

基于粗糙集与证据理论的凝汽器故障诊断研究

董冠良¹, 董晓峰², 曲志恩³

(1. 吉林省电力科学研究院有限公司, 吉林 长春 130024; 2. 华北电力大学 电站设备状态监测与控制教育部重点实验室, 北京 102206; 3. 华润电力有限公司发电运行部, 江苏 常熟 215536)

摘 要: 针对凝汽器故障诊断问题, 提出了一种基于粗糙集和证据理论相结合的故障诊断方法。利用粗糙集相对约简的不唯一性, 对凝汽器故障征兆进行分类, 形成不同的证据来源, 既实现了证据理论对于同一事物要求有不同的证据来源的要求, 又对故障征兆参数进行了降维处理, 减小了网络的规模, 有效缓解了由于输入参数过多给网络带来的收敛困难问题。该诊断方法将粗糙集、神经网络和证据理论有机地结合在一起, 使三者优势互补, 充分利用了凝汽器故障征兆的冗余、互补信息。实例证明, 基于多故障诊断网络信息融合的诊断识别准确性和可靠性比基于单一故障诊断网络的诊断识别有较大的提高。

关 键 词: 凝汽器; 粗糙集; 神经网络; 证据理论; 故障诊断

中图分类号: TK264.1 文献标识码: A

引 言

凝汽器是凝汽式汽轮机的重要组成部分, 其运行状态直接影响到整个汽轮机组的热经济性和安全性, 所以凝汽器的状态监控和故障诊断一直备受关注, 人们对其进行了大量的研究^[1-9]。目前, 这些研究工作主要集中在故障特征提取和故障识别上, 在故障特征提取上考虑到了凝汽器监测需要测量很多变量, 不同变量之间往往存在相互关联的关系, 如果将很多相关的变量压缩为少数独立的变量, 将会给数据分析带来很大方便; 在故障识别上分别使用了支持向量机、灰色关联分析、人工神经网络、模糊规则、模糊模式识别等方法实现了凝汽器故障诊断的识别。

使用主分量分析法等降维方法对故障特征向量进行提取, 虽然在力保数据信息丢失最小原则下, 降低了数据维数, 消除了冗余信息, 简化了诊断过程, 确保了诊断精度, 但是有效的冗余信息没有得到利用, 丢失的信息会对诊断结果产生不良影响, 降低了

诊断系统的可靠性。

故障诊断领域中的各种诊断方法和技术有其各自的优点, 但是单一的诊断方法都有其局限性, 只有合理地综合多种诊断方法, 保留优点, 突破局限, 才能取得更好的诊断效果^[7]。信息融合就是将多源信息进行综合处理, 从而得到更准确更可靠的结论。基于证据理论的信息融合技术在故障诊断中得到了广泛的应用, 已被证明是一种有效的算法^[8]。

本研究提出了一种粗糙集与证据理论相结合的凝汽器故障诊断方法。利用粗糙集相对约简的不唯一性, 对凝汽器的故障特征向量进行提取, 降低数据维数, 依据信息系统的约简来构造 BP 神经网络, 形成多个具有独立诊断能力的诊断网络, 利用证据理论的信息融合能力对多个诊断网络的诊断结果进行融合, 充分利用了冗余信息, 提高了诊断的准确性和可靠性。

1 粗糙集与证据理论相关理论

1.1 粗糙集

粗糙集理论对知识的分类主要是通过知识的约简来实现的^[9-10]。由于信息系统的属性并非同等重要, 甚至一些属性是冗余的, 因此通过知识约简可在保持系统分类能力不变的条件下, 删除不相关或不重要的属性知识, 提取出最能反映系统特征和变化规律的属性与规则, 使系统达到最简化。

以下为粗糙集理论中有关知识约简的相关定义。信息系统的定义为 $S = \langle U, C \cup D, V, f \rangle$, 其中, U 是一个非空对象集合; C 和 D 是对象的属性集合, 即条件属性集 C 和决策属性集 D ; V 是属性值的集合; f 是一个信息函数, 即 $f: U \times (C \cup D) \rightarrow V$ 它指定了 U 中每组对象的属性值。

