

基于模糊规则和支持向量机的凝汽器故障诊断

王 雷¹, 张瑞青¹, 盛 伟¹, 徐治皋²

(1. 沈阳工程学院 动力工程系, 辽宁 沈阳 110136; 2 东南大学 能源与环境学院, 江苏 南京 210096)

摘 要: 有向无环决策图支持向量机(DDAGSVM)算法是在支持向量机 1- ν -1 算法基础上, 引入了图论中有向无环图的思想而构建的多分类方法, 它将多个支持向量机 1- ν -1 两类分类器组合成一个带有根结点的多层的有向无环决策图来实现分类, 它建立在结构风险最小化原理基础之上, 能在训练样本较少的情况下得到很好的分类效果。在总结汽轮机凝汽器常见故障的基础上, 建立了凝汽器典型故障集, 通过模糊规则获得凝汽器故障征兆知识库, 采用 DDAGSVM 算法对小样本情况下凝汽器设备典型故障诊断进行了研究, 实例计算表明 DDAGSVM 算法具有较高的诊断准确率。

关 键 词: 汽轮机; 凝汽器; 模糊规则; 支持向量机; 故障诊断
中图分类号: TK264.1 文献标识码: A

引 言

凝汽器是电站汽轮机组的一个重要辅助设备, 凝汽器运行情况的好坏, 直接关系到汽轮机组的安全经济运行, 因此凝汽器的故障诊断一直倍受关注。近几年来, 神经网络开始广泛应用于凝汽器的故障诊断中, 神经网络具有简单的结构和很强的问题求解能力, 是故障诊断的主要方法。但它存在局部最优、收敛性差、训练时间长、易过拟合等问题^[1], 主要原因是神经网络只注意到了训练样本误差的最小化, 而忽视了置信范围的最小化问题, 因而大大限制了其泛化性能的提高。同时, 神经网络研究的是样本趋于无穷大时的渐进理论, 然而, 诸多原因造成典型故障的样本数是非常有限的, 而且是可遇不可求的, 在样本数有限的实际问题中, 神经网络故障分类方法表现并不能令人满意。因此, 寻找适合小样本的模式识别方法成为人们的研究目标。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是由 Vapnik 最早提出的一种统计学方法^[2], 它用于模式识别问题, 即使是由有限训练样本得到的决策规则, 对独立的测试样本集仍能够得到小的误差。此外, SVM 是求解凸二次优化问题, 能够保证所得到的极值解就

是全局最优解。目前, 这种新的学习算法已经成为机器学习研究的热点, 并在电站设备故障诊断领域得到了成功的应用^[3~9]。本研究将该方法用于电站凝汽器故障诊断中, 在利用模糊规则建立凝汽器故障征兆知识库基础上, 实现凝汽器故障的识别。

1 凝汽器故障集合和征兆知识库

1.1 凝汽器故障集合

根据现场运行经验以及对凝汽器故障的理论分析, 并结合相关文献[7~8], 将 16 个比较典型常见的凝汽器故障作为故障集合, 记为 u_j ($j=1, 2, \dots, 16$), 如表 1 所示。

表 1 凝汽设备故障集合

故障类型	故障类型
循环水泵故障	凝汽器铜管破裂
凝汽器冷却水进入侧故障	低压加热器铜管破裂
凝汽器出口水室传热恶化	凝汽器冷却管堵塞
凝汽器冷却水流出侧故障	抽气器故障
后轴封供汽中断	凝汽器冷却管脏污
凝汽器满水	真空泵故障
真空系统不严密	真空系统管路破裂
凝结水泵故障	轴封加热器抽风机故障

由运行经验可知, 故障的征兆表现为各个可测量的参数和设备状态上的异常变化。但是由于电站汽轮机凝汽设备庞大并且结构复杂, 涉及到的附属设备和参数测点较多, 所以对应故障表现出来的征兆也比较多。为了使诊断系统具有实用性和通用性, 这些测点尽量是电厂 DCS 或 MIS 系统中所具备的。表 2 中的 22 个参数测点(记为 $x_i, i=1, 2, \dots, 22$)基本可以反映出电站汽轮机凝汽设备的故障表现, 这些征兆参数有些是可以直接由电厂 SIS、DCS 或 MIS 系统获得, 有些要根据所测得的参数进行计算后方可得到, 有些还需要进行比较特殊的计算和处理。

