

基于形态提升小波的机械状态监测数据压缩研究

王怀光, 张培林, 吴定海, 李兵, 范红波

(军械工程学院 车辆与电气工程系, 石家庄 050003)

摘要: 针对大型复杂机电设备状态分布式监测面临的海量数据传输问题, 对比研究基于提升小波与形态提升小波的振动信号数据压缩方法。对实测浮点型振动信号, 利用小波稀疏分解特性提出基于提升小波变换的机械振动信号数据压缩方法, 通过变换后小波系数优化组合及改进编码方法, 可提高阈值处理数据压缩效果。针对实测数据含大量冗余信息缺点, 结合状态监测目的提出基于形态提升小波的数据压缩方法, 利用形态学滤波器非线性分析特性, 在振动信号网络监测数据压缩传输过程中实现信号预处理, 预制噪声干扰, 较好保留有用信息。所提最大区分度准优化选择分解层数, 通过对比分析两种数据压缩方法表明, 形态提升小波方法具有计算量小、分析速度快、压缩比高等优点。

关键词: 形态滤波器; 提升小波; 数据压缩; 机械振动; 状态监测

中图分类号: TP277

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2014.10.031

Machinery condition monitoring data compression based on morphological lifting wavelet transformation

WANG Huai-guang, ZHANG Pei-lin, WU Ding-hai, LI Bing, FAN Hong-bo

(Vehicle and Electric Engineering Department, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: In order to solve the problem of mass data transmission faced by the distributed condition monitoring of large-scale electromechanical equipments, a method for data compression of vibration signals based on lifting wavelet transformation and that based on morphological lifting wavelet transformation were studied contrastively. For actual floating-point vibration signals, a method for data compression of mechanical vibration signals based on lifting wavelet transformation was put forward by taking the advantage of wavelet sparse decomposition characteristic. The effects of data compression with threshold processing were improved greatly through optimal combination of the transformed wavelet coefficients and code improvement. To overcome the shortcoming of the measured data containing much redundant information, a method for data compression based on morphological lifting wavelet transformation was proposed for condition monitoring. The pretreatment of network monitoring data of vibration signals was realized in the process of data compression transmission by adopting the non-linear analysis characteristic of a morphological filter, then the noise was reduced and the useful information of signals was reserved. A maximum differentiating capacity criterion was proposed for selecting the number of decomposition. By comparing these two methods for data compression, it was shown that the morphological lifting wavelet transformation has the advantages of simple calculation, fast analysis speed and high compression ratio.

Key words: morphological filter; lifting wavelet transformation; data compression; mechanical vibration; condition monitoring

对大型复杂机电设备进行远程监测为实时了解掌握其运行工况的重要技术手段。为实时掌握装备状态信息, 基于 CAN 总线的状态监测网络应用愈加广泛。前端分布式节点通过传感器采集各关键部件响应信

息, 所测数据不仅含慢变信号, 如油温、水温、油压、转速等, 且含机械振动等快变信号, 机械振动信号多为动态复杂非平稳信号, 如裂纹、断裂、冲击、漏气、失火等故障状态信号, 常会造成海量数据, 给通信带来一定困难。状态监测数据表现为时间轴上数据序列, 通常含大量冗余信息。而数据压缩为增加数据密度技术, 可节约存储空间并减少数据传输流量, 提高信息传输速度及效率, 可解决该问题的最好办法^[1-2]。在机械状

基金项目: 国家自然科学基金项目(51305454, 51205405); 军队重点科研项目([20XX]X号)

收稿日期: 2013-02-19 修改稿收到日期: 2013-06-25

第一作者 王怀光 男, 博士生, 讲师, 1979年生

态监测中,机械故障 90% 可由振动信号中检测出来,实测振动信号数据压缩存在诸多问题,测试数据一般为双精度浮点型,不像文本数据存在重复,编码压缩率低。目前实测振动信号数据压缩方法研究较少。

本文由机械振动监测目的特殊性出发,更好为后续降噪、特征提取及诊断服务,用小波稀疏分解特性,提出基于提升小波系数优化重组、编码方法,提高压缩效果及其在数据压缩的应用;用形态学滤波器非线性分析特性故障诊断信号预处理需求,能实现对振动信号数据压缩,预制噪声干扰,保留有用信号,具有计算量小,计算速度快等优点,具有良好应用前景。