令 $S = \langle U, C \cup D, V, f \rangle$ 是一个故障诊断决策系

统, C 为故障征兆属性集合, D 为故障决策属性集合。 $U/ND(C)$ 表示根据故障征兆属性 C 将 U 上的对象进行划分而得到的所有等价类, 等价类的数量用 n 表示。 $a(x_i)$ 是样本 x_i 在属性 a 上的取值。称 $(c_{ij})_{n \times n}$ 为 S 的可辨识矩阵^[11], 即:

$$c_{ij} = \begin{cases} 1 & \{ \{ x \in C : a(x_i) \neq a(x_j) \}, D(x_i) \neq D(x_j) \} \\ 0 & D(x_i) = D(x_j) \\ \phi & a(x_i) = a(x_j), D(x_i) \neq D(x_j) \end{cases}, i, j = 1, 2, \dots, n$$

称 $f(S) = \bigwedge_{i=1}^n \bigvee_{j=1}^n c_{ij}$ 为 S 分辨函数。其中 \bigwedge 表示析取运算, \bigvee 表示合取运算。将分辨函数化为析取范式, 则每个子式所包含的征兆属性构成一个约简。

1.2 证据理论

证据理论是由 Dempster 在 1967 年最初提出的, 后来由 Shafer 推广并形成证据推理, 因此又称为 Dempster-Shafer 理论, 简称 D-S 证据理论, 在处理不确定性方面具有独特优势^[12]。

以下为证据理论中有关证据融合的相关定义。识别框架表示基本事件的集合, 在故障诊断中就是全部可能的故障类别的集合, 用 Θ 表示。 Θ 的所有可能子集的集合称为 Θ 的幂集, 用 $\Omega(\Theta)$ 表示。

Θ 上的 mass 函数定义为 $m: \Omega(\Theta) \rightarrow [0, 1]$, 且 $m(\phi) = 0, \sum_{A \in \Omega(\Theta)} m(A) = 1$ 。 mass 函数也称为基本概率分配函数, $m(A)$ 表示对 A 的精确信任程度, 在诊断中可理解为对某种故障的确认程度。

信任测度为 A 的所有子集的可能性度量之和, 描述了对 A 的总信任程度, 是信任区间的下限函数, 信任函数定义为:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (1)$$

似然测度描述与 A 交集非空集合的总信任程度, 是信任区间的上限函数, 似然函数定义为:

$$Pls(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B) \quad (2)$$

若在同一识别框架 Θ 上的 n 个 mass 函数 m_1, m_2, \dots, m_n 令:

$$N = \sum_{\bigcap_{i=1}^n A_i \neq \phi} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) > 0$$

则融合后 mass 函数为:

$$m(A) = (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{N} \sum_{\bigcap_{i=1}^n A_i \neq \phi} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \quad (3)$$

信任区间 $[Bel(A), Pls(A)]$ 反应不确定性, $Pls(A) - Bel(A)$ 表示对 A 的不知道程度。信任区间确

定后, 即可根据决策规则进行诊断决策。常用的决策规则为^[13]: 故障类别应具有最大的可信度; 某故障类别的可信度值与其它类别的可信度值的差必须大于某一阈值。因此设 $\forall A_i, A_j \in \Theta$, 且 $m(A_i) = \max\{m(A) \mid A \in \Theta, i = 1, 2, \dots, n\}$, $m(A_j) = \max\{m(A_j) \mid A \in \Theta, j = 1, 2, \dots, n \text{ 且 } j \neq i\}$ 若满足条件:

$$\begin{cases} m(\Theta) < \epsilon_1 \\ m(A_i) > m(\Theta) \\ m(A_i) - m(A_j) > \epsilon_2 \end{cases} \quad (4)$$

则 A_i 为决策结果, 其中 ϵ_1 和 ϵ_2 为根据实际应用预设的阈值, ϵ_1 为保证 A_i 成立的信任度足够大, ϵ_2 为保证决策结果具有足够的区分度而不至于得到摸棱两可的决策。

2 诊断模型结构及工作原理

本研究建立的故障诊断模型结构如图 1 所示。

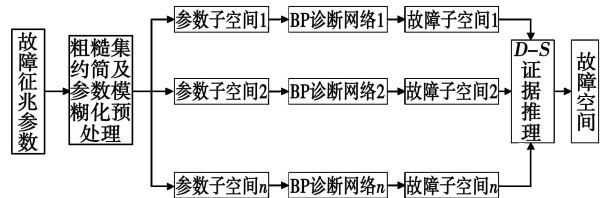


图 1 故障诊断模型结构

首先利用粗糙集对故障征兆参数进行约简, 依据约简的结果^[9~11], 选择 n 个符合要求的约简构造 n 个 BP 诊断网络, 每个约简作为相应 BP 诊断网络的输入参数, 并对相应的参数进行模糊化处理; 然后将处理后的参数送入相应的 BP 诊断网络进行初步诊断; 最后通过 D-S 证据理论融合 n 个初步诊断结果, 得到最终的诊断结论^[12~13]。

