

DOI :10.3876/j.issn.1000-1980.2009.03.020

基于分级模糊神经网络的水电机组故障诊断

张 允,孟祥萍,王 瑾,梁春晖

(长春工程学院电气与信息学院,吉林 长春 130012)

摘要:针对水电机组发生故障时,故障征兆与故障原因之间复杂的对应关系,提出了一种新型的基于低、中、高 3 级模糊神经网络的故障诊断结构模型和相应的学习算法,并以此方法对该分级模糊神经网络进行了仿真训练.仿真实验结果表明,该方法能有效地对水电机组单故障与多故障样本进行分类,可提高诊断准确率.

关键词:分级模糊神经网络 故障诊断 水电机组

中图分类号:TV139.2 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-1980(2009)03-0335-06

随着我国经济和电力事业的飞速发展,水电厂在大型电网的调峰、调频、调相及保证电网安全运行中发挥着越来越大的作用.作为水电厂的关键设备,水电机组运行状态的好坏,直接关系到电厂的安全以及电网的稳定.因此,能否有效地对水电机组的工作状态进行状态监测与故障诊断已成为确保水电厂安全可靠运行,保证电力质量,提高电厂经济效益与社会效益的重要任务之一^[1].

对于属于大型旋转机械同时又是能量转化设备的水电机组,由于它的受力、约束和旋转运动的特性,设备的振动是不可避免的.振动参数是反映水电机组运行状态的重要参数,同时异常的振动也是损坏设备的重要原因之一^[2].据有关部门统计,水电机组约有 80% 的故障或事故都在振动信号中有所反映^[3].因此,针对水电机组的振动进行实时监测和分析,进而确立相应的诊断模型与算法是诊断水电机组故障的有效手段之一.对于设备故障诊断而言,征兆准确是诊断结果准确的前提,然而,由于水电机组设备庞大,结构复杂,且在运行中同时受到水力、机械和电气 3 个主要因素的共同作用及相互影响,因此故障征兆有很多种^[4].故障征兆越多,故障类型及原因就越多,进而造成诊断时间加长,诊断准确率降低.另外由于水电机组各零部件之间的相互耦合,决定了机组故障征兆与故障原因之间的对应关系往往呈现出高度的耦合性及模糊性等特点,进一步增加了故障诊断系统自学习的难度.为此,本文提出了一种新型的分级模糊神经网络结构模型和相应的学习算法,将模糊理论与分级神经网络技术相结合,既兼顾故障诊断知识的模糊性,充分利用专家的经验,模拟人类的思维方式进行判断和决策,又充分利用了分级神经网络并行分布处理能力及自学习能力强的特点,通过由多个子网络共同构成的低、中、高 3 级模糊神经网络,正确诊断出水电机组的大量突发的或潜伏的单一与并发性故障,可大大提高诊断过程的快速性和准确性,降低错误诊断率.

1 分级模糊神经网络故障诊断系统的总体结构

系统由故障征兆提取模块、知识库、分级模糊神经网络诊断模块、人机接口模块 4 大部分组成,如图 1 所示.

故障征兆提取模块功能包括信号实时采集和预处理 2 个主要环节,即首先通过传感器采集诊断工作所需要的水电机组的工况信号,然后再对信号进行滤波、线性化处理等得到故障征兆组^[5].知识库包括数据库和规则库 2 部分,主要用来存放水电机组运行状态的实时动态信息数据、机组故障征兆及故障原因的模糊关系、机组故障树等资料^[6],用以作为模糊神经网络的学习样本,以便在需要时随时调用查阅,并能添加和修改新的故障原因和故障现象,使得自身不断得到改进和完善.分级模糊神经网络故障诊断模块包括故障征兆导入处理机、分级模糊神经网络推理机、故障原因导出处理机 3 个部分.故障征兆导入处理机给各级模糊神经网络的输

收稿日期:2008-05-28

基金项目:教育部重点课题基金(206035)

作者简介:张允(1973—),女,吉林长春人,副教授,硕士,主要从事智能控制研究.