收稿日期: 2008-10-20; 修订日期: 2009-03-25

作者简介: 王 雷(1978-)男, 辽宁锦州人, 东南大学博士。

表 2 凝汽设备故障征兆参数集

故障征兆参数	故障征兆参数
真空下降变化率	冷却水温升
循环水泵机电流	凝汽器端差
循环水泵出口压力	凝结水过冷度
凝汽器冷却水进口压力	抽气器抽出的空气温度与冷却水进口温差
凝汽器冷却水出口压力	凝汽器水位
凝汽器水阻	凝结水中含氧量
转子出现差胀	真空泵机电流
凝结水泵出口压力	真空泵出口压力
凝结水泵机电流	轴封供汽压力
凝结水导电度	轴封冷却器汽侧真空
低加水位	轴抽风机机电流

1.2 训练征兆知识库的建立

由于凝汽器在运行过程中故障与征兆之间的描述语言是模糊的, 所以在利用支持向量机多分类模型进行凝汽器故障诊断前, 需要对故障的征兆进行模糊化处理。为了描述征兆参数的变化状态, 令凝汽器故障征兆集 x_i 按下列规则取值^[9]:

$$x_i = \begin{cases} 0.99 & \text{停机上限} \\ 0.75 & \text{报警上限} \\ 0.50 & \text{正常运行} \\ 0.25 & \text{报警下限} \\ 0.01 & \text{停机下限} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 22 \quad (1)$$

根据式(1)可以建立凝汽器典型故障训练样本库, 如表 3 所示。

表 3 凝汽器典型故障训练样本库

u_j	故障征兆参数 x_i																					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1	0.01	0.01	0.01	0.25	0.5	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.99	0.01	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
2	0.25	0.5	0.5	0.25	0.5	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.25	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
3	0.25	0.5	0.5	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
4	0.25	0.5	0.5	0.75	0.75	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.25	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
5	0.01	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.75	0.5	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
6	0.01	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.99	0.99	0.5	0.5	0.25	0.75	0.75	0.99	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
7	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.75	0.5	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
8	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.01	0.01	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
9	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.99	0.75	0.5	0.25	0.75	0.75	0.5	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
10	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.99	0.75	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
11	0.25	0.5	0.5	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
12	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.75	0.5	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
13	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.5	0.99	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
14	0.01	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.01	0.99	0.75	0.5	0.5	0.75	0.01	0.01	0.5	0.5	0.5
15	0.01	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.01	0.99	0.75	0.5	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
16	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.75	0.5	0.5	0.75	0.5	0.5	0.75	0.99	0.99

1.3 实时征兆的模糊化处理

在实际对凝汽设备进行故障诊断时, 先需要对实时数据进行处理以便与知识库相匹配。但凝汽设备的故障与征兆总是具有模糊性和不确定性, 所以要引用模糊数学的知识对代表故障征兆的实时数据进行模糊量化。进行模糊计算的关键是建立模糊隶属度函数, 根据凝汽设备故障征兆的特点以及实际运行经验, 可将故障征兆隶属度函数分为 3 类。

1.3.1 根据运行规程或经验来确定隶属度函数

对于这样的征兆参数根据式(1)引入模糊语言子集{急剧变大, 稍变大, 正常, 稍变小, 急剧变小}以描述故障征兆参数变化的 5 个状态, 即进行模糊计

算, 则该类参数的隶属度函数为^[10]:

$$S_i = \begin{cases} 0.99, & x_i > x_{4i} \\ 0.75 + 0.25 \frac{x_i - x_{3i}}{x_{4i} - x_{3i}}, & x_{3i} < x_i \leq x_{4i} \\ 0.50 + 0.25 \frac{x_i - x_{0i}}{x_{3i} - x_{0i}}, & x_{0i} < x_i \leq x_{3i} \\ 0.25 + 0.25 \frac{x_i - x_{2i}}{x_{0i} - x_{2i}}, & x_{2i} < x_i \leq x_{0i} \\ 0.25 \frac{x_i - x_{1i}}{x_{2i} - x_{1i}}, & x_{1i} < x_i \leq x_{2i} \\ 0.01, & x_i \leq x_{1i} \end{cases} \quad (2)$$

式中: S_i —第 i 种征兆参数经过隶属函数计算得到的量化值; x_i —第 i 个征兆参数的实测值; $x_{1i}, x_{2i},$

x_{0i}, x_{3i}, x_{4i} 一对应该征兆参数停机下限, 报警下限, 正常, 报警上限, 停机上限的阈值。其中, x_{0i} 一般取参数的设计值或经验值。

