

文章编号:1674-2869(2011)05-0082-07

基于混合特征提取和 WNN 的齿轮箱故障诊断

鲁艳军¹, 陈汉新¹, 贺文杰^{1,2}, 尚云飞¹, 陈绪兵¹

(1. 武汉工程大学机电工程学院, 湖北 武汉 430205; 2. 法国国立梅斯工程师学院, 梅斯 57078)

摘 要:提出了一种基于混合特征提取和小波神经网络(WNN)的齿轮箱故障诊断方法,运用时域分析法、小波分解和小波包分解相结合的方法对齿轮箱振动信号进行故障特征提取,将所提取的特征值作为 WNN 分类器的特征输入参数,采用反向传播(BP)算法对 WNN 结构中的平移参数、尺度参数、连接权值和阈值进行调整和优化.在实验中采用不同裂纹尺寸的齿轮来模拟三种故障模式,通过对三种故障齿轮进行诊断和分类,能证明本文所提议的故障诊断方法是有效且可靠的.

关键词:齿轮箱;特征提取;小波神经网络;故障诊断

中图分类号:TH165+.3

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1674-2869.2011.05.022

0 引 言

现代制造业中,旋转机械的故障诊断一直都是一个重要而困难的研究课题,齿轮箱是旋转机械设备中传递动力和扭矩的一种常用零部件,也是较易发生故障的部分,其运行状态对整个机械装置的工作性能有很大的影响,因此对齿轮箱进行故障诊断引起了国内外广大学者的关注.随着现代科学技术的飞速发展,机械设备向着高性能、高可靠性、系统集成化、自动化方向发展,各个部件之间的联系也越来越紧密,如果某一部分发生故障,就会引起一系列的连锁反应,导致设备运转停止或关闭^[1].为维护机械设备的性能,避免造成不必要的经济损失和人员伤亡,需要快速而有效地检测出故障并且防止故障的进一步扩展或恶化.为提高旋转机械故障诊断的准确性与快速性,近年来出现了许多基于人工智能技术的故障诊断方法,如专家系统、模糊集理论、神经网络诊断法等^[2].小波神经网络由于其强大的非线性函数逼近、模式识别和分类能力,被广泛应用于故障诊断与预测^[3].文献^[4]运用小波神经网络能有效地对齿轮箱中齿断裂、齿磨损等不同故障类型进行故障识别和分类.由于齿轮箱中的齿轮部件发生故障的比例较大,裂纹故障又是齿轮常见的一种故障形式,为进一步探索小波神经网络的模式识别与分类能力,为此本文对同一种裂纹故障状况下

的不同损坏程度进行故障诊断研究.

对齿轮进行故障诊断的一个主要工具是基于振动的分析,采用先进的信号处理方法对振动信号进行预处理,能有效地提取信号的特征信息^[5].文献^[6]使用小波包分解能有效地提取振动信号的故障特征信息;运用 Hilbert 变换和小波包对齿轮箱振动信号进行处理后,能够对几种齿轮故障模式进行识别和诊断^[7];林京等^[8]采用自适应小波滤波器预处理信号,获得了很好的效果.陈汉新等^[9]基于 Hilbert 变换和自适应 Morlet 小波对振动信号进行特征提取,能对齿轮的不同裂纹尺寸进行故障识别,贺文杰等^[10]用经验模态分解(EMD)和傅里叶变换(FFT)相结合的方法能有效地对齿轮箱故障进行分类.然而,由于各种信号处理方法自身的局限性,单一的信号处理方法不能完全地提取信号的特征信息,导致诊断准确率不高.本文采用时域分析法、小波分解和小波包分解相结合的方法对所测得的振动信号进行故障特征提取,所提取的特征向量作为小波神经网络的输入向量,运用反向传播算法对小波神经网络参数进行调整和优化,通过小波神经网络分类器对各种故障模式进行诊断.通过对齿轮箱振动数据进行分析,表明本文所提议的故障诊断方法能有效地对三种不同齿轮裂纹尺寸的故障模式进行识别和分类,并且优于采用单一的方法对信号进行特征提取.

