

文章编号: 1671- 251X(2011)02- 0049- 03

DOI: CNKI: 32- 1627/ TP. 20110124. 1038. 006

基于 RBF 神经网络和小波包的 电动机故障诊断研究

王凡重, 田慕琴

(太原理工大学电气与动力工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 针对传统的电动机故障诊断存在很难准确提取故障时的特征信号及对故障作出准确预测的问题, 提出了一种基于 RBF 神经网络和小波包的电动机故障诊断的方法。该方法采用小波包分析技术提取电动机典型轴承故障、转子故障和绝缘故障振动信号的特征频段能量并组成向量作为 RBF 神经网络的输入, 用于诊断电动机的故障。实验和仿真结果表明, 使用 RBF 神经网络对电动机故障诊断是非常有效的, 对电动机早期故障的发现及维修有积极意义。

关键词: 电动机; 故障诊断; RBF 神经网络; 小波包分析; 振动信号

中图分类号: TD612 **文献标识码:** A **网络出版时间:** 2011- 01- 24 10: 38

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20110124.1038.006.html>

Research of Fault Diagnosis for Motor Based on RBF Neural Network and Wavelet Packet

WANG Fanzhong, TIAN Muqin

(College of Electrical and Power Engineering of Taiyuan University of Technology,
Taiyuan 030024, China)

Abstract: In order to solve the problem that it is difficult to extract fault characteristic signals and make an accurate fault prediction existed in traditional fault diagnosis for motor, a diagnosis method of motor faults based on RBF neural network and wavelet packet was put forward. The method can extract energy of special frequency bands of vibration signals of typical faults of bearing, rotor and insulation of motor with wavelet package analysis technology, and serve the energy as a group of vector to be input of RBF network for diagnosing motor fault. The experiment and simulation results showed that the method is very effective to diagnose motor, which has positive significance to find early fault and maintain for motor.

Key words: motor, fault diagnosis, RBF neural network, wavelet packet analysis, vibration signal

0 引言

电动机是一种重要的生产设备, 一旦产生故障不仅会损害电动机设备本身, 还会对生产造成较大的损失。因此, 如何诊断电动机的故障, 在故障发展的初期将故障诊断出来, 以便安排维修, 保持生产过程的连续性, 就显得及其重要。在以往的电动机故障诊断中常采用傅里叶变换, 但短时傅里叶变换很难取得故障时的特定信号。采用小波包分析技术可

以把电动机故障的特定频率细化到一个很小的频段内, 再提取这些频率段内的能量, 这些频率段的能量可以代表电动机的一类故障。通过训练样本对 RBF(径向基)神经网络训练, 对测取的电动机状态数据单用小波包技术提取特征频段的能量, 再输入训练好的神经网络, 可以很好地对故障作出判断^[1-3]。

本文采用 RBF 神经网络诊断电动机的故障, 在实验中设计了电动机的 3 种典型故障, 即轴承故障、转子故障和绝缘故障。用小波包提取了这 3 种故障状态振动信号的特征频段能量, 并把提取的能量组成向量, 作为 RBF 神经网络的输入用于诊断电动机的故障。

收稿日期: 2010- 10- 27

作者简介: 王凡重(1973-), 男, 山东菏泽人, 硕士研究生, 主要研究方向为电力设备故障诊断。E-mail: wangfanzhong@126.com

1 RBF 神经网络的结构和算法

RBF 神经网络结构如图 1 所示, 由 3 层组成, 即输入层、隐含层和输出层。输入层仅仅起到传输信号的作用, 隐含层节点一般由高斯核函数(径向基)作为激励函数, 输出层节点通常是简单的线性函数。隐节点的作用函数对输入信号将产生局部响应, 即当输入信号靠近核函数的中央范围时, 隐含层节点将产生较大的输出。因此, RBF 神经网络是局部逼近网络, 具有学习速度快的优点。基函数采用高斯函数时, 可表示为

$$\alpha_i(x) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|X - c_i\|^2\right) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中: $\alpha_i(x)$ 为第 i 个隐含层节点的输出; X 为输入样本, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$; c_i 为高斯函数的中心; σ 为高斯函数的方差; m 为隐含层节点的个数。

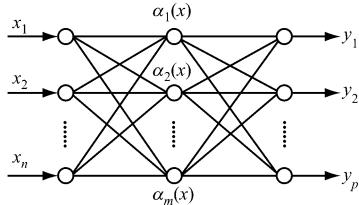


图 1 RBF 网络结构

RBF 神经网络的输出为隐含层节点输出的线性组合, 有

$$y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} \alpha_i(x) \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

