

文章编号:0559-9350(2009)06-0762-06

## 免疫小波网络在水轮机组故障诊断中的应用

王铁生,张利平

(华北水利水电学院,河南 郑州 450011)

**摘要:**水轮发电机组的故障原因非常复杂,目前尚难以通过理论分析在故障原因和故障征兆之间建立对应关系,为此,本文结合水轮发电机组的振动特点和小波网络的结构特点,建立了免疫小波神经网络模型。在对小波网络结构参数进行优化时,应用免疫系统的调节原理,依据抗体的适应度和抗体浓度的大小来确定其选择概率;并利用适应度函数动态调整交叉概率和变异概率。实例计算结果表明,与实际诊断结果相符,且该模型收敛速度快,精度高并有很好的泛化能力。

**关键词:**水轮发电机组;故障诊断;小波网络;免疫

**中图分类号:**TV737

**文献标识码:**A

水轮发电机组是一个复杂而庞大的系统,引起机组振动的的原因非常复杂,多种原因可引发同一种故障,而多种故障也可由一种原因引发,且故障与征兆间不存在明显的对应关系,因此,对水轮发电机组故障诊断的研究具有一定的现实意义。

小波网络是建立在小波分析理论基础上利用小波函数作为激励函数的一种新型神经网络结构。它以小波空间作为模式识别的特征空间,通过放射变换建立起小波变换和网络参数之间的关系。这种网络结合了小波变换良好的时频局域化性质及传统神经网络的自学习功能,在处理复杂非线性函数关系等问题上表现出优于传统神经网络的收敛速度、容错能力、预报效果<sup>[1]</sup>,具有广泛的应用前景。但小波网络与常规网络相比除了连接权需要优化以外,还有小波函数的平移因子和伸缩因子也需要优化。目前常用的优化方法有BP算法、最速下降法、随机梯度法、加入动量项的变学习率BP算法等<sup>[2]</sup>,但这些算法仍是局部搜索算法,有收敛速度慢和对初始参数较敏感的缺点,从而使网络训练结果不尽人意。近年来,免疫算法吸引了大量学者研究,使得该算法成功地应用于优化、搜索等多个研究领域。本文通过引入免疫算法来优化小波网络结构参数,建立了一种混合的小波网络模型,并将该模型应用于水轮发电机组故障诊断。

## 1 小波网络的结构

小波网络的结构<sup>[3]</sup>如图1所示,输入层有 $I$ 个节点,隐层有 $J$ 节点,输出层 $K$ 个节点,给定 $P$ 组输入样本。每组输入样本为 $x_i (i=1,2,\dots,I)$ ,则隐层第 $j$ 个节点的输出为:

$$O_j^p = h\left(\frac{I_j^p - b_j}{a_j}\right), \quad I_j^p = \sum_{i=1}^I w_{ij} x_i^p, \quad j=1,2,\dots,J \quad (1)$$

式中: $O_j^p$ 为隐层第 $j$ 个单元的输出; $h(\cdot)$ 为基本小波或母小波, $h(t)=\cos(1.75t)(|t|>2)$ , $t=\frac{I_j^p - b_j}{a_j}$ ;  $a_j$ 为

收稿日期:2008-09-02

基金项目:河南省自然科学基金项目(200742001);河南省高等学校青年骨干教师资助计划

作者简介:王铁生(1966—),男,河北定州人,博士,副教授,主要从事神经网络、故障诊断、安全监测等方面研究。

E-mail:wts@ncwu.edu.cn

尺度伸缩因子;  $b_j$  为时间平移因子;  $w_{ij}$  为输入层到隐层的连接权。

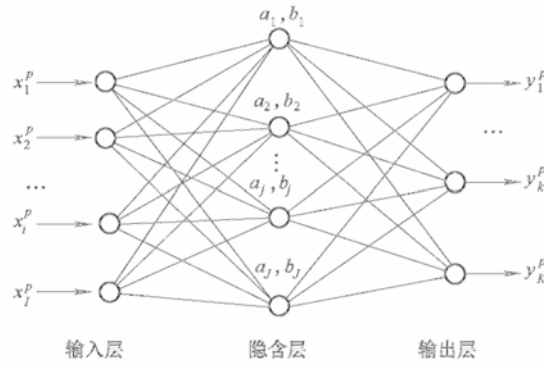


图1 小波网络结构

输出层第  $k$  个节点输出为:

