

# 基于神经网络和证据理论融合的 水电机组振动故障诊断研究\*

李郁侠, 刘立峰, 陈继尧, 张宝芳

(西安理工大学 水利水电学院, 陕西 西安 710048)

**[摘要]** 以Dempster-Shafer 证据理论为基础, 提出了一种神经网络局部初步诊断与证据理论融合决策诊断相结合的水电机组振动故障诊断方法, 通过故障征兆信息的有效组合, 从不同侧面对水电机组振动故障进行了初步诊断, 对每一个子神经网络的输出结果归一化处理后, 作为此证据下各种状态的基本概率分配函数, 再用证据组合理论融合各个证据信息, 得出最终的诊断结果。仿真试验结果表明, 诊断结论的可信度显著提高, 不确定性明显减少, 证明了该诊断方法是有效的。

**[关键词]** 水轮发电机组; 故障诊断; BP 神经网络; Dempster-Shafer 证据理论

**[中图分类号]** TM 312 07<sup>+</sup> 1

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1671-9387(2005) 10-0115-05

近年来, 水轮发电机组故障诊断技术的研究和应用倍受学术界和企业界的关注, 研究人员也不断将其他领域的研究成果引入水轮发电机组故障诊断中来。神经网络技术是继专家系统之后又一被应用于水轮发电机组故障诊断的技术, 已成为当前的研究热点之一。在故障诊断实践中, 人们发现同一种故障, 在不同的征兆域有不同的故障特征, 由此在各个征兆域进行局部诊断, 所得到的结果也不尽相同。这就意味着根据不同方面的信息进行诊断所得到的结论不尽一致, 有时甚至相反, 在这种情况下很难对故障作出正确的诊断。同时也表明, 有时只依据一个征兆域的信息所作出的最后诊断不一定是正确的。对于大型水轮发电机组这样复杂的系统进行故障诊断, 只有从不同方面对同一设备进行诊断, 并且综合利用各种信息, 才能得出准确可靠的结论。

基于神经网络和证据理论融合 (Dempster-Shafer 证据理论, D-S 证据理论) 的诊断技术, 已经在故障诊断领域得到了广泛应用<sup>[1]</sup>。由于证据理论对不确定性信息有较好的处理能力, 同时人工神经网络较适合拟合故障征兆与故障模式之间的非线性映射关系, 因此作者将这种故障诊断技术引入到水轮发电机组振动故障诊断中, 充分利用各个传感器的时域、频域数据以及专家经验等相关信息, 提出了一种分层、开放的水轮发电机组故障诊断模型, 即

BP 神经网络和D-S 证据理论融合的诊断技术, 以期有效地增强故障诊断系统的联想推理能力, 充分发挥BP 神经网络和D-S 证据理论各自的优势, 为提高实际诊断的准确性和可靠性提供技术支持。

## 1 故障诊断系统模型

在水轮发电机组的振动故障诊断中, 涉及的征兆有上百种, 常见的故障也有 20~ 30 种。对这样复杂的问题, 若用一个BP 网络实现对知识的存贮及诊断推理, 在学习速度和推理能力等方面是不现实的。用单个神经网络进行故障诊断时, 必然引起网络结构庞大, 训练样本增多, 使网络训练难以顺利进行; 同时由于网络的鲁棒性差, 对样本误差较敏感, 易造成分类精度低、网络训练时间长、网络不易收敛以及诊断准确性不高、诊断结论不可靠等一系列问题。因此, 必须寻找其他神经网络模型, 并将复杂的问题划分为若干较简单的问题来解决。本研究将整个故障特征参数空间和故障空间分别分解成若干个子参数空间和子故障空间, 即将故障特征参数空间分为振动频谱征兆子空间和振动幅值征兆子空间, 将整个故障空间分为发电机故障子空间、转子轴承故障子空间和过流部件故障子空间等。针对每一对参数子空间和故障子空间分别设计子神经网络, 完成各自特征征兆子空间到故障子空间的映射, 从而完成对

\* [收稿日期] 2005-05-18

[基金项目] 陕西省教育厅专项科研计划项目(05JK266)

[作者简介] 李郁侠(1953-)男, 陕西西安人, 教授, 硕士, 主要从事水利水电动力工程研究。

故障特征层的初步诊断。然后用证据理论对各个子网络的初步诊断结果进行融合决策诊断。

从信息融合的角度进行分析,基于神经网络的故障诊断方法属于特征融合中的特征输入/决策输出过程,而D-S证据理论则是通过对同一识别框架上的各证据体进行融合推理,形成最终的决策诊断