收稿日期:2011-01-14

基金项目:湖北省教育厅科学技术研究重大项目(Z20101501);武汉市科技局科技攻关项目(201010621237)

作者简介:鲁艳军(1987-),男,湖北天门人,硕士研究生.研究方向:机械设备故障诊断与信号处理.

指导老师:陈汉新,男,教授,博士研究生指导老师.研究方向:机械故障诊断及监控、化工石油管道的无损检测.

1 特征提取过程

特征提取是指从原始振动信号中提取有用的故障特征信息,对这些特征信息进行分析可以区分各种故障信号,包括时域特征提取、小波包分解提取和小波分解提取三个部分。

1.1 时域特征提取

当齿轮出现故障时,齿轮箱时域信号会发生变化,它的幅值和分布都与正常齿轮的时域信号有差异。每个时域特征参数或者特征量都反映了振动信号的某种特性,通过这些特性可以对不同信号进行区分。对于一组离散的测试信号 $x_i = [x_1, x_2, \dots, x_N]$,本文取 $N = 1024$,几个特征参数的计算公式如下:

均值: $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ (1)

标准差: $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2}$ (2)

均方根值: $X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$ (3)

峭度指标: $K = \frac{1}{N} \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^4}{X_{rms}^4} \right)$ (4)

偏态指标: $C = \frac{1}{N} \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^3}{X_{rms}^3} \right)$ (5)

选取 σ, X_{rms}, K, C 四个时域特征参数作为小波神经网络的一组特征参数,如表 1 所示。

表 1 采用三种方法所提取的特征参数
Table 1 The extracted feature parameters using three methods

特征提取法	特征参数
时域法	σ, X_{rms}, K, C
小波包分解	$E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8$
小波分解	M_1, M_2, M_3, M_4

1.2 小波包特征提取

小波包分解可以同时信号的低频和高频部分进行分解,并且克服了多分辨分析不能对高频部分进行细分的缺点,具有很高的时频局部分化分析能力。此外,小波包分解能够根据被分析信号的特征,自适应地选择相应的频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高了时频分辨率,能有效地提取信号的特征信息。小波包函数 $W_{j,k}^n(t)$ 被定义为:

$W_{j,k}^n(t) = 2^{j/2} W^n(2^j t - k)$ (6)

式(6)中 $n = 0, 1, 2, \dots$ 为振荡参数, $j \in Z$ 和 $k \in Z$ 分别是尺度参数和平移参数。

当 $n = 0, 1; j = k = 0$ 时,初始的两个小波包函

数被定义为:

$W^0(t) = \varphi(t), W^1(t) = \psi(t)$ (7)

其中 $\varphi(t)$ 是尺度函数, $\psi(t)$ 是母小波函数。

当 $n = 2, 3, \dots$ 时,其它的小波包函数满足如下关系^[7]:

$$\begin{cases} W^{2n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k \in Z} h(k) W^n(2t - k) \\ W^{2n+1}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k \in Z} g(k) W^n(2t - k) \end{cases}$$
 (8)

$$\begin{cases} h(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \langle \varphi(t), \varphi(2t - k) \rangle \\ g(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \langle \psi(t), \psi(2t - k) \rangle = (-1)^k h(1 - k) \end{cases}$$
 (9)

这里 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积运算, $h(k)$ 和 $g(k)$ 分别是低通滤波器和高通滤波器。对于一组离散信号 $x(t)$,小波包分解算法与重构算法如公式(10)和(11):

$$d_{j+1}^{2n} = \sum_k h(k - 2t) d_j^n(k), d_{j+1}^{2n+1} = \sum_k g(k - 2t) d_j^n(k)$$
 (10)

$$d_j^n(k) = 2 \left[\sum_{\tau} h(k - 2\tau) d_{j+1}^{2n+1}(\tau) + \sum_{\tau} g(k - 2\tau) d_{j+1}^{2n}(\tau) \right]$$
 (11)

$d_j^n(k)$ 表示经小波包分解后节点 (j, n) 所对应的第 k 个系数,节点 (j, n) 表示第 j 层的第 n 个频带,小波包分解图如图 1 所示,采用小波包分解进行特征提取的步骤如下:

