

双树复小波域 MCA 降噪在齿轮故障诊断中的应用

胥永刚, 赵国亮, 马朝永, 侯少飞
(北京工业大学 机械工程与应用电子技术学院
北京市精密测控技术与仪器工程技术研究中心, 北京 100124)

摘 要: 齿轮箱早期故障信号中往往包含强烈的干扰噪声,而基于简单阈值规则的小波系数降噪方法往往不能取得良好的效果.针对该问题,提出了基于形态分量分析(MCA)的双树复小波降噪方法.首先,对强背景噪声故障信号进行双树复小波变换,得到不同层的小波变换系数;然后,选取小波系数周期性较为明显层的小波系数进行 MCA 降噪;最后,将降噪后的系数进行单支重构后便可获得故障特征信号,对降噪信号进行包络分析便可以确定信号的故障特征频率.利用该方法对仿真分析和某轧机齿轮箱打齿故障早期信号进行了处理,结果表明:该方法能够在有效去除信号中的强背景噪声,比单独 MCA 降噪及软阈值降噪具有更好的效果,得到了更清晰的故障特征频率,从而为齿轮早期故障诊断提供了一种新方法.

关 键 词: 双树复小波变换; 形态分量分析(MCA); 降噪; 齿轮; 故障诊断

中图分类号: V231.92; TH133.3; TH165 **文献标志码:** A

Denoising method based on dual-tree complex wavelet transform and MCA and its application in gear fault diagnosis

XU Yong-gang, ZHAO Guo-liang, MA Chao-yong, HOU Shao-fei
(Beijing Engineering Research Center of Precision Measurement Technology and Instruments,
College of Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology,
Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The vibration signals of gearbox incipient failure often contain strong noise, which results difficulty in fault feature extraction by the conventional denoising method, such as threshold based method. Thus, a new method based on dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT) and morphological component analysis (MCA) was proposed. In the processing, the signal was firstly processed by DT-CWT to gain the coefficients of different layers. Secondly, MCA was employed to denoise the coefficient which was more periodic. Then, the denoised signal with weak fault feature could be gotten from a following single reconstruction. Finally, the fault characteristic frequency could be located accurately by simple envelope spectrum analysis. A simulate signal and incipient failure vibration signal of mill gearbox were processed using this method, and the results show that the method can remove the strong background noise in the signal effectively, and has better effect than single MCA and soft threshold method, and get a more clear fault characteristic frequency, thereby

收稿日期:2015-05-26

基金项目:国家自然科学基金(51375020);北京市教委科研计划项目(KM201310005013);
北京市属高等学校青年拔尖人才培养计划;先进制造技术北京市重点实验室开放基金;
北京工业大学基础研究基金(X4001011201301)

作者简介:胥永刚(1975—),男,河北定州人,副教授,博士,主要从事机械故障诊断、现代信号处理方法研究.

providing a new method for gearbox incipient fault diagnosis.

Key words: dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT);
morphological component analysis (MCA);
denoising; gear; fault diagnosis

齿轮箱是机械传动系统的重要组成部分,广泛应用于各种工业设备中. 齿轮是齿轮箱动力传输的关键部件,破坏形式多变且机理复杂,其早期故障信号具有非线性非平稳特性,复杂的振动传递路径及强烈的现场噪声对齿轮早期故障特征信息的提取造成了很大困难^[1]. 因此,如何在去除强背景噪声的同时保留微弱故障信息是齿轮故障特征提取与诊断的关键.

小波变换对非线性非平稳信号具有较好的处理效果,但其平移不变性及抗频率混叠特性差,频谱泄露等问题直接影响故障信号的特征提取效果^[2-3]. 双树复小波变换克服了传统小波变换的不足,已经成功应用于图像处理^[4-6]、生物医学电信号处理^[7-8]及故障诊断^[9-11]等领域.

但是,双树复小波单独处理后的信号往往依然包含强烈的干扰噪声,不利于故障特征提取. 在降噪方面,邱爱中^[12]研究了双树复小波的阈值降噪方法,并进一步优化了阈值函数并成功将其应用于水轮机轴承的故障诊断. 陈志新等^[13]针对利用 DWT_NeighBlock 方法处理强背景噪声信号时因伪 Gibbs 现象无法取得理想效果的问题,研究了基于双树复小波的块阈值降噪方法,克服了传统阈值估计方法由于独立估计每个小波系数所形成的缺陷,分块进行阈值操作,充分利用了邻域小波系数的信息从而取得了良好的效果. 但是,对于强背景噪声干扰信号,简单的阈值处理同样往往难以获得理想的消噪的效果,极易将弱故障信

息同背景噪声一并去除.