1 基于提升小波数据压缩方法

1.1 提升小波变换

提升小波变换继承经典小波多分辨率特性,运算速度快、占用空间小,适合复杂信号在线处理^[3]。数据长度为 2^M 的提升小波分解过程为:

(1) 分裂。将 j 尺度下低频系数 $c^j[k]$ 分裂为奇样本 c_o^j 与偶样本 c_e^j :

$$c_o^j[k] = c^j[2k - 1], \quad c_e^j[k] = c^j[2k] \quad (k = 1, 2, \dots, 2^{M-j-1}) \quad (1)$$

(2) 预测。利用预测器 P ,由 c_e^j 预测 c_o^j ,差值即为小波系数 d^{j+1} :

$$d^{j+1}[k] = c_o^j[k] - P(c_e^j) \quad (2)$$

(3) 更新。利用更新器 U ,用 d^{j+1} 更新 c_e^j ,得信号逼近序列 c^{j+1} :

$$c^{j+1}[k] = c_e^j[k] + U(d^{j+1}) \quad (3)$$

1.2 基于提升小波变换数据压缩方法

据 CAN 总线网络实时性要求,尽可能增大压缩比。而浮点型小波系数为压缩编码难题,常使编码压缩后数据量大于原信号,导致压缩失败。如何利用提升小波对分解后系数进行处理为进行提升小波数据压缩的关键。

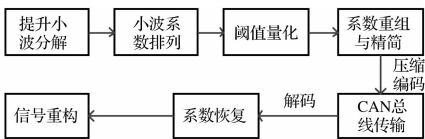


图 1 提升小波数据压缩流程

Fig. 1 Data compression program of lifting wavelet

本文提出小波分解系数处理方法,流程见图 1。具体步骤为

(1) 对原始信号进行提升小波变换,从信息熵角度分析小波系数的稀疏性,并确定分解层数。

(2) 对小波系数按低频到高频顺序进行重新排列组合,再进行块阈值处理。对小波系数 ω_i 分块 b_i ,取块

长 $L_0 = (\log n)/2$,扩展块长 $L = L_0 + 2L_1$,其中 $L_1 = \max(1, \lceil L_0/2 \rceil)$,估计扩展块 b_i 收缩阈值:

$$\beta_i = (1 - \lambda L \sigma^2 / S_k)_+ \quad (4)$$

式中: $S_i^2 = \sum_{k \in B_i} \omega_k^2$; $\lambda - \log \lambda = 3$; σ^2 为信号噪声方差,其鲁棒估计为各细节小波系数绝对值中值:

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(|\omega_i|)}{0.6745} \quad (5)$$

对所有系数块 b_i 采用软阈值量化处理:

$$\hat{\omega}_k = \beta_i \omega_k, \quad \text{for } \omega_k \in b_i \quad (6)$$

(3) 对阈值量化后小波系数重组,舍去零值系数并记录位置,相对集中的零值系数可只记录首尾位置。对重组后小波系数及零值位置进行压缩编码即可实现数据压缩。

(4) 数据通过 CAN 总线传输到上位机后,解码后获得小波系数,进而重构获得原信号。

2 基于形态提升小波数据压缩方法

2.1 形态学滤波器

滤波一般分为线性滤波、非线性滤波,对机械振动等复杂非线性非平稳信号,形态学滤波器为发展最迅速、应用最广泛的非线性滤波,其基于信号几何结构特征,利用预先定义的结构元素对信号进行匹配及局部修正,有效提取信号边缘轮廓、抑制噪声并保留有用信息。形态学滤波包括腐蚀、膨胀、形态开、形态闭滤波,计算只涉及加减与极大、极小值,计算简单、物理意义明确、实用有效^[4]。