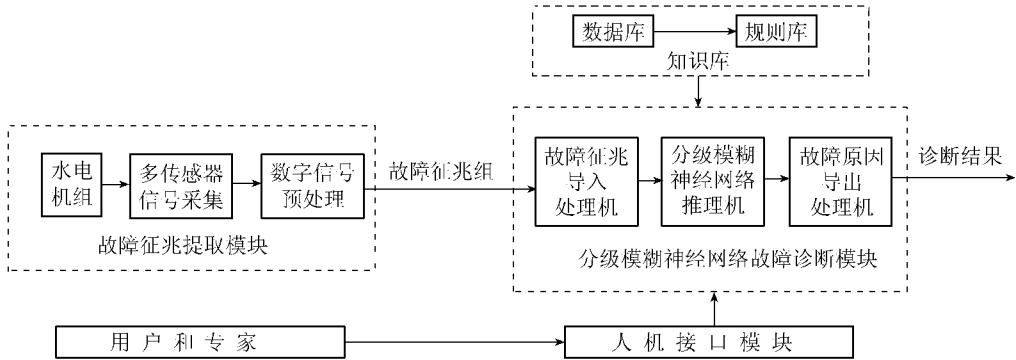


图 1 分级模糊神经网络故障诊断系统总体结构

Fig. 1 Structure of fault diagnosis system based on hierarchical fuzzy neural network

入层各个节点赋值 分级模糊神经网络推理机是整个诊断系统的核心,它利用分布存储在网络连接权值矩阵中的知识,最终实现从故障征兆空间到故障原因空间的非线性映射^[7-9] 故障原因导出处理机则提取分级网络最高级输出节点的输出值.人机接口使用户及领域专家能和系统交互地得到交换信息,帮助问题得到更快地解决.

2 新型分级模糊神经网络故障诊断结构模型与算法

分级模糊神经网络是整个故障诊断系统的核心.该网络共分低、中、高 3 级,网络结构如图 2 所示.

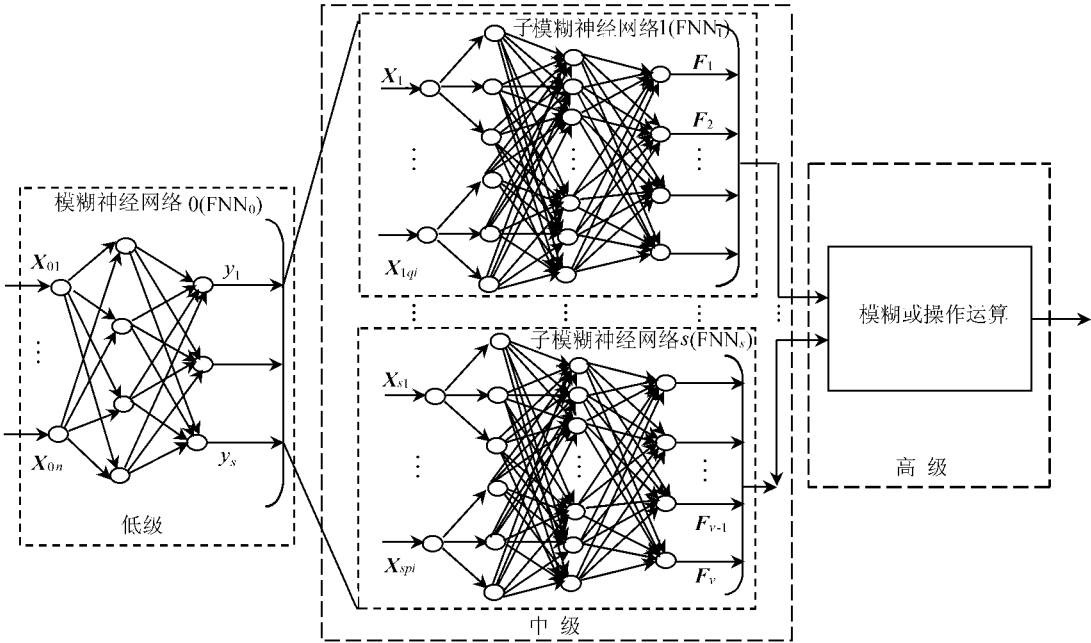


图 2 分级模糊神经网络故障诊断结构模型

Fig. 2 Fault diagnosis model based on hierarchical fuzzy neural network

2.1 低级模糊神经网络结构模型与算法

2.1.1 结构模型

低级模糊神经网络由一个 3 层结构的子模糊神经网络构成.网络的第 1 层为输入层,输入节点数与振动实验中同振动相关的参量数一致.每个节点对应一个征兆参变量 x_{0p} ($p = 1, 2, \dots, n$),节点的输入等于节点的输出,即 $O_{0p} = x_{0p}$ 故障征兆输入节点输入值规定如下:

$$x_{0p} = \begin{cases} 1 & \text{水电机组出现故障征兆 } p \\ 0 & \text{水电机组未出现故障征兆 } p \end{cases} \quad (p = 1, 2, \dots, n) \tag{1}$$