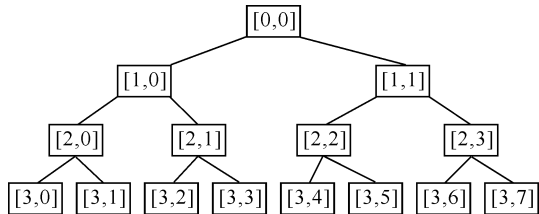


图 1 三层小波包分解树结构

Fig. 1 The tree structure of three layer wavelet packet decomposition

(1) 对采集到的齿轮箱振动信号利用 Haar 小波进行 3 层小波包分解,采用 Shannon 熵标准,可得到从低频到高频的 8 个等宽频率的子频带,本文采样频率为 2560 kHz。

(2) 求各子频带特征信号的能量值。用 (S_1, S_2, \dots, S_8) 表示各子频带特征信号,则原始信号 $S = S_1 + S_2 + \dots + S_8$,设信号 $S_n (n = 1, 2, \dots, 8)$ 所对应的能量值为 E_n ,其计算公式如下^[11]:

$$E_n = \int S_n(t)^2 dt = \sum_{k=1}^N |d_j^n(k)|^2$$
 (12)

式(12)中 $j = 3, n = 1, 2, \dots, 2^j, k = 1, 2, \dots, N, N$

为信号长度且 $N=1\ 024$.

(3)构造特征向量. 设所提取的 8 个能量值为 $T=[E_1,E_2,E_3,E_4,E_5,E_6,E_7,E_8]$, 将 T 作为小波神经网络的一组特征参数, 如表 1 所示.

1.3 小波特征提取

小波分析是一种优于传统的傅里叶变化的新的信号处理方法, 被广泛应用于语音与图像处理、数据压缩与编码、故障诊断等领域. 小波能有效地提取信号低频部分的时频特征信息, 具有很高的频率分辨率. 设 $\psi(x) \in L^2(R)$, $L^2(R)$ 表示平方可积实数空间, 当 $\psi(x)$ 满足如下容许条件时:

$$C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \tag{13}$$

式(13)中, $\hat{\psi}(\omega)$ 为 $\psi(x)$ 的傅里叶变换, C_ψ 为容许常数, $\psi(x)$ 为母小波函数. 通过尺度因子和平移因子对母小波函数进行伸缩和平移操作, 可得到小波族函数, 小波族函数可被定义为:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (a,b \in R, a \neq 0) \tag{14}$$

对于一组离散的时间信号 $x(t)$, 其小波变换可表示为

$$W_f(a,b) = \langle x(t), \psi_{a,b} \rangle = \int_R |a|^{-1/2} x(t) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) da db \tag{15}$$

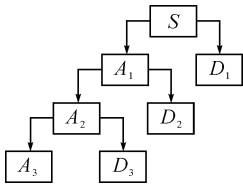


图 2 三层小波分解树结构

Fig. 2 The tree structure of three layer wavelet decomposition

小波分解树如图 2 所示, 采用小波分解进行特征提取的步骤如下:

(1)对采集到的齿轮箱振动信号利用 Haar 小波函数进行 3 层小波分解, 经重构后可得到 1 个逼近信号(A_3)和 3 个细节信号(D_1, D_2, D_3), 如图 2 所示.

(2)求各个重构信号的能量值. 原始信号 $S=A_3+D_1+D_2+D_3$, 计算各个重构信号的能量值, 其计算公式如下:

$$M_n = \int S_n(t)^2 dt = \sum_{i=1}^N |W_f^i(a,b)|^2 \tag{16}$$

式(16)中 $n=1,2,3,4, i=1,2,\dots,N$, N 为信号长度且 $N=1\ 024$.

(3)构造特征向量. 设所提取的 4 个能量值为 $P=[M_1,M_2,M_3,M_4]$, 将 P 作为小波神经网络的

一组特征参数, 如表 1 所示.