针对该问题,本文提出了双树复小波域 MCA 降噪方法. 仿真分析与工程应用表明:该方法能够在去除强背景噪声的同时保留弱故障信号,从而实现了故障特征提取的目的,提供了一种新的故障特征提取方法.

1 双树复小波变换

为了克服传统离散小波变换不具有平移不变性及抗频率混叠性差的缺点,Selesnick 等^[3]提出了双树复小波变换. 双树复小波的小波函数为复数,如式(1)所示:

$$\phi(t) = \phi_h(t) + i\phi_g(t) \tag{1}$$

式中 $\phi_h(t)$, $\phi_g(t)$ 表示两个实小波; i 为复数单位. 要求 $\phi_h(t)$ 与 $\phi_g(t)$ 互为希尔伯特变换对.

与复小波变换不同,双树复小波的实部与虚部小波变换分别独立进行,即采用两个相互平行且独立的实小波变换实现,只要求两树小波变换之间相差 1/2 个采样间隔. 从而在获得了复小波变换的平移不变性的同时,避免了大量的计算,并且具有容易实现的优势. 双树复小波变换的分解与重构过程如图 1 所示.

图 1 中,两树实小波变换分别称作实部树与虚部树. h_0, h_1 分别为实部树对应的低通滤波器和高通滤波器, h'_0 与 h'_1 代表与之相应的重构滤波器组,虚部树同理.

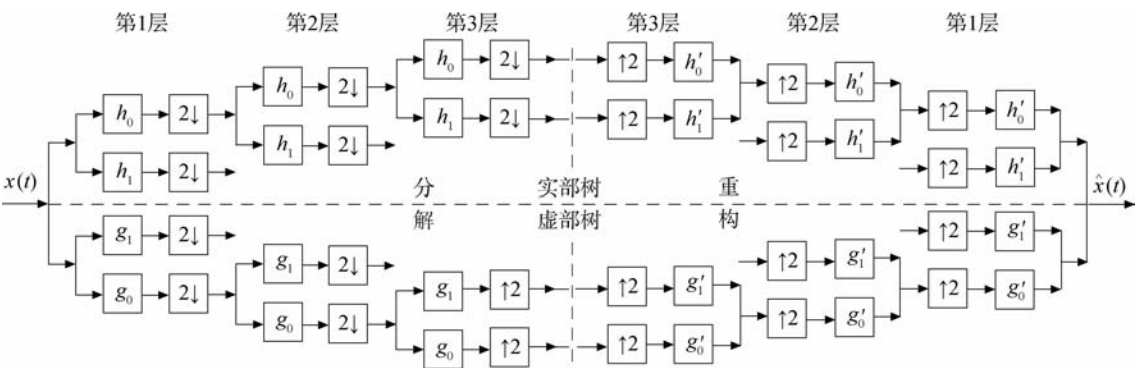


图 1 双树复小波变换的分解和重构过程

Fig. 1 Decomposition and reconstruction process of dual-tree complex wavelet transform

2 形态分量分析(MCA)

在实际应用中,很多信号都具有稀疏形式或者能够通过简单的变换转化为稀疏形式.对于具有稀疏性的混合信号,基于统计独立假设条件的独立分量分析方法并不能总取得良好的效果,因为独立假设条件下两个源信号同时是有用信号的概率极低^[14].对于由多个具有稀疏特性信号组成的混合信号,Starck 等提出了形态分量分析(MCA)方法用于进行混合信号的分离^[15],已经成功应用于图像处理^[16]及故障诊断^[17-18]等领域.