第 2 层为隐含层,隐含层节点数为 l ,其激活函数为 sigmoid 函数,该层任一节点 j 输出为

$$O_j = f\left(\sum_{p=1}^n v_{pj}x_{0p} + \theta_{vj}\right) \quad (j = 1, 2, \dots, l) \tag{2}$$

式中： v_{pj} ——输入层与隐含层之间的连接权值； θ_{vj} ——隐含层阈值.第 3 层为输出层,输出值代表具体的故障模式,共有 s 个节点,输出层第 i 个节点输出为

$$y_i = \sum_{j=1}^l w_{ji} O_j + \theta_{wi} \quad (i = 1, 2, \cdots, s) \tag{3}$$

式中： w_{ji} ——隐含层与输出层之间的连接权值； θ_{wi} ——输出层阈值.输出层输出为

$$Y = W^T f(V^T X) \tag{4}$$

其中

$$Y = (y_1, y_2, \cdots, y_s)^T \quad X = (x_{01}, x_{02}, \cdots, x_{0n})^T$$

$$W^T = \begin{bmatrix} \theta_{w1} & w_{11} & \cdots & w_{1l} \\ \theta_{ws} & w_{s1} & \cdots & w_{sl} \end{bmatrix} \quad V^T = \begin{bmatrix} \theta_{v1} & v_{11} & \cdots & v_{1n} \\ \theta_{vl} & v_{l1} & \cdots & v_{ln} \end{bmatrix}$$

低级模糊神经网络故障模式输出节点输出激活值规定如下：

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{故障模式 } i \text{ 被激活} \\ 0 & \text{故障模式 } i \text{ 未被激活} \end{cases} \tag{5}$$

低级模糊神经网络输出层节点输出决定了中级模糊神经网络中哪一个子网络被激活,即若低级网络输出层第 i 个节点的输出值 $y_i = 1$ 则中级网络中第 i 个子模糊神经网络被激活,否则若 $y_i = 0$ 则不被激活.

2.1.2 低级模糊神经网络的学习算法

低级模糊神经网络的训练主要是调整 2 个权值矩阵,权值调整公式为

$$W_{t+1} = W_t + Ff(V_t^T x_d) E_t^T \quad V_{t+1} = V_t + Gx_d (f_t'^T W_t E_t)^T \tag{6}$$

其中

$$E_t = y_d - y_t \quad x_d \in R^n \quad y_d \in R^s \quad y_t \in R^s$$

式中： F, G ——权值矩阵； y_d ——网络期望输出； y_t ——网络实际输出； $f'(\cdot)$ ——激活函数 $f(\cdot)$ 的微分, $f' \equiv \text{diag} \{f'(V^T x_d)\} [I - \text{diag} \{f'(V^T x_d)\}]$.

2.2 中级模糊神经网络结构模型与算法

2.2.1 结构模型

中级模糊神经网络所包含的子网络的数目与低级模糊神经网络输出故障模式数 s 一致,每个子网络均包含 4 层结构.第 1 层为输入层,输入层总节点数为 q ,各个子网络输入层节点数与对应故障模式下故障征兆数 q_i 相同,且 $\sum_{i=1}^s q_i = q$,输入层节点的输出值与输入值相等.第 2 层为模糊化层,其作用是根据各征兆变量在输入论域上的分布情况,以及各征兆变量对系统的重要性,确定其模糊子集的个数和初始隶属函数,进而将输入变量转换成相应的模糊子集上的隶属度.设对于输入变量 $x_g (g = 11, \cdots, 1q_i, 21, \cdots, 2q_i, \cdots, s1, \cdots, sq_i)$ 被分解成 P_r 个模糊子集,则模糊化层的节点数为 $L = \sum_{g=1}^q P_r \cdot x_g$ 在第 j 个模糊子集上的隶属函数为

$$\mu_{gj} = O_j = \exp \left[- \frac{(H_{gj} - a_{gj})^2}{b_{gj}^2} \right] \quad (j = 1, 2, \cdots, L) \tag{7}$$