式中: y_k 为第 k 个输出层节点输出; w_{ik} 为隐含层到输出层的权值; p 为输出层节点。

RBF 神经网络学习算法需要求解的参数有 3 个: 基函数中心、方差以及隐含层到输出层的权值。学习过程分为 2 个阶段: 一是自组织学习阶段, 此阶段为无导师学习过程, 求解隐含层基函数的中心与方差; 二是有导师学习阶段, 此阶段求隐含层到输出层之间的权值^[4-5]。

2 小波包提取故障信号的特征能量

小波包分析是在多分辨分析基础上发展起来的, 多分辨分析只对信号低频部分进行进一步分解, 而高频部分则不考虑, 小波包分析对信号提供了一种更加精细的分析方法, 通过对频带进行多层次划分, 对多分辨分析没有细分的高频部分进一步分解, 并可根据分析的信号特征, 自适应选择相应的频带, 使之与信号频谱相匹配, 从而提高时频分辨率,

具有广泛的应用价值^[6]。电动机处于故障状态时, 信号中某些频带内能量会增大, 而另外一些频带内能量会减少, 各频率成分的能量中包含着丰富的故障信息, 某种或某几种频率成分能量的改变即可代表一种故障状态。利用这一特征就可以建立能量变化到电动机故障的映射关系, 得到表征电动机故障的特征向量。小波包可以把信号逐层分解到一个频率段上, 经过多次分解, 可使一个小的频率段上包含有故障信息。以下为应用小波包提取故障信号的特征能量步骤^[7-8]:

(1) 根据提取的故障信号的特定频率决定小波包分解的层数, 用 X_{ij} 表示分解的各成分的系数, i 表示分解的层数, j 表示分解的最后一层的信号个数。

(2) 重构小波包分解系数, 提取各频率范围的信号, 以 S_{ij} 表示 X_{ij} 的重构信号。

(3) 求各频带的信号的总能量, 以 E_{ij} 表示 S_{ij} 对应的能量。

(4) 构造特征向量并进行归一化处理, 特征向量构造方法: $T = [E_{i0}, E_{i1}, \dots, E_{ij}]$, 当 E_{ij} 较大时, 则进行归一化处理, 令 $E = (\sum_{i,j} E_{ij})^{1/2}$, 归一化后的特征向量为 $T' = [E_{i0}/E, E_{i1}/E, \dots, E_{ij}/E]$ 。

3 电动机实验设计

实验中所用电动机型号为 Y160M2-8, 额定功率为 5.5 kW, 额定电流为 13.3 A, 极对数为 4, 额定转速为 720 r/min。在实验中模拟了异步电动机的轴承故障、鼠笼断条故障、线圈匝间绝缘故障。轴承故障是将其中的单个滚珠、2 个滚珠分别磨损 1/8、1/6、1/5、1/4、1/2 等, 鼠笼断条故障做了转子笼条 1 根、2 根、4 根断裂的故障模拟, 线圈匝间绝缘故障是把三相绕组的一相并联了大约与其阻抗 $|Z|$ 相等的 50 Ω 电阻来模拟匝间绝缘下降, 如图 2 所示。

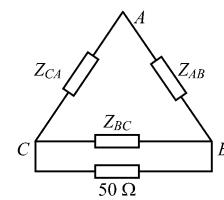


图 2 线圈匝间绝缘故障模拟

实验时通过在电动机头部安装的 8638M 004 型加速度传感器, 分别在径向测量电动机正常、轴承故障、转子故障和绝缘故障的振动信号, 根据故障模式和特定频率的关系, 选取了 $f_0/3, f_0/2, f_0, 5f_0/2$,

$3f_0$ 、 $4f_0$, 也即 16.7 Hz、25 Hz、50 Hz、125 Hz、150 Hz、200 Hz 作为特定频率, 实验采样频率为 1 000 Hz, 把采集到的正常信号和故障时的振动信号经过去噪后再进行 6 层小波包分解得到 64 个频段, 频带宽度为 $\Delta f = 7.81$ Hz, 选取其中 6 个频段 S_2 (15.62~23.43 Hz)、 S_3 (23.43~31.24 Hz)、 S_6 (46.86~54.67 Hz)、 S_{16} (124.96~132.77 Hz)、 S_{19} (148.39~156.2 Hz)、 S_{25} (195.25~203.06 Hz) 作为特征频段, 每个频段都包含以上的特定频率。提取这 6 个特征频段的能量并进行归一化处理后组成一组向量 T , 作为 RBF 神经网络的输入。在电动机正常和故障的 4 种状态下, 每组状态提取了 20 组数据, 共 80 组数据, 其中 76 组作为训练样本用来训练 RBF 神经网络, 4 组数据作为测试样本用于对训练好的网络进行测试。由于训练样本较多, 不再列出, 测试样本如表 1 所示。根据 6 个特征频段, 把 RBF 神经网络的输入神经元设为 6 个, 并根据电动机的 4 种状态, 把 RBF 神经网络的输出神经元设为 4 个, 并用 0 和 1 的不同组合表示电动机的不同故障, 如表 1 所示。

