

小波包分析和BP神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用*

黄良沛^{1,2} 吴超威² 王靖^{1,2}

(1. 湖南科技大学机械设备健康维护省重点实验室 湘潭 411201; 2. 湖南科技大学机电工程学院 湘潭 411201)

摘要: 根据滚动轴承振动信号的不同故障模式在频域能量分布中的差异性,提出了基于小波包分解与重构和BP神经网络的轴承故障模式识别技术。论文首先对轴承振动信号进行小波包三层分解,完成了振动信号在空间的完整拆分,同时得到了第三层由低频到高频的小波包分解系数,再依据小波包分解系数分别重构各频段的信号,并提取信号各频段的能量。然后利用信号各频段的能量组成的特征矢量作为BP神经网络的输入样本,对BP神经网络进行训练,获得不同故障模式识别网络模型,最后利用测试数据对建立起来的BP神经网络模型进行检验,通过BP神经网络判别滚动轴承的故障类型。实验结果证明,采用小波包分解与重构和BP神经网络相结合的方法可以比较准确地识别滚动轴承的故障。

关键词: 滚动轴承 小波包分解 BP神经网络 模式识别

中图分类号: TP235 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.5099

Fault pattern recognition of rolling bearing using wavelet package analysis and BP neural network

Huang Liangpei^{1,2} Wu Chaowei² Wang Jing^{1,2}

(1. Hunan Provincial Key Laboratory of Health Maintenance for Mechanical Equipment, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China; 2. School of Electromechanical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: According to the frequency domain energy distribution differences of bearing vibration signal in the different failure modes, rolling bearing fault pattern recognition technology based on the orthogonal wavelet packet decomposition and BP neural network is proposed. The orthogonal three layer wavelet packet decomposition for rolling bearing vibration signal is carried out to get the third layer wavelet packet decomposition coefficients from low frequency to high frequency, then the different frequency band signal are reconstructed respectively to extract energy features by means of wavelet packet decomposition coefficients. Using the energy feature vector of different frequency band as the model input of the BP neural network model, a large number of samples are trained to get the network pattern recognition model for different bearing fault, then use several groups of test data are used to verify the BP network models to discrimination the type of rolling bearings fault. The test results proved that the method integrated the Wavelet packet decomposition with BP neural network can identify the fault of rolling bearings more accurately.

Keywords: rolling bearing; wavelet packet decomposition, BP neural network; pattern recognition

1 引言

滚动轴承是机械设备中最常见的零部件之一,它的运行状态是否良好直接影响到整台机器的功能,无论从机械设备安全角度出发,还是从社会经济利益出发,对滚动轴承

故障诊断技术的研究工作都具有十分重大的意义。滚动轴承的故障诊断,传统方法主要是对轴承振动信号进行频谱分析,但在很多现场工作状况下(如早期故障发生以及低速旋转等),蕴藏着故障特征的振动信号非常微弱,以至于常常被周围非故障特征信号所淹没,导致无法及时有效地检

收稿日期:2015-08

*基金项目:国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助项目(批准号:U1433118)、湖南省自然科学基金与湘潭市科技局联合资助项目(批准号 14JJ5011)

测出机械设备故障特征^[1]。因此,准确地提取滚动轴承故障信息是机械设备故障确诊的前提。小波分析能够通过各种运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化,使振动信号表现在低频处频率细分,高频处时间细分,其自身特性符合振动信号在时域和频域内的分析要求^[2]。

人工神经网络是一种大规模并行的非线性网络系统,它从微观结构和功能上对大脑进行抽象简化,模拟人脑智能的一条重要途径,反映了人脑功能的若干基本特性,具有很强的获取知识能力以及联想记忆能力,其中BP神经网络在机械设备滚动轴承故障诊断中起着重要作用^[2-3]。同时,小波包分解以其自身特性与BP神经网络有机结合,为BP神经网络提供输入特征矢量,使滚动轴承故障模式识别得以有效实现。

