

文章编号: 100028055(2010) 010203207

基于小波神经网络的齿轮系统故障诊断

李永龙, 邵忍平, 薛 腾
(西北工业大学 机电学院, 西安 710072)

摘 要: 通过对齿轮系统在不同的运转状态下不同的故障类型进行试验测试分析, 获取了有关的测试信号, 对振动特征信号进行了小波阈值去噪, 采用离散小波变换(DWT)对去噪后的信号进行 8 层分解处理, 对各层的小波系数进行了小波重构, 得到 8 层细节信号和 1 层近似信号, 并计算了各层信号的能量, 得到了信号的能量分布特征. 在此基础上把各层信号特征作为神经网络的输入, 进行了网络的研究、分析处理和故障分类, 并对小波神经网络方法与单独采用神经网络方法的故障诊断结果进行了比较评价. 研究表明, 去噪处理后的效果比没有去噪的信号特征更加明显, 而采用小波神经网络诊断方法, 对于齿轮无故障、齿根裂纹故障、分度圆裂纹故障和齿面磨损故障能够进行很好地区分与诊断, 其诊断成功率均在 95% 以上, 可对实际工程工作的齿轮系统进行故障诊断.

关 键 词: 离散小波变换; 神经网络; 特征提取; 小波阈值去噪; 故障诊断; 齿轮

中图分类号: TH1131.1

文献标识码: A

Gear fault diagnosis based on wavelet and neural network

LI Yonglong, SHAO Renping, XUE Teng

(School of Mechanical Engineering,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: By measuring experimentally the vibration signals of the gear system at different rotating speeds for different faults, the testing signals were obtained. The feature signals of system were analyzed using wavelet denoising by threshold in different running conditions. Using discrete wavelet transform (DWT), the signals can be decomposed into eight detail components and an approximated component. After reconstruction of each level, their energy distributions were computed in order to extract the feature of the fault signals, these features were used for fault recognition using a neural network. The neural network was researched and analyzed. The results of using wavelet neural network and neural network were also compared. Based on the research, it indicates that the feature of the denoised signal is superior to the original one. When dealing with various situations, such as the crack at the gear root, the crack at the gears reference circle and the wear abrasion fault of tooth surface, the performance rates are over 95%. The proposed method can be effectively used in engineering diagnosis of different faults of gear system.

Key words: discrete wavelet transform; neural network; feature extraction; wavelet denoising by threshold; fault diagnosis; gear

收稿日期: 20081227; 修订日期: 200903201

基金项目: 国家自然科学基金(50575187); 航空科学基金(01153073); 陕西省自然科学基金(2004E219); 西北工业大学研究生创业种子基金(Z200524)

作者简介: 李永龙(1984-), 男, 湖南新化人, 硕士生, 研究方向为机械设计及理论、信号处理、故障诊断.

通讯作者: 邵忍平(1962-), 男, 副教授、硕士生导师, 博士后, 主要从事机械动力学、智能计算检测与诊断方面研究.

E-mail: shaorp@mail.nwpu.edu.cn

随着信号处理技术的飞速发展, 振动信号被广泛用来进行现场监测和故障诊断. 信号处理的方法有很多^[122], 但是都有一定的局限性. 如傅里叶变换是一个整体变换, 不能同时反映时频特性; 短时傅里叶变换在平稳信号的分析中很有用, 但是, 由于它的时频分辨率是一常量, 对非平稳信号的分析效果不好; 魏格纳2威利时频分析法 (WVD) 能够用来分析非平稳信号, 但是, 两个信号和的 WVD 有交叉项存在, 产生信号干涉, 造成信号的时频特征模糊不清, 不利于分析. 为了解决以上提到问题, 采用小波分析进行信号处理已成为一种趋势. 小波分析能够减少干涉, 具有良好的时频定位功能, 在低频段采用高的频率分辨率和低的时间分辨率, 而在高频段采用低的频率分辨率和高的时间分辨率, 对于分析非平稳信号十分有效. 尽管离散小波变换能够在时频分析中有很好的分辨率, 但是, 直接使用离散小波变换就如连续小波变换一样, 它需要很大的内存和很长的时间去计算^[3]. 用 db 小波函数将信号进行分解, 然后对 layers 小波系数进行重构, 提取分解信号的能量特征, 就能够很好的弥补离散小波变换的缺陷. 神经网络是一种较好的信号分析处理与归类的智能计算方法, 通过对某一类特征的学习, 根据学习所得的经验知识, 就能做出正确结论的决策. 它已在语音识别、目标识别、图像处理与识别、智能控制、系统辨识等方面显示出其极大的应用价值^[45]. 所以, 本文将离散小波变换与神经网络结合起来, 充分利用两者的优点, 弥补其缺点, 将其应用于齿轮系统的振动信号分析之中, 对于系统的故障特征信号进行了研究, 提出了一种小波神经网络故障诊断方法. 通过对齿轮振动信号进行小波阈值去噪, 采用离散小波变换提取故障特征, 最后采用一种反馈算法的神经网络对齿轮系统的故障进行分类、识别和诊断, 给齿轮系统的故障分析提供了一种方法.