1.3.2 根据参数应达值确定隶属度函数

在机组运行过程中, 某一参数的变化, 并不一定是发生故障造成的, 有可能是受机组负荷或环境条件等客观因素变化的影响, 为在进行故障诊断时剔除这些客观因素的影响, 采用故障征兆参数的测量值与其应达值的差值作为隶属度函数的自变量 x_i , 则能够分离故障和非故障因素的影响, 所得的诊断结果能更加准确。以凝汽器端差为例说明此类参数的隶属度函数的确定, 设 ϑ 为凝汽器端差实际测量(计算)值, ϑ_0 为凝汽器端差应达值, 则隶属度函数的自变量 x_i 取凝汽器端差的测量(计算)值与应达值的差值, 即:

$$x_i = \vartheta - \vartheta_0 \quad (3)$$

然后, 再利用式(2)计算该征兆参数的量化值。

1.3.3 开关量参数的隶属度函数

参数隶属度实际上只有二个值, 即设备参数处在异常或运行状态。当 $x_i \geq \lambda$ (λ 为阈值)时, 认为存在故障征兆, 反之, 不存在。该类参数的隶属度函数定义为:

$$S_i = \begin{cases} 0.50 & \text{征兆不存在} \\ 0.99 & \text{征兆存在} \end{cases} \quad (4)$$

根据各征兆参数的实测值, 由上面的隶属度函数可确定实时征兆向量:

$$V = \{S_1, S_2, \dots, S_{22}\} \quad (5)$$

2 基于支持向量机分类的故障诊断

2.1 支持向量机分类基本原理

支持向量机最初算法是以二值分类问题为背景提出的, 其基本原理是: 对于一个两类分类问题, 其样本为: $(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i), x_i \in R^d, y_i \in \{-1, +1\}$, 支持向量机方法力求寻找一个最优超平面 $w \cdot x + b = 0$, 该超平面不仅能正确划分不同类别的样本, 而且各分类与超平面之间的距离最大, 如图 1 所示。

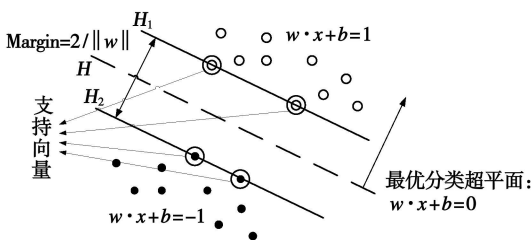


图 1 最优分类面示意图

图 1 中实心点和空心点代表两类样本, H 为最优分类线, H_1, H_2 分别为各类中, 离分类线最近的且平行于分类线的直线, 推广到高维空间, 分类线就成为分类面。 H_1, H_2 上的训练样本点就称作支持向量 (Support Vector)。要解决该二分类问题, 通过将最优超平面问题转化为求解二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min \Phi(w) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) = \frac{1}{2} w^T w \\ \text{s.t. } y_i (w \cdot x_i + b) &\geq 1, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (6)$$

为了使分割面的 Margin 尽量大, 同时还要使错分的样本数尽可能小, 可以增加一个松弛项 $\xi_i \geq 0$, 将式(6)给出的目标函数改为求下式中的 $\Phi(w, \xi)$ 最小, 即:

$$\min \Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i \right) \quad (7)$$

其中, 系数 $C > 0$ 是一个常数, 它控制对错分样本惩罚的程度(因此称作惩罚因子), 然后引入 Lagrange 函数求解此优化问题。对于非线性情况, 支持向量机理论通过核函数将 $K(x_i, x)$ 输入空间通过某种非线性映射映射到一个高维特征空间, 在这个空间中存在线性的分类规则, 可以构造线性的最优分类超平面。

对于多分类问题, 支持向量机需要构造多类 SVM 分类器, 其构造方法主要有两种, 一种是以 Weston 在 1998 年提出的多类算法^[11], 这个算法在经典 SVM 理论的基础上, 直接在目标函数上进行改进, 重新构造多类分类模型, 建立 N 分类支持向量机。另一种构造方法的基本思想是通过组合多个两类分类器, 构造多类分类器, 这类方法目前主要有: 一对多算法 Vapnik 和一对一算法 Kressel 以及由它们发展而来的有向无环决策图方法 (Decision Directed Acyclic Graph, DDAG)^[12-13]。

