

DOI :10.3876/j.issn.1000-1980.2008.06.025

基于 RBF 人工神经网络的电动机振动故障诊断

葛 强,徐俩俩,仇宝云,谈 磊,唐建军

(扬州大学能源与动力工程学院,江苏 扬州 225009)

摘要:针对电动机转子不平衡、不对中、油膜涡动、转子径向碰摩、喘振、轴承座松动等常见的几种振动故障,用 RBF 网络对提取出的 6 种故障信息进行分类,判断故障类型,并进行了仿真试验,最后将试验结果与 BP 网络的诊断结果进行了详细的分析比较.结果表明,RBF 网络可以应用于电动机转子振动故障诊断,其诊断速度比 BP 神经网络快,诊断结果也更为准确.

关键词:RBF 网络;电动机;振动;故障诊断

中图分类号:TM307+.1 文献标识码:A 文章编号:1000-1980(2008)06-0842-04

电动机主要由定子和转子 2 部分组成,转子既是电机的磁路部分,也是实现机电能量转换及机械传动的重要部件.由于电机运行中经常会出现各种振动故障,一旦故障停机必将给生产带来不可估量的损失,因此很有必要对电机振动故障的类别进行准确诊断^[1-4].旋转电机的现代故障诊断方法主要有以下几种:(a)基于信号变换的诊断方法;(b)基于专家系统的诊断方法;(c)基于模糊理论的诊断方法;(d)基于 ANN 的诊断方法.近年来,神经网络技术迅速发展,基于 ANN 的诊断方法已十分普遍.从预测角度用神经网络作为动态预测模型进行状态预测,是神经网络在故障诊断领域应用的一个方面^[5-6].研究表明:BP 网络具有收敛速度慢和易陷入局部极小点的缺点^[7],RBF 神经网络具有较强的模式识别和分类能力,学习速度快^[8].不管哪种网络,它们在故障监测中的应用仅停留在模拟仿真阶段^[9].本文采用 2 种网络,即 RBF 网络和 BP 网络对异步电机转子不平衡、不对中、油膜涡动、转子径向碰摩、喘振、轴承座松动 6 种常见故障进行诊断,并对这 2 种网络的诊断结果进行了比较.

1 RBF 网络和 BP 网络

1.1 网络模型

径向基函数(radial basis function,RBF)神经网络又称为局部感知场网络,是一种前向网络,一般由 3 个部分组成:输入层、隐含层和输出层.RBF 网络结构如图 1 所示.输入层节点只传递输入信号到隐含层.隐含层节点由辐射状作用函数(基函数)构成,最常用的是高斯函数,它可以对输入信号在局部产生响应,也就是说,当输入信号靠近基函数的中央范围时,隐含层节点将对其产生较大输出.输出层节点通常是简单的线性函数,它的输出即为隐节点的输出,也是整个网络的输出.

隐节点常用的作用函数为高斯函数,其数学表达式为

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, m) \tag{1}$$

式中: x —— n 维输入向量; c_i ——第 i 个基函数的中心,是与 x 具有相同维数的向量; σ_i ——第 i 个感知的变量(可以自由选择参数),它决定了该基函数围绕中心点的宽度; m ——感知单元的个数; $\|x - c_i\|$ ——向量 $x - c_i$ 的范数,它通常表示 x 和 c_i 的距离. $R_i(x)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值,随着 $\|x - c_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减到零.对于给定的输入 $x \in R^n$,只有一小部分靠近 x 的中心被激活.

由图 1 可知:输入层输入为 $x_i (i = 1, \dots, n)$,输入层输出亦为 $x_i (i = 1, \dots, n)$.隐含层输入等于输入层输出,隐含层输出为 $R_i(x)$.输出层输入为 $\sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x) (k = 1, 2, \dots, p)$,输出层函数是线性函数,所以输出等

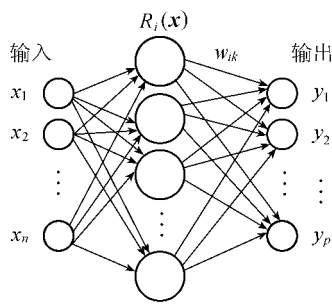


图 1 径向基函数神经网络
Fig.1 RBF neural network

题,即原来不好处理的问题变得简单了,也就容易分析了.