1 小波阈值去噪

在小波变换过程中, 信号与噪声表现出不同的分解特性. 随着分解尺度的增加, 信号对应的小波系数包含信号的重要信息, 其幅值较大, 但数目较少, 而噪声对应的小波系数是一致分布的, 个数较多, 但幅值小, 基于信号小波变换的这些特点, 可以对混杂的噪声信号进行去噪.

在消噪过程当中, 阈值的确定是关系到消噪效果的关键问题, 因此阈值大小可以按照以下规

则来确定:

1) 统一阈值去噪法 (sqtwolog 规则), 阈值的选择满足^[6]

$$K = R \sqrt{2 \ln N} \tag{1}$$

其中 R 是噪声标准方差, N 是信号长度. 它在实际应用中效果欠佳, 会产生扼杀现象.

2) 基于无偏估计的阈值算法 (rigsure 规则), 阈值 K 为 $K = R \sqrt{w_b}$, 其中 R 是噪声标准方差, w_b 为风险函数. 这种选择规则更加保守、方便, 仅对部分系数置为零, 不容易丢失真实信号成分.

3) 启发式阈值 (heursure 规则), 该阈值规则是前两种阈值的综合, 所选择的是最优预测变量阈值 K . 当信噪比较大时, 用固定的阈值; 当信噪比较小或扰动较大时, 使用 Stein 的无偏估计理论来确定阈值. 所以本文采用的就是这种方法.

设 s 为 n 个小波系数的平方和, 令 $G = (s - n) / n$ 及 $L = (\log_2 n)^{3/2} \sqrt{n}$. 则

$$K = \begin{cases} K & G < L \\ \min(K, K) & G \geq L \end{cases} \tag{2}$$

2 离散小波变换原理及信号特征提取

离散小波变换作为一种多分辨率分析技术, 能把原始信号分解成几个不同尺度和分辨率的信号, 也能够运用逆离散小波变换进行信号重构^[28]. 在整个信号分解和重构的过程中, 原始信号不会丢失. 多分辨率分析技术 (MRA) 的数学模型定义如下^[9]:

$$\begin{aligned} V_{j+1} &= W_j \oplus V_j = \\ W_j \oplus W_{j-1} \oplus \dots \oplus W_{j-k} \oplus V_{j-k} \end{aligned} \tag{3}$$

其中 V_j 是用尺度 j 对原始信号分解得到的近似信号; W_j 是原始信号在尺度 j 下表示瞬态响应的细节信号; $\oplus$ 表示两种分解信号的相加, k 是信号分解的层数.

离散小波变换的小波函数 $\psi(t)$ 和尺度函数 $\phi(t)$ 能够实现高通滤波和低通滤波. 信号通过滤波器后, 被分成细节信号和近似信号, 近似信号能够进行多次重复分解, 因此一个信号能分解成各种不同分辨率的分解信号. 小波函数 $\psi(t)$ 和尺度函数 $\phi(t)$ 定义如下:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \sum_k d_{j,k} \psi(2^j t - k) \tag{4}$$

$$\leq_{j,k}(t) = 2^{\frac{j-1}{2}} \sum_k c_{j,k} \leq(2^{j-1}t - k) \tag{5}$$

其中 d_j 和 c_j 是在尺度 j 的小波系数和尺度系数。
假如系统提取离散信号为 $X(t) = (v_0, v_1, \dots, v_{N-1})$, $N = 2^j$ 是取样点数, j 是一个整数。
 $X_j(t)$ 在尺度 j 分解成尺度 $j-1$ 的离散小波变换的数学模型定义如下:

