基于径向基神经网络的水轮机组故障诊断研究

白 亮, 贾 嵘, 罗兴锜

(西安理工大学 水电学院,陕西 西安 710048)

[摘 要] 针对传统意义的BP(Back-Propagated)神经网络在水轮机故障诊断中的不足,提出了一种基于径向基RBF(Radial basis function)神经网络的水轮机组故障诊断方法。实例应用表明,该方法克服了BP 神经网络的不足,具有精度高、收敛快、可以避免局部极小值的优点; RBF 神经网络收敛速度约是BP 神经网络的 40 倍,并能准确地诊断出水轮机组的故障。

[关键词] 水轮机组; 故障诊断; 神经网络; 径向基

[中图分类号] TK730 8; TP206⁺.3 [文献校

[**文献标识码**] A

随着我国水电在电力系统中所占比重的增加和 水轮机单机容量的增大,水轮机组的稳定和故障的 及时分析诊断对电厂安全运行越来越重要。为了能 够保证水轮机组的安全运行和及时检修,准确定位 发生故障的部件和原因,加强水轮机组故障诊断方 法研究显得十分必要。

近年来,国内关于水轮机组故障诊断方法的研 究较为广泛,比较常用的是基于神经网络的水轮机 组故障诊断模型,其基本原理是通过对已有故障的 学习和训练,培养网络的故障识别能力,当输入新故 障状态时网络能够对其做出正确响应, 以达到对故 障的准确辨识和定位。刘光临等[1]提出了基于多层 感知器(MLP)和自适应谐振网络(ART)的混合神 经网络模型 (Hybrid Artificial Neural Network, HANN),并将其应用在水轮机组故障诊断中,但该 模型存在新输入模式样本对过去记忆的模式样本产 生抵消或遗忘问题,另外ART 模型中的相似度参 考门限也存在难于确定的不足。符向前等[2]提出了 用改进BP 子网络对水轮机组故障进行分类构造的 方法,该方法可以加快收敛速度。贾嵘等[3]使用改进 的BP 网络算法,并结合盐锅峡水电站 5# 水轮机组 的故障数据开展了真机试验研究。其缺点是网络隐 含层节点间的传递函数是一个线性叠加函数,非线 性映射能力较差,并有可能出现局部极小值。卢万 里^[4]讨论了模糊神经网络的控制算法、控制结构以 及学习过程,并在水轮发电机组故障诊断和修复中 得到了应用,其核心是通过调整隶属度中心值和宽 度值来调节隐含层节点间的传递函数。 本文针对前人研究的缺憾与不足,提出了一种

基于径向基 RBF (Radial basis function) 神经网络 水轮机组故障诊断方法,并进行了实例验证,以期为 水轮机组故障的快速准确诊断提供技术和理论支 持。

[文章编号] 1671-9387(2006)07-0151-04

1 RBF 神经网络理论

1.1 RBF 神经网络的基本概念^[5]

RBF 网络是一种将输入矢量扩展或者预处理 到高维空间中的神经网络学习方法, 与前向网络结 构相似, 其也属于一种 3 层的前向网络。RBF 网络 的理论基础是函数的最佳逼近, 输入层由信号源节 点组成; 第 2 层为隐含层, 单元数由描述问题而定; 第 3 层为输出层, 对输入模式的作用做出响应(图 1)。从输入层空间到隐含层空间的变换是非线性的, 从隐含层空间到输出层空间的变换是线性的。 隐含 层与输入层完全连接(权值W = 1), 隐含层节点选 取函数为核函数(RBF), 是一个中心对称, 双方向衰 减的非负非线性函数, 一般是高斯函数。输出节点是 一个线性组合器, 第 j 个输出节点的输出为

$$y_i(W, x) = \sum W_{ij} \Psi_i(x - C_h, \rho_h)$$

$$h = 1, 2, 3, \dots, H$$
 (1)

式中, *x*-*C*^{*h*} 为欧式范数; *C*^{*h*} 为 RBF 中心; *ρ*^{*h*} 为 宽度, 是一个正数; *h* 为 RBF 个数。在核函数的选取 中, 可以选择的函数形式有

2

^{* [}收稿日期] 2005-12-29

[[]作者简介] 白 亮(1974-), 男, 江苏如皋人, 在读博士, 主要从事水轮机故障诊断研究。

^{© 1994-2010} China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

(1) 高斯函数

$$\Psi(x, \rho) = \exp\left[-(x - C_h)^2\right]/\rho^2$$
(2)

- (2) 板条样函数 $\Psi(x, \rho) = (x - C_h)^2 / \lg(x - c_h)$ (3)
- (3) 平方根函数

本研究使用的核函数是高斯函数。RBF 网络通 过输入和输出误差来调整参数中心*C*¹和权值W, 从而达到对网络内部系数的调整。

 $\Psi(x, \rho) = [(x - C_h)^2 + \rho^2]^{1/2}$



图 1 RBF 网络模型图 Fig 1 RBF network model

1.2 RBF 神经网络学习方法

RBF 网络可以通过学习调整参数中心*C*¹,和权 值*w*,因此网络学习由 2 个阶段组成:(1)学习隐含 层核函数中心位置阶段;(2)监督学习阶段,即学习 输出层权值阶段。