2.1 基本原理

形态分量分析被认为是基追踪与匹配追踪方法的结合,通过在过完备字典下搜寻信号的最稀疏表示形式来达到分离信号各分量的目的.具体原理如下:

假设实信号 s 由 N 个不同形态分量的信号 s_n 线性组合而成,即: $s = \sum_{n=1}^N s_n$. 并且,每个分量 s_n 均可以由各自的超完备字典 Φ_n 进行稀疏表示,即: $s_n = \Phi_n \alpha_n$, α_n 为分解系数,且 Φ_n 仅能对 s_n 进行稀疏表示.那么 s 的最稀疏表示转化为下式的最优解.

$$\min_{\{\alpha_1, \dots, \alpha_N\}} \sum_{n=1}^N \|\alpha_n\|_1 \quad \text{满足} \quad s = \sum_{n=1}^N \Phi_n \alpha_n \quad (2)$$

式(2)可近似为如下形式:

$$\min_{\{\alpha_1, \dots, \alpha_N\}} \sum_{n=1}^N \|\alpha_n\|_1 + \lambda \left\| s - \sum_{n=1}^N \Phi_n \alpha_n \right\|_2^2 \quad (3)$$

式中 λ 为给定阈值.那么对于确定的字典,信号 s_n 的稀疏表示 α_n 可以表示为

$$\alpha_n = \Phi_n^* s_n \quad \Phi_n^* = \Phi_n^T (\Phi_n \Phi_n^T)^{-1} \quad (4)$$

则式(3)中分解系数 α_n 的求解可转化为信号 s 各分量 $\{s_1, \dots, s_N\}$ 的求解

$$\{s_1, \dots, s_N\} = \arg \min_{\{s_1, \dots, s_N\}} \sum_{n=1}^N \|\Phi_n^* s_k\|_1 + \lambda_n \left\| s - \sum_{n=1}^N s_n \right\|_2^2 \quad (5)$$

2.2 MCA 的实现步骤

Starck 等给出了形态分量分析的具体实现方法.其具体实现步骤如下^[14-17]:

1) 初始化迭代上限次数 $L_{\max}$ 与阈值 $\delta = L_{\max} \lambda$.

2) 在每次迭代过程中对于不同的 n 分别进行如下迭代计算,直到 $\delta_{\text{new}} < \lambda$.

(a) 假设 $s_k, k \neq n$ 不变,对 s_n 进行更新;

(b) 计算残差 $r = s - \sum_{k=1, k \neq n}^N s_k$;

(c) 计算 $\alpha_n, \alpha_n = \Phi_n^* (s_n + r)$;

(d) 对 α_n 进行软阈值处理,记为 $\hat{\alpha}_n$;

(e) 利用 $\hat{\alpha}_n$ 更新 $s_n, s_n = \Phi_n \hat{\alpha}_n$;

3) 更新阈值, $\delta_{\text{new}} = \delta - \lambda$.

3 基于双树复小波域 MCA 降噪的故障诊断方法

为了能够成功提取强背景噪声下的弱故障特征信息,双树复小波域 MCA 降噪方法的具体实施步骤如下:首先,对原始故障信号进行双树复小波变换,以获取不同层的小波变换系数;然后,选取周期性较为明显层的系数进行 MCA 处理(若各层系数周期性均不明显,可以借助系数谱来判断各层系数是否具有周期性),通过求解系数的最佳稀疏表示来提取出系数的周期性冲击成分;最后,利用提取出的系数进行双树复小波单支重构;通过简单的包络分析便可以准确得到故障信号的特征频率.

具体流程如图 2 所示.

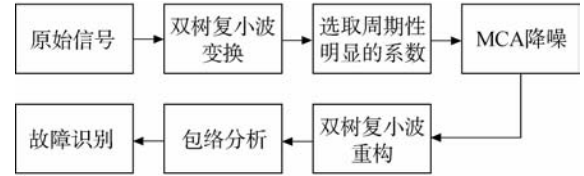


图 2 基于双树复小波域 MCA 降噪的故障诊断方法

Fig. 2 Diagnosis method based on DT-CWT

domain and MCA

4 仿真分析

构造如下齿轮局部故障仿真信号

$$x(t) = [1 + \cos(50\pi t)] \times \cos(1200\pi t) + e(t) \quad (6)$$

其中 $e(t)$ 为 -5 dB 的白噪声,采样频率为 4 096 Hz,采样长度为 4 096,波形如图 3 所示.