$$D_{wt}[X_j(t)] = 2^{\frac{j-1}{2}} \left[\sum_{k=0}^{2^{j-1}-1} c_{A_{j-1,k}} \leq(2^{j-1}t - k) + \sum_{k=0}^{2^{j-1}-1} d_{D_{j-1,k}} U(2^{j-1}t - k) \right], 0 \leq k \leq \frac{N}{2^j} - 1 \tag{6}$$

其中

$$c_{A_{j-1,k}} = \sum_h c_{j,h} v_{j,h \cdot 2^{j-1} - k}, 0 \leq h \leq \frac{N}{2^j} - 1 \tag{7}$$

$$d_{D_{j-1,k}} = \sum_h d_{j,h} v_{j,h \cdot 2^{j-1} - k}, 0 \leq h \leq \frac{N}{2^j} - 1 \tag{8}$$

$$d_h = (-1)^h c_{2^{j-1}-h}, \quad p = \frac{N}{2^j} \tag{9}$$

同时, $c_{A_{j-1,k}}$ 和 $d_{D_{j-1,k}}$ 是信号在尺度 $j-1$ 的近似形式和细节形式, j 是尺度因子。

如图 1 所示, 表示了离散小波变换对信号不同层的分解和重构的算法过程, $X(t)$ 为原始信号, N 为数据点的数目, $N = 2^n$, A_n 为变换后的高频信号, D_n 为变换后的低频信号. 只要尺度函数和小波形成一组规范正交基, 则无论小波分解还是小波重构都是能量守恒的. 由于小波分解结构的低频和低频重构中也是用的规范正交基, 过程中没有信号损失, 因此, 用能量作为各频率带的特征是可行的。

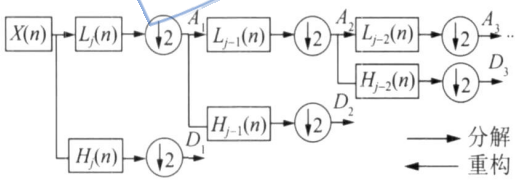


图 1 信号不同层的分解和重构的算法框图
Fig. 1 Basic decomposed/reconstructed framework of discrete wavelet transform

3 小波神经网络构建与齿轮系统测试及数据获取

反向传播神经网络(BPN)是一个多层感知器, 被广泛应用在工程领域处理非线性和复杂系统. BPN 包括 3 层: 一个输入层, 一个隐含层和一个输出层. 隐含层和输出层都有激活函数, 一般选

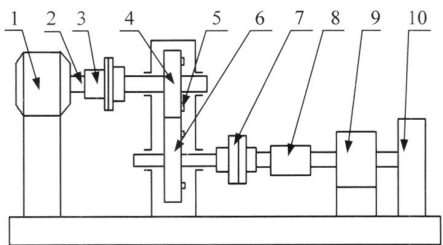
取标准 Sigmoid 型函数. BPN 包括两个阶段: 正向传播阶段和反向传播阶段. 正向传播阶段给出输入信息通过输出层经隐含层逐层处理并计算每个单元的输出值, 若在输出层未能得到期望的输出值, 则逐层递归地计算实际输出与期望输出之差值(误差), 以便根据此差值调节权值. 权值的计算公式

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \eta w_{jk}(n) \tag{10}$$

其中 ηw_{jk} 是隐含层和输出层之间的权值. 这个过程一直持续到整个网络稳定为止。

本文将离散小波变换与神经网络结合起来, 采用小波神经网络的故障诊断方法. 该方法先通过对齿轮振动信号进行小波阈值去噪处理, 然后采用离散小波变换提取故障能量特征, 最后采用一种反馈算法的神经网络对齿轮系统的故障进行分类、识别和诊断。

