

文章编号:1004-9037(2012)02-0241-07

基于奇异值分解和小波包分析的液压泵振动信号特征提取方法

何庆飞 姚春江 陈桂明 陈小虎 杨 庆

(第二炮兵工程学院装备管理工程系,西安,710025)

摘要:针对液压泵故障特征提取问题,提出了一种基于奇异值分解和小波包变换的液压泵振动信号特征提取方法。通过奇异值分解将噪声非均匀分布的液压泵振动信号正交分解为噪声分布相对均匀的分量,对各分量进行小波包阈值去噪,重构去噪后分量,对去噪后信号进行小波包分解,提取各频带能量特征。以齿轮泵为例,将该方法对齿轮泵的气穴故障、齿轮磨损和侧板磨损3种常见故障和正常状态的振动信号进行特征提取分析,结果表明,该方法可有效提取齿轮泵故障特征。

关键词:液压泵;奇异值分解;特征提取;小波包分析;频带能量

中图分类号:TP306

文献标识码:A

Feature Extraction Method of Hydraulic Pump Vibration Signal Based on Singular Value Decomposition and Wavelet Packets Analysis

He Qingfei, Yao Chunjiang, Chen Guiming, Chen Xiaohu, Yang Qing

(Department of Equipment Management Engineering, the Second Artillery Engineering College, Xi'an, 710025, China)

Abstract: A fault feature extraction method for hydraulic pump vibration signal is presented, based on singular value decomposition (SVD) and wavelet packets analysis. In the method, the noise signal is decomposed into the vectors with relatively uniform noise distributions. Then, through wavelet packets threshold de-noising on every vector, the de-noised vectors are eventually reconstructed. De-noised signal is decomposed by wavelet packets, thus extracting every power of frequency bands. Taking the gear pump as an example, the features of gear pump air pocket fault, gear abrasion, and side plate abrasion are extracted by using the method, as well as normal state vibration signal. The result indicates that the method can effectively extract the features of gear pump.

Key words: hydraulic pump; singular value decomposition (SVD); feature extraction; wavelet packets analysis; power of frequency band

引 言

液压泵是液压系统的核心部件,其性能的好坏直接决定整个液压系统的可靠性,因此对其进行状态监测及故障诊断具有重要意义。液压泵故障诊断的主要方法之一是分析其壳体振动信息,诊断故障原因,为液压泵的维修提供决策和依据^[1-2]。目前,

国内外大都采用FFT频谱分析选取某些特征频率的幅值进行监测诊断。这样只考虑正弦振动的能量,不够全面,而小波包能量谱分析涉及各个频带信号的全部能量,包括摩擦、碰撞、松动等故障产生的非平稳、非线性振动信号能量,这些故障的特征往往不能仅用某些正弦分量来表示。因此,小波包能量谱分析更具有合理性,通过对应频带能量比例的变化,对运行设备进行监测^[3]。文献[4-6]利用小

波包进行信号特征提取,取得了良好的效果。

然而齿轮泵结构复杂,振源众多,采集的信号受噪声干扰严重,必须对其进行去噪,才能提取有用特征信息。但是目前基于频谱的降噪方法对齿轮泵振动信号去噪效果较差,导致故障诊断的精度难以提高。小波包阈值降噪法是根据信号与噪声在各尺度上的小波系数具有不同特性的特点,按照一定的预定阈值处理小波包系数,然后对处理后的小波包系数进行重建,从而对含噪信号进行降噪处理^[7-9]。但是小波包阈值法存在对噪声非均匀分布信号降噪效果较差的缺陷。奇异值小波包分解法克服了小波包阈值法的缺陷,将噪声非均匀分布的液压泵振动信号通过奇异值分解正交分解为噪声分布相对均匀的分量,然后应用小波包降噪技术对各分量信号降噪,最后重构降噪后信号,从而达到降噪目的^[10-12]。

