

文章编号: 1673-5196(2018)05-0040-06

基于小波包层次熵的电主轴振动信号特征提取方法

雷春丽^{1,2}, 杨晓燕^{1,2}, 成彦伟^{1,2}, 张亚斌^{1,2}, 方景芳^{1,2}

(1. 兰州理工大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 兰州理工大学 数字制造技术与应用省部共建教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 为了对电主轴运转时振动信号特征进行更有效的提取, 提出了基于小波包层次熵的电主轴特征提取方法. 首先对电主轴振动信号利用小波包变换进行分解、重构, 得到若干节点信号; 然后计算不同节点信号的样本熵值, 构成其小波包层次熵值; 最后通过小波包层次熵值提取电主轴振动信号特征. 计算结果表明: 与傅里叶变换方法相比, 基于小波包层次熵的分析方法不仅考虑了时间序列的低频成分, 同时也考虑了其高频成分, 可有效地提高特征提取的准确率, 更精确和完整地描述电主轴振动信号的特征, 为提取电主轴振动信号特征提供了一种快速有效的新方法.

关键词: 电主轴; 振动信号; 小波包; 层次熵

中图分类号: TH113.1 **文献标志码:** A

Feature extraction method of motorized spindle vibration signal based on wavelet packet transform and hierarchical entropy

LEI Chun-li^{1,2}, YANG Xiao-yan^{1,2}, CHENG Yan-wei^{1,2}
ZHANG Ya-bin^{1,2}, FANG Jing-fang^{1,2}

(1. College of Mechano-Electronic Engineering, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China; 2. Key Laboratory of Digital Manufacturing Technology and Application, The Ministry of Education, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China)

Abstract: In order to extract the characteristics of the vibration signal of motorized spindle more effectively, an extraction approach was proposed based on wavelet packet and hierarchical entropy. Firstly, the vibration signals of the motorized spindle were decomposed and reconstructed with wavelet packet transform to obtain several nodal signals. Then the sample entropies of different nodes were calculated to form their wavelet packet hierarchical entropy. Finally, according to the entropy value, the characteristics of vibration signal were extracted. Their calculation result showed that compared to the Fourier transformation method, the proposed analysis method not only the low frequency component of the time series would take into account, but also the high frequency component, so that the accuracy of feature extraction could be improved, the characteristics of motorized spindle vibration signals could be described more precisely and completely, and a fast and valid novel method for extraction of vibration signal characteristics of motorized spindle would be offered.

Key words: motorized spindle; vibration signal; wavelet packet; hierarchical entropy

高速电主轴为集原动机、传动装置、执行机构、控制系统于一身实现“近零传动”的机电耦合系统, 已成为高端数控机床的核心功能部件^[1-2]. 高速电主轴已经向超高速、高精度、高刚度、大功率方向发展,

为了使电主轴在超高速切削机床上得到广泛应用, 就必须对转速、振动^[3]、温升信号进行采集与处理, 以达到良好的决策与控制. 如何在不同工况下, 从大量实时状态信息中提取并选择能最有效反映工况特征的特征参数是电主轴特征提取的难点之一. 振动是电主轴运行过程中必然产生的现象, 振动信号蕴涵了丰富的电主轴运行状态的信息, 电主轴工作性能的

收稿日期: 2018-01-03

基金项目: 国家自然科学基金(51465035)

作者简介: 雷春丽(1977-), 女, 陕西渭南人, 博士, 副教授.

变化可以通过振动表现出来.因此,对电主轴振动信号中的特征成分实现精确提取十分重要.