齿轮系统试验测试装置如图 2 所示. 由电动机驱动整个系统运转, 经过联轴器后, 将动力传递给减速器齿轮, 经过减速器输出后通过齿式联轴器、转矩转速传感器, 将动力传递给磁粉加载器. 本试验中, 主动齿轮为故障齿轮, 设置了 3 种故障, 分别为齿根裂纹、分度圆裂纹和齿面磨损. 加速度传感器安装在齿轮故障的对称位置附近^[10], 另外采用了传输环将信号无损的输送出来, 通过电荷放大器放大后再进行采集. 试验时, 通过控制柜观察和控制转矩与转速的大小, 以及通过控制柜观察磁粉加载器来控制系统所加载荷的大小. 齿轮系统的运行状态共分成 4 级转速: 空载状态下 300r/min、加载状态下 300, 900, 1200, 1500r/min. 在上述 4 种转速下分别进行测试, 采用了 CRAS 信号采集软件系统进行信号采集、分析, 运用上述的算法进行特征提取与诊断。



1 电机; 2 轴; 3 电机联轴器; 4 主动齿轮;
5 加速度传感器; 6 从动齿轮; 7 齿式联轴器;
8 转矩转速传感器; 9 磁粉加载器; 10 轴承支座
图 2 齿轮故障诊断测试试验系统简图
Fig. 2 Testing equipment of fault gear system

4 齿轮故障诊断及其结果与评价

如图 3 所示是在转速 900 r/min 状态下实测得到的正常齿轮与 3 种故障齿轮的振动信号, 可见噪声很大, 通过小波阈值去噪后的信号也表示在图中, 可以看出去噪后不仅保持了原有信号的特征, 而且特征更加明显, 便于以后的分析处理。

在空载和加载运转情况下各种齿轮故障的振动信号采用小波函数 db8 分析, 如图 4 所示。显然从信号分解图很难观察出它们有什么明显的特征, 不易对各种故障进行诊断。那么通过帕塞瓦尔定理的变换, 就能够发现各种状态下的故障的能量分布有明显的差异。如图 5 所示, 分解后的各层中第 1 层表示近似信号的能量分布, 2 层至 9 层表示细节信号的能量分布。如果把第 5 层作为中间点, 则 1 层至 4 层属于低频, 6 层至 9 层属于高

频。无故障时, 频带 1 主要是转频能量, 频带 6 主要是啮合频率能量, 可以看出此时啮合频率比转动频率能量占的比重; 齿根裂纹时, 低频带 1 比频带 6 占的能量比例大, 可见, 故障存在时使低频得到加强; 分度圆裂纹时, 各种频带的能量分布分量比较多; 磨损时, 能量主要集中在高频带。为了区分故障, 把各种故障状态下的能量特征向量作为神经网络的输入。每种故障有 120 组数据, 在每次故障分类和评估中, 60 组数据作为训练样本, 剩下的 60 组数据作为测试样本, 利用训练好的神经网络来对故障进行分类。

如图 6 所示, 显示了齿轮在各种运行状态下各种故障诊断识别结果。从图 6 可以看出, 在齿轮系统的各种运行状态下, 各种故障诊断的成功率非常高, 以空载状态为例, - + 表示齿轮无故障, - o . 表示齿根裂纹, - X. 表示分度圆裂纹, - r . 表