其中

$$H_{gj} = \sum_{g=1}^q O_g w_{gj}$$

式中 a_{gj}, b_{gj} 表示第 g 个输入变量第 j 个模糊区间的高斯型隶属函数的中心值和宽度.第 3 层为隐含层,进行规则的提取,隐含层共有 m 个节点,该层的每个节点代表一条模糊规则,该层的神经元完成模糊与运算,且该层的权值为 1,有

$$O_k = \min(u_{k1}, u_{k2}, \cdots, u_{kL}) \quad (k = 1, 2, \cdots, m) \tag{8}$$

第 4 层为输出层,输出值代表在某一故障模式下具体的故障原因.输出层共有 v 个节点,设输出层第 h 个节点的阈值为 θ_{wh} ,该点与隐含层第 k 个节点的连接权值为 w_{kh} ,则该点的输出为

$$Z_h = f(w_{kh} O_k + \theta_{wh}) \tag{9}$$

f 为 sigmoid 函数, $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$.

2.2.2 中级模糊神经网络的学习算法

中级模糊神经网络的训练主要是调整 3 个参数(a_{gj}, b_{gj}, w_{kh}), 目标函数定义如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{h=1}^v (d_h - y_h)^2$$

(10)

式中: d_h ——网络理想输出; y_h ——网络实际输出. 网络的权值调整公式为

$$w_{kh}(t+1) = w_{kh}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kh}} + \alpha \Delta w_{kh}(t)$$

(11)

隶属度参数调整公式为

$$a_{gj}(t+1) = a_{gj}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_{gj}} + \alpha \Delta a_{gj}(t) \qquad b_{gj}(t+1) = b_{gj}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_{gj}} + \alpha \Delta b_{gj}(t)$$

(12)

式中: η ——学习速率; α ——动量因子.

2.3 高级网络功能

网络的最高级为故障原因输出层, 该级对中级网络中所有被激活的子模糊神经网络的输出进行模糊或操作运算, 最终实现对整个模糊神经网络单一或并发等故障原因的诊断.

$$F_i = \max[\mu(F_i^{\text{FNN}_1}), \dots, \mu(F_i^{\text{FNN}_s})] \quad (i \geq 1)$$

(13)

3 水电机组振动故障诊断研究实例及仿真结果分析

应用以上初步建立的分级模糊神经网络模型对水电机组振动故障诊断进行研究. 对于低级模糊神经网络, 模型输入层 7 个节点分别对应 7 个特征关系值. 第 2 层隐含层的节点数是在自适应学习过程中反复调试、不断优化得到的, 经过样本训练, 最后确定隐含层的节点数为 9. 第 3 层输出层的节点数与故障模式数一致. 如前所述, 将引起水电机组振动的原因分为机械、水力、电气 3 个方面, 因此, 低级模糊神经网络输出层节点数为 3, 最终确定低级模糊神经网络的结构为 7-9-3. 中级模糊神经网络共包含 3 个子网络. 第 1 个子网络与机械故障模式相对应, 网络输入层 12 个节点对应 12 个输入特征信号值. 第 2、第 3 个子网络分别与水力故障模式与电气故障模式相对应, 且 2 个子网络输入层均有 9 个节点, 分别对应各自 9 个输入特征信号值. 因此中级模糊神经网络输入层节点总数为 30. 定义 3 个模糊子集 {特征不明显, 特征适中, 特征突出}, 对于 30 个输入语言变量, 每个语言变量对应 3 个语言变量值, 因此模糊化层共有 90 个节点. 隐含层的节点数是在学习过程中根据学习情况调节而定的, 现根据训练样本数和不同隐含层神经元个数的训练结果的对比确定取隐含层神经元个数为 95 个. 输出神经元个数等于故障原因数, 其中, 转子轴承机械故障与发电机电气故障的常见原因均为 5 种. 过流部件水力故障的常见原因有 7 种, 因此输出层节点共有 17 个. 最终确定中级模糊神经网络的结构为 30-90-95-17. 高级模糊神经网络节点数与中级模糊神经网络输出层总节点数一致. 各级模糊神经网络故障征兆与故障原因对应关系如表 1 所示.