$$y_k^p = g(I_k^p), I_k^p = \sum_{j=1}^J v_{kj} O_j^p, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

式中:  $v_{kj}$  为隐层到输出层的连接权;  $g(\cdot)$  为 Sigmoid 激活函数,  $g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

小波网络训练的目的就是求取最优的神经元之间的连接权及小波函数的伸缩因子和平移因子。

## 2 免疫小波网络的设计与算法

**2.1 主要设计步骤** 人工免疫系统是一种全局概率搜索方法,具有多样性、耐受性、免疫记忆、分布式并行处理、自组织、自记忆和鲁棒性。本文应用该算法优化小波网络的结构参数,其步骤如下:(1)确定网络相关参数,对抗体编码;(2)选取初始群体;(3)自适应变异和交叉;(4)采用优化后的小波网络结构参数,结合训练输入和输出样本集,计算网络的总误差。总误差函数为:  $E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (d_k^p - y_k^p)^2$ ,  $d_k^p$  为每组输出样本;(5)对各个抗体的适应度进行计算。适应度函数可取为:  $f(i) = \frac{c}{E + 0.01}$ 。式中  $c$  为常数。如适应度或迭代次数满足要求,停止迭代。否则转向下一步;(6)抗体的浓度计算,确定抗体的选择概率,产生新的抗体,转入步骤(3)。

**2.2 编码** 由于算法要对小波网络的结构(隐层节点数  $c_j$ )和网络参数( $a_j$ 、 $b_j$ 、 $w_{ij}$ 、 $v_{kj}$ )同时优化,每个抗体编码方式如图2所示。

$c_j$	$a_j$	$b_j$	$w_{ij}$	$v_{kj}$
-------	-------	-------	----------	----------

图2 抗体编码示意

对于结构编码,采用二进制,由一组0或1的整数表示,取1表示该隐层节点存在,反之,则不存在。对网络参数,采用实数编码。该编码方式是针对神经元个体而不是针对网络结构,使串长度明显减少,从而使搜索时间变短,计算量减少。

**2.3 初始种群的产生** 初始种群由完全随机的方法产生,由于编码分为两部分,对于初始种群每个个体的编码也分为两部分。对于结构编码的初始化,取0或1的一定数目的整数;对于权值编码的初始化,将结构编码为1的隐层节点的权值取 $[-1, 1]$ 均匀分布的随机数,  $a_j$ 、 $b_j$  取 $[-5, 5]$ 均匀分布的随机数,结构编码为0的隐层节点的权值和  $a_j$ 、 $b_j$ , 取为0。

对于隐层个数,增加节点数,可提高训练精度,收敛速度加快。但节点数太多,网络计算量增加,相应训练时间延长,误差也不一定最佳,甚至网络发散,不收敛;节点数太少,不能识别新的样本,容错性较差。因此,本文以隐层节点  $j = \sqrt{I + K} + a$ , ( $a = 1, \dots, 10$ ) 为参考来选取。