RBF 网络学习的方法一般有随机选取中心 自 组织学习选取中心 采用 k 均值聚类选取中心 有监 督学习和最小二乘。本次研究选用文献[6]的中心优 化调整方法来调整中心 C_k,同时选用最小均方差 (LM S)算法^[7]确定网络输出层的权值。

2 水轮机组故障诊断模型实例的建立

2.1 试验样本的收集

当采用 RBF 神经网络实现水轮机组的故障诊 断时,首要的工作是收集样本数。一个学习样本是一 组输入输出数据,为了使经过学习后得到的网络具 有较好的性能,即能够准确地辨识水轮机组的故障, 所收集的数据应该尽可能包括故障问题相应的全部 模式。下面以某电站机组转子轴承故障为例来说明 应收集故障特征数据项。

转子轴承可能发生的故障有轴承间隙过大、转 动部件松动、电磁不平衡、轴承瓦面磨损、转动不平 衡、机组中心不对中、转动部件与固定部件碰磨等。 能反映这些故障的特征量有:转频(f₀)、轴心轨迹类 型、时域曲线类型、幅值与转速关系、上导或下导轴 承处摆度、瓦温、轴振信号中 50 Hz 或 100 Hz 频率 成分、振动信号幅值与负荷关系、2 倍转频、轴两端 出现径向振动的相位、1 倍频幅值增大速度、2 倍频 油膜是否稳定等。因此,收集有关转子轴承故障的特 征数据样本时,应从这些特征量入手,收集各个故障 的特征值,形成转子轴承故障与特征量的样本数据。

2 2 试验样本的整理

对所收集到的学习样本,还应进行整理,使之能够用于网络的学习过程。因此,为了有效地利用核函数的特性,保证网络神经元的非线性作用,对于数值型的学习样本要进行归一化处理。

设样本数据为X_p(p=1,2,...,p), 定义X_{max}= M ax {X_p}, X_{min}= M in {X_p}, 其中 p 为样本个数, 则 有

$$\frac{X_p - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} = X$$
(5)

归一化处理就是按照式(5)将样本数据转化为 0~1 区间的数据。这里不仅对网络的输入数据进行 归一化处理,而且要对网络的输出数据做相应的归 一化处理。若取较小的数作为网络的初始值,则网络 计算时不会发生计算溢出问题。

当网络进行学习时, 若使用的是归一化处理后 的学习样本, 在使用经过学习后的网络进行故障辨 识时, 也应将实际数据按照相同的公式进行转化后 再作为网络的输入。

(4)

在本研究中, 经归一化处理后得到的转子轴承 故障样本特征值^[8]如表 1 所示。

表1 车	专子轴承故障样本特征值
------	-------------

Table 1	Characteristics of	ro to r	bearing	faults	samp) le s
---------	--------------------	---------	---------	--------	------	--------

	故障特征量 Faults characteristics														
軟悍原因 Fault reason	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
转子不平衡 Rotor unbalancing	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
转子不对中 Rotor eccentric	0	0	0 8	1	0 8	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0 5
转子弓形弯曲 Rotor bow looped	0	0	1	0.8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
轴承间隙过大 O verw ide gap s of bearing	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
转子动静不平衡 Dynam ical and still unbalancing of rotor	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
动静碰摩 Inpact and rub	0	0	1	0 5	05	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0

注: 1~15 分别代表故障特征量为 018~02 倍频 03~05 倍频 1倍频 2倍频 3倍频 50 Hz 频率、高频、上导轴承摆度、下导轴承摆度、水导轴承摆度、上 机架摆度、振动与转速关系、振动与负荷关系、振动与励磁电流关系和振动与流量关系、下表同。

Note: 1- 15 means 0 18- 0 2 multiple frequency, 0 3- 0 5 multiple frequency, 1 multiple frequency, 2 multiple frequency, 3 multiple frequency, 50 Hz frequency, cy, high frequency, upper guide bearing swing, low er guide bearing swing, water guide bearing swing, upper bracket swing, vibration and rotate speed, vibration and load, vibration and exciting current and vibration and flows The follow ing table is the same

3 RBF 网络故障诊断实例分析

3.1 RBF 网络和BP 网络训练过程对比

以转子轴承故障为例,采用表 1 提供的故障样 本特征值作为训练样本,传统的BP 网络和 RBF 网 络统一采用 3 层网络结构,共有 15 个输入节点,6 个输出节点,13 个隐层节点。径向基神经网络的隐 层节点核函数宽度 ρ = 0 5,误差平方和< 0 001。两