2 小波神经网络

人工神经网络是模仿大脑的生理结构和工作方式而构造的一种信息处理系统, 具有自学习、自适应等能力, 在信号分类、模式识别、智能诊断中得到了广泛的应用. 张^[12]于 1992 年首次提出了小波神经网络的概念, 它是一种基于小波变换的前馈神经网络. 小波神经网络结合了小波分析与神经网络的优点, 能够较好地对非稳态信号进行处理, 并被广泛应用于模式识别、故障诊断、图像处理等领域. 小波神经网络是一个三层网络结构: 包括输入层、隐含层和输出层. 本文选用 Morlet 小波(公式 17)和 Sigmoid 函数(公式 18)分别作为隐含层和输出层的激活函数, 小波神经网络模型如图 1 所示.

$$\psi\left(\frac{x-b}{a}\right) = \cos\left(1.75\left(\frac{x-b}{a}\right)\right) \exp\left(-0.5\left(\frac{x-b}{a}\right)^2\right) \tag{17}$$
$$f(\cdot) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \tag{18}$$

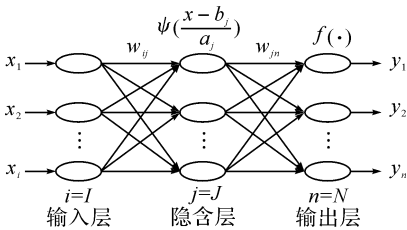


图 3 小波神经网络模型

Fig. 3 The model of wavelet neural network

图 3 中, I, J, N 分别为输入层、隐含层、输出层的节点数, w_{ij} 为输入层与隐含层的连接权值, w_{jn} 为隐含层与输出层的连接权值. 整个网络从输入层到输出层的映射关系如下:

$$\begin{cases} I_j^p = \sum_{i=1}^I w_{ij} x_i^p + b1_j, O_j^p = \psi\left(\frac{I_j^p - b_j}{a_j}\right) \\ I_n^p = \sum_{j=1}^J w_{jn} O_j^p, y_n^p = f(I_n^p + b2_n) \end{cases} \tag{19}$$

式(19)中 p 为样本数, x_i^p 表示输入层的输入, I_j^p 和 O_j^p 分别为隐含层的输入与输出, I_n^p 和 y_n^p 分别为输出层的输入与输出, $b1_j$ 和 $b2_n$ 分别为隐含层与输出层的阈值, 则小波神经网络的输出函数如下:

$$y_n^p = f\left[\sum_{j=1}^J w_{jn} \psi\left(\left(\sum_{i=1}^I w_{ij} x_i^p + b1_j\right) - b_j\right) / a_j + b2_n\right] \tag{20}$$

本文采用传统的反向传播算法即 BP 算法, 其

实质是采用梯度下降算法对小波神经网络中 w_{ij} , w_{jn} , a_j , b_j , $b1_j$, $b2_n$ 六个参数不断进行调整和优化,使网络实际输出与目标输出的误差平方和达到最小值,其目标误差函数被定义为:

$$E = \sum_{p=1}^P E^p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{n=1}^N (d_n^p - y_n^p)^2 \tag{21}$$

式(21)中 d_n^p 和 y_n^p 分别表示网络的目标输出与实际输出。

假定网络学习率为 η ,动量因子为 λ ,按梯度下降算法计算如下变量^[4,13]:

输出层反传误差信号:

$$\delta_n = -\frac{\partial E}{\partial I_n^p} = (d_n^p - y_n^p) y_n^p (1 - y_n^p) \tag{22}$$

隐含层反传误差信号:

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial I_j^p} = \sum_{n=1}^N \delta_n w_{jn} \frac{\partial O_j^p}{\partial I_j^p} = \sum_{n=1}^N \delta_n w_{jn} \psi'((I_j^p - b_j)/a_j) \frac{1}{a_j} \tag{23}$$

$$\begin{cases} \Delta w_{jn} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jn}} = \eta \delta_n O_j^p \\ \Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta \delta_n w_{jn} \frac{\partial O_j^p}{\partial I_j^p} x_i^p = \eta \delta_j x_i^p \end{cases} \tag{24}$$

$$\begin{cases} \Delta a_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_j} = \eta \delta_n w_{jn} \frac{\partial O_j^p}{\partial a_j} = -\eta \delta_j \left(\frac{I_j^p - b_j}{a_j} \right) \\ \Delta b_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j} = \eta \delta_n w_{jn} \frac{\partial O_j^p}{\partial b_j} = -\eta \delta_j \end{cases} \tag{25}$$

$$\begin{cases} \Delta b1_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial b1_j} = \eta \delta_j \\ \Delta b2_n = -\eta \frac{\partial E}{\partial b2_n} = \eta \delta_n \end{cases} \tag{26}$$