本文提出一种基于奇异值分解和小波包分析的故障特征提取方法,该方法首先利用奇异值小波包降噪方法对液压泵振动信号进行降噪处理,然后利用小波包能量谱提取各频段能量特征,最后将该方法对齿轮泵的气穴故障、齿轮磨损和侧板磨损 3 种常见故障和正常状态的振动信号进行特征提取,以期对液压泵故障进行更精确地诊断。

1 奇异值小波包降噪

1.1 奇异值分解原理

奇异值分解具有良好的代数和几何不变性,在信号处理领域已得到了广泛的应用,其分解原理为:若有 l 行 m 列矩阵 A ,对其进行奇异值分解得 $A=U \Lambda V'$, U 和 V 分别为 $l \times l$ 和 $m \times m$ 阶矩阵,且 $UU' = I, VV' = I, I$ 为单位阵。 Λ 是 $l \times m$ 的对角矩阵,其主对角元素为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots$,即矩阵 A 的奇异值;若 A 只有 r 个非零奇异值,则 $A = \sum_{i=1}^r \lambda_i u_i v_i'$,其中 u_i 和 v_i 是 U 和 V 的各个列, $r = \min(l, m)$ 。

1.2 振动信号奇异值分解

实际采集的信号通常为一维信号,在对其进行奇异值分解之前需将其转变为矩阵形式,然后进行奇异值分解实现信号的预处理。文献[8, 13]分别对往复压缩机振动信号和海上实录信号构造矩阵,然后进行奇异值降噪处理,取得了很好的降噪效果。本文对齿轮泵振动信号构造矩阵,然后进行奇异值分解处理。假设振动信号 X 长度为 N ,离散时间序列为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$,利用延迟法对 X 进行重采样,采样间隔为 τ ,构造吸引子轨道矩阵^[14] A 为

$$A = \begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(M-1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(M-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(L) & x(L+\tau) & \cdots & x(L+(M-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $L+(M-1)\tau=N$, A 为 $L \times M$ 维矩阵,秩为 r ($r \leq \min(L, M)$)。

在齿轮泵振动信号 X 的奇异值分解过程中,采样间隔 τ 的选取非常关键。通常选取 $\tau=1$ 的方法存在缺陷,因为 τ 过小,矩阵 A 各行相关性强,不是独立坐标;而 τ 过大,矩阵 A 各行之间相关性会减小,但重构吸引子矩阵 A 需更长的时间序列 X 。所以,正确的选择采样间隔 τ ,可使矩阵 A 各行相关性最小,且时间序列 X 又不太长。因此,本文利用自相关分析^[15],计算时间序列 X 的自相关函数序列

$$r_x(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)x(i+k); k = 0, 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

τ 选取使 $r_x(k)$ 小于某个阈值(一般取 0.1 或 0.2)的最小 k 值。

将矩阵 A 进行矩阵奇异值分解得

$$A = \lambda_1 A_1 + \lambda_2 A_2 + \cdots + \lambda_i A_i + \cdots + \lambda_r A_r \quad (3)$$

对矩阵 A_i 中的重复元素求平均,然后对矩阵 $\lambda_i A_i$ 的各行首尾相接得一维序列信号 $S_i = \{S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{ir}\}$,其中 S_{ij} 代表矩阵 A_i 的第 j 行向量。因此一维信号可被分解为

$$X = S_1 + S_2 + \cdots + S_r \quad (4)$$

由奇异值分解定理^[15]可知 A_i 之间相互正交,可知 $S_i \perp S_j^T$ 。

1.3 奇异值小波包降噪法

将奇异值小波包降噪法应用于齿轮泵振动信号的降噪处理,步骤如下:

(1) 将噪声非均匀分布的齿轮泵振动信号经奇异值分解得不同正交子空间的叠加 $X = S_1 + S_2 + \cdots + S_i + \cdots + S_r$;

(2) 对若干个不同子空间的正交分量 $S_i, 1 \leq i \leq r$,进行小波包降噪。过程为:①选择一个小波并确定分解层次,对正交分量 S_i 进行小波包分解;②确定最优小波包基;③小波包分解系数的阈值处理;④重构经过阈值处理的小波包分解系数,得到降噪后的分量 S_i' ;