有向无环决策图方法的思路为: 对于 N 类分类问题有向无环决策图方法建立包含 $N(N-1)/2$ 个 SVM 两类分类器, 并将这 $(N-1)/2$ 个 SVM 两类分类器构造一个带有根结点的层的有向无环决策图 (DDAG)。在 DDAG 图中, 每个分类器对应两类, 分布于 N 层结构中, 其中顶层只含有一个结点, 称之为根结点, 第二层含有 2 个结点, 依次第 i 层含有 i 个结点, 在这些结点中第 j 层的第 i 个结点指向第 $j+1$ 层的第 i 个和第 $i+1$ 个结点, 则共有 $N(N-1)/2$ 个中间结点, 每一个中间结点是 $N(N-1)/2$ 个 SVM 两类分类器中的一个, 第 N 层有 N 个叶结点, 对应 N 个类别。其中每个结点代表一个决策函数, 分类时由根结点处输入分类对象 X , 经过此结点

对应的分类函数的运算由运算结果输出的零或 1 值来确定下一步的分类路径, 即下一步进入哪个结点运算, 依次下去, 经过 $(N+1)$ 次判别后, 在最后一层结点处的输出得到 X 最终所属的类别, 一个有 4 个类别的 DDAG 决策图如图 2 所示。

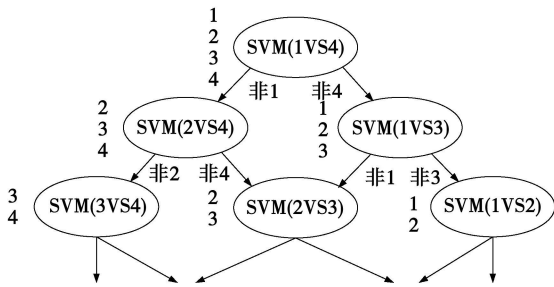


图 2 4 类有向无环决策图

2.2 基于 DDAGSVM 的凝汽器多故障分类模型

针对汽轮机凝汽设备典型的故障类型, 设计了一个 16 类问题的 DDAGSVM 的拓扑结构, 由 $16 \times (16-1)/2 = 120$ 个两类分类器分别用于将其中任两类故障两两分开, 其中每一结点代表一个 SVM 二值分类器。将表 3 中的训练征兆知识库故障样本进行训练, 使用径向基函数作为核函数构造 SVM, 并进行参数寻优, 取径向基核函数宽度系数 $\sigma = 0.1 \sim 10$, 惩罚因子 $C = 10 \sim 10\,000$, 寻优条件为对训练征兆知识库故障样本分类的错分样本总数最小, 其步骤为^[9]:

(1) 选择 (σ, C) 建立模型, 对样本进行训练, 得到最优的分类结果。

(2) 将样本送入训练网络, 将输出结果与样本实际类别比较, 构造 DDAGSVM 模型分类错分样本统计矩阵 $D = [d_{ij}]$, 其中 $d_{i,j} (i=j, i, j = 1, 2, \dots, 16)$ 为正确分类数, $d_{i,j} (i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, 16)$ 表示将第 i 类故障分到第 j 类的个数。

(3) 令 $E = \sum d_{i,j} (i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, 16)$ 为错分样本总数, 若没有达到分类精度则转至步骤 1, 再次对样本训练直到模型达到分类精度或迭代次数达到上限为止。

在本例中, 当 $\sigma = 0.5, C = 100$ 时将 16 类故障完全正确分类。

3 诊断实例

以某 300 MW 机组提供的凝汽器故障状态为例, 其故障征兆参数如表 4 所示。

表 4 凝汽设备故障工况征兆参数及模糊量化值

征兆参数	正常(应达)值	测量值	征兆的模糊量化值
真空下降变化率/ $\text{kPa} \cdot \text{min}^{-1}$	0.13	1.45	0.01
A 循环泵电机电流/A	204	36.4	0.038
A 循环泵出口压力/MPa	0.25	0.07	0.014
凝汽器冷却水进口压力/MPa	0.2	0.14	0.375
凝汽器水阻/kPa	49	51	0.55
转子胀差/mm	0	7	0.5
凝结水泵出口压力/MPa	0.4	0.38	0.45
凝结水泵电机电流/A	36.4	31.6	0.444
凝结水导电度/ $\mu\text{s} \cdot \text{cm}^{-1}$	0.2	0.241	0.602
循环水温升/ $^{\circ}\text{C}$	8.5	13.3	0.894
凝汽设备端差/ $^{\circ}\text{C}$	4.5	1.2	0.1
凝结水过冷度/ $^{\circ}\text{C}$	0	1	0.65
抽出空气与冷却水进口温度差/ $^{\circ}\text{C}$	4	8.7	0.985
凝结水含氧量/ $\mu\text{g} \cdot \text{L}^{-1}$	20	22.3	0.558
A 真空泵电流/A	316	306.4	0.48
轴封供汽压力/kPa	22	20.2	0.46