2 小波包分解与重构

小波包分解能够对振动信号在所有频带范围内进行分解。小波包算法的基本理念是将第一次分解结果的低频部分和低频部分利用二抽取一运算,保留其中某一部分(每隔一个数保留一个数),进行下一步信号分解时,对高频部分和低频部分同时进行分解,对所分解数据继续采用二抽取一运算^[3],这样无高频频段和低频频段都具有相同的时频分辨率,信号被分解成两个不同时频段上,随着小波包分解的继续进行,频段所包含信号数据量越来越少。但是,小波包分解和小波分解一样,经过每一层变换后的数据量是上一层数据量的一半^[2,4]。即分解到 j 层时, j 层中每一频率段的数据量是上一层该信号数据量的 $1/2$ 倍。因此,当结束小波包分解时,各频段上的时域波形分辨率太低而不能满足需要。为了提高所需要观察的各频段上的分辨率,可以用以下方法。如果要观察某一频段上信号的时域波形,那么保留该频段的数据,把其它频段的数据设为零,然后利用小波包重构式,把信号往下继续进行重构。每一层信号数据重构完以后,所得到的信号数据量比上一层该信号数据量增加一倍。这样经过 j 层小波包重构后,就可以把该频率段上信号的时域波形分辨率提高到原始信号的大小。也可以采用以下方法,把不同频率段上的信号结合起来重构^[3-5]。把所有频率段上的信号合起来重构,就可以重构出原始信号大小。

小波包分析 Mallet 算法的基本思想:假定已经计算出某函数或信号 $f(t) \in L^2(R)$ 在分辨率 2^j 下的离散逼近 $A_j f(t)$, 则 $f(t)$ 在分辨率 2^{j-1} 的离散逼近 $A_{j-1} f(t)$ 可通过用离散低通滤波器 H 对 $A_j f(t)$ 滤波获得。根据 Mallat 算法的分解思想, $A_j f(t)$ 分解为粗糙像(低频) $A_{j-1} f(t)$ 与细节 $D_{j-1} f(t)$ 之和,即有:

$$A_j f(t) = A_{j-1} f(t) + D_{j-1} f(t) \quad (1)$$

一旦多分辨分析的尺度函数 $\varphi(t)$ 被确定,小波函数 $\psi(t)$ 也可以构造出来。当构造的尺度函数是正交的,则此多分辨分析为正交多分辨分析。Mallat 算法正是基于正交

多分辨分析进行的。函数 $f(t)$ 的离散逼近 $A_j f(t)$ 和细节部分 $D_j f(t)$ 可分别表示为

$$A_j f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) \quad (2)$$

$$D_j f(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

式中: $c_{j,k}$ 和 $d_{j,k}$ 分别为尺度(或粗糙像)系数和小波(或细节)系数。

由多分辨分析的伸缩性及包容性,可得到尺度函数和小波函数的双尺度方程。

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_k \varphi(2t-k) \quad (4)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g_k \varphi(2t-k) \quad (5)$$

式(4)中, h_k 为尺度函数的双尺度方程展开系数,也称低通滤波器系数。式(5)中, g_k 为小波双尺度方程展开系数,也称高通滤波器系数。 g_k 与 h_k 二者关系可表示为

$$g_k = (-1)^{k-1} h_{1-k}, k \in \mathbf{Z} \quad (6)$$

根据多分辨分析通过一系列计算,小波包 Mallat 算法分解公式可表示为:

$$c_{j-1,k} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \hat{h}_{m-2k} c_{j,m} \quad (7)$$

$$d_{j-1,k} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \hat{g}_{m-2k} c_{j,m} \quad (8)$$

式(7)、(8)中: \hat{h}_k, \hat{g}_k 分别是正交滤波器共轭系数。

小波包 Mallat 算法重构公式可表示为:

$$c_{j,k} = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} h_{k-2m} c_{j-1,m} + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} g_{k-2m} d_{j-1,m} \quad (9)$$

对于离散信号,利用小波包分解重构算法,得到某一频段或几个频段的信号成分,进而提取信号特征矢量。本文根据滚动轴承不同故障振动状态与信号特征矢量大小的对应关系,选择将信号小波包分解以后直接重构信号,从而提取振动信号特征矢量的方式。

3 实验系统与故障特征提取

3.1 实验系统的建立

利用图1所示的滚动轴承实验台模拟轴承的工作状态,实验台驱动端安装一个6307滚动轴承。由三相异步电机通过挠性联轴器带动装有转盘的转轴旋转,电机转速为1750 r/min。实验分4次进行,分别对应4种不同故障模式轴承,采样频率为12 kHz,采样点数为1024。在模拟实验台经过10次实验,每次实验采集数据10组,共100组数据,前60组数据作为BP神经网络的训练,建立网络模型,后40组数据作为神经网络模型的检验。