结果。因此,D-S证据理论属于决策级融合中的决策输入/决策输出过程。将BP神经网络和D-S证据理论两者结合起来,发挥其各自的优势,可使诊断结果的可靠性和准确性得以提高<sup>[2]</sup>。基于BP神经网络和D-S证据理论融合的水轮发电机组故障诊断系统模型如图1所示。

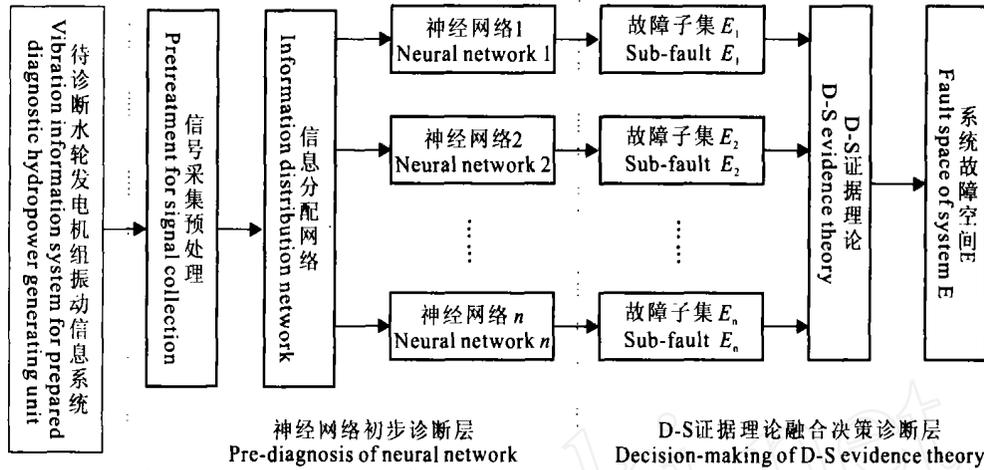


图1 水轮发电机组故障诊断系统模型

Fig. 1 Fault diagnosis system model for hydropower generating unit

## 2 神经网络局部诊断的实现

### 2.1 信息分配网络的实现

信息分配网络为管理型网络,它主要完成信号向各诊断子网的分配和信息定位。组合神经网络要提高诊断确诊率,就要尽可能地实现故障定位,这与单子网络不同。组合神经网络通过标识符来体现不同传感器在设备上的不同位置,每一个传感器必然对其最近路径上的故障最为敏感。因此,传感器的位置可作为故障定位信号,形成信号位置标识符。前置的信号处理单元对信号进行处理后,形成一特征信息,每一特征信息均保留其定位信息。这样,经处理后的信息在传递过程中包含信号本体和位置标识符两部分。

### 2.2 诊断子神经网络的实现

诊断子神经网络的实现涉及2个方面:如何训练网络和如何执行诊断。为了使用和管理方便,每个子网络各自建立一个档案。该档案由2部分组成:一部分包含网络的结构特征及输入输出单元的意义;另一部分为网络的标准学习样本。在系统调用的过程中,档案的实现同样以文件形式完成。该档案放在人机接口中,在网络学习时,通过调用读出其中的信息。学习后的结果,即网络的权值和阈值,是非常有用的知识块,也以文件的形式存储起来,形成融合网

络的知识库。各子网在档案及知识健全的情况下,诊断执行就很简单。从信息分配网络来的信号通过与子网已学习好的权值和阈值进行运算,即可得出相应的诊断结果。

## 3 证据理论决策层融合诊断的实现

### 3.1 证据理论的基本概念

3.1.1 识别框架 $\Theta$   $\Theta$ 表示基本事件的集合,在实际故障诊断中,其就是全部故障的集合。 $\Theta$ 的所有可能子集的集合称为 $\Theta$ 的幂集,用 $\Omega(\Theta)$ 表示。

3.1.2 基本概率分配函数 $m(A)$ 、焦点元素和核元素 若 $\Theta$ 为一识别框架, $A$ 为任一个属于 $\Theta$ 的子集, $m$ 为 $\Omega(\Theta)$   $[0, 1]$ 上的函数,且满足: $m(\Psi) = 0$ ,