采用 BP 算法对网络进行调整和优化,则网络各个参数可以按如下公式进行调整:

$$\begin{cases} w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \lambda \Delta w_{ij}(t) \\ w_{jn}(t+1) = w_{jn}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{jn}} + \lambda \Delta w_{jn}(t) \end{cases} \tag{27}$$

$$\begin{cases} a_j(t+1) = a_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_j} + \lambda \Delta a_j(t) \\ b_j(t+1) = b_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} + \lambda \Delta b_j(t) \end{cases} \tag{28}$$

$$\begin{cases} b1_j(t+1) = b1_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b1_j} + \lambda \Delta b1_j(t) \\ b2_n(t+1) = b2_n(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b2_n} + \lambda \Delta b2_n(t) \end{cases} \tag{29}$$

设网络输出目标误差为 0.01,最大训练次数为 3 000 次,小波神经网络 BP 算法过程如下:

(1)先将网络连接权值 w_{ij} 和 w_{jn} ,小波参数 a_j 和 b_j ,阈值 $b1_j$ 和 $b2_n$ 初始化,输入训练样本。

(2)正向计算。经小波神经网络从输入层到输

出层按公式(19)进行正向计算后,按公式(21)将实际输出 y_n^p 与期望输出 d_n^p 进行比较得到输出误差 E ,如果 E 不满足要求,则转入(3);否则转入(4)。

(3)反向传播。通过公式(22)和(23)得到反传误差信号 δ_n 和 δ_j ,再根据误差信号从后向前按梯度下降算法调节神经网络各个参数,通过公式(27)调整 w_{ij} 和 w_{jn} ,通过公式(28)调整 a_j 和 b_j ,通过公式(29)调整 $b1_j$ 和 $b2_j$,然后再转入(2)。

(4)检验终止条件。如果公式(21)中的误差 E 满足所设定的目标误差或者迭代次数达到最大训练次数,则网络训练结束。

3 齿轮箱故障诊断实验

如图 4 所示,振动是由齿轮 3 与齿轮 4 之间的冲击力产生的,所以选取齿轮 3 或者齿轮 4 来模拟故障,齿轮 3 与齿轮 4 之间的齿啮合被看作悬臂梁上的动态载荷。梁的挠度由梁端点所受的力、梁的长度、材料的杨氏模量以及梁的惯性力矩等因素决定。由于大齿轮比小齿轮有更大的长度和惯性力矩,所以在实验中最终选用齿轮 3 来模拟故障模式。

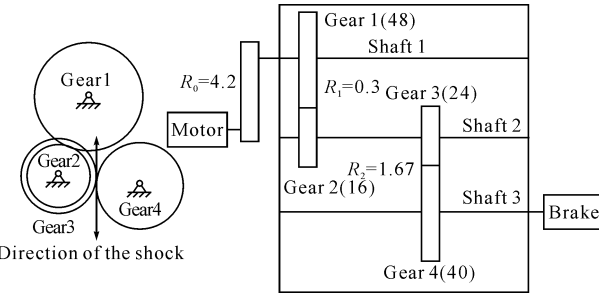


图 4 齿轮箱测试系统简图

Fig. 4 The diagram of gearbox testing system

为进一步探索小波神经网络的模式识别与分类能力,并及早检测出故障,在实验中我们选取同一种裂纹故障状态下的不同损坏程度来模拟故障。选择齿轮裂纹全深度和全宽度的 $(\frac{1}{4}, \frac{1}{2})$ 两种比例模拟两种故障,齿轮裂纹全深度为 $a = 2.4$ mm,裂纹全宽度为 $b = 25$ mm。三种齿轮故障模式被定义如表 2 所示,所选的齿轮箱转速为 800 r/min,载荷为 51.77 N·m。