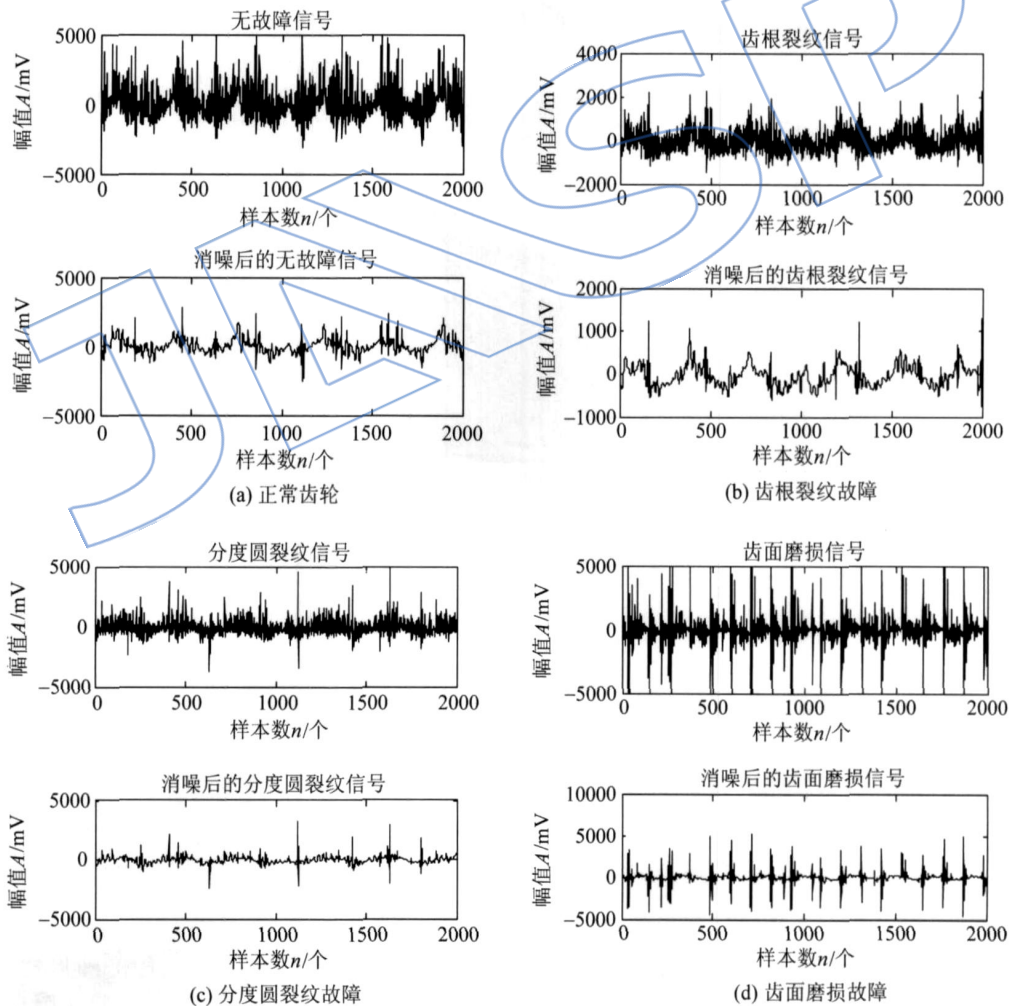


图 3 正常与故障齿轮运转状态下实测与消噪结果(900 r/min)