(3) 线性叠加降噪后的正交分量。设 X' 为降噪后信号,则 $X' = S_1' + S_2' + \cdots + S_i' + \cdots + S_r'$ 。

基于奇异值小波包降噪法的齿轮泵振动信号降噪流程如图 1 所示。

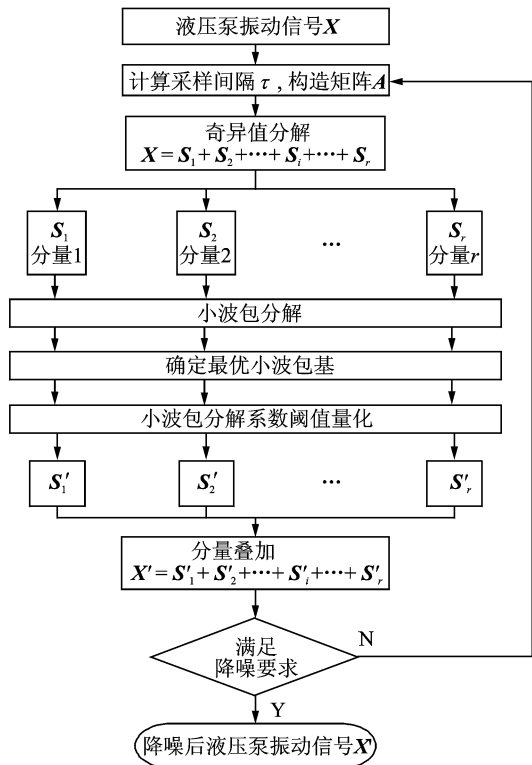


图1 奇异值小波包降噪法流程图

2 小波包能量特征提取方法

小波包分析是从小波分析延伸出来的一种对信号进行更加细致的分析和重构的方法,它的每一层分解不仅对低频部分,而且对高频部分也进行分解,从而提高了信号的时频分辨率,具有更广泛的应用价值。

小波包分解算法为

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_l h_{0(k-2l)} d_l^{j,n} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_l h_{1(k-2l)} d_l^{j,n} \end{cases} \quad (5)$$

式中: j 为尺度指标, k 为位置指标, n 为频率指标, l 为变量, h_0 和 h_1 为分解采用的多分辨率滤波器系数。

小波包重构算法为

$$d_l^{j,n} = 2 \left[\sum_k h_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n} + \sum_k h_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1} \right] \quad (6)$$

式中: $j=1,2,\dots,4;l=0,1,\dots,N-1;n=0,1,\dots,2^j-1$ 。

小波包频带分析技术的理论依据是 Parseval 能量积分等式。因 $f(x)$ 在时域上的能量为

$$\|f\|^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx \quad (7)$$

$f(x)$ 的小波变换为

$$c_{j,m,k} = W(2^j, \tau \omega^j k) =$$

$$2^{\frac{j}{2}} \int_R \bar{\varphi}(2^{-j}x - k) f(x) dx \quad (8)$$

式中: j 为小波包分解层数; $k=0,1,\dots,2^j-1$; m 为变量。

二者由 Parseval 恒等式联系

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \sum_m |c_{j,m,k}|^2 \quad (9)$$

信号 S 的小波包变换系数 $c_{j,m,k}$ 的平方具有能量量纲,可用于能量分析,由于设备出现故障时,会对各频带内信号的能量有较大的影响,所以可以用分解频带的信号能量占总能量的百分比作为反映设备运行状态的特征向量。小波包特征提取的步骤如下:

(1) 对实验测得的振动信号进行 j 层小波包分解,得到 j 层从低频到高频 2^j 个频带成分的小波包系数 $c_{j,m,k}$;