3 粗糙集约简及参数模糊化预处理

3.1 粗糙集约简

根据对凝汽器运行中真空下降故障机理的研究和现场经验的总结, 得到凝汽器故障诊断决策表^[14], 如表 1 所示。决策表中共有 9 个对象表示 9 种故障状态, 13 个条件属性表示 13 个故障征兆和 1 个决策属性。其中条件属性 $C = \{ C_1: \text{凝汽器真空}, C_2: \text{循环泵电机电流}, C_3: \text{循环泵出口压力}, C_4: \text{转子}$

差胀, C_5 : 循环水温升, C_6 : 凝汽器端差, C_7 : 凝结水过冷度, C_8 : 抽出空气与冷水进口温差, C_9 : 凝汽器抽气口至抽气器的压差, C_{10} : 凝结水导电度, C_{11} : 凝结水泵电机电流, C_{12} : 凝结水泵出口压力, C_{13} : 1号低加水位; 条件属性值域 $V_C = \{0$ 参数反向变化很大或降低到极限, 0.25: 参数降低或减小, 0.5 参数

处于正常状态, 0.75: 参数升高或增加, 1: 参数变化很大或升高到极限}; 决策属性 D 的值域 $V_D = \{1$: 循环水泵故障, 2 后轴封供汽中断, 3 真空系统管路破裂, 4 凝汽器铜管脏污, 5 凝汽器铜管堵塞, 6 抽汽器工作不正常, 7: 凝汽器铜管破裂, 8: 凝结水泵故障, 9 1号低加管破裂}。

表 1 凝汽器故障诊断决策

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}	C_{13}	D
u_1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	1
u_2	0.25	0.5	0.5	0.25	0.5	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	2
u_3	0.25	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	3
u_4	0.25	0.5	0.5	0.5	0.25	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	4
u_5	0.25	0.5	0.75	0.5	0.75	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	5
u_6	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	6
u_7	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.5	0.75	0.75	0.75	0.5	7
u_8	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.25	0.25	0.5	8
u_9	0.25	0.5	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.5	0.5	0.5	0.75	0.75	0.75	9

对决策表建立可辨识矩阵, 写出分辨函数, 将分辨函数化为析取范式, 获得相对约简, 如表 2 所示。

表 2 相对约简

序号	相对约简
1	$C_7, C_2, C_9, C_{10}, C_{11}$
⋮	⋮
6	$C_7, C_3, C_4, C_7, C_{10}, C_{11}$
⋮	⋮
25	$C_7, C_4, C_5, C_9, C_{10}, C_{13}$
⋮	⋮
30	$C_7, C_5, C_8, C_9, C_{10}, C_{13}$
⋮	⋮
48	$C_3, C_4, C_7, C_9, C_{12}, C_{13}$
⋮	⋮
53	$C_4, C_5, C_7, C_{10}, C_{11}$
⋮	⋮
63	$C_5, C_7, C_9, C_{10}, C_{11}$
⋮	⋮
70	$C_5, C_8, C_9, C_{12}, C_{13}$

(2) 所有约简的并集尽量大, 最好等于条件属性集合 C ;

(3) 为避免模型过于复杂, 选取约简的个数不可过多。

根据以上选取原则, 选取两个约简: $Q = \{C_7, C_2, C_9, C_{10}, C_{11}\}$ 和 $Q_2 = \{C_3, C_4, C_7, C_9, C_{12}, C_{13}\}$, Q 与 Q_2 的并集与条件属性集合 C 相比还缺少条件属性 C_6, C_8 因此把 C_6 添加到 Q 中, 把 C_8 添加到 Q_2 中, 使 Q 与 Q_2 的并集与条件属性集合 C 相同。添加后的 $Q = \{C_7, C_2, C_5, C_6, C_{10}, C_{11}\}$, $Q_2 = \{C_3, C_4, C_7, C_8, C_9, C_{12}, C_{13}\}$, Q 作为故障征兆参数子空间 1, Q_2 作为故障征兆参数子空间 2 这样既不影响每个参数子空间对于故障状态的划分能力, 又考虑到了冗余信息的综合利用。依据这两个约简, 建立凝汽器故障诊断模型, 如图 2 所示。