$\sum_{A \in \Omega(\Theta)} m(A) = 1$ ,则称函数 $m(A)$ 为基本概率分配函数。 $m(A)$ 表示对 $A$ 的精确信任程度,在故障诊断中,可理解为对某种故障的确认程度,不同信息(证据)可能得出不同的故障确认程度。满足 $m(A) > 0$ 的 $A$ 称为mass函数在 $\Theta$ 上的焦点元素。所有焦点元素的并集,称为核元素,即 $C = \bigcup_{m(A) > 0} A$ 称为mass函数在 $\Theta$ 上的核元素。

3.1.3 信任函数Bel 命题的信任函数Bel为:  
 $\Omega(\Theta) [0, 1]$ ,且 $Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$ ;式中, $Bel(A)$

表示对  $A$  的所有子集的可能性度量之和, 是置信区间的下限函数。

3.1.4 似然函数 Pls 命题的似然函数 Pls 为:  $\Omega(\Theta) \in [0, 1]$ , 且  $Pls(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \bigvee_{B \subseteq A} \psi^m(B)$ 。式中,  $\bar{A} = \Theta - A$ ;  $Pls(A)$  表示否定  $A$  信任程度, 即对  $A$  的不信任程度, 是置信区间的上限函数。

3.1.5 置信区间 命题  $A$  的不确定性(介于对  $A$  的信任和信任不信任之间) 可以用区间  $[Bel(A), Pls(A)]$  来描述, 则  $[Bel(A), Pls(A)]$  被称作置信区间。可根据适当的决策规则进行诊断决策。

3.1.6 Dempster-Shafer 合成规则 设  $m_1$  和  $m_2$  是同一识别框架  $\Omega(\Theta)$  上的基本概率分配函数, 则:

$$m(\Psi) = 0, m(A) = \frac{1}{N} \bigvee_{B \subseteq C} \psi^{m_1}(B) m_2(C)$$

式中,  $m(A)$  仍是  $\Theta$  上的 mass 函数;  $N = \bigvee_{B \subseteq C} \psi^{m_1}(B) \cdot m_2(C) > 0$ , 当  $N = 0$  时,  $m_1 \oplus m_2(C)$  无意义, 表示 2 个基本概率分配函数完全冲突, 不能合成。

### 3.2 基于 D-S 证据理论决策层的实现

证据理论融合的实质是在同一识别框架下, 将不同证据体合成为一个新证据体的过程。本系统在用证据理论进行各征兆域神经网络输出结果的局部信息融合时, 将单通道输出结果直接转化为证据理论模型, 即把神经网络的单通道输出结果经归一化处理, 直接作为各焦点元素的基本概率分配, 从而避免了建造基本概率分配函数的复杂性<sup>[3,4]</sup>。然后用 D-S 证据理论的组合规则, 逐次合并各通道的诊断信息, 从而得到该征兆域独立的局部诊断结果。在对各个征兆域的局部诊断结果进行决策层信息融合时, 基本概率分配函数的构造综合考虑了各征兆域诊断的可信度, 对于不同故障征兆域的诊断结果赋予不同的权值  $R$ 。具体构造方法如下: 设  $S = \{s | s = 1, 2, \dots, q\}$ ,  $\Theta = \{j | j = 1, 2, \dots, p\}$ ; 对于征兆域  $s$ , 局部信息融合得到的第  $j$  种故障模式的诊断结果为  $m_s$

$(j)$ ; 假设用征兆域  $s$  进行局部诊断的可信度因子为  $R(s)$ , 则  $R(s) \in (0, 1)$ , 基本概率分配函数定义为:  $mass(j) = m_s(j) \times R(s)$ ,  $mass(\Theta) = 1 - R(s)$ 。式中,  $j = 1, 2, \dots, p$ 。确定后, 就可运用 D-S 证据理论的组合规则进行全局信息融合, 判断各故障状态发生的可能性, 从而得到各故障模式的最终诊断结果。