(2) 求出各频带的能量,即 $E_{j,k} = \|c_{j,m,k}\|^2$,以能量为元素构造反映故障的特征向量 $F = [E_{j,0}, E_{j,1}, \dots, E_{j,2^j-1}]$ 。信号的总能量为 $E = \sum_m \|c_{j,m,k}\|^2$,按

$$E_{j,k}' = \frac{\|c_{j,m,k}\|^2}{\sum_m \|c_{j,m,k}\|^2} \text{归一化处理};$$

(3) 将归一化得到的小波包提取的特征向量作为后续分类器输入,即 $f = [E_{j,0}, E_{j,1}, \dots, E_{j,2^j-1}]/E$,式中 f 为小波包分解归一化能量特征组成的特征向量。

由于小波包分解后的各个频带宽度相同,所以用小波包分解的结果作为能量谱的输入,按照各个频带能量的比例关系做出一系列的直方图,若使各直方图的高度之和为1,各直方图的高度就代表了各频带能量在总能量中所占的比例。

3 实例分析

3.1 试验设计

在实验室针对 CB-KP63 齿轮泵进行试验,采用传感器是 PCB 公司的 608A11 型 ICP 加速度传感器,采集卡为 UA302H 型 16 位 A/D,采样频率为 20 kHz,采集软件为本实验室自主研发的液压泵在线状态监测与故障诊断系统,试验是在油液温度为 25~35℃ 之间和工作压力为 5 MPa 条件下进行。在齿轮泵的垂直径向(1#测点)、水平径向(2#测点)和轴向(3#测点)安装了 3 个加速度传感器测量泵壳振动情况,其中 2#测点靠近泵的出口口,3#测点位于齿轮泵端面靠近被动轴轴承,传感器测点布置如图 2 所示。

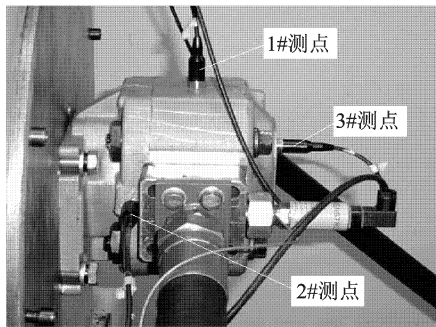


图 2 振动传感器测点布置图

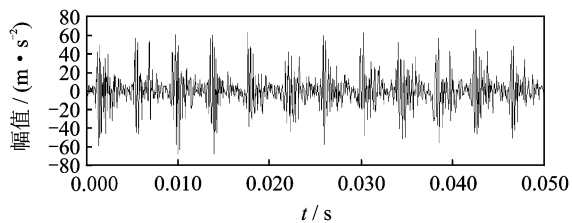
为了研究齿轮泵在不同故障下各监测参数的变化情况,在实验中设置了气穴故障、齿轮磨损、侧板磨损 3 类故障。齿轮泵气穴故障的设置是通过调整液压实验台中的液压泵入口管路上的节流阀,使其开度变小,并将齿轮泵进油口处拧松,这样可人为造成进油口吸入空气,形成气穴。齿轮磨损故障的设置是通过打磨主动齿轮上一个轮齿的啮合面,使其啮合曲线失形。侧板磨损故障的设置则是通过打磨侧板靠近出油口端,形成侧板偏磨的故障。

3.2 齿轮泵振动信号分析

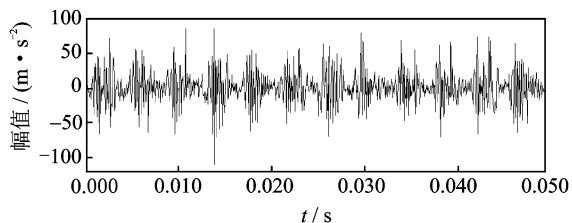
大量的实验结果表明,1#测点的振动强度较大,信号分析的效果较好,而2#和3#测点的分析效果都不理想。所以本文只对1#测点采集信号进行分析,齿轮泵不同状态下实测振动波形如图3所示。从图3中可以看出,齿轮泵的振动信号情况是很复杂的,含有周期性成分及大量高频振动冲击成分。正常状态下,振动冲击信号的周期性较为明显,周期为齿轮啮合频率 f_m ($24.67 \times 10 = 246.7$ Hz)的倒数,同时伴随着大量高频振动成分;在气穴故障下,振动幅度和高频成分有所增加;侧板磨损故障下周期性有所减弱,高频成分增多;在齿轮磨损故障下,从理论上分析故障齿啮合时振动应加剧,即齿轮泵每转一周,亦即每10个啮合振动会出现一个幅度稍大的冲击振动,但是在信号的时域波形中却并不明显,这主要是由于信号中含有大量噪声,噪声已淹没了故障信号。