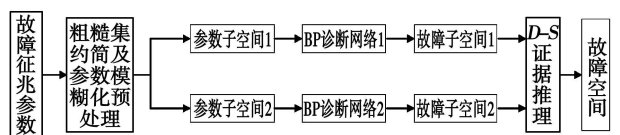


图 2 凝汽器故障诊断模型结构

在 70 个约简中选取具有代表性的 k 个, 构造 k 个 BP 网络, 约简的选取需要综合考虑诊断模型结构的复杂性和信息的利用率, 遵循以下原则^[15]:

(1) 两两约简的交集尽量小;

3.2 参数模糊化

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, 要充分利用这些知识, 必须进行知识的

模糊处理以适应 BP 网络的要求。

凝汽器故障征兆参数的模糊隶属度函数的建立, 参见文献 [16]。

4 BP 诊断网络

神经网络由于其具有自学习、非线性模式识别、联想能力, 以及很强的泛函逼近能力, 因此在故障诊断中得到了广泛应用。尽管 BP 网络有一些固有的缺陷, 但是其全局逼近算法具有较好的函数逼近能力^[17]。在本研究的故障诊断模型中经过粗糙集的约简, 减小了网络的规模, 有效缓解了由于过多输入参数给网络带来的收敛困难问题。

BP 网络选用 3 层网络结构, 输入层神经元个数 I 为参数子空间维数, 输出层神经元个数 N 为故障状态个数, 隐含层神经元个数 M 根据经验式确定^[18]:

$$M = \text{ent}((I + N)^{1/2}) + M_0 \quad (5)$$

式中: ent 为取整函数, $M_0 = 1 \sim 10$ 。

BP 诊断网络 1 的结构为 $6 \times 12 \times 9$, BP 诊断网络 2 的结构为 $7 \times 12 \times 9$ 。利用 Matlab 中的 Neural Network 工具箱, 建立了上述两个 BP 诊断网络模型, 对凝汽器故障样本进行训练, 训练好的网络作为初步诊断的故障识别模型使用。

5 D-S 证据推理

凝汽器故障诊断模型的识别框架应该是各故障子空间的并集, 由于选取的各故障子空间相同, 故障子空间即为诊断模型的识别框架。

将每个 BP 诊断网络的输出作为一个独立的证据体。本研究将各 BP 诊断网络的输出值进行转换后作为识别框架上命题的基本概率分配, 实现基本概率分配赋值的客观化^[19]。由于每个 BP 诊断网络的诊断能力是有限的, 因此每个 BP 诊断网络存在一个可靠性系数 α , 即证据的折扣, 它表示对某一证据体的信任程度。根据实际诊断的经验, 将 BP 诊断网络的可靠性系数均取为 0.9。设第 i 个 BP 诊断网络的第 j 个输出值为 $O_i(j)$, 则该网络对判断 Θ_j 的基本概率分配为:

$$m_i(\Theta_j) = O_i(j) \alpha \sum_{j=1}^9 O_i(j) \quad (6)$$

$$m_i(\Theta) = 1 - \alpha \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

式中: $m_i(\Theta_j)$ —第 i 个证据对判断 Θ_j 的信任度分配; m_i

(Θ)—对第 i 个证据的不确定性的信任度分配。

按式 (1)、式 (2)、式 (6) 和式 (7) 依次计算各证据对识别框架所有命题的基本概率分配函数、信任函数和似然函数。对于不同证据的信任函数, 按式 (3) 计算, 得到这些证据联合作用下的信任函数和似然函数, 然后进行诊断决策。根据诊断决策规则的规定, 所定位的故障类型与其它故障类型的信任函数值之差必须大于式 (4) 中的阈值 ϵ_2 , 如果 ϵ_2 取得太大, 则无法得出诊断结论; 如果取得太小, 则不能有效区分故障类型, 根据实际诊断的经验, 本研究将其定为 0.4 ^[20]。

不确定信度函数必须小于式 (4) 中的阈值 ϵ_1 , 否则对应证据将因可靠性过低而无法给出诊断结论。因此, ϵ_1 为必须大于式 (7) 所示各证据的不确定信度函数值, 根据 BP 诊断网络可靠性系数的选取, 将该阈值确定为 0.15。