## 4 综合诊断实例分析

为了验证神经网络和证据理论融合诊断方法的有效性, 本研究以水轮发电机组为研究对象, 选择机组经常发生的 6 种故障, 即转子不平衡 ( $F_1$ )、转子不对中 ( $F_2$ )、动静碰摩 ( $F_3$ )、尾水管偏心涡带 ( $F_4$ )、卡门涡列 ( $F_5$ ) 和磁极不均匀 ( $F_6$ ) 作为诊断的故障域, 构成了证据理论的识别框架  $\Theta = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6\}$ 。在分析以上故障发生的机理和故障征兆的基础上, 选择机组振动频谱和机组振动幅值 2 个局部诊断网络  $A$  和  $B$ , 对网络结构进行构造并训练。机组振动频谱诊断网络  $A$ , 选用  $(0.18 \sim 0.2)f_0$ ,  $(1/6 \sim 1/2)f_0$ ,  $1f_0$ ,  $2f_0$ ,  $3f_0$  和 50 或 100 Hz 频率等 6 种故障征兆参数作为故障识别的信息, 其中  $f_0$  为转频; 振动幅值诊断网络  $B$ , 选用振动与转速、负荷、流量、励磁和油温等 5 种振动与幅值关系故障征兆参数, 作为进行故障识别的信息。根据以上机组的故障子空间和故障征兆子空间, 选用改进 3 层 BP 自适应学习速率和附加动量项的神经网络对故障进行诊断。网络输入和输出层的节点数, 分别由各子网的故障征兆数和故障数确定。各子神经网络的隐层节点数可通过综合比较含不同隐节点数的子神经网络的网络性能和训练时间来确定。2 个神经网络的训练输入样本如表 1 和表 2 所示, 期望输出 0.9 表示故障存在, 0.1 表示故障不存在。两个神经网络的结构最终确定为振动频谱子网 6~9~6, 振动幅值子网 5~8~6, 训练误差为 0.000 1。

表 1 振动频谱神经网络 A 学习样本数据

Table 1 Data of the study specimen for vibration spectrum sub-network A

故障类型 Types of fault	故障特征 Fault characters					
	$(0.18 \sim 0.2)f_0$	$(1/6 \sim 1/2)f_0$	$1f_0$	$2f_0$	$3f_0$	50 或 100 Hz 50 or 100 Hz
转子不平衡 Imbalance of rotor	0.01	0.08	0.98	0.09	0.02	0.02
转子不对中 Eccentricity of rotor	0.01	0.02	0.80	0.98	0.80	0.02
动静碰摩 Movement collision	0.06	0.08	0.98	0.50	0.50	0.03
尾水管偏心涡带 Vortex draft tube	0.08	0.07	0.10	0.07	0.05	0.98
卡门涡列 Kaman vortices	0.12	0.98	0.03	0.02	0.05	0.02
磁极不均匀 A symmetry of pole	0.04	0.02	0.98	0.06	0.02	0.01

表2 振动幅值子神经网络B学习样本数据

Table 2 Data of the study specimen for vibration amplitude sub-network B

故障类型 Types of fault	故障特征 Fault characters				
	振动与转速 Vibration and rotation speed	振动与负荷 Vibration and dloads	振动与流量 Vibration and discharge	振动与励磁 Vibration and excitation	振动与油温 Vibration and oil temperature
转子不平衡 Imbalance of rotor	0.98	0.08	0.02	0.09	0.02
转子不对中 Eccentricity of rotor	0.98	0.98	0.05	0.50	0.03
动静碰摩 Movement collision	0.96	0.08	0.03	0.05	0.07
尾水管偏心涡带 Vortex draft tube	0.08	0.98	0.05	0.07	0.02
卡门涡列 Kaman vortices	0.02	0.08	0.03	0.02	0.95
磁极不均匀 A symmetry of pole	0.98	0.03	0.98	0.06	0.01

综合考虑各征兆域的诊断可靠度和神经网络的训练误差,取振动频谱子网 $R(i) = 0.958$ ,振动幅值变化子网 $R(i) = 0.875$ 。

根据某水电站机组出现转子不平衡故障时的实测数据,2个征兆域的特征数据经过预处理后如表3所示。将表3中的数据分别输入已经训练好的神经网络,神经网络的输出经归一化处理结果如表4所示。由表4可以看出,子网A诊断结果为机组转子不平衡故障(置信度为0.7426),子网B诊断结果为机组转子不平衡故障(置信度为0.4472)和卡门涡列故障(置信度为0.3540)。从两子网的诊断结果可以看出,仅利用单一征兆域参数对机组故障进行诊断,置信度比较低,有时甚至无法准确识别故障类

型。应用证据理论对神经网络的输出结果进行决策融合,并考虑各征兆域诊断的可靠度,得到的诊断结果如表4所示。由表4可知,D-S证据理论融合后的 $m(\Theta)$ 显著减小,说明系统融合后状态的不确定性显著减小,机组转子不平衡故障的置信度增加至0.8823,而卡门涡列故障的置信度减至0.0601。最终得出的诊断结果为转子不平衡故障,这与实际系统状态相吻合。由此说明多征兆域信息融合,可以使融合后的基本概率分配较融合前有很大提高,机组的不确定性明显降低,从而提高了诊断系统对故障诊断的准确率,充分体现了神经网络和证据理论融合诊断的有效性。