由图 3 可见,加噪后的信号不能发现明显的周期性冲击成分.对该原始信号进行 4 层双树复

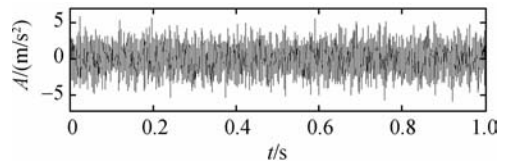


图 3 原始信号时域波形

Fig. 3 Waveform of the original signal

小波变换得到各层小波系数如图 4 所示。

图 4 展示了各层系数的实部与虚部,图 5 为各层分解系数的模.可以发现,第 2 层小波系数,即 d_2 的周期性较为明显,故选择对 d_2 的实、虚部分别进行 MCA 处理,参数为:最大迭代次数设定为 200,信噪比设定为 3,使用 Symmlet6 小波.处

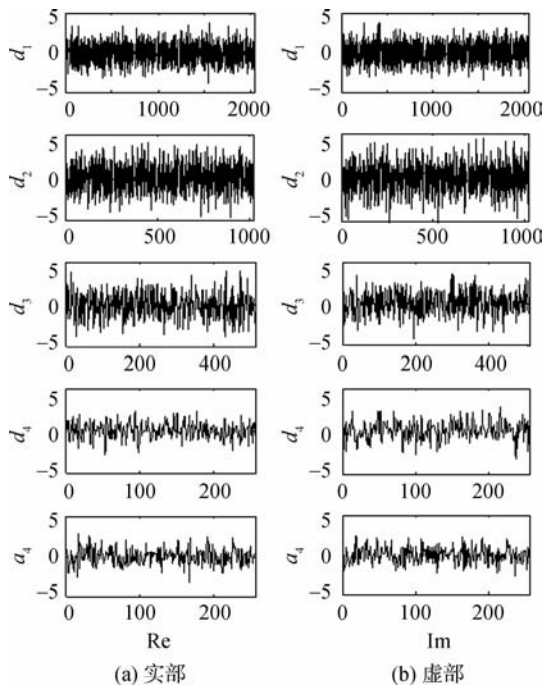


图 4 仿真信号各层 DT-CWT 分解系数
Fig. 4 Coefficients of the simulation signal decomposed by DT-CWT

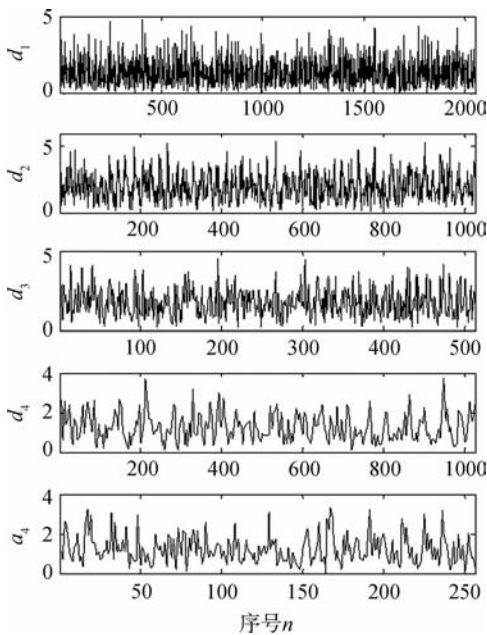


图 5 各层分解系数的模
Fig. 5 Magnitude of the coefficients of different layers

理后 d_2 的模如图 6 所示。

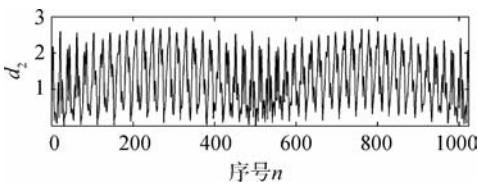


图 6 仿真信号经 MCA 处理后 d_2 系数的模
Fig. 6 Magnitude of the simulation signal d_2 coefficient denoised by MCA

可以发现,经过 MCA 处理后, d_2 的周期性较处理前更为明显.图 7(a)为 d_2 分量直接重构的结果.图 7(b)为处理后的 d_2 进行双树复小波单支重构的结果.