表 2 三种齿轮故障模式

Table 2 Three gear fault modes

齿轮故障模式	裂纹尺寸几何参数			压力角/(°)
	深度/mm	宽度/mm	厚度/mm	
F1	0	0	0	
F2	(1/4)a	(1/4)b	0.4	45°
F3	(1/2)a	(1/2)b	0.4	

4 结果与讨论

4.1 实验结果

(1)对齿轮箱振动信号进行 3 层小波包分解后,可得到如图 5 所示结果,图 5 中(b)和(c)分别为分解后第 3 层的[3 0]和[3 1]子频带重构信号,其中频带[3 0]对应的频率范围为(0~320 Hz), E_1 和 E_2 分别为重构信号[3 0]和[3 1]的能量值.

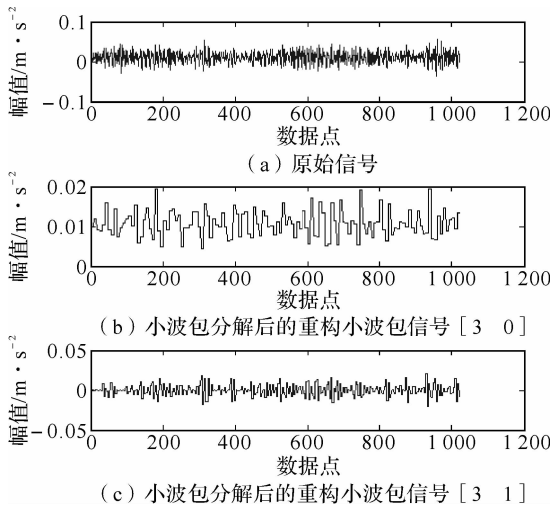


图 5 使用小波包变换后的重构信号

Fig. 5 The reconstructed signals after using wavelet packet transform

(2)对齿轮箱振动信号进行 3 层小波分解后,可得到如图 6 所示结果,图 6 中(b)和(c)分别为分解后的逼近信号 A_3 和细节信号 D_1 ,其中 M_1 和 M_2 分别为逼近信号 A_3 和细节信号 D_1 的能量值.

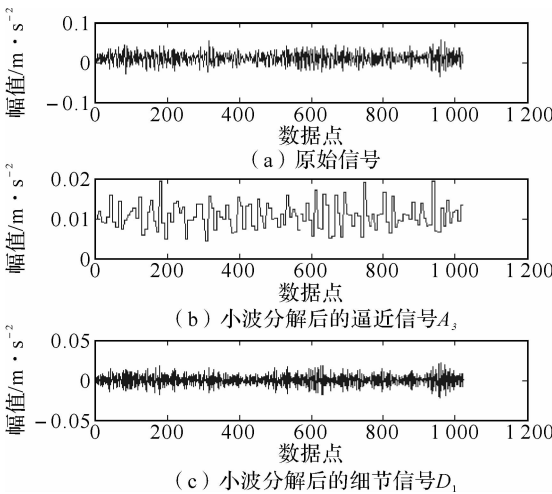


图 6 使用小波变换后的逼近信号和细节信号

Fig. 6 The approximation and detail signals after using wavelet transform

(3)网络输入层节点数对应于特征输入参数个数,网络输出层节点数取 $N=3$ (对应 3 种故障模式).在其它条件不变的情况下,只改变隐含层节点

数对网络进行训练,最后选定最佳隐含层节点数 $J=14$,按同样方法可得最佳学习率 $\eta=0.4$ 和动量因子 $\lambda=1$,使网络获得最好的训练和测试效果.本次试验总共提取了 72 个样本信号,其中 36 组数据作为训练样本,另外 36 组数据作为测试样本.

采用四种不同的特征提取方法可构成四种分类器(如图 7 所示),分别对这四种分类器进行训练和测试,所得结果见表 3 和图 8 所示.

分类器 1:输入 4 个时域特征参数(σ, X_{rms}, K, C),此时输入层节点数 $I=4$.

分类器 2:输入 8 个能量值参数($E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8$),此时输入层节点数 $I=8$.