近几年,国内外学者对电主轴振动信号的分析开展了大量研究.高荣等^[4]将小波奇异性理论运用到高速电主轴振动信号处理中,提出了电主轴振动信号奇异性检测算法.苏文胜^[5]提出了一种基于小波包样本熵的滚动轴承故障诊断和预测方法,较好地地区分了轴承故障类型及预报了故障趋势.陈超^[6]以国产高速电主轴为研究对象,为实现电主轴工作时的径向跳动及轴向窜动的状态监测,提出了一种基于加速度时-频域混合积分的电主轴振动监测方法.Wang 等^[7]针对旋转机械故障特征检测,提出了一种基于小波和相关滤波相结合的暂态建模与参数辨识技术.Jiang^[8]针对滚动轴承振动信号的非平稳性,提出了一种基于自适应小波包的特征提取方法.这些方法从不同角度来研究振动信号的特征提取,虽能得到特征频率,但是结果还是存在干扰,其主要原因是相关算法本身仍存在一些亟待解决的问题.针对客观、准确地提取电主轴工作性能变化的特征的问题,本文采用电主轴的振动信号作为监测信号,利用小波包对监测信号进行多层分解,结合层次熵方法,实现电主轴振动信号的精细化提取,为深入研究电主轴的结构分析、状态监测和趋势分析提供理论依据,为数控系统对主轴的控制和决策提供有力保证.

1 算法描述

1.1 小波包分解

小波变换最早是由法国的 Morlet 在 1974 年提出的,与其他信号分析方法相比,小波变换能够处理局部、非稳态和瞬时信号,具有很好的时频特性.小波分析的基本思想是将信号用小波函数系表示或逼近,小波函数系是由满足一定条件的小波母函数,通过不同尺度的平移和伸缩所形成.小波包变换是在小波变换的基础上进一步提出来的,小波分析的多分辨率分析只对低频空间进行进一步的分解,小波包则对多分辨率分析没有细分的高频部分也作类似分解,从而提高了时-频分辨率^[8].小波包变换被作为一种有效的振动信号特征提取工具^[9-12].图 1 表示了三层小波包分解树,图中 S 是原始的电主轴加速度信号, $S_{i,j}$ 为第 i 层的第 j 个节点, $i=1\sim 3, j=0\sim 7$.

小波包信号提取是对离散信号进行小波包分解和重构.利用小波包将离散信号(设信号点数为 2^N)按不同频段正交分解,保留分解序列中有效频段序

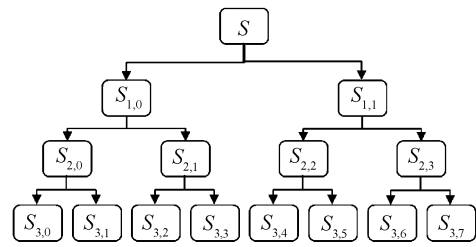


图 1 小波包分解的树结构

列进行重构.重构后的信号与原始信号长度相等,并具有较窄的频段和较高的信噪比.小波包提取算法过程如下:

- 1) 选取共轭正交滤波器 h_k , 并令 $g_k = (-1)^k h_{1-k}$.
- 2) 确定分解层数, $L > 0$, 原始信号 $f(i)$ 长度为 2^N , 设采样频率为 f_s , 则 $L < N$, 第 L 层每个序列的频带长度为 $f_s/2^{N+1}$, 起始频率 $f_n = (n-1)f_s/2^{L+1}$.
- 3) 根据起始频率, 确定有效频段, 记为 $\{b_1, b_2, \dots, b_m\}$.
- 4) 逐层分解, 第 L 层可得到 2^{l-1} 组位于不同频率段的序列. 每组序列由低通滤波结果 w_{2n}^l 和高通滤波结果 w_{2n+1}^l 组成. w_{2n}^l 和 w_{2n+1}^l 满足下列递归分解公式:

$$\begin{cases} W_{2n}^l(i) = \sum_k h(k-2i) W_n^{l-1}(k) \\ W_{2n+1}^l(i) = \sum_k g(k-2i) W_n^{l-1}(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $l=1, 2, \dots, L, i=0, 1, \dots, N/2^{l-1}, n=0, 1, \dots, 2^{l-1}-1$.

- 5) 提取有效分解系数, 令

$$\begin{cases} NW_n^l = W_n^l & n = \{b_1, b_2, \dots, b_m\} \\ NW_n^l = 0 & n \neq \{b_1, b_2, \dots, b_m\} \end{cases} \quad (2)$$

由此得到的新序列仅保留了有用信号的波结果.