图 8(a)、图 8(b)分别为软阈值降噪(见文献[12])与 MCA 单独降噪的效果.对比图 7 可以发现,直接重构信号中仍然包含较强的干扰噪声,单独应用 MCA 降噪也能够提取出信号中的周期性

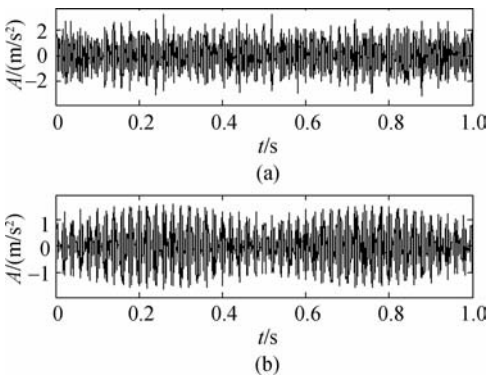


图 7 仿真信号 d_2 直接重构与经 MCA 降噪后
重构结果对比
Fig. 7 Comparison of simulation signal d_2 direct reconstruction and with MCA pretreatment

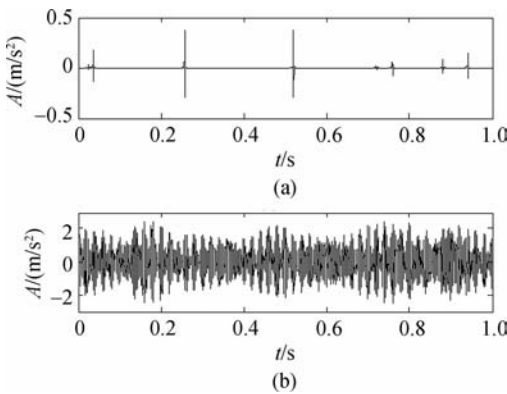


图 8 仿真信号软阈值降噪与单独 MCA 降噪效果
Fig. 8 Simulation signal denoised by soft-threshold and MCA

冲击成分但是波形并不理想,软阈值降噪方法不能够区分开干扰噪声及故障信号,而本文提出的双树复小波域 MCA 降噪方法取得了更好的效果,在去除干扰噪声的同时很好地保留了弱故障信号.图 9 为原始信号加噪前的波形,以供对比.

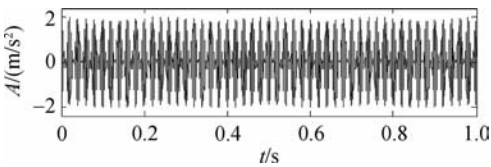


图 9 原始信号加噪前的波形

Fig. 9 Waveform of the original signal before noise pollution

5 应用实例

2007 年 8 月 24 日,某钢铁公司棒材厂发现 14 架轧机齿轮箱振动异常.该齿轮箱的结构如图 10 所示.9 月初开箱检修发现 II 轴 Z3 伞齿轮出现打齿故障,故障齿轮实物如图 11 所示.

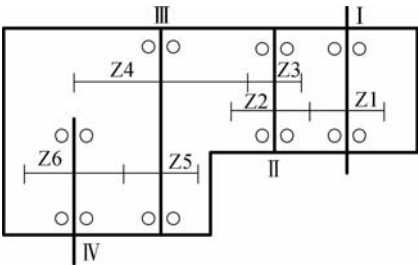


图 10 齿轮箱结构简图

Fig. 10 Sketch map of the gear box



图 11 故障齿轮照片

Fig. 11 Picture of the crack gear

为了能够在故障出现的早期发现故障,从而进行维修计划安排,现对 8 月 24 日齿轮箱振动信号幅值开始变大的振动监测数据进行分析.该信号的采样频率为 4 kHz,数据长度为 2048.测量时 I ~ IV 轴的转频分别为 14.05,13.64,7.04,7.04 Hz.经计算,该齿轮早期故障的故障特征频率约

为 13.64 Hz.当日,该齿轮箱的振动信号波形及频谱如图 12 所示.

可见,在故障发生的初期并不能从信号的时域波形中发现周期性冲击成分,频谱中也无明显的倍频成分,且边频带不十分明显.因此,并不能从该信号确定是否存在故障.

采用本文的方法对该振动信号进行处理.首先,对该信号进行 4 层双树复小波变换,获得 4 层小波系数与第 4 层的尺度系数.各层系数的实部与虚部如图 13 所示,可以发现:系数 d_2 及 d_3 的周期性较为明显.