表 1 各级神经网络故障征兆与故障原因对应关系

Table 1 Corresponding relationship between fault symptoms and fault causes for hierarchical fuzzy neural network

网络层级	输入特征信号	输出故障模式
低 级	振动与转速、负荷、油温、流量、压力、励磁电流及励磁电压共计 7 个特征关系	机械故障(主要考虑转子轴承故障)、水力故障(主要考虑过流部件故障)、电气故障(主要考虑发电机部件故障)3 大模式
子网络 1	1 倍频、2 倍频、3 倍频、时域波形、轴心轨迹、转子进动特性、振动稳定性、振动与转速关系、振动与负荷关系、振动与油温关系、振动与流量关系、振动与压力关系共计 12 个输入特征信号值	转子质量偏心(F_1)、转子部件缺损(F_2)、转子弓形弯曲(F_3)、转子临时弯曲(F_4)、转子不对中(F_5) 共 5 种常见原因
中 级	9 个节点分别对应 1/6 ~ 1/2 倍频、1 倍频、高频、水轮机涡振频率、转轮叶片频率、尾水压力脉动、振动与负荷关系、振动与流量关系、振动与压力关系共计 9 个输入特征信号值	尾水管偏心涡带(F_6)、梳齿相对间隙大(F_7)、转轮叶片形线不好(F_8)、叶片出口卡门漩涡(F_9)、转轮叶片断裂或剪断销折断(F_{10})、气蚀引起的振动(F_{11})、机组导叶或叶片开口不均(F_{12}) 共 7 种常见原因
子网络 3	输入层 9 个节点对应的输入特征信号分别为 1 倍频、3 倍频、奇数倍频、50 或 100 频率、与磁极有关的频率、振动与励磁电流的关系、振动与励磁电压的关系、振动与转速关系、振动与油温关系	定子椭圆度大(F_{13})、定子铁心铁片松动(F_{14})、发电机定子膛内磁极不均匀(F_{15})、转子绕组匝间短路(F_{16})、三相负荷不平衡(F_{17}) 共 5 种常见原因

针对已建立的诊断模型结合学习样本进行训练^[10],训练中系统目标误差设定为 0.01,取学习速率 $\eta = 0.9$,动量因子 $\alpha = 0.5$,经过 160 步学习,网络收敛到预定目标.训练曲线如图 3 所示.网络经过训练学习后,神经网络系统获得的故障诊断知识就表达为神经元连接权值矩阵和阈值矩阵及隶属函数的参数,然后将训练得到的网络参数存储起来形成故障诊断知识库.

将训练好的网络用于故障诊断测试,其中包括单一故障与多种故障并发情况下的仿真实验,仿真结果分别如表 2 和表 3 所示.