Fig. 3 Result of signal d@noising with different faults in 900 r/min

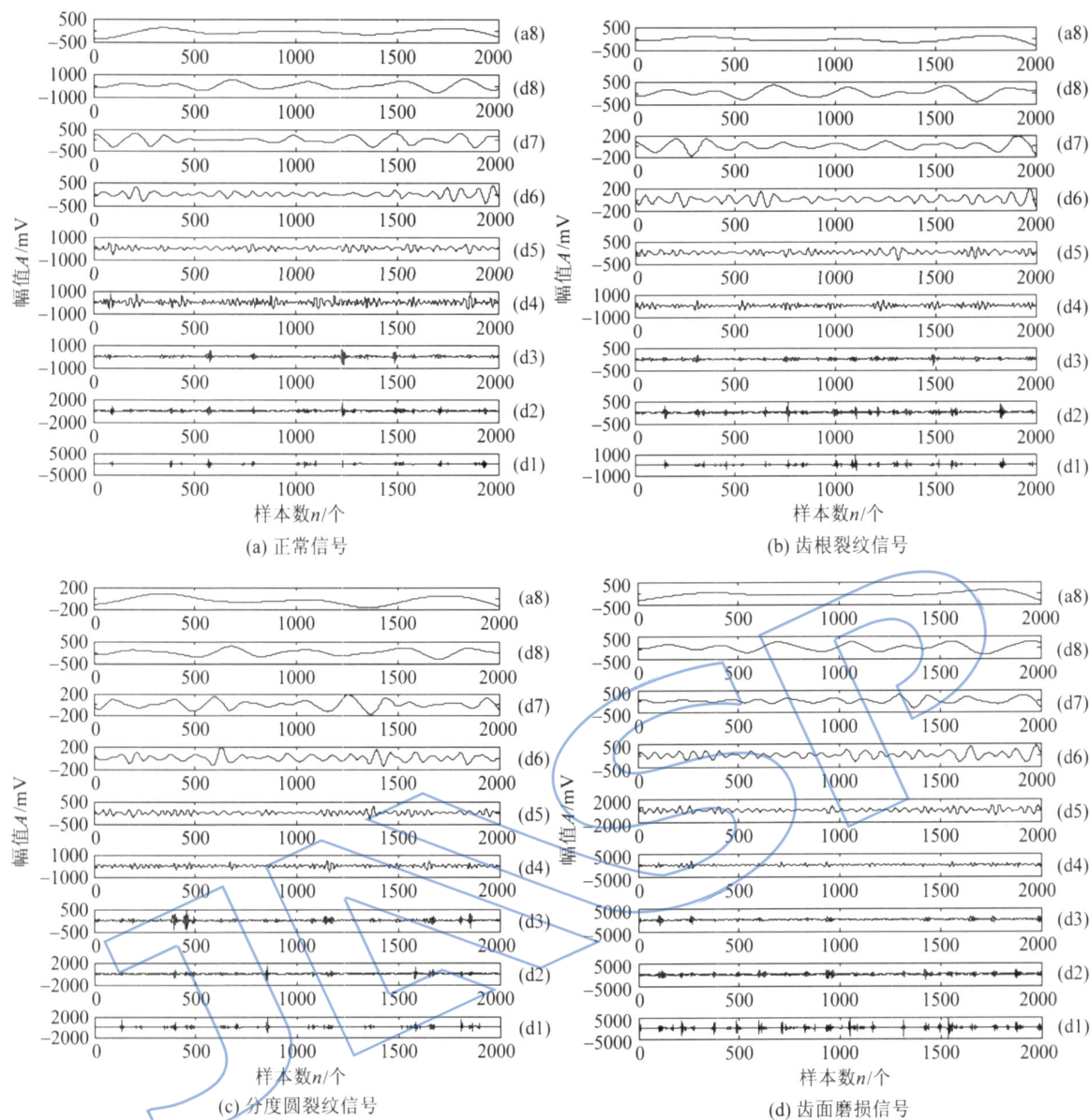


图4 900 r/min 运转状态下信号8层分解情况

Fig.4 Signal decomposition to eight levels for different faults in 900 r/min

示齿面磨损, 测试样本1至60为无故障, 图中, $- + \cdot$ 的识别率基本都集中在1附近, 而 $- o \cdot$ 、 $- X \cdot$ 、 $- r \cdot$ 的识别率都在0.5以下, 因此此时诊断为齿轮无故障, 诊断结果与测试样本实际情况是一样的; 测试样本60至120为齿根裂纹, 图中, $- o \cdot$ 的识别率基本都集中在1附近, 而 $- + \cdot$ 、 $- X \cdot$ 、 $- r \cdot$ 的识别率基本都在0.5以下; 测试样本120至180为分度圆裂纹, 图中, $- X \cdot$ 的识别率基本都集中在1附近, 而 $- + \cdot$ 、 $- o \cdot$ 、 $- r \cdot$ 的识别率基本都在0.5以下; 测试样本180至240为齿面磨损, 图中, $- r \cdot$ 的识别率基本都集中在1附近, 而 $- + \cdot$ 、 $- o \cdot$ 、 $- X \cdot$ 的识别率基本都在0.5以下, 这些都是与本来故障情形相吻合。

表1和表2分别给出了采用神经网络和小波神经网络诊断结果的识别率。从表1和表2的比较来看, 运用离散小波变换与神经网络相结合的办法, 效果显然要比只用神经网络分析要好, 这主要是信号数据点太多, 且夹杂着噪声, 信号特征不明显, 单纯用BP神经网络分析效果不好。

另外, 从表1、表2均可以发现, 随着系统速度的提高, 故障识别的成功率下降, 这主要是转速越高, 试验操作越困难, 同时系统噪声也越大; 对齿轮无故障和齿面磨损识别率高, 对齿根裂纹、分度圆裂纹识别率低。此外, 齿轮故障系统在各种运行状态下, 故障识别率均在95%以上, 因此本文所采用的方法有很好的诊断效果。