3.3 齿轮泵振动信号降噪

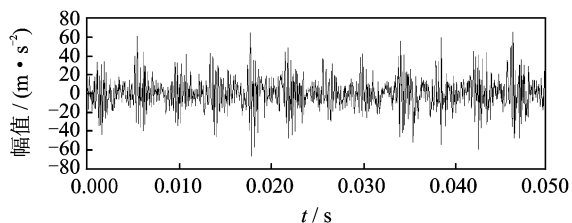
频域分析是设备故障诊断领域中应用较为广泛的分析方法之一,故障的出现常引起设备振动信号所包含频率成分的变化。因此对齿轮泵不同状态下的振动信号进行功率谱分析。但是由于齿轮泵的振动信号中含有大量的噪声,这些噪声会对信号的功率谱产生影响,因此,首先对振动信号进行基于改进



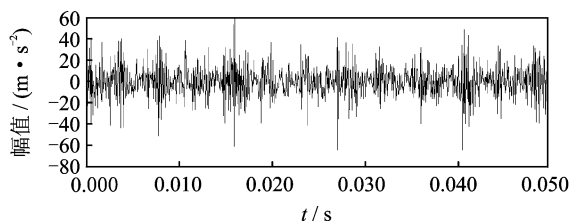
(a) 正常状态



(b) 气穴故障



(c) 齿轮磨损故障

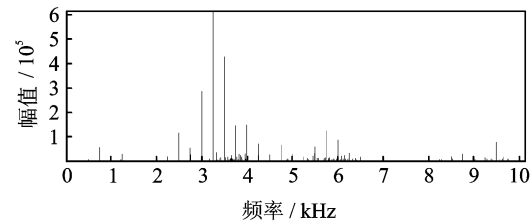


(d) 侧板磨损故障

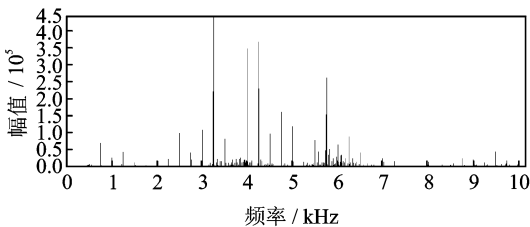
图 3 齿轮泵不同状态下的振动波形

奇异值小波包阈值法降噪处理。齿轮泵各状态下的振动信号经降噪处理后的功率谱如图4所示,通过多次尝试比较,奇异值小波包降噪所采用的小波选定为db5小波,分解层数为5,采用软阈值方式,阈值选取采用自适应阈值和按层分别选取方式,求取采样间隔时自相关系数小于0.2的最小 τ 值作为采样间隔,正常、气穴故障、齿轮磨损故障和侧板磨损故障状态的采样间隔 τ 分别为12,15,11,13。由图中可以看出,信号通过奇异值小波包阈值降噪后可以保留原信号的主要信息,而将噪声有效滤除。

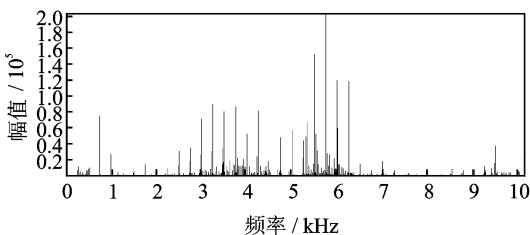
由图4知,齿轮泵振动信号的功率谱中的主要成分是啮合频率 f_m (246.7 Hz)及其倍频处的峰值谱线,而且不同状态下的功率谱分布是不同的。正常状态下,谱峰主要分布在 $3 \sim 4$ kHz($12f_m, 13f_m, 14f_m, 15f_m$)处, $13f_m$ 处峰值最高, $5 \sim 6$ kHz($22f_m,$