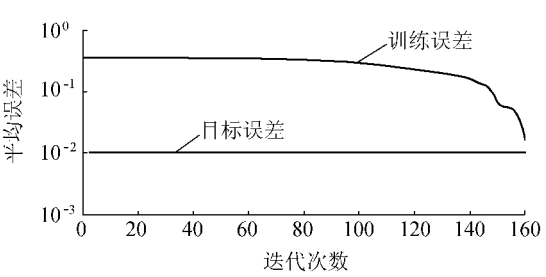


图 3 训练误差收敛曲线
Fig. 3 Convergence curve of training errors

表 2 单一故障测试样本仿真结果
Table 2 Simulated results of single-fault test samples

序号	低级模糊神经网络输入特征信号	低级模糊神经网络输出故障模式	中级模糊神经网络各子网络输入特征信号	高级模糊神经网络输出故障诊断结果
1(转子轴承故障)	(1,0,0,0,0,0,0) ^T	(1,0,0) ^T	0.90.10.20.80.90.70.10.80.10.10.20.1000000000000000000000	10000000000000000000(F ₁)
	(1,0,0,0,0,0,0) ^T	(1,0,0) ^T	0.80.20.10.70.80.90.70.80.20.20.10.1000000000000000000000	01000000000000000000(F ₂)
	(1,0,0,0,0,0,0) ^T	(1,0,0) ^T	0.90.70.10.10.80.900.80.10.20.20.1000000000000000000000	00100000000000000000(F ₃)
	(1,0,0,0,0,0,0) ^T	(1,0,0) ^T	0.70.80.70.10.80.90.20.80.80.70.10.9000000000000000000000	00010000000000000000(F ₄)
2(转子轴承故障)	(1,1,1,0,1,0,0) ^T	(1,0,0) ^T	0.90.70.70.10.80.90.20.90.70.90.10.9000000000000000000000	00001000000000000000(F ₅)
3(过流部件故障)	(0,1,0,0,0,0,0) ^T	(0,1,0) ^T	00000000000000.80.10.10.20.10.90.80.20.200000000000	00000100000000000000(F ₆)
			00000000000000.20.90.10.20.10.10.20.80.200000000000	00000010000000000000(F ₇)
4(过流部件故障)	(0,0,0,1,0,0,0) ^T	(0,1,0) ^T	00000000000000.20.80.10.10.10.10.20.80.200000000000	00000001000000000000(F ₈)
	(0,0,0,1,0,0,0) ^T	(0,1,0) ^T	00000000000000.20.10.10.90.20.10.20.90.100000000000	00000000100000000000(F ₉)
	(0,0,0,1,0,0,0) ^T	(0,1,0) ^T	00000000000000.20.10.80.20.10.10.80.20.200000000000	00000000010000000000(F ₁₀)
5(过流部件故障)	(0,1,0,0,0,0,0) ^T	(0,1,0) ^T	00000000000000.10.10.90.20.20.90.80.10.200000000000	00000000001000000000(F ₁₁)
			00000000000000.10.20.20.20.90.10.10.80.200000000000	00000000000100000000(F ₁₂)
6(过流部件故障)	(0,0,0,1,0,0,0) ^T	(0,1,0) ^T	00000000000000.10.20.20.20.90.10.10.80.200000000000	00000000000010000000(F ₁₃)
7(发电机部件故障)	(0,0,0,0,0,1,0) ^T	(0,0,1) ^T	0000000000000000000000.90.10.20.20.10.80.10.10.2	00000000000001000000(F ₁₄)
8(发电机部件故障)	(0,0,1,0,0,1,0) ^T	(0,0,1) ^T	0000000000000000000000.20.10.20.80.10.90.10.10.9	00000000000000010000(F ₁₅)
9(发电机部件故障)	(1,0,0,0,0,0,1) ^T	(0,0,1) ^T	0000000000000000000000.80.10.10.20.90.10.90.80.1	00000000000000001000(F ₁₆)
10(发电机部件故障)	(0,0,0,0,0,1,0)	(0,0,1) ^T	0000000000000000000000.90.20.10.10.10.80.20.20.1	0000000000000000010(F ₁₇)
11(发电机部件故障)	(0,1,0,1,0,0,0) ^T	(0,0,1) ^T	0000000000000000000000.80.90.90.10.10.10.20.20.1	00000000000000000001(F ₁₇)

表 3 部分并发故障测试样本仿真结果
Table 3 Simulated results of multi-fault test samples

序号	低级模糊神经网络输入特征信号	低级模糊神经网络输出故障模式	中级模糊神经网络各子网络输入特征信号	高级模糊神经网络输出故障诊断结果
1	(1,0,0,1,0,0,0) ^T	(1,1,0) ^T	0.90.10.20.80.90.70.10.80.10.10.20.10.80.10.10.20.10.90.80.20.200000000000	F ₁ ,F ₆
2	(1,0,0,0,0,1,0) ^T	(1,0,1) ^T	0.80.20.10.70.80.90.70.80.20.20.10.100000000000.90.20.10.10.10.80.20.20.1	F ₂ ,F ₁₆
3	(0,0,0,1,0,1,0) ^T	(0,1,1) ^T	00000000000000.10.20.20.20.90.10.10.80.20.80.90.90.10.10.10.20.20.1	F ₁₂ ,F ₁₆
4	(1,0,0,1,0,1,0) ^T	(1,1,1) ^T	0.70.80.70.10.80.90.20.80.80.70.10.90.20.90.10.20.10.10.20.80.20.90.10.20.20.10.80.10.10.2	F ₄ ,F ₇ ,F ₁₃
30	(1,1,1,1,1,0,0) ^T	(1,1,1) ^T	0.90.70.70.10.80.90.20.90.70.90.10.90.10.20.20.20.90.10.10.80.20.80.90.90.10.10.10.20.20.1	F ₅ ,F ₁₂ ,F ₁₇