**2.4 抗体选择** 在神经网络中,神经元个体之间有相互协作的关系,但同类别的神经元个体之间又有一定的排斥性。此现象类似生物免疫中抗体间选择,即促进和抑制关系,于是我们把神经元个体看做为

一个抗体,利用抗体的浓度选择机制实现抗体间促进和抑制的作用,进行多样性保持,改善未成熟收敛,提高共生进化的性能。

假设抗体群由  $N$  个抗体组成,每个抗体由  $L$  位基因组成,基因符号集设为  $|m|$ ,即  $m = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_{|m|}\}$ ,第  $j$  个基因的信息熵<sup>[3]</sup>为:

$$E_j(N) = - \sum_{m=1}^{|m|} D_{mj} \lg D_{mj} \quad (3)$$

式中:  $D_{mj}$  为概率,由下式计算:

$$D_{mj} = \frac{\text{在基因座 } j \text{ 上出现第 } m \text{ 个符号的总数}}{N} \quad (4)$$

平均信息熵为:

$$P(N) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^L E_j(N) \quad (5)$$

两个抗体间的亲和性可定义为:

$$(A_b)_{ij} = \frac{1}{1 + P(2)} \quad (6)$$

式中:  $P(2)$  为抗体  $i$  和  $j$  的平均信息熵。

由式(6)可看出,当两个抗体间的亲和性为最大时,  $P(2)$  为 0,即两个抗体完全一样。由此可用抗体间的亲和性来表示抗体的浓度,按下式计算:

$$G_i = A_i / \sum_{j=1}^N A_j \quad (7)$$

式中:  $A_j$  为抗体  $i$  与抗体群中其它抗体的亲和性之和,  $A_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N (A_b)_{ij}$

计算出每个抗体的浓度之后,由下式计算抗体的选择概率:

$$p_i = b_1 G_i \left[ 1 - \frac{f(i)}{f_{\max}} \right] + b_2 \frac{f(i)}{f_{\max}} \quad (8)$$

式中:  $b_1, b_2$  为可调参数,取值为(0,1);  $f(i)$  为第  $i$  个抗体的适应度,  $f_{\max}$  为抗体的最大适应度。

由式(8)可知,抗体的选择概率取决于适应度和抗体浓度的大小,适应度高则增加该个体的选择概率,而浓度高则减小该个体的选择概率,这样既保留了高适应度的抗体,又保持了抗体的多样性,克服了早熟现象。

**2.5 自适应交叉和变异** 交叉概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$  的选择直接影响到算法的收敛性。交叉概率和变异概率太小容易使系统陷入局部极值而无法脱离,若太大虽然能脱离局部极值,却会因交叉和变异次数过于频繁而造成系统不易稳定和收敛。本文根据适应度函数来动态调整交叉概率和变异概率,  $p_c$  和  $p_m$  按下面两式进行自适应调整。

$$p_c = \begin{cases} \alpha_1 & f(i)' < f_{\text{avg}} \\ \alpha_2 \frac{f_{\max} - f(i)'}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f_{\text{avg}} \leq f(i)' < f_{\text{avg}} + \alpha_4 (f_{\max} - f_{\text{avg}}) \\ \alpha_3 & f(i)' \geq f_{\text{avg}} + \alpha_4 (f_{\max} - f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (9)$$

$$p_m = \begin{cases} \beta_1 & f(i) < f_{\text{avg}} \\ \beta_2 \frac{f_{\max} - f(i)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f_{\text{avg}} \leq f(i) < f_{\text{avg}} + \beta_4 (f_{\max} - f_{\text{avg}}) \\ \beta_3 & f(i) \geq f_{\text{avg}} + \beta_4 (f_{\max} - f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $f_{\text{avg}}$  为当前群体适应度函数的平均值;  $f_{\max}$  为群体中最大的适应度函数值;  $f(i)'$  为要交叉的两个抗体中较大的适应度函数值;  $f(i)$  为变异抗体的适应度函数值。

$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$  分别取(0,1)区间的值,  $p_c$  和  $p_m$  就可以自适应地进行调整。这样可使适

应度低于平均适应度的不良个体,采用较大的交叉概率和变异概率,使这些个体向最优方向进化。对于种群中适应度接近和等于最大适应度的个体的交叉概率和变异概率,可控制其接近最大适应度的程度,保护优良抗体不被破坏。因此,自适应的交叉概率和变异概率能够提供较佳的参数,加快算法的收敛。