6 实例分析

取某电厂的凝汽器故障实例对本研究所提故障诊断模型进行验证, 并与采用单一 BP 网络为初步诊断模型的诊断结果进行比较。单一 BP 网络模型的故障特征参数采用与其它 BP 诊断网络相同的模糊化处理方法, 该 BP 网络选用 3 层网络结构, 输入层神经元个数为 13, 输出层神经元个数为 9, 隐含层神经元个数按式 (5) 取为 14, 网络结构为 $13 \times 14 \times 9$ 。利用 Matlab 中的 Neural Network 工具箱, 建立网络模型, 对凝汽器故障样本进行训练, 训练好的网络作为初步诊断的故障识别模型使用。其中, 单一 BP 网络的训练样本如表 3 所示, BP 诊断网络 1 的训练样本如表 4 所示, BP 诊断网络 2 的训练样本如表 5 所示。

实例中凝汽器运行参数为: 凝汽器真空 70 kPa, 循环水泵电机电流 40 A, 循环水泵出口压力 0.07 MPa, 转子差胀 13 mm, 循环水温升 11 °C, 凝汽器端差 7 °C, 凝结水过冷度 1 °C, 抽出空气与冷水进口温差 5 °C, 抽气口至抽气器的压差 0.03 MPa, 凝结水导电度 0.2, 凝结水泵电机电流 26.6 A, 凝结水泵出口压力 0.16 MPa, 低压加热器水位 30 mm。经过模糊处理后为: 0.01, 0.001, 0.001, 0.2, 0.5, 0.5, 0.6, 0.6, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5。将这组数据分别输入到训练好的单一 BP 网络、BP 诊断网络 1 和 BP 诊断网络 2 诊断结果如表 6 所示。

表 3 单一 BP网络的训练样本

序号	训练样本输入数据	训练样本输出数据
1	0 0 0 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.75 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	1 0 0 0 0 0 0 0 0
2	0.25 0.5 0.5 0.5 0.25 0.5 0.75 0.75 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0 1 0 0 0 0 0 0 0
3	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5 0.25 0.75 0.75 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 1 0 0 0 0 0 0
4	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5 0.25 0.75 0.5 0.75 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 1 0 0 0 0 0
5	0.25 0.5 0.75 0.5 0.75 0.75 0.5 0.75 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 0 1 0 0 0 0
6	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.75 0.75 0.5 0.75 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 0 0 1 0 0 0
7	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.75 0.75 0.5 0.5 0.75 0.75 0.75 0.5	0 0 0 0 0 0 1 0 0
8	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.75 0.75 0.5 0.5 0.5 0.25 0.25 0.5	0 0 0 0 0 0 0 1 0
9	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.75 0.75 0.5 0.5 0.5 0.75 0.75 0.75	0 0 0 0 0 0 0 0 1

表 4 BP诊断网络 1 的训练样本

序号	训练样本输入数据	训练样本输出数据
1	0 0 0.5 0.5 0.5	1 0 0 0 0 0 0 0 0
2	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5	0 1 0 0 0 0 0 0 0
3	0.25 0.5 0.25 0.5 0.5	0 0 1 0 0 0 0 0 0
4	0.25 0.5 0.25 0.5 0.5	0 0 0 1 0 0 0 0 0
5	0.25 0.5 0.75 0.5 0.5	0 0 0 0 1 0 0 0 0
6	0.25 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 0 0 1 0 0 0
7	0.25 0.5 0.5 0.75 0.75	0 0 0 0 0 0 1 0 0
8	0.25 0.5 0.5 0.5 0.25	0 0 0 0 0 0 0 1 0
9	0.25 0.5 0.5 0.5 0.75	0 0 0 0 0 0 0 0 1

表 5 BP诊断网络 2 的训练样本

序号	训练样本输入数据	训练样本输出数据
1	0 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	1 0 0 0 0 0 0 0 0
2	0.5 0.25 0.75 0.5 0.5 0.5	0 1 0 0 0 0 0 0 0
3	0.5 0.5 0.75 0.5 0.5 0.5	0 0 1 0 0 0 0 0 0
4	0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 1 0 0 0 0 0
5	0.75 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0 0 0 0 1 0 0 0 0
6	0.5 0.5 0.75 0.75 0.5 0.5	0 0 0 0 0 1 0 0 0
7	0.5 0.5 0.75 0.5 0.75 0.5	0 0 0 0 0 0 1 0 0
8	0.5 0.5 0.75 0.5 0.25 0.5	0 0 0 0 0 0 0 1 0
9	0.5 0.5 0.75 0.5 0.75 0.75	0 0 0 0 0 0 0 0 1