分类器 3:输入 4 个能量值参数(M_1, M_2, M_3, M_4),此时输入层节点数 $I=4$.

分类器 4:输入 5 个混合特征参数($X_{rms}, E_1, E_2, M_1, M_2$),此时输入层节点数 $I=5$.

表 3 四种分类器的诊断结果

Table 3 The diagnosis results of four classifiers

分类器	特征提取方法	诊断准确率/%
分类器 1	时域特征提取	61.11
分类器 2	小波包特征提取	80.56
分类器 3	小波特征提取	83.33
分类器 4	混合特征提取	91.67

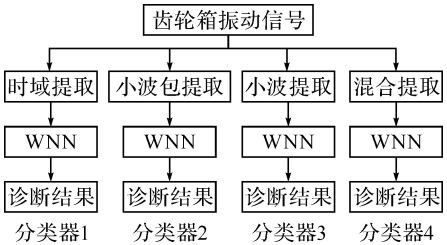


图 7 四种分类器的诊断流程图

Fig. 7 The diagnostic flowchart of four classifiers

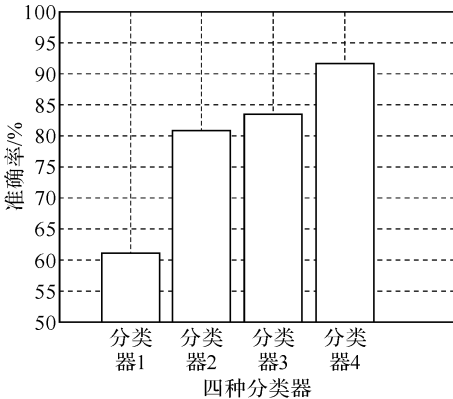


图 8 四种分类器的诊断结果

Fig. 8 The diagnosis results of four classifiers

由表 3 和图 8 可知,分类器 1、分类器 2、分类器 3 和分类器 4 的诊断准确率分别为 61.11%、80.56%、83.33%、91.11%;采用小波包或者小波

分析对信号进行预处理后,所构成的分类器2和3的诊断准确率明显高于分类器1;采用混合特征提取方法所构成的分类器4的诊断准确率最高为91.11%,都高于其它三种分类器。

4.2 讨论

(1)由以上结果可知,四种分类器都能对三种齿轮故障模式进行识别和分类,表明所采用的四种方案都能提取振动信号中有用的特征信息,原信号中既包含时域特征和频率特征,也包含时频率特征信息。

(2)分类器1的准确率只有61.11%,说明原信号所包含的时域特征信息较少;分类器2和3的准确率较高,说明原信号中包含有较多的时频率特征信息。

(3)运用小波分析和小波包分析对齿轮箱振动信号进行预处理后,能提高诊断准确率,表明运用先进的信号处理方法处理原始信号后能提取更多的特征信号,减少白噪声对信号的影响,提高信噪比。

(4)分类器4的诊断准确率都高于其它三种分类器,表明采用时域分析法、小波包分析和小波分析相结合的方法提取振动信号的特征信息时,比采用单一的方法能更完整更全地提取信号的特征信息。

(5)分类器4选用时域特征均方根值、小波包分解节点能量值和小波分解逼近信号和细节信号能量值作为特征参数,能获得较高的诊断准确率,说明这几个特征参数包含有原信号的大部分特征信息,能较好地反映信号的状态。

(6)本文所提议的故障诊断方法能够有效地提取齿轮箱的故障特征信息,对各种故障模式进行识别和分类,为机械系统的故障诊断提供了一种新的理论与依据。

5 结语

以上所提议的基于混合特征提取和小波神经网络的方法能有效地对三种不同齿轮裂纹故障进行诊断和分类,运用小波包和小波变换对振动信号进行预处理后,能提取更多的特征信息。采用时域分析法、小波包分析和小波分析相结合的方法比采用单一的方法能更好地提取信号的特征信息,从而提高了小波神经网络的诊断精度和模式分类能力,该方法能较好的应用于旋转机械的故障诊断。

致谢:实验数据由加拿大阿尔伯特大学机械工程学院可靠性研究实验室提供。

参考文献:

[1] Lei Y G, He Z J, Zi Y Y. A new approach to

intelligent fault diagnosis of rotating machinery [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(4): 1593 - 1600.