- 6) 利用小波包的重建公式重构信号:

$$\begin{aligned} NW_n^l(i) = & 2 \sum_k h(i-2k) NW_{2n}^{l+1}(k) + \\ & 2 \sum_k g(i-2k) NW_{2n+1}^{l+1}(k) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $l=L-1, \dots, 1, 0, i=0, 1, \dots, N/2^{l-1}, n=0, 1, \dots, 2^{l-1}-1$.

1.2 层次熵

熵是对时间序列复杂度的一种定量度量,也是时间序列一个重要的非线性特征,熵值会随着系统状态的变化而变化.对于电主轴,不同工作状态下的振动信号的复杂度不同,对应的熵值也就不同,因此熵可以作为电主轴振动信号的一种特征参数.分析

层次分解后每个节点信号的样本熵,就构成了层次熵分析.Jiang^[13]提出层次熵的方法来衡量时间复杂度.给定一个时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,层次熵定义如下:

1) 定义一个均值算子 Q_0 和一个差值算子 Q_1 , 其中 Q_0 表示序列在第一层分解的低频成分, Q_1 代表序列第一层分解的高频成分.即

$$Q_0 = \frac{x(2j-1) + x(2j)}{2}$$

$$Q_1 = \frac{x(2j-1) - x(2j)}{2} \quad j = 1, 2, \dots, 2^{n-1}$$

(4)

2) 令 e 为整数,且 $0 \leq e \leq 2^{n-1}$.构造一个 n 维向量 $L_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 其中 L_i 等于 0 或者 1, 使得 $e = \sum_{i=1}^n L_i 2^{n-i}$.

3) 序列第 x 层的第 $n+1$ 个节点定义为 $X_{n,e} = Q_{L_1}(x) \cdot Q_{L_2}(x) \cdots Q_{L_n}(x)$.

4) 计算各节点 $X_{n,e}$ 的样本熵.

1.3 小波包层次熵

小波包分解的子带能量越大,包含的异常信息越明显.层次熵具有明确的物理意义,能够衡量时间序列中产生新信息量的大小,而且层次熵有一定的抗噪性和抗干扰能力.为此,本文将小波包分解和层次熵相结合,提出了一种基于小波包层次熵的电主轴振动信号特征提取方法(具体算法流程见图 2):

1) 对电主轴振动信号进行小波包分解与重构,确定小波基函数和分解层数.

2) 根据小波包分解与重构信号,计算各个节点

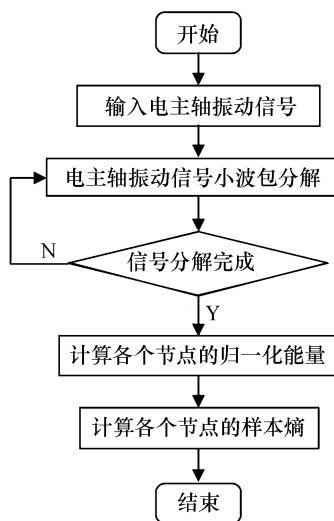


图 2 计算小波包层次熵的流程图

Fig.2 Flowchart of wavelet packet transform and hierarchical entropy

的归一化能量.

3) 确定向量维数 $m = 2$, 相似容限 $r = 0.2SD$, 计算其各节点样本熵值, 即层次熵.

4) 通过小波包层次熵, 从而实现对特征信号的精确提取.

2 试验与分析

2.1 电主轴试验数据

为研究电主轴系统的振动特性, 在型号为 170SD24Q15 电主轴上进行了检测, 该电主轴的最高转速为 24 000 r/min, 其额定功率为 15 kW. 本次试验将型号 601A02 加速度传感器置于高速电主轴前端轴承附近, 将其与东华 DH5922N 动态信号分析仪以及计算机连接起来, 并以数据文件形式将振动信号存储于计算机, 如图 3 所示.