2.2 形态提升小波变换

形态提升小波为用提升方法构造非线性形态滤波器。设 V_j 为第 j 尺度信号空间, W_j 为第 j 尺度细节空间,分解方案^[5-6]为

(1) 预测提升。令对偶小波中第一级信号分析算子与细节分析算子分别为 $\psi^\uparrow: V_0 \rightarrow V_1, w^\uparrow: W_0 \rightarrow W_1$,合成算子为 $\Psi^\downarrow: V_1 \times W_1 \rightarrow V_0$,通过预测提升算子 $\pi: V_1 \rightarrow W_1$ 及定义在 W_1 上广义减算子 \ominus ,修正细节信号为

$$y'_1 = y_1 \ominus \pi(x_1) \quad (7)$$

设在 W_1 上存在加算子 \oplus ,且满足

$$(y_1 \oplus y_2) \ominus y_2 = (y_1 \ominus y_2) \oplus y_2 = y_1 \quad (8)$$

$y_1, y_2 \in W_1$

预测提升利用包含在尺度信号 x_1 中信息减少细节信号,有利于信号表示、压缩等应用^[7]。

(2) 更新提升。更新提升方法通过改进信号分析算子及合成算子构造新非线性小波。设在 V_1 上存在加、减算子“ \oplus, \ominus ”,满足

$$(x_1 \oplus x_2) \ominus x_2 = (x_1 \ominus x_2) \oplus x_2 = x_1 \quad (9)$$

令修改后尺度信号为

$$x'_1 = x_1 - \lambda(y_1) \quad (10)$$

式中： λ 为将元素从 W_1 映射到 V_1 的更新算子。

(3) 信号重构。原信号可重构为

$$x_0 = \psi^\dagger(x_1, y_1) = \psi^\dagger[x'_1 + \lambda(y'_1), y'_1 + \pi(x'_1 + \lambda(y'_1))] \quad (11)$$

提升方案信号分解与重构示意图 2。

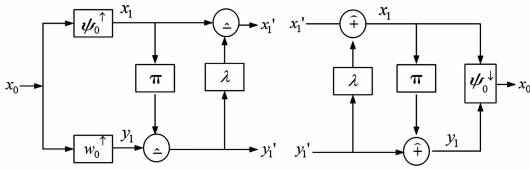


图 2 预测-更新提升方案

Fig. 2 Predict-update lifting scheme

2.3 基于形态提升小波变换的数据压缩方法

基于形态小波所具优点,利用形态小波对所测机械振动信号进行约简、压缩,去除冗余信息,最大限度保留有用信息。形态滤波器选择及分解层数对信号压缩效果有较大影响。需通过用合适的评价准则确定最优形态小波及分解层数。形态提升小波数据压缩方案见图 3。

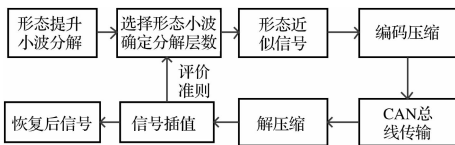


图 3 基于形态提升小波变换的数据压缩方案

Fig. 3 Data compression scheme based on morphological lifting wavelet transform

2.4 特征频率强度系数评价准则

由于实际监测信号中所含噪声表现较复杂,形态提升小波通过新的非线性滤波方式,可有效抑制信号噪声、保留信号非线性特征,使不同状态信号可区分性更强,尤其对齿轮箱状态监测而言,其故障特征主要体现于特征频率,为定量分析信号压缩效果,本文在冲击特征幅值^[8]基础上定义特征频率强度系数概念。设 $F_j (j=1, 2, \dots, M)$ 为频谱中各特征频率归一化幅值, $FC_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为频谱图中特征频率 i 倍频归一化幅值(本文 $N=3$),则特征频率强度系数 C_f 定义为

$$C_f = \begin{cases} \sum_{j=1}^N FC_j / N & (\text{单一频率特征}) \\ \sum_{i=1}^N FC_i / \sum_{j=1}^M F_j & (\text{复合特征频率}) \end{cases} \quad (12)$$

特征频率强度系数 C_f 即为特征频率各倍频强度占整个频谱比例。 C_f 越大特征频率越显著。数据压缩不应只考虑压缩比,应综合考虑数据压缩效果。

3 计算结果分析与比较

3.1 仿真信号分析

为对比、验证本文所提两种数据压缩方法,用仿真信号进行分析验证。采样频率 4 096 Hz,采样时间 1 s:

$$x(t) = x_0(t) + x_1(t) + x_n(t) \quad (13)$$

式中： $x_0(t)$ 为周期性脉冲衰减信号,频率 16 Hz,其每周期衰减函数为 $e^{-1000} \cos(1200\pi t)$; $x_1(t)$ 为频率 10 Hz 与 25 Hz 正弦信号之和; $x_n(t)$ 为高斯白噪声。