注: 故障发生时机组发电功率为 294.3 MW, 冷却水温度 19°C , 两台循环水泵运行。其它参数正常。

利用式 (2) ~ (4) 对上述故障参数实际值进行模糊化处理, 得到实时征兆故障模式向量为:

$$V = [0.01, 0.038, 0.014, 0.375, 0.5, 0.55, 0.5, 0.45, 0.444, 0.602, 0.5, 0.894, 0.1, 0.65, 0.985, 0.5, 0.558, 0.48, 0.5, 0.46, 0.5, 0.5]$$

利用本文提出的故障模型进行诊断, 诊断结果为 $[1, -1]$, 说明是第 1 类故障发生, 即循环水泵故障, 与实际的情况相符。

4 结论

(1) 智能故障诊断面临的一个较难解决的问题就是故障分类模型的推广问题。支持向量机基于结构风险最小化理论, 兼顾了经验风险和推广能力, 对解决小样本的模式分类问题具有独特的优势, 在有限的训练样本条件下也能得到比较准确的诊断结果, 特别适合于设备故障的智能诊断。

(2) 结合现场经验及有关文献, 建立了汽轮机凝汽设备典型故障的故障集、征兆集, 并根据故障征兆参数的不同热力特性, 选取不同的隶属度函数对征兆参数的模糊量化处理, 尽量剔除客观因素对故障特征的影响, 获得了凝汽器故障样本特征知识库。

(3) 汽轮机设备故障的诊断是一个典型的小样

本学习问题。采用支持向量机多分类算法中的 DAGSVM 算法,建立了凝汽设备多故障分类模型,阐述了算法的原理及其实现步骤,并对影响故障分类器分类性能的各种因素进行分析。实例表明该分类识别模型在有限故障训练样本时也具有很好分类性能。

参考文献:

[1] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M] (第二版). 北京: 清华大学出版社, 2000

[2] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer, 1995

[3] 董明, 孟源源, 徐长响, 等. 基于支持向量机及油中溶解气体分析的大型电力变压器故障诊断模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7): 88-92.

[4] 白卫东, 严建华, 马增益. 基于支持向量机的火焰状态识别方法[J]. 动力工程, 2004, 24(4): 548-551.

[5] 汪江, 陆颂元. 汽轮发电机组故障诊断 GA-SVM 模型方法的研究[J]. 汽轮机技术, 2005, 47(1): 1-3, 16.

[6] 翟永杰, 王东风, 韩璞. 基于多类支持向量机的汽轮发电机组故障诊断[J]. 动力工程, 2005, 23(5): 2694-2698.

[7] 李勇, 叶荣学, 曹祖庆. 基于 BP 网络的凝汽器故障隶属度函

数及模糊诊断方法[J]. 汽轮机技术, 1995, 37(4): 199-203.

[8] 范圣平, 曹顺安, 张晋. 模糊数学在凝汽器故障诊断中的应用研究[J]. 汽轮机技术, 2003, 45(2): 113-115.

[9] 卢绪祥, 李录平, 李邵霞, 等. 基于模糊模式识别的凝汽器故障诊断研究[J]. 长沙电力学院学报(自然科学版), 2000, 15(3): 51-54.

[10] 欧伟, 巨林仓, 梁恩泉. 凝汽设备模糊神经网络故障类别诊断模型[J]. 热力发电, 2004(11): 21-27, 27.

[11] WESTON J, WATKINS C. Multi-class support vector machines[R]. CSD-TR-98-04, London: Royal Holloway University of London, 1998.

[12] VAPNIK V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.

[13] KRESSEL U. Pairwise classification and support vector machines // Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning [C]. Cambridge, MA: MIT Press, 1999: 255-268.

[14] HSU CHIH WEI, LIN CHIH JEN. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.

[15] PLATT J C, CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. Large margin DAGs for multiclass classification // Advances in Neural Information Processing Systems [C]. Cambridge, MA: MIT Press, 2000: 547-553.