3.2 信号的特征提取

滚动轴承故障振动信号经传感器和A/D采样后,得到轴承故障的原始信号,图2为采集的内圈故障原始信号图。根据上节提出的小波分析算法,对故障采样信号进行三层



图 1 转子试验台测试系统

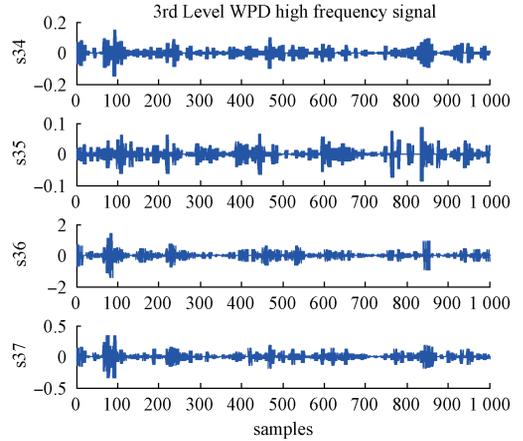


图 4 内圈故障小波重构信号高频处波形

小波包分解,通过小波分解和重构,得到 8 个频段的信号如图 3、图 4 所示。

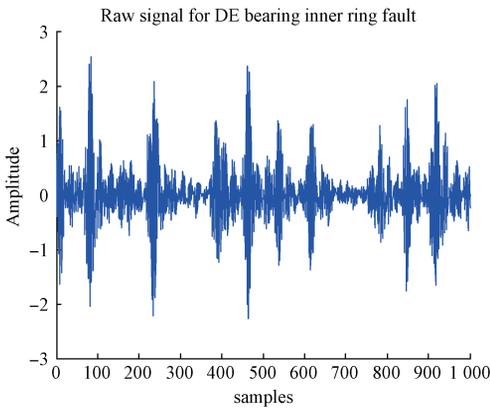


图 2 内圈故障原始信号波形图

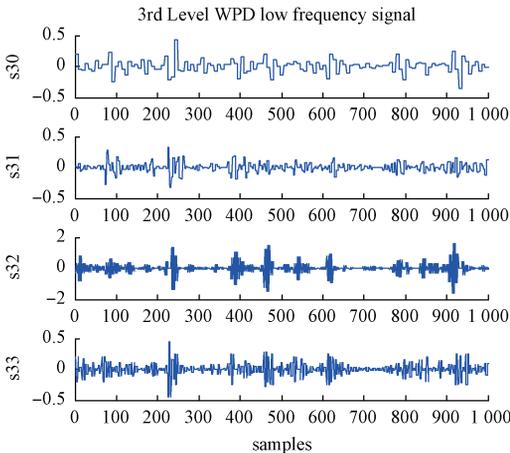


图 3 内圈故障小波重构信号低频处波形

由图 3、4 可以看出,轴承正常时的时域波形幅值震荡相对较小,因此,通过改变分解得到的各层高频系数进行信号的小波重构达到消噪的目的,这一程序实现能更直观地展现信号小波分解与重构在信号消噪中的重要作用,使该信号在神经网络模式识别中的应用更精确。

针对提取的每一频段的重构信号 s_{3j} 求其能量:

$$E_{3j} = \int |s_{3j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \quad (10)$$

式中: $x_{jk} (j = 0, 1, \dots, 7, k = 1, 2, \dots, n)$ 表示重构信号 s_{3j} 的 n 个离散点的幅值^[7-8]。为了提高特征向量的聚类性,使其分布离散性更好,便于网络输入和辨识处理,需要对特征向量进行归一化处理,得到归一化后的特征向量 $C_{3j} = [c_{30}, c_{31}, \dots, c_{37}]$,特征向量各元素 c_{3j} 取值范围在 0~1 之间。归一化的方法是对根据不同频段的能量特征值序列 $E_{3j} = [e_{30}, e_{31}, \dots, e_{37}]$,按式(6)进行归一化处理,归一化的数据如表 1 所示。

$$c_{3j} = \frac{e_{3j} - \max(E_{3j})}{\max(E_{3j}) - \min(E_{3j})} \quad (11)$$

表 1 特征向量归一化结果

	正常	内圈	外圈	滚动体
c_{30}	1.0000	0.0675	0.2310	1.0000
c_{31}	0.6280	0.0349	0.2154	0.4796
c_{32}	0.1434	1.0000	0.8662	0.9920
c_{33}	0.3741	0.0690	0.2124	0.2857
c_{34}	0	0.0054	0	0
c_{35}	0.0347	0	0.0058	0.0042
c_{36}	0.0202	0.6694	1.0000	0.6098
c_{37}	0.0690	0.0428	0.1153	0.0347

4 BP 神经网络模式识别

4.1 网络模型的建立

BP 神经网络(back propagation neural network)是一种单向传播的多层前向神经网络。其结构如图 5 所示。BP 网络除有输入层和输出层外,还有一层或多层隐层,同层网络节点间无任何耦合,每个节点都是单个神经元。