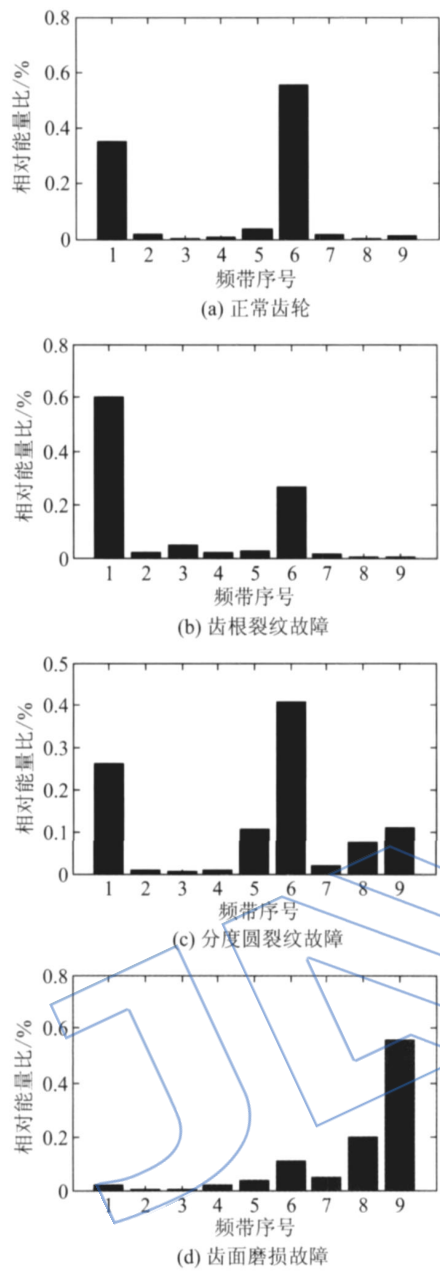


图 5 900 r/min 运转状态下各频带能量分布

Fig. 5 Energy distributions of each frequency band with different faults in 900 r/min

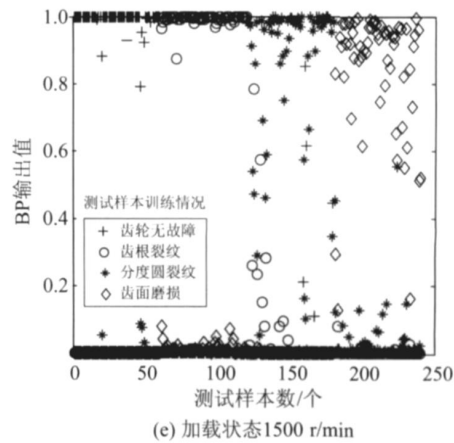
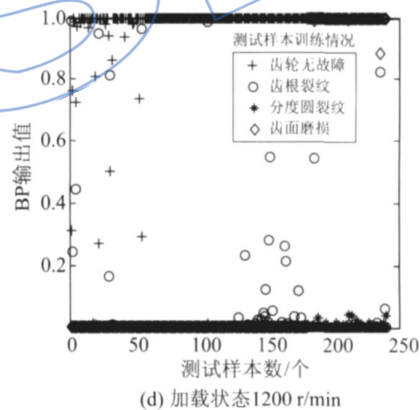
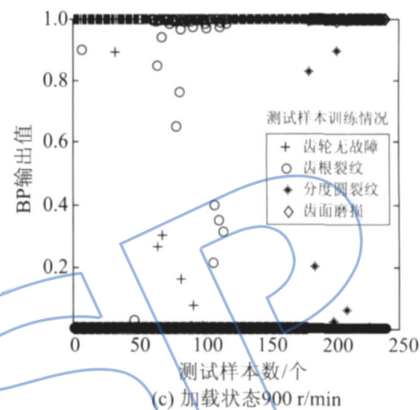
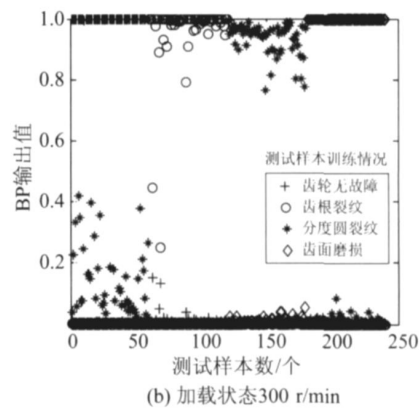
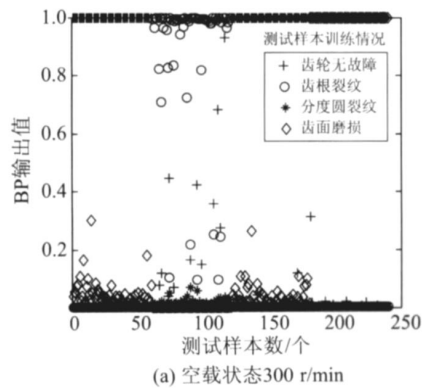