表 6 各 BP网络诊断结果

	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉
单一 BP网络	0.894 2	0.502 1	0.000 1	0.014 2	0.000 1	0.008 9	0.029 3	0	0.004
BP诊断网络 1	0.928 8	0.026 9	0.002 9	0	0.122 6	0	0.080 5	0.017 2	0.000 5
BP诊断网络 2	0.821 3	0.623 3	0.018 3	0.083 7	0	0.026 3	0.151 3	0	0.026 3

按本研究所述分别计算各网络的基本概率分配, 计算结果如表 7 所示。计算各网络的信任函数和似然函数, 得到各证据体单独作用的信度区间和诊断结果, 如表 8 所示。计算 BP 诊断网络 1 和 BP 诊断网络 2 融合作用下, 识别框架中各命题的信度区间, 并采用决策规则得出诊断结论, 如表 9 所示。

从表 8 中可以看到, 循环水泵故障时, 证据体单一 BP 网络、BP 诊断网络 1、BP 诊断网络 2 对于命题 A 的置信区间分别为 [0.5539 0.6539]、[0.7088 0.8088]、[0.4223 0.5223], 不确定性分别为 0.1、0.1、0.1。根据融合诊断决策规则, 仅有 BP 诊断网络 1 可以得出诊断结论 A₁, 与实际的情况相符, 当证据体 BP 诊断网络 1 和 BP 诊断网络 2 融合作用后, 置信区间为 [0.8237 0.8437], 不确定性为 0.02, 可信度明显提高, 不确定性明显减小。可见, 仅利用单一故障诊断网络对故障进行诊断识别, 可信度比较低, 不确定性比较高, 有时无法准确识别出故障类型, 而利用多故障诊断网络的信息融合可以使诊断识别情况得到明显改善。

表 7 各证据体的基本概率分配

$m(\Theta)$	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9	
单一 BP 网络	0.1	0.5539	0.311	0.0001	0.0088	0.0001	0.0055	0.0181	0	0.0025
BP 诊断网络 1	0.1	0.7088	0.0205	0.0022	0	0.0936	0	0.0614	0.0131	0.0004
BP 诊断网络 2	0.1	0.4223	0.3205	0.0094	0.043	0	0.0135	0.0778	0	0.0135

表 8 各证据体单独作用的信度区间和诊断结果

$m(\Theta)$	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9	诊断结果	
单一 BP 网络	0.1	0.5539	0.311	0.0001	0.0088	0.0001	0.0055	0.0181	0	0.0025	未知
		0.6539	0.411	0.1001	0.1088	0.1001	0.1055	0.1181	0.1	0.1025	
BP 诊断网络 1	0.1	0.7088	0.0205	0.0022	0	0.0936	0	0.0614	0.0131	0.0004	A_1
		0.8088	0.1205	0.1022	0.1	0.1936	0.1	0.1614	0.1131	0.1004	
BP 诊断网络 2	0.1	0.4223	0.3205	0.0094	0.043	0	0.0135	0.0778	0	0.0135	未知
		0.5223	0.4205	0.1094	0.143	0.1	0.1135	0.1778	0.1	0.1135	

表 9 各证据体融合作用的信度区间和诊断结果

$m(\Theta)$	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9	诊断结果	
单一 BP 网络	0.1	0.5539	0.311	0.0001	0.0088	0.0001	0.0055	0.0181	0	0.0025	未知
		0.6539	0.411	0.1001	0.1088	0.1001	0.1055	0.1181	0.1	0.1025	
BP 诊断网络 1	0.02	0.8237	0.0812	0.0024	0.0086	0.0187	0.0027	0.0373	0.0026	0.0028	A_1
BP 诊断网络 2		0.8437	0.1012	0.0224	0.0286	0.0387	0.0227	0.0573	0.0226	0.0228	

7 结 论

本研究提出了一种基于粗糙集与证据理论相结合的凝汽器故障诊断方法, 利用粗糙集相对约简的不唯一性, 对凝汽器故障征兆进行分类, 形成了两个具有独立分类能力的参数子空间; 并依据这两个参数子空间构造 BP 诊断网络的结构, 形成了两个具有独立诊断能力的 BP 网络; 将各 BP 诊断网络的输出作为独立的证据体进行合成, 从而将粗糙集、神经网络和证据理论有机地结合起来。