### 3 水轮发电机组知识库的建立

多年来,已有不少专家对水轮发电机组的振动故障在频域及振动特性的描述方面进行了大量的研究,得到了机组典型故障征兆<sup>[4-6]</sup>,见表1、表2和表3<sup>[7]</sup>。

对于水轮发电机组故障征兆值,在实际计算时,针对不同的征兆参数采用了不同的处理方法,作如下定义:对不同频段上振动,将该频段上的振幅值作为特征值,并进行归一化处理,既  $A_i = A_i / A_{\max}$ ,  $A_{\max} = \max A_i$ ;振动随转速、负荷、流量、压力、电压、电流关系曲线明显为1,不明显为0,有影响为0.8。

表1 故障集

序号	故障	序号	故障
$M_1$	转子质量偏心	$M_9$	叶片出口卡门涡烈
$M_2$	转子弓形弯曲	$M_{10}$	气蚀
$M_3$	转子不对中	$M_{11}$	定子铁芯铁片松动
$M_4$	尾水管偏心涡动	$M_{12}$	转子绕组匝间短路
$M_5$	止漏环间隙不均匀	$M_{13}$	定子膛内磁极不均匀
$M_6$	转轮叶片形线不好	$M_{14}$	定子椭圆度大
$M_7$	转轮叶片断裂	$M_{15}$	三相负荷不平衡
$M_8$	转轮导叶或叶片开口不均		

表2 征兆集

序号	征兆	序号	征兆
$S_1$	(P2~P6)转频	$S_9$	尾水压力脉动
$S_2$	1倍转频	$S_{10}$	转速
$S_3$	2倍转频	$S_{11}$	负荷
$S_4$	3倍转频	$S_{12}$	流量
$S_5$	50Hz或100Hz	$S_{13}$	励磁电压
$S_6$	高频	$S_{14}$	励磁电流
$S_7$	$(0.18 \sim 0.22) W_1 D$	$S_{15}$	与磁极有关的频率
$S_8$	导叶数×转频		

注:  $W_1$  为叶片出水边相对流速;  $D$  为叶片出水边厚度。

表3 水轮发电机组故障征兆值

征兆/故障	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$	$S_6$	$S_7$	$S_8$	$S_9$	$S_{10}$	$S_{11}$	$S_{12}$	$S_{13}$	$S_{14}$	$S_{15}$
$M_1$	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
$M_2$	0.00	1.00	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
$M_3$	0.00	0.80	1.00	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
$M_4$	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_5$	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_6$	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_7$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_8$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_9$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_{10}$	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_{11}$	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
$M_{12}$	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	0.00	0.00
$M_{13}$	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00
$M_{14}$	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
$M_{15}$	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

## 4 免疫小波网络模型的训练

根据本文模型,利用 **Matlab7.1** 编制相应的计算程序,有关参数选取如下:(1)网络结构为:输入层节点数为  $15(S_1-S_{15})$ ,输出层节点数为  $15(M_1-M_{15})$ ,共 15 个训练样本;经优化训练后,隐层节点为 12。(2)终止准则:连续几代群体的适应度之差小于 0.0001 或迭代次数 2 000。(3)参数初值选取:  $b_1 = b_2 = 0.5$ ;  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$  取值分别为:0.85、0.85、0.5、0.1、0.1、0.1、0.5、0.01。

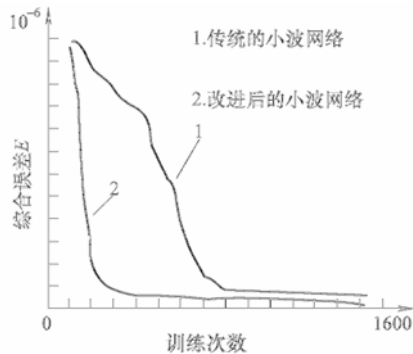


图3 网络算法综合误差变化曲线

运用上述方法学习 208 次后综合误差满足精度要求。若采用传统的小波网络,利用同样数据对网络进行训练,训练同样次数,网络综合误差为 0.094,达到同样精度需学习 1 128 次。若采用 **RBF** 网络训练,达到同样的精度则需学习 2005 次。可见本文学习方法的有效性。图 3 为改进以前的小波网络与改进以后的小波网络综合误差变化曲线比较。