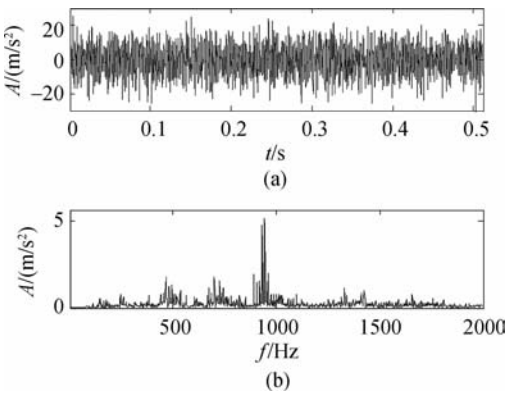


图 12 原始信号波形及频谱

Fig. 12 Waveform and spectrum of the original signal

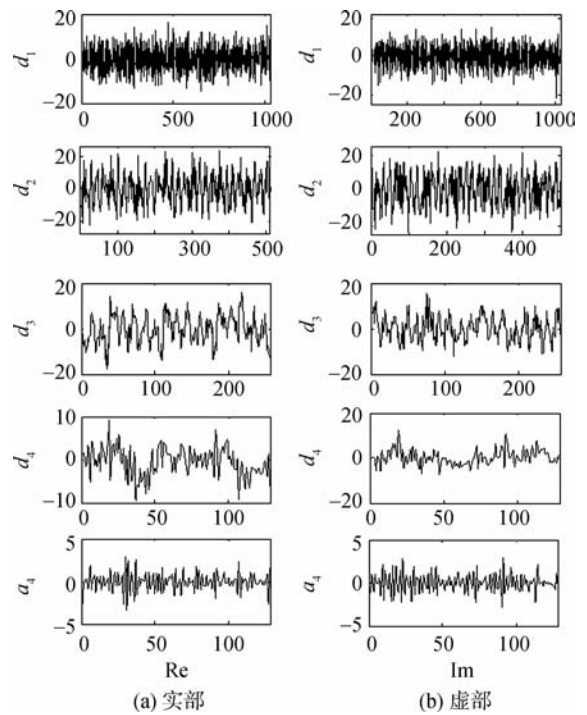


图 13 工程信号各层 DT-CWT 分解系数

Fig. 13 Coefficients of the engineering signal decomposed by DT-CWT

先对 d_2 的实、虚部分别进行 MCA 处理, 参数选择如下: 迭代次数 100, 信噪比设定为 3, 使用 Symmlet6 小波. 处理后的 d_2 的模如图 14 所示.

图 15(a) 为 d_2 分量不经任何处理直接重构的结果, 波形中并无明显的周期性冲击成分. 由图 14 可见, 处理后 d_2 模的周期性明显增强, 利用处理后的 d_2 进行双树复小波单支重构, 结果如图 15(b) 所示.

图 16(a) 与图 16(b) 分别给出了 d_2 软阈值降噪与对原始信号单独 MCA 降噪(参数同上)的结果. 可见, 软阈值方法完全失效, 而单独 MCA 降噪方法虽然提取出了周期性冲击成分, 但是效果不太理想, 本文方法效果更优.

d_2 直接重构信号, 本文方法降噪与单独 MCA 降噪信号的包络解调谱分别如图 17(a) ~ 图 17(c) 所示. 解调谱中均发现了 13.7 Hz 的频率成分, 其中, 本文降噪方法处理的信号的解调谱中还发现了 13.7 Hz 的 2 倍及 3 倍频成分, 与 II 轴齿轮故障频率 13.64 Hz 及其倍频成分很接近, 故可以判断发生了齿轮故障, 与实际相符, 且本文方法较为理想.

由于篇幅限制, 下面只给出 d_3 经 MCA 降噪(参数同上)所得信号的波形及其包络解调谱(如图 18), 可以发现, 经处理后在重构信号的包络解

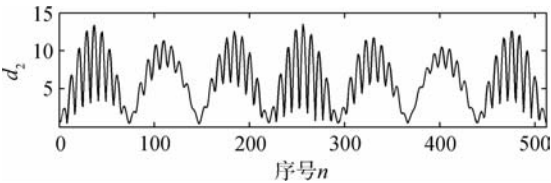


图 14 工程信号经 MCA 处理后 d_2 系数的模

Fig. 14 Magnitude of the engineering signal d_2 coefficient denoised by MCA

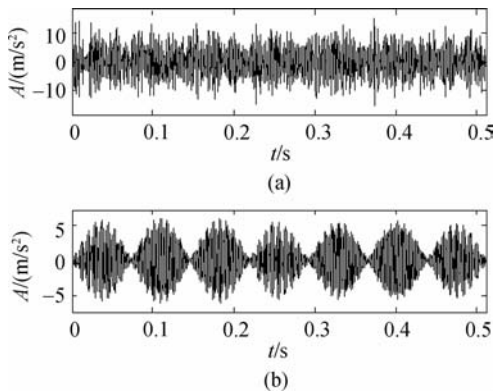


图 15 d_2 直接重构与经 MCA 降噪后重构结果
Fig. 15 Comparison of d_2 direct reconstruction and with MCA pretreatment