3 2 RBF 神经网络对水轮机组转子轴承故障的判 别和诊断

现利用径向基神经网络已经训练好的权值和核 函数,将另外测得的待识别故障数据经过归一化处 理后得到验证数据,输入径向基神经网络并运行,验 证该网络判别和诊断故障的准确性,验证数据和诊 断结果分别如表 2,3 所示。

7

种网络误差平方和与训练步数的变化关系如图 2,3 所示。

从图 2,3 可以看出,BP 网络达到误差平方和控制要求需要经过 2 017 次训练步数(即迭代次数), 而 RBF 网络达到误差平方和控制要求只需要 57 次。这表明RBF 网络收敛幅度大、训练速度快(约是 BP 网络的 40 倍),可以实现零误差逼近,完全能够达到实时诊断的要求。



图 3 RBF 网络误差平方和与训练步数变化趋势

Fig 3 Variety curve of sum-squared error with training epochs of RBFNN

从表3可以看出,转子不对中的结果为09015,其他故障的结果值均在01附近。因此,水轮机组故障确诊为转子不对中,应该重新调整转子中心,这与现实故障相一致。该诊断结果表明,RBF神经网络一旦训练好后,其对故障的判别和定位十分准确,而且该网络模型能有效地分离各种故障类型,并能判别故障的严重程度,该方法在水轮发电机

组振动故障诊断中具有很强的诊断和判别能力。

表 2 水轮机组转子轴承故障的输入数据

T 1 1 0	T 1. 1		C . 1 .	C 1 1	•.
Toble 7	Louilto mar	\mathbf{n}	t rotor boorm	a of hudre	mour unit
	rauns m	ס ברבא באר האוצות האוד		2 01 117010	

故障特征 Faults characteristics	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
输入信号 Input signal	0 01	0 02	0 38	0 65	0 45	0 05	0	03	03	0 2	0 18	0 83	1	0 24	0 01

表 3 RBF 网络输出的诊断结果

Table 3 Diagnosis result of RBF network output

转子不平衡	转子不对中	转子弓形弯曲	轴承间隙过大	转子动静不平衡	动静碰摩
Rotor unba-	Rotor	Rotor bow	O verw ide gap s	Dynamical and still	Impact
lancing	eccentric	looped	of bearing	unbalancing of rotor	and rub
0 102 1	0 901 5	0 096	0 102	0 12	0 108 2

4 结 论

本研究采用 RBF 神经网络对水轮机组故障进 行了实际诊断。诊断结果表明, RBF 神经网络是一 种性能良好的非线性逼近网络, 对故障位置的判别 十分准确, 而且在一定程度上可以反映故障的严重 程度。 网络训练过程中, 在采用相同的输入节点 隐 层节点和输出节点的情况下, RBF 网络的收敛速度 明显强于传统的 BP 网络, 不仅减少了样本的学习 时间和复杂度, 而且不容易出现局部极小值。采用基 于 RBF 网络对水轮机组进行故障诊断是可行的, 并

且是准确可靠的。

但也应当指出的是, 在本研究中, RBF 网络隐 层节点高斯函数的宽度 ρ 在训练过程中保持不变。 当选取不同的 ρ 值时, 训练的过程会发生变化, 使得 网络在局部有变焦性。在网络规模比较小的情况下, ρ 越小, 高斯函数输出的衰减越快, 从而使收敛速度 加快, 但同时使网络对有误样本的敏感性增强, 影响 了故障诊断的准确性。 另外, 因为 RBF 网络要求对 样本进行归一化处理, 所以 RBF 网络样本的收集整 理工作量较大。

[参考文献]

- [1] 刘光临,程宏举 大型水轮机组故障诊断的神经网络方法研究[J] 水力发电学报,2001(2):86-88
- [2] 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: 工学版, 2002(1): 24-25.
- [3] 贾 嵘, 白 亮, 罗兴锜, 等. 基于神经网络的水轮发电机组振动故障诊断专家系统[J]. 水力发电学报, 2004(6): 120-121.
- [4] 卢万里 模糊神经网络控制在机组故障诊断和修复中的应用[J]. 云南水力发电, 2004(4): 87-88
- [5] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002
- [6] 汪小帆, 宋文中. 径向基函数神经网络的一种构造算法[J]. 控制与决策, 1997(2): 151-152
- [7] 王耀南 智能信息处理技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
- [8] 刘 峰 基于神经网络的水轮发电机组振动故障诊断专家系统的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2003.

Research on fault diagnosis based on RBFNN for hydropower units

BAIL iang, JIA Rong, LUO Xing-qi

(S chool of W ater R esource and Hydropower, X i'an University of Technology, X i'an, S haanx i 710048, China)

Abstract For the system of faults diagnosis of hydropow er sets, the deficiency of faults diagnosis using BP NeuralNetwork is analyzed and a RBF NeuralNetwork algorithm is presented, which has advantage of high precision, avoiding local minima and fast convergence rate In real diagnosis system convergence rate of RBFNN is nearly 40 times faster than BPNN, and it can diagnose the faults of hydropower sets exactly.

Key words: hydropow er unit; fault diagnosis; N eural N etwork; RBF