]. Journal of Power Engineering, 2007, 27(2) : 207 - 210.
- [15] 刘定平,叶向荣,陈斌源,等. 基于核主元分析和最小二乘支持向量机的中速磨煤机故障诊断[J]. 动力工程, 2009(2) : 155 - 158.  
LIU Ding-ping ,YE Xiang-rong ,CHEN Bin-yuan ,et al. Fault diagnosis of medium speed mill based on KPCA and LSSVM [J]. Power Engineering, 2009(2) : 155 - 158.

(姜雪梅 编辑)



DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2015.06.019

## 巴拿马运河将扩大通航能力

据《Diesel & Gas Turbine Worldwide》2015 年 3 月刊报道,2006 年巴拿马运河管理局起草计划使用 52.25 亿美元扩大巴拿马运河通航能力时,将注意力主要集中在使下世纪更大船舶能够通过该 80 km 水域。

扩建极为重要,对于 LNG(液化天然气)运输船来说,该运河太窄小。扩建后,该运河将能够应对世界上 85% - 90% 液化天然气运输船队。

估计 2014 年财政年度有 3 亿 2 千 6 百万巴拿马运河吨(1 巴拿马运河净吨相当于 2.8 m<sup>3</sup> 装载量)通过该运可。

巴拿马运河在地峡两侧各一套航闸:在太平洋侧的 Miraflores 船闸和加勒比海侧的 Gatun 船闸。二套船闸提供 2 个通行航道,每个航道尺寸为长 304.8 m,宽 33.5 m,深 12.8 m。现在船闸可以应对最大 294.1 m 长和 32.3 m 宽并具有最大载货量达 5 100 个标准集装箱的船舶。

新的船闸,平行于现在的船闸布置,提供用于更大船舶的单航道。它们的尺寸为长 427 m,宽 55 m,深 18.3 m。这些尺寸将容许运河应付达到 366 m(长) × 49 m(宽)的大型船舶或在世界上 90% 的所有船舶。最大的货物装载量达到 13 000 到 14 000 标准集装箱的船舶可以使用新船闸通过巴拿马运河。

(吉桂明 摘译)

life loss of the drum was analyzed. It has been found that the temperature and stress field in the steam drum calculated by using both methods are in very good agreement and various errors are within a range of 5% ,thus meeting the requirements for engineering applications. Moreover ,what mostly influences the service life of the steam drum is the stress cycle with a relatively large value. **Key words:** steam drum in a boiler ,coupling method for seeking solutions ,temperature field ,rain flow counting method

入口压力与浆液浓度对石膏旋流器分离特性影响的研究 = **Study of the Influence of the Inlet Pressure and Slurry Concentration on the Separation Characteristics of a Gypsum Cyclone** [刊 ,汉] SHEN Guo-qing ,LI Zhi-qiang ,AN Lian-suo ,FAN Peng ( National Research Center for Thermal Power Generation Engineering Technology ,North China University of Electric Power ,Beijing ,China ,Post Code: 102206) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2015 30( 6) . -892 -896

With a gypsum cyclone serving as a core equipment item in a limestone wet-method flue gas desulfurization system in a thermal power plant ,the separation characteristics of the gypsum cyclone have gained increasingly high attention. By using a test method ,the authors have conducted a study of an existing gypsum dewatering system with the influence of the inlet pressure and slurry concentration on the separation performance of the gypsum cyclone being obtained. It has been found that in a certain range ,with an increase of the inlet pressure step by step ,all the production capacity ,separation and classification efficiency of the cyclone will gradually increase. With an increase of the slurry concentration ,the separation efficiency and the underflow mass concentration will also increase. When the inlet pressure is 0.030 MPa and the gypsum slurry concentration is 19.7% ,the volumetric flow rate of the gypsum cyclone is relatively high and both separation and classification efficiency of the gypsum cyclone are highest. **Key words:** inlet pressure ,slurry concentration ,production capacity ,separation efficiency ,classification efficiency ,gypsum cyclone

基于平均影响值算法和概率神经网络的制粉系统故障诊断 = **Fault Diagnosis of a Milling System Based on the Mean Impact Value Algorithm and a Probability Neural Network** [刊 ,汉] FAN Shuai ,XIAO Jun ,SUN Hui ( College of Information and Control Engineering ,Liaoning Petroleum and Chemical Engineering University , Fushun ,China ,Post Code: 113001) ,ZHANG Peng-zhan ( Information College ,East China University ,Shanghai ,

China ,Post Code: 201600) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2015 30( 6) . -897 -902

In the light of characteristics of faults in milling systems in power plants and current problems existing in the study in the domain a fault diagnostic method based on the mean impact value algorithm and a probability neural network was proposed. Firstly ,the training samples were pretreated to eliminate any abnormal samples and enlarge the learning scope of the neural network. Secondly ,by making use of the mean impact value algorithm ,the impact values of various fault sign parameters on the fault types were calculated and listed out in order to choose the main parameter influencing the diagnostic results and achieve the aim of simplifying the attributes. On this basis ,the simplification results were used as the inputs to the probabilistic neural network. Finally ,the fault samples were input into the probabilistic neural network to conduct training and testing to obtain the simulation results. The case diagnostic results show that the method in question can expand and increase the kinds of faults identified ,shorten the time duration for diagnosis and enhance the diagnostic correctness rate. **Key words:** mean impact value algorithm ,probabilistic neural network ,fault diagnosis ,milling system

DG1146/17. 55-II13 型锅炉防结焦优化调整 = **Anti-coking Optimization and Adjustment of a DG1146/17. 55-II13 Type Boiler** [刊 ,汉] LU Tai ,HE Pei-ye ( College of Energy Source and Power Engineering ,Northeast University of Electric Power ,Jilin ,China ,Post Code: 132012) ,XU He ( Technology and Information Center ,CPI Henan Electric Power Co. Ltd. Zhengzhou ,China ,Post Code: 450001) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2015 30( 6) . -903 -910

Boiler No. 1 in a power plant is a 330 MW subcritical tangentially-fired one ,which adopts low nitrogen burners and a layered arrangement of burners with the spacing between the upper and lower layers being 2 m. The coal fed into the boiler is Zhundong-originated coal with a high sodium content. When the boiler is operating at its full load ,the filling degree of the flame in the furnace is relatively high ,the temperature and speed distribution assume a “butterfly shape” ,the concentration of carbon monoxide in the main combustion zone in the upper layer is comparatively high and the reduction action ability is relatively strong ,however a serious coking phenomenon occurs in the main combustion zone in the upper layer of the boiler. To solve this problem ,the primary and secondary air distribution mode of the burners in the upper layer was changed to optimize and make an adjustment of the combustion in the furnace. According to the test data of the temperature field and by making use of the numerical simulation method