表 1 测试样本及 RBF 神经网络的目标输出

电动机状态	测试样本			目标输出
正常状态	0.042 4	0.039 5	0.462 4	0 0 0 1
	0.007 4	0.034 2	0.012 9	
轴承故障	0.160 7	0.075 0	0.347 1	0 0 1 0
	0.720 3	0.034 9	0.184 0	
转子故障	0.049 5	0.076 0	0.460 2	0 1 0 0
	0.419 2	0.030 7	0.107 2	
绝缘故障	0.063 7	0.069 7	0.759 2	1 0 0 0
	0.062 0	0.022 3	0.012 9	

4 仿真设计

在 Matlab 环境下, 设置 RBF 神经网络参数: 误差指标 $goal = 0.001$, 隐含神经元最多为 $mn = 100$; 扩展常数 $SP = 1$; 训练过程的显示频率 $df = 1$, 用训练样本对 RBF 神经网络进行训练, 误差曲线如图 3 所示。

从图 3 可看出, 经过 57 步训练, 误差满足了预先设定的要求, 隐含神经元为 57 个, 因此, RBF 神经网络结构为 6-57-4。用测试样本对训练好的 RBF 神经网络进行测试, 测试结果如表 2 所示。从表 2 可看出, 在误差范围内, RBF 神经网络的实际输出结果和目标输出结果一致, 4 组测试样本均正确反映了电动机的故障状态, 准确地预测了电动机的故障类型。

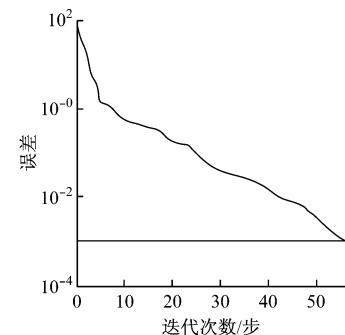


图 3 RBF 神经网络性能误差曲线

表 2 测试结果

	实际输出		目标输出	结果
- 0.000 4	- 0.006 2	0.001 4	1.005 2	0 0 0 1 正常状态
0.012 4	0.028 0	0.966 2	- 0.006 5	0 0 1 0 轴承故障
0.017 2	1.0113 9	- 0.017 8	- 0.013 4	0 1 0 0 转子故障
0.966 8	0.015 0	- 0.009 4	0.027 6	1 0 0 0 绝缘故障

5 结语

探讨了采用 RBF 神经网络技术和小波包技术相结合的方法诊断电动机典型故障的方法, 并取得了理想的诊断结果。这为电动机早期故障的诊断提供了一种有效方法, 对保证电动机的及时维护、变电动机故障维修为状态维修具有积极意义。

参考文献:

- [1] 吴松林, 张福明, 林晓东. 基于小波神经网络的滚动轴承故障诊断 [J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2008, 9(1): 17-21.
- [2] 孙伟, 柴世文, 杨河峙. 基于径向基神经网络的电动机轴承智能故障诊断 [J]. 制造业自动化, 2010, 23(8): 70-72.
- [3] 冷军发, 荆双喜, 吴中青. 基于 RBF 神经网络的齿轮箱故障诊断 [J]. 机械强度, 2010, 32(1): 17-20.
- [4] 许东, 吴铮. 基于 MATLAB 6. X 的系统分析与设计——神经网络 [M]. 2 版. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2003.
- [5] 田景文, 高美娟. 人工神经网络算法研究及应用 [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2006.
- [6] 周伟, 桂林. MATLAB 小波分析高级技术 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006.
- [7] 王芳, 鲁顺昌. 基于小波包分析的电动机故障检测 [J]. 电动机与控制应用, 2008, 35(7): 53-56.
- [8] 刘东升, 赵辉, 王红君, 等. 基于小波分析和神经网络的电动机故障诊断方法研究 [J]. 天津理工大学学报, 2009, 25(1): 11-14.