1.3 RBF 网络学习算法

- a. 确定每一个 RBF 单元的中心 c_i . c_i 选得合适,可以大大减少隐层节点的数目,从而可以降低网络的复杂程度.一般直接用输入样本中的一个样本作为 RBF 单元的中心.
- b. 确定半径 σ_i . 半径决定网络接受的输入信息的范围,对网络的精度有较大影响.半径选择的原则是使得所有 RBF 单元接受的输入信息的范围尽可能地覆盖整个样本空间^[10].
- c. 权值修正. RBF 网络权值修正依然采用误差反向传播(BP)算法.这样处理后,RBF 网络将具备局部逼近网络学习收敛快的优点,同时,也可以在一定程度上克服高斯基函数不具备紧密性的缺点^[11].

BP 算法流程如图 2 所示.

2 故障诊断实例

电机发生故障的重要特征是机器伴有异常的振动和噪声.只要对振动信号进行分析,即可判断电机的故障类型.用加速度传感器得到振动信号,经 A/D 转换后,再用 FFT 分析,得到振动频谱波形.用信号频谱中谱峰能量作为特征量,形成训练样本.

本文对电机转子的不平衡、不对中、油膜涡动、转子径向碰摩、喘振、轴承座松动等故障进行诊断,并将它们作为对应网络的输出.本文的网络训练样本取自文献[4],如表 1 和表 2 所示.

表 1 为输入信号.表 2 为目标输出,“1.00”表示对应故障发生,“0.00”表示对应故障不发生.

表 1 训练样本

故障样本	能量峰峰值							
	$(0.01 \sim 0.39)f$	$(0.40 \sim 0.49)f$	$0.50f$	$(0.51 \sim 0.99)f$	f	$2f$	奇数倍 f	偶数倍 f
不平衡	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.05	0.00	0.00
不对中	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.50	0.00	0.00
油膜涡动	0.10	0.80	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
转子径向碰摩	0.10	0.10	0.10	0.10	0.20	0.10	0.10	0.10
喘振	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00
轴承座松动	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00

注: f 为工频.

3 神经网络训练及其结果

3.1 RBF 神经网络训练及其结果

输入信号有 6 组,即样本有 6 个,每个样本有 8 个输入元素,如表 1 所示,故输入节点为 8 个;诊断的故障包括电机转子的不平衡、不对中、油膜涡动、转子径向碰摩、喘振、轴承座松动共 6 个,故输出节点有 6 个,

于输入,即 $y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x) (k = 1, 2, \cdots, p)$.

BP 网络,即误差反向传播网络,它的网络模型与 RBF 的网络模型很相似,只是隐层作用函数采用 logsig 函数,输出层函数依然是线性函数.

1.2 径向基函数网络工作原理

从模式识别的角度看,径向基函数网络可以将低维空间线性不可分的问题映射到高维空间而变得线性可分.在 RBF 网络中,隐层的作用函数常采用像高斯函数这样的非线性函数,而输出层的作用函数常采用线性函数.这样,可把输出部分看成一个层感知器,只要合理选择隐层神经元个数及其作用函数,就可以把原来在低维空间线性不可分的问题变成一个线性可分的问题.

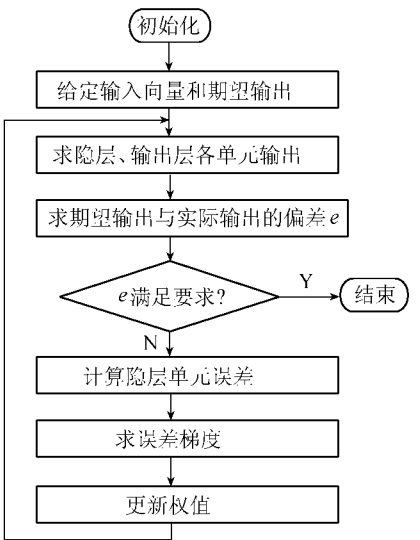


图 2 BP 算法流程
Fig.2 Flow chart of BP algorithm

中间层节点选 5 个.