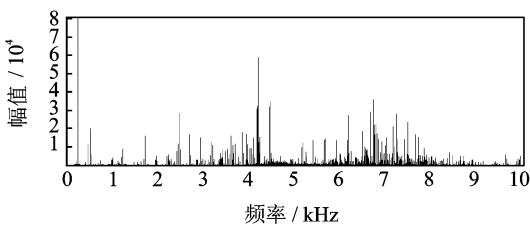
(a) 正常状态



(b) 气穴故障



(c) 齿轮磨损故障



(d) 侧板磨损故障

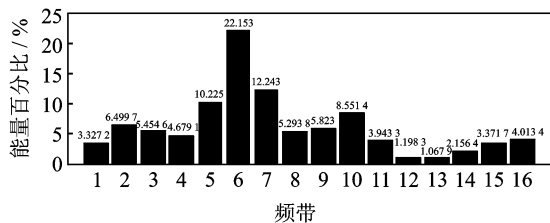
图 4 齿轮泵不同状态下振动信号的功率谱

$23f_m, 24f_m$)处也有谱峰分布,但相对峰值较低;气穴故障下, $13f_m$ 处峰值仍最高, 4, 6 kHz 附近的谱峰相对增强;齿轮磨损故障下 3~4 kHz 处的谱峰较为密集,但峰值相对减弱,而 5~6 kHz 处谱峰能量相对增强, $23f_m$ 处峰值最高,同时在 $3f_m$ 处出现了相对强的谱峰;侧板磨损故障下谱峰分布变得较为分散,出现了大量非啮合频率倍频的谱线,谱峰主要集中在 4 kHz 附近、6~7 kHz 处,且波峰较密,同时在啮合频率 f_m 处出现较高谱线。

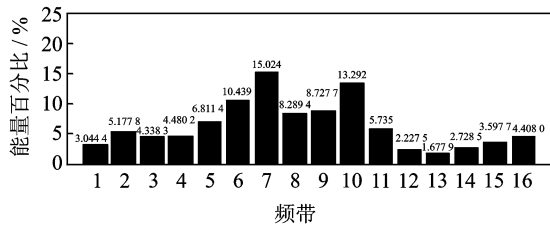
由以上分析可知,不同故障状态下所测得振动信号功率谱的谱峰分布是不同的,即具有不同的能量分布规律,因而利用振动信号频谱分布的这一特性可以实现齿轮泵的故障模式识别。

3.4 齿轮泵振动信号特征提取

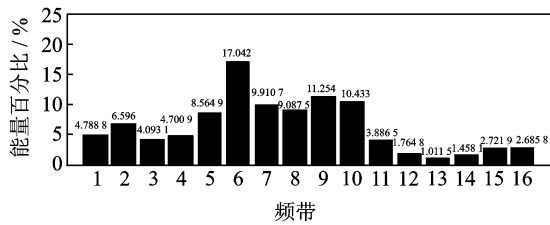
信号的频率分布可以表征信号的能量分布情况,由于齿轮泵振动信号频谱所涉及的特征频率较多,对不同的状态很难给出一个较为满意的描述,在进行故障模式识别时,特征输入向量较难确定。小波包分解可以将信号分解到相互独立的、正交的频带内,且这些频带里信号的能量是守恒的。小波包能量谱可以很好地表征信号的能量分布情况,而且对能量分布的表达更为直观和准确。因此对齿轮泵振动信号进行小波包能量谱分析,小波函数为 db3 小波,分解层数为 4,则在小波包分解的第 4 层信号的整个频带被划分为 16 段,由于信号的采样频率是 20 kHz,则分析频率是 10 kHz,故每个频带的宽度是 625 Hz,各频带 W_i 对应的频率为 $[625(i-1), 625i]$ 。图 5 为齿轮泵各状态下信号的小波包能量谱分布情况。