- [2] Yang H Y, Mathew, Joseph, et al. Intelligent diagnosis of rotating machinery faults - A review [C]. In: 3rd Asia - Pacific Conference on Systems Integrity and Maintenance, Cairns, Australia, 2002; 1 - 7.
- [3] Berenji H R, Wang Y. Wavelet neural networks for fault diagnosis and prognosis [C]//2006 IEEE 14th International Conference on Fuzzy Systems, Vancouver, Canada, 2006; 1334 - 1339.
- [4] Kang Y, Wang C C, Chang Y P. Gear fault diagnosis by using wavelet neural networks [M]. Advances in Neural Networks, 2007; 580 - 588.
- [5] Lei Y G, He Z J, Zi Y Y. Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 9941 - 9948.
- [6] Chen H X, Patrick, Chua S K, et al. Fault degradation assessment of water hydraulic motor by impulse vibration signal with wavelet packet analysis and Kolmogorov - Smirnov test [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(7): 1670 - 1684.
- [7] Fan X F, Zuo M J. Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(4): 966 - 982.
- [8] LIN J, Zuo M J. Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(6): 1259 - 1269.
- [9] 陈汉新,王庆军,陈绪兵,等. 基于解调振动信号特征提取齿轮箱的故障诊断 [J]. 武汉工程大学学报, 2010, 32(9): 67 - 77.
- [10] 贺文杰, Bajolet Julien, Yoann Plassard, 等. 基于 EMD 和 FFT 的齿轮箱故障诊断 [J]. 武汉工程大学学报, 2011, 33(1): 65 - 70.
- [11] Yen G G, Lin K K. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 47(3): 650 - 667.
- [12] Zhang Q, Benveniste A. Wavelet networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 889 - 898.
- [13] Ahlawat A, Pandey S. A variant of back - propagation algorithm for multilayer feed - forward network [C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Information Research and Applications, Varna, Bulgaria, 2007; 238 - 246.

**Gearbox fault diagnosis based on hybrid feature
extraction and wavelet neural network**

LU Yan – jun¹, CHEN Han – xin¹, HE Wen – jie^{1,2}, SHANG Yun – fei¹, CHEN Xu – bing¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China;
2. Ecole Nationale d'Ingénieurs de Metz, Metz 57078, France)

Abstract: A new method of fault diagnosis for gearbox based on hybrid feature extraction and wavelet neural network (WNN) was proposed in this paper. The time domain analysis, wavelet packet decomposition and wavelet decomposition were applied to extract the fault feature information of vibration signals collected from gearbox. The extracted feature values were regarded as the feature input vector of WNN. The scale parameters, translation parameters, weight values and threshold values in WNN structure were optimized by traditional back – propagation (BP) algorithm. Three gear fault modes were simulated with different crack sizes in the experiment. The effectiveness and reliability of the presented fault diagnosis method were demonstrated through identification and classification for several fault modes.

Key words: gearbox; feature extraction; wavelet neural network; fault diagnosis

本文编辑:陈小平



(上接第 81 页)

**Optimized design for blades inclinations in Vertical Circulation
Impinging Stream Reactor**

ZHANG Tao , WU Yang , YANG Qing , LI Liang , LI Liang

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan Intitute of Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to explore the influence rules of the mixed performance and the forced blades under different inclinations, the numerical simulation method was employed to simulate the force analysis of blades and speed in the reactor under four various inclinations in this paper. The inclinations of the blades θ were set as 15°、30°、45°、60°, respectively. The results were obtain through the comparative analysis for four different conditions. The results showed that, when $\theta=45^\circ$, the mixed performance of the reactor and the cycle capability of the intermittent were optimum as well as the resultant force of the fluctuation blades and the resultant moment of force of the blades rotating along Z axis were the minimum. This conclusions provided the theoretical references for the optimization design of the blades in the VCISR.

Key words: Vertical Ompinging Stream Reactor; inclination; mixed performance

本文编辑:陈小平