训练过程显示的频率可自由选定,本文选用的值为 10.最多神经元个数要根据实际情况来定,对于一个可以收敛的网络,应大致估计隐层神经元的个数,最多神经元个数应略大于估计值,本文隐层有 5 个神经元,所以选用的值为 6.误差指标越小越好,该网络选用误差为 10^{-6} .径向基函数的分布系数缺省时为 1.0.

网络训练时,选用 MATLAB 神经网络工具箱中的 Solver 函数.这个函数开始训练时,网络节点为零,每训练 1 次,增加 1 个隐层神经元,直到网络训练好为止^[12].新版 MATLAB 中也可选用神经网络工具箱中的 newrb 函数训练网络.这个函数可自动增加径向基函数网络的隐层神经元,直到网络训练好为止.

训练样本如表 1 所示,目标输出如表 2 所示.误差曲线如图 3 所示.

网络训练完成后,用表 3 样本进行检验.实际输出如表 4 所示.

表 2 目标输出结果

Table 2 Target output

故障样本	输出结果					
	节点 1	节点 2	节点 3	节点 4	节点 5	节点 6
不平衡	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
不对中	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
油膜涡动	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
转子径向碰摩	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
喘振	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00
轴承座松动	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

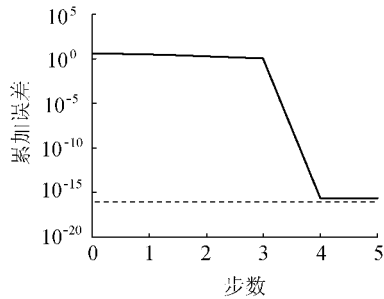


图 3 RBF 网络误差曲线

Fig.3 Error curve of RBF neural network

表 3 检验样本^[13]

Table 3 Test samples

故障样本	能量峰峰值							
	$(0.01 \sim 0.39)f$	$(0.40 \sim 0.49)f$	$0.50f$	$(0.51 \sim 0.99)f$	f	$2f$	奇数倍 f	偶数倍 f
不平衡	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	0.05	0.05	0.00
不对中	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	0.50	0.10	0.00
油膜涡动	0.10	0.80	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
转子径向碰摩	0.10	0.10	0.10	0.10	0.20	0.10	0.10	0.10
喘振	0.00	0.30	0.10	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00
轴承座松动	0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10

表 4 RBF 网络计算输出结果

Table 4 Calculated output of RBF neural network

故障样本	输出结果					
	节点 1	节点 2	节点 3	节点 4	节点 5	节点 6
不平衡	0.998 5	0.000 0	- 0.000 3	- 0.002 3	0.000 2	0.003 9
不对中	0.001 9	0.996 6	0.000 4	- 0.016 4	0.003 1	0.014 4
油膜涡动	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
转子径向碰摩	0.027 3	0.124 7	0.023 7	0.866 7	0.103 3	- 0.145 7
喘振	0.000 0	0.000 0	- 0.000 0	- 0.000 0	1.000 0	0.000 0
轴承座松动	0.004 4	0.015 7	0.007 0	- 0.033 1	0.011 0	0.995 0

3.2 BP 神经网络训练及其结果

训练样本、目标输出、检验样本与 RBF 网络相同.BP 网络输入节点有 8 个,隐层节点选 5 个,输出层节点选 6 个.网络训练时,先用 initff 函数对网络进行初始化,再用 trainbpx 函数训练网络.该网络的期望误差设为 0.01,学习速率为 0.05,隐层作用函数采用 logsig 函数,输出层采用 purelin 函数.

训练完毕后,用表 3 样本进行测试.误差曲线如图 4(a)所示,训练学习速率如图 4(b)所示,实际输出如表 5 所示.

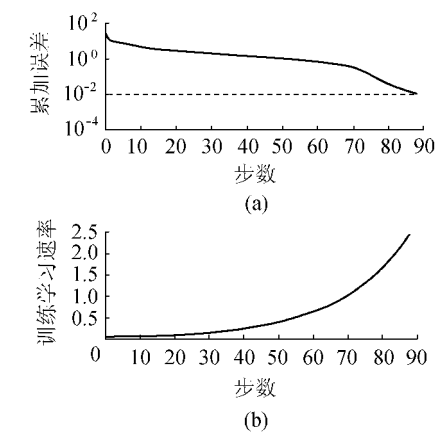


图 4 BP 网络训练曲线
Fig.4 Error curve of BP neural network

训练时,BP 网络不够稳定,有时候需要几百步才能达到要求,相比较而言,RBF 网络就较为稳定,其多次训练时的误差曲线相似,仿真结果也基本一致.