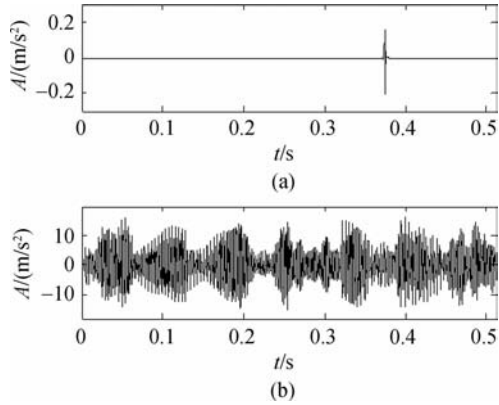


图 16 工程信号软阈值降噪与单独 MCA 降噪效果
Fig. 16 Engineering of the signal denoised by soft-threshold and MCA individually

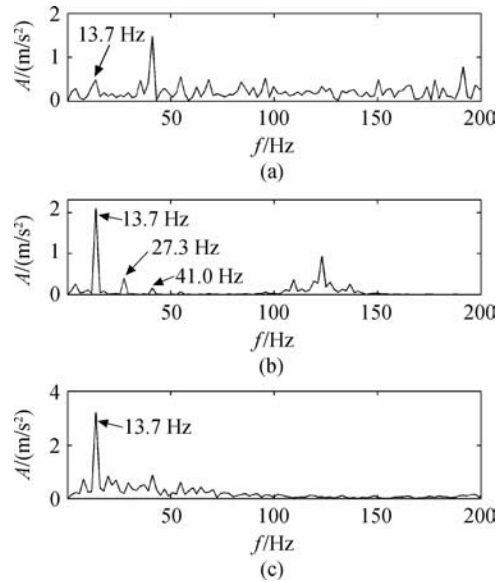


图 17 d_2 包络解调谱对比

Fig. 17 Comparison of the envelope spectrum

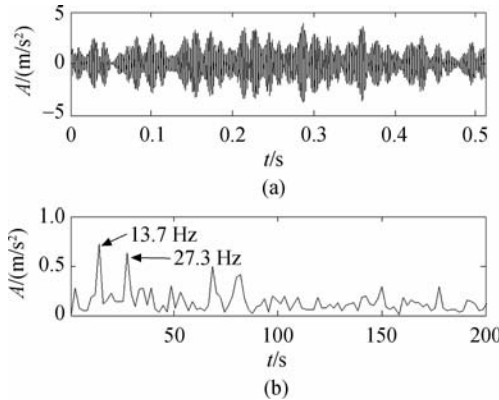


图 18 d_3 降噪效果及其包络解调谱
Fig. 18 d_3 reconstruction with MCA pretreatment and its envelope spectrum

调谱中也发现了频率 13.7 Hz 及其倍频成分,图 19 为原始信号的包络解调谱以供对比。

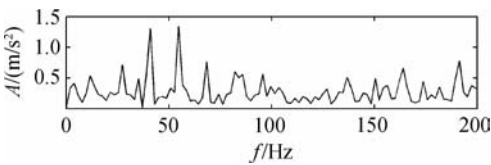


图 19 原始信号包络解调谱

Fig. 19 Envelope spectrum of the original signal

综上,应用本文方法能够有效地提取强背景噪声下的故障特征信息,比传统的软阈值降噪及单独 MCA 降噪具有更好的特征提取效果。

6 结 论

本文研究了基于双树复小波域 MCA 降噪的齿轮箱故障特征提取方法。仿真分析与工程应用结果表明:该方法能够有效提取出强背景噪声下的弱故障特征信息,比单独 MCA 降噪及软阈值降噪具有更好的效果。故得出如下结论:

- 1) 双树复小波变换系数能够反映信号的周期性冲击成分,进而能够通过系数的周期性定位信号的故障频带。
- 2) 形态分量分析能够通过求解冗余字典下信号的最稀疏表示来提取信号的主成分,并消除噪声。
- 3) 形态分量分析能够有效增强小波系数的周期性冲击成分,两者结合能够有效提取强背景噪声下的弱故障特征信号,提供了一种双树复小波系数消噪的新方法。

参考文献:

[1] 孙云嵩,于德介,陈向民,等. 基于信号共振稀疏分解的阶比分析及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2013,32(16):88-94.
SUN Yunsong, YU Dejie, CHEN Xiangmin, et al. Order domain analysis based on resonance-based sparse signal decomposition and its application to gear fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(16): 88-94. (in Chinese)

[2] 胥永刚,孟志鹏,赵国亮,等. 基于双树复小波包变换能量泄漏特性分析的齿轮故障诊断[J]. 农业工程学报, 2014, 30(2):72-77.
XU Yonggang, MENG Zhipeng, ZHAO Guoliang, et al. Analysis of energy leakage characteristics of dual-tree complex wavelet packet transform and its application on gear fault diagnosis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(2): 72-77. (in Chinese)

[3] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. IEEE Digital Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.

[4] Raj V N P, Venkateswarlu T. Denoising of medical images using dual tree complex wavelet transform[J]. Procedia Technology, 2012, 4: 238-244.

[5] Iqbal M Z, Ghafoor A, Siddiqui A M. Satellite image resolution enhancement using dual-tree complex wavelet transform and nonlocal means[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(3): 451-455.

[6] Fierro M, Ha H, Ha Y. Noise reduction based on partial-reference, dual-tree complex wavelet transform shrinkage[J]. Image Processing, 2013, 22(5): 1859-1872.

[7] Ram M R, Madhav K V, Krishna E H, et al. ICA-based improved DTCWT technique for MA reduction in PPG signals with restored respiratory information[J]. Instrumentation and Measurement, 2013, 62(10): 2639-2651.

[8] CHEN Guangyi. Automatic EEG seizure detection using dual-tree complex wavelet-fourier features[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(5): 2391-2394.

[9] Seshadrinath J, Singh B, Panigrahi B K. Vibration analysis based interturn fault diagnosis in induction machines[J]. Industrial Informatics, 2014, 10(1): 340-350.

[10] WANG Yanxue, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(1): 119-137.

[11] 胥永刚,孟志鹏,陆明. 基于双树复小波包变换和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(1): 67-73.
XU Yonggang, MENG Zhipeng, LU Ming. Fault diagnosis method of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(1): 67-73. (in Chinese)

[12] 邱爱中. 对偶树复小波阈值降噪法及在机械故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2011, 35(9): 58-61.
QIU Aizhong. A new denoising method of DT-CWT and its application in mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2011, 35(9): 58-61. (in Chinese)

[13] 陈志新,徐金梧,杨德斌. 基于复小波块阈值的降噪方法及其在机械故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2007, 43(6): 200-204.
CHEN Zhixin, XU Jinwu, YANG Debin. Denoising method of block thresholding based on DT-CWT and its application in mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(6): 200-204. (in Chinese)

[14] 李映,张艳宁,许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析: 进展和展望[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 146-152.
LI Ying, ZHANG Yanning, XU Xing. Advances and perspective on morphological component analysis based on sparse representation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 146-152. (in Chinese)

[15] Starck J L, Moudden Y, Bobin J, et al. Morphological component analysis[C]//Proceedings of SPIE. San Diego, California; SPIE, 2005; 5914. 1-5914. 15.

[16] YU Chong, QIU QinFu, ZHAO Yilu, et al. Satellite image classification using morphological component analysis of texture and cartoon layers[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(5): 1109-1113.

[17] 李辉, 郑海起, 唐力伟. 形态分量分析在齿轮箱复合故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(4): 620-626.

LI Hui, ZHENG Haiqi, TANG Liwei. Application of morphological component analysis to gearbox compound fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(4): 620-626. (in Chinese)

[18] 陈向民, 于德介, 李蓉. 基于形态分量分析与阶次跟踪的齿轮箱复合故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(1): 225-232.

CHEN Xiangmin, YU Dejie, LI Rong. Compound fault diagnosis method for gearbox based on morphological component analysis and order tracking[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(1): 225-232. (in Chinese)

(编辑: 秦理曼)