(编辑 滨)

新技术、新工艺

高压汽包锅炉的脆性破坏

《Теплоэнергетика》2008 年 2 月号报道了高压锅炉锅筒金属破坏原因分析的结果,以及已知的两个火电站锅炉装置锅筒破坏的情况。

系统整理了决定锅筒运行可靠性的因素,描述了两个热电站锅筒破坏过程的机理,并区分出导致锅筒破坏的综合因素。

解决锅筒脆性破坏问题的主要方向是:

- (1)对锅筒对接和管接的焊接接合以及锅筒内设备的安装焊接接头进行充分的故障检查;
- (2)对生产和安装的焊接接合区域内局部取样的金属检查其硬度并分析它的状态;
- (3)遵循规定的利用焊接方法进行修理的工艺;
- (4)按照高温回火规范进行修理后的热处理;
- (5)根据相应标准要求,遵循运行和修理后金属检查的规程;
- (6)评定锅筒母体金属的实际状况,包括确定脆性特性;
- (7)有根据地选择锅炉水压试验的温度。

完成上述要求是提高高压锅炉锅筒运行可靠性的保证。

(吉桂明 摘译)

that through a modulation and demodulation process combined with the action of a filter, the derivative featuring the change in relative settings of performance indexes is estimated and then a local optimum solution can be obtained by using a gradient method. Subsequently, the authors have proposed a method for the basic structure and parameter setting of a combustion optimization control system based on the extremum-search control. The simulation results of an air-feeding control system show that the combustion optimization tactics not only can successfully make the system attain its optimum oxygen-content target and realize an optimization of combustion but also as a closed loop and on-line optimization method can enable it to better adapt to such disturbances as load variation and air leakage, etc. **Key words:** utility boiler, combustion optimization, extremum-search control, air/coal ratio control

回转式空气预热器接触式柔性密封可靠性设计 = **Reliability Design of a Contact Type Flexible Seal for Rotary Air Preheaters** [刊, 汉] / WANG Qing-feng, HE Li-dong (Research Center of Diagnosis and Self-healing Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing, China, Post Code: 100029) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(4). — 470 ~ 475

Contact type flexible seal is a new technology for solving the air leakage problem of rotary air preheaters. Reliability is an important index for contact type flexible sealing performance. The authors have described the reliability design method based on ANSYS. By utilizing the PDS module of ANSYS and combining the finite element method with the reliability design theory, a model for the contact type flexible seal was established with three-dimensional parameters and an APDL instruction stream, formulated. A reliability analytic document was prepared to conduct a reliability design of the contact type flexible seal. Under the condition of a confidence level being assessed at 95%, the reliability of the contact type flexible seal attains 96.91%. It has been found that the structure of the contact type flexible seal is reliable. The design range of various structural parameters were obtained. The wave thickness and total length constitute the main factors affecting the contact type flexible seal. The foregoing can well provide a definite reference for the design and study of contact type flexible seals. **Key words:** rotary air preheater, contact type flexible seal, reliability design, ANSYS/PDS

基于模糊规则和支持向量机的凝汽器故障诊断 = **Diagnos of Condenser Faults Based on Fuzzy Rules and a Supportive Vector Machine** [刊, 汉] / WANG Lei, ZHANG Rui-qing, SHENG Wei (Department of Power Engineering, Shenyang Institute of Engineering, Shenyang, China, Post Code: 110136), XU Zhi-hao (College of Energy Source and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(4). — 476 ~ 480

The algorithm of decision-directed acyclic graph supportive vector-machine (DDAGSVM) represents a multiple classification method established by introducing the directed acyclic graph ideology of graph theory on the basis of the supportive vector machine 1-v-1 algorithm. It combined two kinds of multiple supportive machine 1-v-1 classifiers into a multiple layer directed acyclic decision-making chart with root nodes to realize a classification. It is built on the minimum structure risk theory and can attain an excellent classification effectiveness under the condition of relatively less training specimens. On the basis of summarizing commonly seen faults of steam turbine condensers, a typical fault set was established and a fault omen repository, acquired through fuzzy rules. A study was conducted of the use of DDAGSVM algorithm for diagnosing typical faults of condenser equipment items under the condition of small specimens. The example calculation results show that the DDAGSVM algorithm enjoys a relatively high diagnosis accuracy. **Key words:** steam turbine, condenser, fuzzy rule, supportive vector machine, fault diagnosis

基于运行模式识别的球磨机自适应解耦模糊控制与仿真 = **Self-adaptive Decoupling Fuzzy Control and Simulation of Ball Mills Based on Operating Pattern Identification** [刊, 汉] / WANG Heng, JIA Min-ping (College of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 211189), CHEN Zuo-liang, XIE Chao (Datang