采用证据理论进行 D-S 证据推理要求对于同一事物, 有不同的证据来源, 得到相互独立的基本概率分配^[21]。而利用粗糙集相对约简的不唯一性, 既可以对凝汽器故障征兆进行分类, 形成不同的证据来源, 又可以对故障征兆参数进行降维处理, 减少神经网络的输入, 减小了网络的规模, 有效缓解了由于输入参数过多给网络带来的收敛困难问题。将神经网络的输出值进行转换后直接作为识别框架上命题的基本概率分配, 实现了基本概率分配的客观化。

实例表明, 所提的诊断方法充分利用了凝汽器故障征兆的冗余、互补信息, 基于多故障诊断网络信

息融合的诊断识别的准确性和可靠性比基于单一故障诊断网络的诊断识别有较大的提高, 有助于凝汽器故障部位的确定, 对现场凝汽器故障的诊断和维修策略的制定具有现实意义。

参考文献:

- [1] 张 曦, 阎威武, 刘振亚, 等. 基于核主元分析和邻近支持向量机的汽轮机凝汽器过程监控和故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(14): 56-61
- [2] 韩晓娟, 徐大平, 柳亦兵, 等. 基于主分量灰色关联分析的凝汽器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(25): 93-96
- [3] 侯国莲, 孙晓刚, 张建华, 等. 基于非线性主元分析和概率神经网络的凝汽器故障诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(18): 104-108
- [4] 张建华, 侯国莲, 张 巍, 等. 一种基于模糊规则和遗传算法的凝汽器故障诊断方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 205-209.
- [5] 马良玉, 王兵树, 佟振声, 等. 对分式凝汽器故障诊断的模糊模式识别及神经网络方法[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(8): 68-73.
- [6] 王培红, 朱玉娜, 贾俊颖, 等. 模糊模式识别在凝汽器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(10): 46-49
- [7] 于 刚, 高正平, 徐治皋, 等. 基于神经网络与专家系统的汽轮发电机组故障诊断系统[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(4): 67

- [8] 熊 浩, 杨 俊, 李卫国, 等. 多种类证据体的变压器故障综合诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2008 28(28): 24—30.
- [9] 王永强, 律方成, 李和明. 基于粗糙集理论和贝叶斯网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2006 26(8): 137—141.
- [10] 王志勇, 郭创新, 曹一家. 基于模糊粗糙集和神经网络的短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2005 25(19): 7—11.
- [11] 黄文涛, 赵学增, 王伟杰, 等. 基于粗糙集理论的故障诊断决策规则提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2003 23(11): 150—154.
- [12] 赵道利, 马 薇, 梁武科, 等. 水电机组振动故障的信息融合诊断与仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2005 25(20): 137—142.
- [13] 符 玲, 何正友, 麦瑞坤, 等. 小波熵证据的信息融合在电力系统故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008 28(13): 64—69.
- [14] 汪 健, 倪维斗. 基于模糊神经网络的凝汽器故障诊断系统研究[J]. 动力工程, 1997 17(1): 55—59.
- [15] 于 刚, 徐治皋. 基于粗糙集约简的信息融合故障诊断研究[J]. 汽轮机技术, 2003 45(5): 304—306.
- [16] 汪 健. 基于热力参数的大型机组热力循环系统集成的故障诊断系统[D]. 北京: 清华大学, 1996.
- [17] 彭敏放, 何怡刚, 王耀南, 等. 模拟电路的融合智能故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2006 26(3): 19—24.
- [18] 凌维业, 贾民平, 许云飞, 等. 粗糙集神经网络故障诊断系统的优化方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2003 23(5): 98—102.
- [19] 黄 辉, 舒乃秋, 李自品, 等. 基于信息融合技术的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2007 27(16): 19—23.
- [20] 廖瑞金, 廖玉祥, 杨丽君, 等. 多神经网络与证据理论融合的变压器故障综合诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006 26(3): 119—124.
- [21] 蔡兴国, 马 平. 基于信息融合技术的并发故障诊断的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003 23(5): 112—115.