由于同层节点间无任何耦合,因此每一层的神经元只

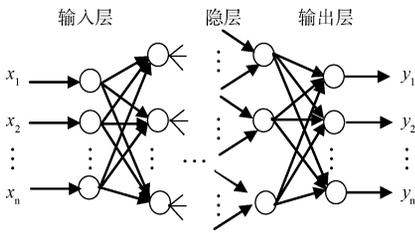


图5 BP神经网络的基本结构

接受前一层神经元的输入,每一层神经元的输出只影响下一层神经元的输出。BP神经网络采用连续可微 Sigmoid 函数作为神经元的激活函数,当然其它的非线性函数也可以使用。神经网络算法中对 BP 神经网络的精髓是误差反向传播学习算法,该算法也称之为梯度算法^[9]。梯度算法是借助误差平方和在梯度方向修改网络权值的方式,使得 BP 网络高效率的达到期望的学习效果。

该网络的激活函数为 S 型 Sigmoid 函数,从 S 型函数的特性以及结果的满意度考虑初始权值为 $(-1, 1)$ 中的任何数^[10]。结合本实验的具体情况和前人的工作经验在故障信号识别的网络系统学习的速率一般为 0.01,本实验的学习速率取为 0.01^[11,13]。对于隐含层节点数的选取目前还没有一个统一的标准公式,本文根据前人工作的基础上选取了一个经验公式来确定该网络隐含层的节点数。公式如下:

$$T = 2m + 1 \quad (12)$$

本文选取了四个滚动轴承故障的特征参数作为输入,其输入层的节点数为 8,则隐层节点数为 17。输出层的节点数为 4。确定了 BP 神经网络的结构后,利用小波包分解得到的特征矢量对网络进行训练,使网络保持预先设定的结构类型^[12,14]。

传统的神经网络故障诊断系统是将小波包分解所得到的特征向量作为样本输入神经网络得到的输出结果,作为最后的判断结果,显然,网络输出数据不可能全部是期望的绝对 0 或 1。因此,本文在此方法基础上采用了区间判别法,方便获得更好的诊断效果^[14]。对滚动轴承某一故障模式,如果采用二进制编码表示滚动轴承各个故障模式,期望输出为 0 或 1,所以对输出结果重新进行判断,对于输出结果,选定一个判别区间,将实验仿真数据与判别区间比较,判定该数据属于 0 或 1,当仿真结果小于 0.1 或者大于 0.9(如 0.0238, 0.926),则判定结果为 0 或者 1。除此之外输出的其他数据,判定为仿真结果无意义^[15]。可以判别区间看出,如果这个靠近 0 和 1 的判别区间越大,那么模式识别准确率越高,可能判定为无意义数据的几率越小;当判别区间越小,则判断的准确性越低,判定为无意义数据的几率越大,可以根据具体情况选择。具体工作状态编码表示如下:正常轴承(1000)滚珠故障(0100)内圈故障(0010)外圈故障(0001)^[14-15]。

4.2 网络模型的训练与检测

初步建立网络模型后,将训练样本输入神经网络,对网络进行训练。将实验前 6 次采集的数据共 60 组用于网络训练。测试中,为了提高模式识别的可靠性和可信度,规定输出矢量中 4 个元素中最大者,并且其值超过 0.9 即被认定为该输出有效,最大元素在矢量中的位置与前面规定的轴承模式中的序号相互对应,否则认为该输出无效。将检验样本输入网络之后,对输出数据进行区间判别分析。

针对提取的故障信号分别用小波包分解提取各故障信号的特征向量,然后以故障信号的特征向量对 BP 神经网络进行训练,选出其中一种典型故障模式的网络训练误差曲线。图 6 给出了 BP 神经网络关于内圈故障的训练误差曲线,经过 76 步网络训练达到预期要求,可见 BP 神经网络的收敛速度很快,训练后的 BP 神经网络就是滚动轴承的故障模式识别网络。经过上述训练,可以得到建立了故障信号的 BP 神经网络模型。为了验证经过训练网络的性能,选用轴承 4 次实验中采集的数据共 $4 \times 10 = 40$ 组,这 40 组故障信号作为实测样本用于网络性能测试。利用上述训练好的 BP 神经网络,对 40 组实测样本进行了诊断,结果发现有 3 组数据出现误判或无效结果,总准确率为 $(40 - 3)/40 = 92.5\%$,具体故障识别率如表 2 所示,可以看出神经网络的诊断结果与实际结果相对应,识别率比较高,说明小波分解对故障信号提取特征向量具有较好的实用性,很好的还原了信号特征,对特征向量用 BP 神经网络进行训练,所诊断的结果与实际结果相互对应,其诊断结果可靠性强。