以并发故障 3 为例,根据故障测试样本的实验记录数据可以看出,低级模糊神经网络输入特征信号为 $(0,0,0,1,0,1,0)^T$,说明此时振动与流量及励磁电流关系的故障特征明显,因而低级模糊神经网络输出故障模式为 $(0,1,1)^T$,代表水轮机组同时发生过流部件故障与发电机部件故障.与此同时,中级模糊神经网络第 2 和第 3 个子网络分别根据各自输入特征信号值得到相应输出结果,进一步将该结果在网络第 3 级进行模糊或操作运算,最终得到整个分级网络输出结果,进而判断出此时水电机组同时发生 F_2 与 F_{16} 这 2 种故障.采用该分级模糊神经网络的故障诊断结果与实际故障完全一致.

进一步将测试结果列表分析,如表 4 所示.

从表 4 的统计结果可以看出,该分级模糊神经网络对单一故障诊断准确率高达 96%,对并发故障诊断准确率达到 87.5%,较好地完成了对单一与并发性故障的诊断,因此,基于分级模糊神经网络的故障诊断方法是一种有效的方法.

表 4 故障测试样本分析

Table 4 Analysis of fault test samples

实验方式	实验次数	正确次数	误报次数	漏报次数
单一故障实验	25	24	1	0
并发故障实验	16	14	1	1

4 结 语

本文提出了一种新型的基于分级模糊神经网络的故障诊断模型和相应的学习算法,并用于对水电机组的故障诊断.仿真实验结果表明,该分级模糊神经网络能够有效地诊断出水电机组的单一与并发性故障且诊断准确率高,具有工程应用价值.该方法同样适用于各种大型复杂机组设备的故障诊断,可为大型复杂机组的安全运行提供可靠的理论保证.

参考文献:

[1] 张莲.基于神经网络的异步电动机信息融合故障诊断系统[J].微电机,2008,41(2) 80-82.
[2] 李冬辉,叶利涛.基于模糊神经网络的故障诊断方法研究[J].控制与检测,2005,4(1) 69-71.
[3] 王正武,张端平.基于神经网络的故障诊断模糊研究[J].系统工程学报,2005,3(2) 300-333.
[4] 李季.BP 神经网络改进算法在电气故障诊断系统中的应用[J].电力科学与工程,2005,1(1) 69-72.
[5] NIAKI S, ABBASI B. Fault diagnosis in multivariate control charts using artificial neural networks[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2005, 21(1) 825-840.
[6] CIAMPI A, ZHANG Fu-lin. A new approach to training back-propagation artificial neural networks: empirical evaluation on ten data sets from clinical studies[J]. Statistics in Medicine, 2002, 21(2) 1309-1330.
[7] 刘金琨.智能控制[M].北京:电子工业出版社,2005 36-69.
[8] 李国勇.智能控制及其 MATLAB 实现[M].北京:电子工业出版社,2005 174-189.
[9] 张化光,孟祥萍.智能控制基础理论及应用[M].北京:机械工业出版社,2005 136-199.
[10] 薛定宇,陈阳泉.基于 MATLAB/Simulink 的系统仿真技术与应用[M].北京:清华大学出版社,2005 328-402.

Fault diagnosis of hydroelectric sets based on hierarchical fuzzy neural network

ZHANG Yun, MENG Xiang-ping, WANG Jin, LIANG Chun-hui

(School of Electrical & Information Engineering, Changchun Institute of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: With regard to the complicated relationship between the fault symptoms and fault causes in the presence of fault of hydroelectric sets, a new fault diagnosis model and relative learning algorithm based on the hierarchical fuzzy neural network are put forward. The hierarchical fuzzy neural network were trained using the above learning method. The simulated results show that the present fault diagnosis method can effectively classify single-fault and multi-fault samples of hydroelectric sets and can raise the diagnosis accuracy.

Key words: hierarchical fuzzy neural network ; fault diagnosis ; hydroelectric set