新技术、新工艺

Trent60的四型设计方案

据《Gas Turbine World》2010年年度手册报道, 通过向燃烧室喷水增大功率并与入口喷雾内冷压气机保持热状态时的功率相结合, Trent60的设计已从小于 52 MW功率加大, 其增加部分已超过 20%。

在原来的 Trent60 第一台机组于 1998年投入使用时, Rolls-Royce推出了作为标准型号的具有 DLE(干式低排放)的机组。

在接下来的 10年中, 对工业 Trent60采用了几个设计变化(加大功率), 以便提供更大的燃料灵活性、更多的功率和更低的排放。

用于 50和 60 H运行的 Trent60 名义的额定性能:

(1) Trent60 DLE

以天然气作为燃料, 干式低排放设计的基本负荷额定输出功率为 51.5 MW, 热耗率为 8 546 kJ/(kWh) (42%简单循环效率)。

(2) Trent60 DLE ISI

具有 ISI(入口喷雾内冷), 以便增加输出功率并提高效率, 额定输出功率为 58 MW, 热耗率为 8 450 kJ/(kWh) (42.6%效率)。

(3) Trent60 DFWIE

针对双燃料(DF)运行开发的湿式低排放(WLE)设计, 额定输出功率为 60.4 MW, 热耗率为 8 836 kJ/(kWh) (40.7%效率)。

(4) Trent60 DFWIE ISI

在向燃烧室喷入水的同时, 加上 ISI使机组额定输出功率达到 64 MW, 热耗率为 8 693 kJ/(kWh) (41.4%效率)。

Rolls-Royce于 2005年开发的 WIE技术使运营者具有气体-液体双燃料运行的能力, 同时仍然满足额定的 25 mg/kg NO_x排放目标, 第一台 WIE双燃料机组已于 2007年投入运行。

(吉桂明 摘译)

气膜孔形状对涡轮叶片气膜冷却影响的研究进展 = Recent Advances in the Study of Influence of Air-film Hole Shapes on Turbine Blade Air-film Cooling [刊, 汉] / LI Guang-cao, BAI Shu-sheng, WU Dong, et al. Liaoning Provincial Key Laboratory on Digital Process Simulation and Test Technology, College of Power and Energy Source Engineering, Shenyang University of Aeronautics and Astronautics, Shenyang, China, Post Code 110136 // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power — 2010, 25(6). — 581 ~ 585

Air film cooling constitutes a cooling mode adopted for the blades of aeroengines and the air film hole structures exercise a most conspicuous influence on the cooling efficiency. After a retrospection of the jet flow air film cooling from holes in different shapes, the authors pointed out a harmful vortex flow pattern existing in the cylindrical hole jet flow cooling. Furthermore, they also described the influence of the geometric structures and aerodynamic parameters on the air film cooling characteristics and proposed a high efficiency air film cooling hole structure: dual outlet air film hole. By utilizing commercial software, the cooling efficiency of the above-mentioned dual outlet jet flow was numerically simulated. It has been found that during the jet flow from the dual outlet hole, the vortex configuration being formed helps the cold air attach to the wall surface. Finally, the authors presented a jet flow cooling efficiency contrast between the cylindrical hole and the dual outlet one. No matter on the flat plate or at the blade leading edge, the jet flow cooling efficiency of the dual outlet hole is always conspicuously higher than that of the cylindrical one. Key words: aeroengine, turbine blade, air film cooling, dual outlet hole, cooling efficiency, air film hole shape

基于粗糙集与证据理论的凝汽器故障诊断研究 = Study of Condenser Fault Diagnosis Based on Rough Sets and an Evidence Theory [刊, 汉] / DONG Guan-liang (Jilin Provincial Electric Power Science Research Institute Co., Ltd., Changchun, China, Post Code 130021), DONG Xiao-feng (Education Ministry Key Laboratory on Power Plant Equipment Condition Monitoring and Control, North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code 102206), QU Zhi-en (Power Generation and Operation Department, Huarun Electric Power Co., Ltd., Changshu, China, Post Code 215536) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power — 2010, 25(6). — 586 ~ 592

In the light of the problems relating to the condenser fault diagnosis, proposed was a fault diagnosis method based on a combination of rough sets with an evidence theory. By utilizing the non-uniqueness of the relative reduction of the rough sets, the signs of the condenser faults were classified and various evidence sources were formed. This not only meets the requirement that the evidence theory needs various evidence sources for a same matter but also in a dimension reduction way treats the parameters representing the fault signs, thus reducing the scale of the network and effectively alleviating the convergence difficulty resulting from excessive input parameters to the network. The diagnostic method in question can organically combine the rough sets and neural network with the evidence theory, making them take advantage of each others strength and sufficiently utilizing the redundant and mutual complementary information of the condenser fault signs. A practical example has proven that the precision and reliability of the diagnosis and identification based on the fusion of information from multiple fault diagnostic networks have a greater improvement than those based on a single fault diagnostic network. Key words: condenser, rough sets, neural network, evidence theory, fault diagnosis