图 6 各种运行状态下各种故障诊断识别结果。
Fig. 6 Result of the fault recognition in various running conditions

表 1 神经网络诊断识别率

Table 1 Result of the fault recognition using neural network in various conditions

运行状态	识别率/ %					
	空载	300r/min	900 r/min	1 200 r/min	1500 r/ min	平均
无故障	85 0	87 5	95 0	95 0	90 0	90 5
齿根裂纹	92 5	95 0	95 0	90 0	65 0	87 5
分度圆裂纹	100 0	95 0	55 0	67 5	60 0	75 5
齿面磨损	92 5	95 0	100 0	85 0	85 0	91 5
平均	92 5	93 125	83 75	84 375	75 0	86 25

表 2 小波消噪、小波神经网络诊断识别率

Table 2 Result of fault recognition using waveletneural network after denoising in various conditions

运行状态	识别率/ %					
	空载	300r/min	900 r/min	1 200 r/min	1500 r/ min	平均
无故障	100 0	100 0	96 7	93 3	100 0	98 0
齿根裂纹	90 0	98 3	93 3	100 0	100 0	96 32
分度圆裂纹	100 0	100 0	100 0	98 3	85 0	96 66
齿面磨损	100 0	100 0	100 0	98 3	95 0	98 66
平均	97 5	99 575	97 5	97 5	95 0	97 41

5 结 论

通过对神经网络故障分类诊断与小波神经网络故障分类诊断的研究、分析和比较,可以表明采用小波消噪、离散小波变换和人工神经网络相结合的小波神经网络方法比单纯使用神经网络方法诊断效果要好、诊断率要高,能够很好的对齿轮进行故障识别与区分,对无故障、齿根裂纹故障、分度圆裂纹故障、磨损故障的诊断识别率均在 95% 以上;另外,无故障、齿面磨损故障的识别率比齿根裂纹故障、分度圆裂纹故障高;低速状态下比高速状态下故障识别率高。

参考文献:

[1] Timusk M, Lipsett M, Mechefske C K. Fault detection using transient machine signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(7): 1724-1749

[2] 邵忍平, 黄欣娜, 胡军辉. 聚类分析的数据挖掘方法及其在机械传动故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2008, 23(10): 1932-1938

SHAO Renping, HUANG Xinna, HU Junhui. Analysis of data mining of clustering and its application to mechanical transmission fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(10): 1932-1938 (in Chinese)

[3] Wu J D, Liu C H. Investigation of engine fault diagnosis using discrete wavelet transform and neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(3): 1200-1213

[4] 李瑞莹, 康锐. 基于神经网络的故障率预测方法[J]. 航空学报, 2008, 29(2): 352-363

LI Ruiying, KANG Rui. Failure rate forecasting method based on neural networks [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2008, 29(2): 352-363 (in Chinese)

[5] Rafiee J, Arvani F, Harifi A, et al. Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21 (4): 1746-1754

[6] To A C, Moore J R, Glaser S D. Wavelet denoising techniques with applications to experimental geophysical data [J]. Signal Processing, 2009, 89(2): 1442-1601

[7] Kim H, Melhem H. Damage detection of structures by wavelet analysis[J]. Engineering Structures, 2004, 26(3): 342-362

[8] Kar C, Mohanty A R. Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20 (1): 1582-1871

[9] Gaing Z L. Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(4): 1560-1568

[10] 邵忍平, 刘宏昱, 徐永强, 等. 基于高阶累积量的齿轮系统故障检测与诊断[J]. 机械工程学报, 2008, 44(6): 162-168

SHAO Renping, LIU Hongyu, XU Yongqiang. Fault detection and diagnosis of gear system based on higher order cumulants[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(6): 162-168 (in Chinese)