表3 待诊断的振动频谱参数和振动幅值参数

Table 3 Parameters of vibration spectrum and vibration amplitude for diagnosing

$(0.18 \sim 0.2)f_0$	$(1/6 \sim 1/2)f_0$	$1f_0$	$2f_0$	$3f_0$	50或100 Hz 50 or 100 Hz	振动与转速 Vibration and rotor speed	振动与负荷 Vibration and load	振动与流量 Vibration and discharge	振动与励磁 Vibration and excitation	振动与油温 Vibration and oil temperature
0.01	0.02	0.94	0.05	0.10	0.12	0.89	0.13	0.09	0.15	0.07

表4 各子BP神经网络局部诊断结果和D-S证据理论融合后的结果

Table 4 Results of partial diagnosis of each sub-network and D-S theory fusing

子网络 Sub-network	概率值 Probability value						
	$m(\Theta)$	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	$m(F_4)$	$m(F_5)$	$m(F_6)$
子网络A Sub-network A	0.042	0.7426	0.0278	0.0112	0.0136	0.0321	0.0197
子网络B Sub-network B	0.125	0.4472	0.0113	0.0212	0.0324	0.3540	0.0206
D-S融合后 D-S result of combination A with B	0.0104	0.8823	0.0085	0.0050	0.0070	0.0601	0.0074

### 5 结论

1)神经网络和证据理论融合的故障诊断方法,通过简化网络结构,提高了局部诊断网络的诊断能力,也使证据理论的基本可信度分配不再完全依靠专家进行主观化赋值,从而实现了赋值的客观化。

2)将神经网络和证据理论融合的故障诊断方法引入水轮发电机组故障诊断领域,分别从不同的征兆空间对同一设备故障进行诊断,充分利用各种故障的冗余和互补信息,能显著提高水轮发电机组振动故障诊断的准确率,从而显示了这种诊断方法的有效性。

## [参考文献]

- [1] 王奉涛, 马孝江, 朱泓, 等. 基于证据理论的集成神经网络故障诊断方法[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 26(2): 240-244.
- [2] 虞和济, 陈长征, 张省, 等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.
- [3] 戴冠中, 潘泉, 张山鹰, 等. 证据推理的进展及存在问题[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(3): 465-469.
- [4] 高洪涛, 王敏. 证据理论在旋转机械综合故障诊断中的应用[J]. 大连理工大学学报, 2001, 41(4): 459-462.

## Research on fault diagnosis of hydropower generating unit vibration based on neural network and D-S evidence theory

L I Y u - x i a , L I U L i - f e n g , C H E N J i - y a o , Z H A N G B a o - f a n g

(College of Water Resources and Hydroelectric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

**Abstract:** A fault diagnosis method of hydropower generating unit vibration, which is based on D-S evidence theory and combines the way of BP neural network diagnose partially and D-S evidence theory decision-making diagnosis was presented in this paper. The fault of hydropower generating unit from different symptom fields may be diagnosed through effective features combination. The results of each sub-network were normalized as basic probability distributed function for each state of evidence theory and the final diagnostic results could be obtained by fusing each evidence. The simulation showed that the reliability diagnostic results improved while its uncertainty decreased prominently. The validity of this method has been proved significantly.

**Key words:** hydropower generating unit; fault diagnosis; BP neural network; Dempster-Shafer evidence theory

(上接第114页)

**Abstract ID:** 1671-9387(2005)10-0109-EA

## Design and realization of transmission line's online monitoring system for insulator contamination

X I E J i a n - j u n <sup>1</sup> , J I A O S h a n g - b i n <sup>2</sup> , Z H A N G Q i n g <sup>1,2</sup>

(1 Department of Electrical and Machine, Yangling Institute of Vocation and Technology, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2 Center for Information & Control Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

**Abstract:** On the base of expounding the monitoring principle of leakage current, a contamination leakage current online monitoring system for transmission line is introduced in this paper. This system measures the data of leakage current on the surface of insulator and temperature and humidity of environment online through the data acquisition unit based on the theory of the adaptive noise cancellation. The data is transmitted to supervision system by wireless communication, and analyzed by expert system. When the contamination of insulator is serious, the system will give alarm signal in time. Thus the probability of flashover in transmission line decreases and the reliability of power supply system can be improved.

**Key words:** transmission line; insulator contamination; leakage current; online monitoring; expert system