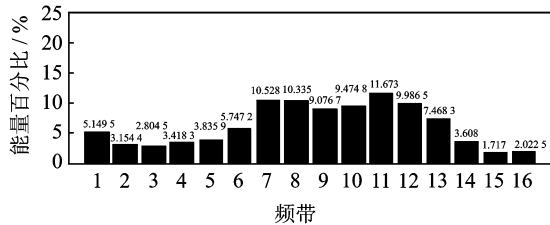
(a) 正常状态



(b) 气穴故障



(c) 齿轮磨损



(d) 侧板磨损

图 5 齿轮泵不同状态下振动信号的小波包能量谱

由图 5 知, 齿轮泵不同状态下振动信号的小波包能量谱分布是不同的。正常状态下, W_6 (3 125~3 750 Hz) 频带所包占能量比例最大, 占总能量的 22.153%, W_1 (0~625 Hz) 所占能量比例为 3.327 2%, W_{10} (5 625~6 250 Hz) 所占能量比例为 8.551 4%; 气穴故障下, W_7 (3 750~4 375 Hz) 和 W_{10} 所占能量比例较大, 分别为 15.024% 和 13.292%, 而 W_6 包含的能量相对减少 (10.493%); 齿轮磨损故障下, W_6 频带所占的能量比例仍较大 (17.042%), 但 W_9 (5 625~6 250 Hz), W_{10} 处能量比例相对增加, 分别为 11.254% 和 10.433%, 同时 W_1 (0~625 Hz) 频带能量比例也有所增大 (4.788 8%); 侧板磨损故障下能量分布较为分散, W_7 和 W_{11} (6 250~6 875 Hz) 所含能量比例较大, 分别为 10.528% 和 11.573%, W_1 (0~625 Hz) 频带所占能量比例有所增大 (5.149 5%)。可见, 齿轮泵振动信号的小波包能量谱能够更精确的表现齿轮泵各故障状态。为了验证文中的信号降噪及特征提取效果, 采用 RBF 神经网络识别方法进行验证, 识别率为 85%, 因此本文提出的特征提取方法可以作为故障分类器的输入进行故障识别和诊断。

4 结束语

奇异值小波包降噪法克服了小波包阈值法对噪声非均匀分布信号降噪效果较差的缺陷, 可实现对振动信号进行更为有效的降噪。将奇异值小波包降噪法应用于齿轮泵振动信号降噪, 结果表明, 该方法能有效滤除干扰噪声, 保留信号的主要特征, 为齿轮泵的振动信号进一步分析提供有效数据。齿轮泵振动信号的小波包能量谱可以用来对齿轮泵的故障模式进行识别, 不同状态下小波包能量谱具有不同的能量分布, 通过分析对应频带能量比例的变化, 可以对齿轮泵的故障进行监测和诊断。

参考文献:

[1] 陆望龙. 实用液压机械故障排除与维修大全[M]. 长沙: 湖南科学技术出版社, 2002: 392-393.
Lu Wanglong. Eliminating fault and repairing manual of practicality hydraulic machine [M]. Changsha: Hunan Science and Technology Press, 2002: 392-393.

[2] Wang Jiangping, Hu Hongtao. Vibration based fault diagnosis of pump using technique [J]. Measurement, 2006(39): 176-185.

[3] 程正兴, 杨守志, 冯晓霞. 小波分析的理论算法进展和应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007: 89-101.

Cheng Zhengxing, Yang Shouzhi, Feng Xiaoxia. Wavelet analysis theory arithmetic, evolvement and application [M]. Beijing: National Defence Industry Publishing Company, 2007: 89-101.