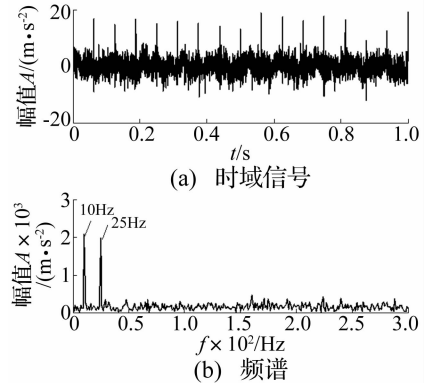


图 4 仿真信号及频谱

Fig. 4 Simulated signal and frequency spectrum

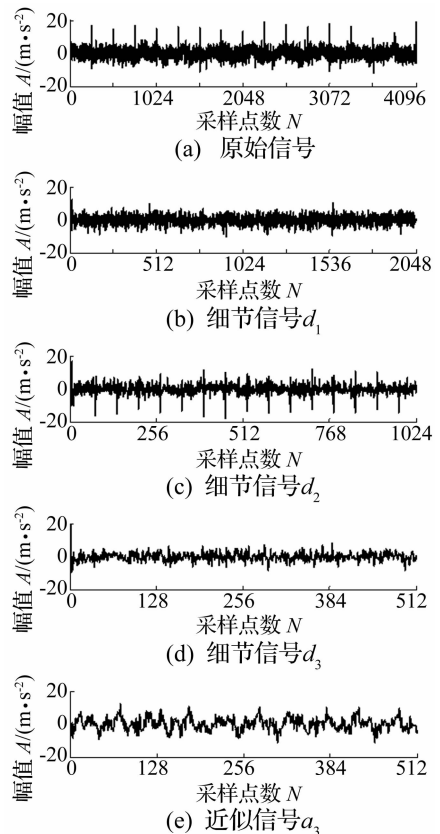


图 5 提升小波分解时域波形

Fig. 5 Time domain coefficients of lifting wavelet transform

仿真信号时域波形及频谱见图 4。对仿真信号进行提升小波分解,分解层数为 3,分解后各层小波系数

见图 5。直接对各层小波系数进行编码压缩较困难,故用本文方法对数据进行压缩,见图 6。通过提升小波稀疏分解及系数重组能使含噪声系数相对集中,见图 6(b),通过阈值整体量化,预制噪声干扰,利于量化编码,提高压缩效果。图 6(c)为解压缩并重构后振动信号,图 6(d)为重构信号频谱,与原始信号频谱图对比,该方法具有较好压缩效果,但部分特征频率未显示,有待进一步分析处理。

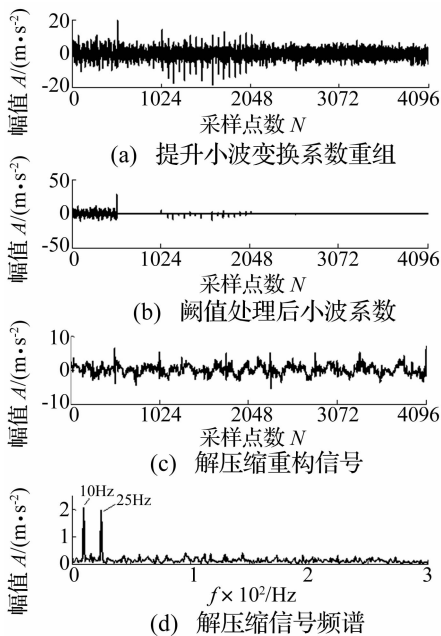


图 6 提升小波数据压缩效果
Fig. 6 Data compression effect of lifting wavelet

图 7 为利用本文形态提升小波方法对仿真信号进行分解压缩,采用极大形态提升小波,3 层分解。图 7(b)为分解后第 3 层近似系数,数据由原 4 096 减少为 512,数据量大幅减少,能较有效保留仿真信号中脉冲信号,冲击特征较明显。图 7(c)为解压缩信号,该信号频谱见图 7(d),已有效保留各特征频率成分。