## 5 诊断实例

某水电厂安装  $2 \times 120\text{MW}$  机组,在运行中振动异常。取一组测试数据,根据本文第 3 节所述方法,对特征值进行计算,结果为:  $S = (0.90, 0.12, 0.01, 0.03, 0.02, 0.16, 0.02, 0.00, 0.95, 0.92, 0.20, 0.15, 0.00, 0.00, 0.00)$ 。经网络诊断,输出为:  $Y = (0.20, 0.10, 0.15, 0.93, 0.01, 0.06, 0.01, 0.08, 0.10, 0.00, 0.01, 0.05, 0.01, 0.02, 0.08)$ 。第 4 个单元的输出值为最大(0.93),而其余输出值都很小,由此可判定导致机组振动的原因是尾水管偏心涡动,这与实际诊断结果相符。

## 6 结语

本文提出的神经网络故障诊断模型,综合了免疫和小波网络的优点,在免疫优化的基础上做网络优化计算,从而有效地提高了故障诊断的速度和精度。并以某水电厂的发电机组为例进行验证,计算结果表明该模型收敛速度快,诊断正确率高。可为水轮发电机组的状态监测及故障诊断,提供一种可行和有效的方法。

## 参 考 文 献:

- [1] 代月明,朱习军,王致杰,等.基于小波网络的电动机智能故障诊断[J].煤矿机械,2005(4):132—134.
- [2] 马建军,郑志强.一种新的小波网络快速学习混合策略[J].系统仿真学报,2008,20(2):530—533.
- [3] 杨秀霞,张晓峰,张毅.免疫遗传算法在舰船电力系统供电恢复中的应用研究[J].中国电机工程学报,2004,24(9):80—84.

- [4] 符向前,刘光临,蒋劲.BP神经网络在水轮发电机组状态监测与诊断系统中的应用[J].武汉大学学报,2002,35(1):24—28.
- [5] 赵林明,魏德华,何成连.水轮机尾水管压力脉动的神经网络模型[J].水利学报,2005,36(11):1375—1378.
- [6] 彭文季,罗兴磐.基于小波神经网络的水轮发电机组振动故障诊断研究[J].水力发电学报,2007,26(1):123—12.
- [7] 岳晓娜,徐启,李建新.改进的RBF在水轮发电机组振动故障诊断的应用[J].水电能源科学,2008,26(5):169—170.

## Application of immune wavelet network model to fault diagnosis of hydro-turbine generating units

WANG Tie-sheng, ZHANG Li-ping

(North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Zhengzhou 450011, China)

**Abstract:** The corresponding relationships between causes and indications of fault in hydro-turbine generating units have not been established by theoretical analyses, since the causes of faults occurred to hydro-turbine generating units are very complicated. The wavelet network theory is introduced and the immune algorithm is applied to optimize the structural parameters of the wavelet network to establish the immune wavelet network model for improving the convergence speed of neural network computation in the process of fault diagnosis. The principle of regulation function of immune system is utilized in optimization of wavelet network parameters. The chosen probabilities are determined by the fitness function and density of each antibody, and the crossover probability and mutation probability can be regulated dynamically by using fitness function. The proposed model is used to simulate the fault diagnosis of a generator set. The result agrees with the prototype observation data and the characteristics of quick convergence, high accuracy and good generalization of this method are demonstrated.

**Key words:** hydro-turbine generating unit; fault diagnosis; wavelet network; immune algorithm

(责任编辑:韩 昆)