4 结 论

本文用 BP 网络和 RBF 网络对电机的 6 种常见振动故障进行了诊断,并进行了仿真.研究表明,BP 网络和 RBF 网络虽然都可以用于电机故障类型诊断,但 RBF 网络训练的速度较快,网络输出稳定,判断结果也更准确.

参考文献：

[1] 王红.电机设备故障诊断分析[J].煤矿机械,2005(10):157-159.
[2] 葛强,陈松山,周济人,等.大中型泵站主电动机运行故障分析及预防对策[J].扬州大学学报:自然科学版,2005,8(2):35-39.
[3] 王江萍.机械设备故障诊断技术及应用[M].西安:西北工业大学出版社,2001.
[4] 李占锋,韩芳芳,郑德忠.基于 BP 神经网络的电机转子故障的诊断研究[J].河北科技大学学报,2001,22(3):23-26.
[5] 岑健.小波神经网络在电牵引采煤机故障诊断中的应用[J].煤矿机械,2006,27(4):705-707.
[6] 葛强,徐俩俩,段小汇.人工神经网络在水泵性能预测中的应用研究[J].河海大学学报:自然科学版,2007,35(1):22-25.
[7] 黄丹,黄采伦.基于 BP 神经网络模型的电机故障诊断专家系统[J].自动化仪表,2003,24(3):15-17.
[8] 梁武科,赵道利,马薇,等.基于粗糙集-RBF 神经网络的水电机组故障诊断[J].仪器仪表学报,2007,28(10):1806-1810.
[9] 黎文锋,邓继忠,沈雷.神经网络在电机故障诊断中的应用综述[J].电气应用,2006,25(3):45-47.
[10] 侯媛彬,杜京义,汪梅.神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,2007.
[11] 闻新.MATLAB 神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2000.
[12] 楼顺天,施阳.基于 MATLAB 的系统分析与设计-神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,1999.
[13] 严金云.基于人工神经网络的汽轮发电机振动故障诊断的研究[D].南京:河海大学,2006.

Fault diagnosis of vibration of motors based on RBF neural network

GE Qiang, XU Liang-liang, QIU Bao-yun, TAN Lei, TANG Jian-jun

(College of Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China)

Abstract : There are 6 familiar vibration faults of asynchronous motors : rotor imbalance, non-aligning, oil swirl, radial friction, surge and flexible bearing bracket. The extracted features were classified by use of the RBF neural network, and their fault types were diagnosed and simulated. The simulated results were compared with those of the BP neural network. The results show that the RBF neural network can be applied in the diagnosis of vibration faults of motors, the diagnosis is feasible, fast and exact.

Key words : RBF neural network ; motor ; vibration ; fault diagnosis

表 5 BP 网络计算输出结果

Table 5 Calculated output of BP neural network

故障样本	输出结果					
	节点 1	节点 2	节点 3	节点 4	节点 5	节点 6
不平衡	1.039 1	0.046 7	-0.174 1	0.315 3	-0.142 5	-0.048 0
不对中	-0.026 3	1.137 2	-0.136 1	0.576 2	-0.488 0	-0.048 9
油膜涡动	-0.012 0	-0.005 4	1.000 2	0.009 2	-0.010 3	-0.028 2
转子径向碰摩	-0.018 3	-0.018 3	0.030 6	1.028 4	-0.024 5	-0.021 7
喘振	0.010 2	0.007 9	-0.022 8	-0.019 2	1.010 8	0.006 7
轴承座松动	0.396 0	-0.199 6	-0.075 0	-0.501 2	0.371 8	1.060 9

3.3 结果分析

由误差曲线可以看出,BP 网络达到误差要求即达到误差为 0.01 时,需要训练 88 步,而 RBF 网络在 4 步以内就可以达到误差 0.01 的要求,也就是说,RBF 网络的训练速度要比 BP 网络快得多.另外,在网络