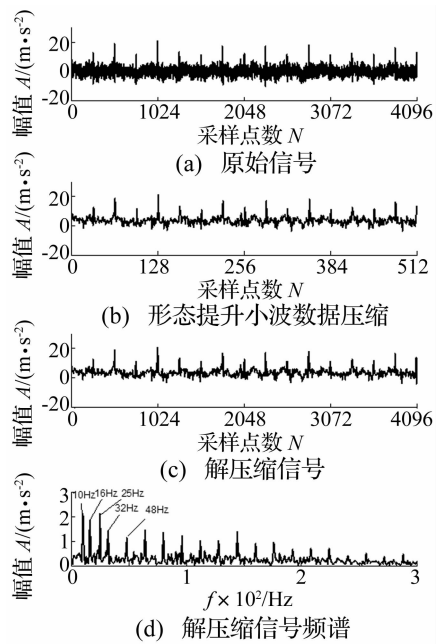


图 7 提升形态小波数据压缩效果
Fig. 7 Data compression effect of lifting morphological lifting wavelet

对比两种数据压缩效果,计算得提升小波数据压缩方法特征频率强度系数为 0. 1879,而提升形态小波方法特征频率强度系数为 0. 5326。

3.2 实测信号分析

本文采用实测齿轮故障信号对以上数据压缩方法进行验证。齿轮振动加速度信号取自某型齿轮箱试验台,试验转速 800 r/min,采样频率 15 kHz,采样点数设置 4 096。图 8 为齿轮箱轴承外圈故障信号时域波形及频谱图。

对上述信号进行提升小波稀疏分解,滤波器为(9, 7)提升小波,分解层数 3 层,对提升小波变换后系数求分块阈值并进行软阈值量化处理,再进行信号重构见图 9(a),在一定程度上较好消除噪声干扰,保留原始信号时域冲击形貌特征。但由图 9(b)看出,解压缩后信号仍保留大量冗余信息,故障频率特征不明显。

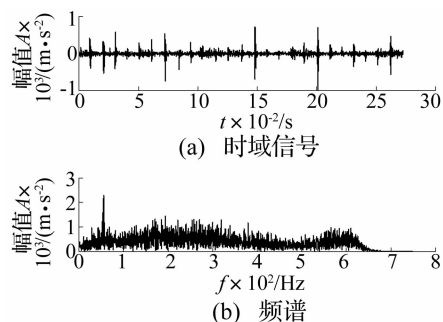


图 8 齿轮箱故障信号及频谱
Fig. 8 Fault signal and frequency spectrum of gear box

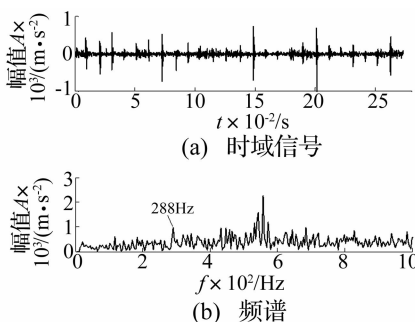


图 9 提升小波解压缩信号及频谱
Fig. 9 Decompression signal and frequency spectrum of lifting wavelet

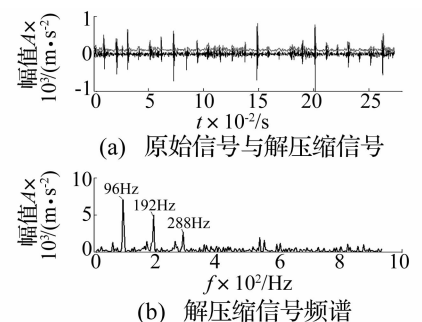


图 10 形态提升小波解压缩信号及频谱
Fig. 10 Decompression signal and frequency spectrum of morphological lifting wavelet