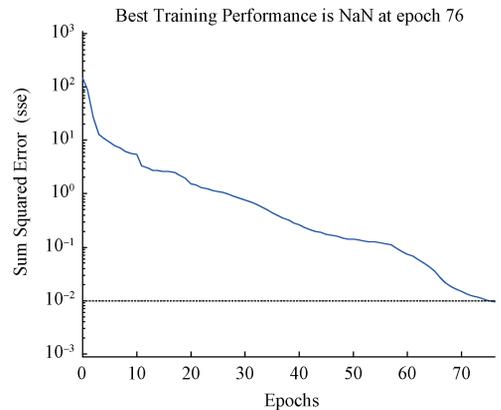


图6 内圈故障网络训练误差曲线

表2 BP神经网络对给定故障的测试

检验样本类型	检验样本数目	误判数目	识别准确率	总识别率
正常	10	0	100%	92.5%
内圈故障	10	0	100%	
外圈故障	10	2	80%	
滚子故障	10	1	90%	

5 结 论

本文提出了小波包正交分解与重构和 BP 神经网络的滚动轴承故障模式识别技术。小波分解和重构提取能量特征向量,对原始信号起到了很好的消噪作用,归一化后的特征向量能更好地训练神经网络模型。实验结果证明,对于滚动轴承故障模式识别,利用小波包分解与重构提取能量特征向量作为输入样本的 BP 神经网络具有较高的识别准确率,可有效鉴别滚动轴承故障模式。因此,基于小波包分解和 BP 神经网络的机械设备故障诊断方法是可行的。

参 考 文 献

- [1] 王国锋,王子良. 基于小波包和径向基神经网络轴承故障诊断[J]. 北京科技大学学报, 2004, 26(2): 184-187.
- [2] 董广明,陈进. 基于小波包神经网络方法的支撑座连接螺栓松动损伤诊断的实验研究[J]. 机械科学与技术, 2006, 25(1): 102-106.
- [3] 雷亚国,何正嘉. 基于特征评估和神经网络的机械故障诊断模型[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(5): 558-562.
- [4] LI W, CAO J. The limiting distribution of the residual lifetime of a Markov repairable system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 1993, 41(3):103-105.
- [5] 赵元喜,胥永刚. 基于谐波小波包和 BP 神经网络的滚动轴承声发射故障模式识别技术[J]. 振动与冲击, 2010, 29(10):97-103.
- [6] 王国栋,张建宇. 小波包神经网络在轴承故障模式识别中的应用[J]. 轴承, 2007(1): 31-34.
- [7] TANDON N, CHOUD HURY A. A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in roller element bearings[J]. Tribology International, 1999(32):469-480.
- [8] 高强,何正嘉. 谐波小波及其时频剖面图在旋转机械诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2000, 34(9):62-66.
- [9] 郭艳平,严文俊. 面向风力发电机组齿轮箱滚动轴承

故障诊断的理论与方法研究[J]. 浙江大学学报, 2012(2):56-62.

- [10] WU J D, CHAN J J. Faulted gear identification of a rotating machinery based on wavelet transform and artificial neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(5): 8862-8875.
- [11] LI C J, LEE H. Gear fatigue crack prognosis using embedded model, gear dynamic model and fracture mechanics [J]. Mechanical systems and signal processing, 2005, 19(4): 836-846.
- [12] PARK J I, BAE S J. Direct prediction methods on lifetime distribution of organic light-emitting diodes from accelerated degradation tests [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(1): 74-90.
- [13] 王广斌,黄良沛. 面向转子故障诊断的核局部边界 Fisher 判别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2010(1): 96-100.
- [14] 胡学发,王姝,王福利,等. 基于子时段递推 MFDA 的水压机故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2009(2): 247-251.
- [15] 许秀玲,汪晓东,张浩然. 基于卡尔曼滤波器的传感器故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(8):79-81.

作 者 简 介

黄良沛, 1995 年于湘潭矿业学院获得学士学位, 1999 年于焦作工学院获得硕士学位, 2005 年于中南大学获得博士学位, 现为湖南科技大学机械设备健康维护重点实验室教授, 主要研究方向为机电系统可靠性建模与仿真分析、机电设备状态监控与故障诊断。

E-mail: huanglp413@163.com

吴超威, 2012 年于湖南科技大学获得学士学位, 现为湖南科技大学机电工程学院研究生, 主要研究方向机电设备状态监控与故障诊断。

E-mail: chaowei0611@163.com

王靖, 2012 年于中南大学获得博士学位, 现为湖南科技大学机械设备健康维护重点实验室讲师, 主要研究方向机电设备状态监控与故障诊断、测试技术及信号处理。

E-mail: wangjing3812@163.com