[4] 肖成勇, 石博强, 王文莉, 等. 基于小波包和进化支持向量机的齿轮早期诊断研究[J]. 振动与冲击, 2007, 26(7): 10-12.
Xiao Chengyong, Shi Boqiang, Wang Wenli, et al. Gear incipient diagnosis based on wavelet packet and genetic-support vector machine [J]. Journal of Vibration and Shock, 2007, 26(7): 10-12.

[5] 王奉涛, 马孝江, 邹岩昆, 等. 基于小波包分解的频带局部能量特征提取方法[J]. 农业机械学报, 2004, 35(5): 177-180.
Wang Fengtao, Ma Xiaojiang, Zou Yankun, et al. Local power feature extraction method of frequency bands based on wavelet packet decomposition [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004, 35(5): 177-180.

[6] 高英杰, 孔祥东, Zhang Qin. 基于小波包分析的液压泵状态监测方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(8): 80-88.
Gao Yingjie, Kong Xiangdong, Zhang Qin. Wavelet packets analysis based method for hydraulic pump condition monitoring [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(8): 80-88.

[7] Giaouris D, Finch J W. De-noising using wavelets on electric drive applications[J]. Electric Power Systems Research, 2008(78): 559-565.

[8] 段礼祥, 张来斌, 王朝晖. 基于梯度阈值的往复压缩机振动信号小波包奇异值降噪[J]. 机械强度, 2010, 32(3): 353-357.
Duan Lixiang, Zhang Laibin, Wang Zhaohui. De-noising of reciprocating compressor vibration signal using wavelet packet and singular value based on gradient threshold [J]. Journal of Mechanical Strength, 2010, 32(3): 353-357.

[9] Chen Zhixin, Xu Jinwu, Yang Debin. New method of extracting weak failure information in gearbox by complex wavelet de-noising[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 21(4): 87-91.

[10] Zhang Jian, Lin Chunsheng, Deng Peng. Research on aircraft magnetic compensation based on improved singular value decomposition[C]//2011 International Conference on Information Systems and Computational Intelligence. Harbin: [s. n.], 2011(2): 464-467.

[11] Luca Dieci, Maria Grazia, Alessandra Papini. Continuation of singular value decompositions [J].

Mediterranean Journal of Mathematics, 2005(2): 179-203.

- [12] 刘雄飞, 郭爽, 李长庚. 非均匀噪声分布心电信号的奇异值小波消噪法[J]. 中南大学学报:自然科学版, 2009, 40(5): 1374-1380.

Liu Xiongfei, Guo Shuang, Li Changgeng, et al. De-noising method for electrocardiograph of non-uniform noise distribution based on singular value decomposition and wavelet transform [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2009, 40(5): 1374-1380.

- [13] 康春玉, 章新华. 一种基于奇异值分解的自适应降噪方法[J]. 声学技术, 2008, 27(3): 455-458.

Kang Chunyu, Zhang Xinhua. An adaptive noise reduction method based on singularity value decompose [J]. Technical Acoustics, 2008, 27(3): 455-458.

- [14] 苑宇. 重构吸引子奇异值分析与时频分形在往复机振动分析中的应用研究[D]. 大连:大连理工大学, 2006.

Yuan Yu. Singular analysis of reconstruction of the

attractor, fractal in Time-Frequency domain and its application on vibration analysis of reciprocating machines [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006.

- [15] 胡广书. 数字信号处理——理论、算法与实现[M]. 北京:清华大学出版社, 2004: 33-34, 441-447.

Hu Guangshu. Digital signal processing—Theory, arithmetic and implement [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 33-34, 441-447.

作者简介:何庆飞(1977-),男,博士研究生,研究方向:机电设备状态监测与故障诊断, E-mail: qingfeihe@yahoo.com.cn; 姚春江(1979-),男,讲师,研究方向:机电设备状态监测与故障诊断、油液分析等; 陈桂明(1966-),教授,博士生导师,研究方向:振动与噪声控制、设备状态监测与故障诊断等; 陈小虎(1972-),副教授,硕士生导师,研究方向:设备状态监测与故障诊断、油液分析等; 杨庆(1983-),博士研究生,研究方向:机电设备状态监测与故障诊断。