图10为形态提升小波3层分解数据压缩恢复信号及频谱。采用极大形态滤波器,形态提升小波能十分有效提取信号中脉冲信号,有效抑制噪声,在大幅度

压缩信号长度情况下仍保留信号主要特征。由频谱图10(b)看出,在频域上轴承外圈故障特征频率96 Hz及2、3倍频非常明显。

表1 两种数据压缩方法压缩效果比较

Tab.1 Compression effect comparison of two methods

	滤波器	分解层数	评价指标		压缩效果			计算量
			压缩前	压缩后	压缩前(Bytes)	压缩后(Bytes)	压缩比	计算时间/s
提升小波	(5,3)	1	0.0686	0.1465	32768	12288	0.375	0.039449
	(9,7)			0.1563		12288		0.041092
形态提升小波	Max-lifting	1	0.0686	0.2697	32768	15939	0.486	0.028479
	Haar			0.1220		16384		0.028545
提升小波	(5,3)	2	0.0686	0.1645	32768	12288	0.375	0.044315
	(9,7)			0.1915		8192		0.048271
形态提升小波	Max-lifting	2	0.0686	0.4688	32768	8083	0.246	0.029559
	Haar			0.1380		8192		0.028822
提升小波	(5,3)	3	0.0686	0.1964	32768	8192	0.25	0.049912
	(9,7)			0.2248		7232		0.058248
形态提升小波	Max-lifting	3	0.0686	0.6469	32768	4096	0.125	0.031090
	Haar			0.1409		4170		0.029241

为更好比较两种数据压缩方法的压缩性能,结合2.4节评价准则及信号压缩比,综合比较两种数据压缩方法,见表1,随分解层数的增加,两种数据压缩方法评价指标均有提高,其中提升小波的(5,3)、(9,7)两种滤波器差别不大,后者略优于前者,

而形态提升小波采用极大提升形态滤波器明显优于Haar形态提升小波。在压缩比方面,分解层数对提升小波数据压缩效果影响较小,2层分解时压缩比与形态提升小波相近,但3层分解时形态提升小波明显优于提升小波。计算速度方面,两者均具有较高计算速度,形态提升小波略优于提升小波。分解层数选择应注意分析信号频谱范围。因此应选3层分解,极大形态滤波器数据压缩效果最佳。形态提升小波采用形态学滤波器,可对振动信号进行非线性分析,在数据压缩的同时能有效抑制噪声,保留机械振动信号冲击故障特征,且计算速度更快,对海量机械振动监测数据压缩传输处理应用前景较好。

4 结论

(1) 机械振动状态监测时因采集的数据中含有噪声等干扰,利用本文所提数据压缩方法能在数据压缩的同时消除噪声干扰。

(2) 针对提升小波稀疏分解特性,本文对分析后系数进行重组,便于阈值降噪后数据压缩实施、提高压缩效果。

(3) 形态提升小波利用非线性滤波器对机械振动信号进行分析,在实现信号压缩传输的同时实现前期预处理和消除噪声干扰,具有计算量小、压缩速度快等优点。

参考文献

- [1] 吴乐南. 数据压缩[M]. 北京:电子工业出版社,2000.
- [2] 何创新,刘成良,李彦明. 工程机械远程监测动态实时数据压缩[J]. 上海交通大学学报,2009,43(6):914-918.
HE Chuang-xin, LIU Cheng-liang, LI Yan-ming. Dynamic real-time data compression for remote monitor of construction machinery[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University,2009,43(6):914-918.
- [3] 孙延奎. 小波分析及其应用[M]. 北京:机械工业出版社,2005.
- [4] 章立军,阳建宏,徐金梧,等. 形态非抽样小波及其在冲击信号特征提取中的应用[J]. 振动与冲击,2007,26(10):56-61.
ZHANG Li-jun, YANG Jian-hong, XU Jin-wu, et al. Study on morphological undecimated wavelet and its application of feature extraction of shock signal[J]. Journal of vibration and shock, 2007,26(10):56-61.
- [5] Zhang Li-jun, Xu Jin-wu, Yang Jian-hong, et al. Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008,22(3):597-610.
- [6] Hao Ru-jiang, Chu Fu-lei. Morphological undecimated wavelet decomposition for fault diagnostics of rolling element bearings[J]. Journal of Sound and Vibration, 2009,320(4/5):1164-1177.
- [7] 杨博雄,柳林,秦前清. 基于形态小波的地震数据压缩方法研究[J]. 武汉大学学报信息科学版,2011,36(7):785-789.
YANG Bo-xiong, LIU Lin, QIN Qian-qing. Research of seismic data compression method based on morphological wavelet[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2011,36(7):785-789.
- [8] 章立军,杨德斌,徐金梧,等. 基于数学形态滤波的齿轮故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2007,43(2):71-75.
ZHANG Li-jun, YANG De-bin, XU Jin-wu, et al. Approach to extracting gear fault feature based on mathematical morphological filtering[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2007,43(2):71-75.