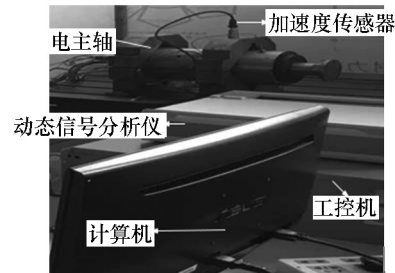


图 3 电主轴实验台

Fig.3 Test rig of motorized spindle

试验设置采样频率为 2 000 Hz, 为突出时域特征仅截取 2 000 个采样点. 基于图 3 的电主轴实验装置, 可以得到电主轴运行过程中的加速度信号如图 4 所示. 本文选取电主轴的两种不同转速进行分析, 其中低速取 7 000 r/min, 高速取 10 000 r/min. 从图 4 可以看出, 电主轴高速运转时, 原始波形非常复杂, 难以分辨出具体特征, 很难从时域波形中将电主轴加速度信号进行准确提取, 需要进一步将原始加速度信号进行处理与分析.

2.2 振动信号特征提取

2.2.1 小波包变换与节点能量分析

为了确定电主轴振动发生频率范围, 利用小波包对各尺度下的细节部分进行分解, 以细化特征频率, 可以得到振动信号的小波包系数, 通过小波包逆变换重构各个频段的信号. 本文采用规则性系数相似性法选择小波基函数, 小波基与原始信号之间的相似程度能从小波基的系数体现出来, 选择小波规则性系数较大的 db10^[13] 小波作为小波包基函数, 部分 db 系小波的规则性系数见表 1. 将 2 000 Hz 的原始信号进行 3 层小波包分解与重构, 经过三层小波包分解重构后各节点所代表的频率范围见表 2.

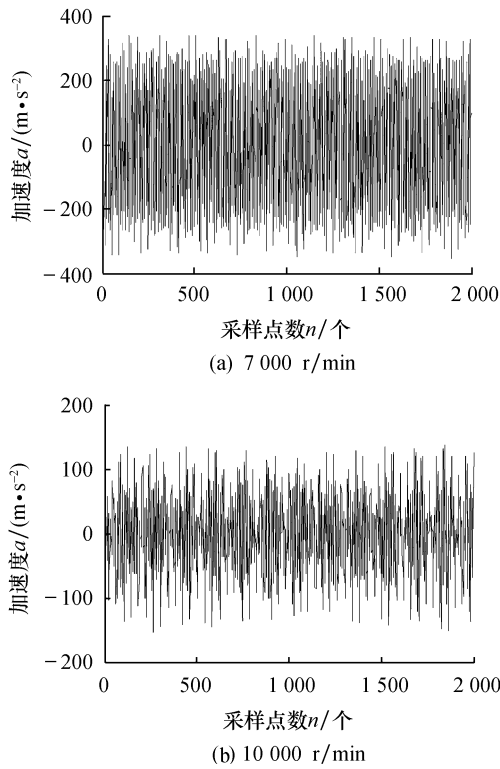


图 4 电主轴不同转速的时域信号

Fig.4 Time domain signals at different speeds of motorized spindle

表 1 部分 db 系小波规则性系数

Tab.1 Wavelet regularity coefficient of partial db system

小波基名称	db1	db2	db3	db4	db5	db7	db10
规则性系数	0	0.50	0.91	1.27	1.59	2.15	2.90

表 2 小波包分解第三层各节点对应频率范围

Tab.2 Frequency range corresponding to third layer nodes of decomposition tree of wavelet packet

节点	频率范围/Hz	节点	频率范围/Hz
S30	0~125	S34	500~625
S31	125~250	S35	625~750
S32	250~375	S36	750~875
S33	375~500	S37	875~1 000

根据信号中 有用信号通常为低频信号,噪声通常为高频信号^[14],将原始信号分解为高频和低频两部分,剔除高频部分,保留低频部分^[15].图 5 为电主轴分别是 7 000 r/min 和 10 000 r/min 时,小波包三层分解后各频段的重构信号.小波包重构信号明显消除了噪声,相对准确地再现出原始信号.重构信号保证了原始信息没有丢失,同时很好地去除了噪声.

通过小波包变换,信号在各频段上的能量总和与原信号的能量是一致的,每个频带内的信号可以表征原信号在该频率范围内的特征信息.对小波包分解、重构后的信号进行能量计算、归一化后的各频段能量分布情况如图 6 所示.从图 6a 中可以看出,

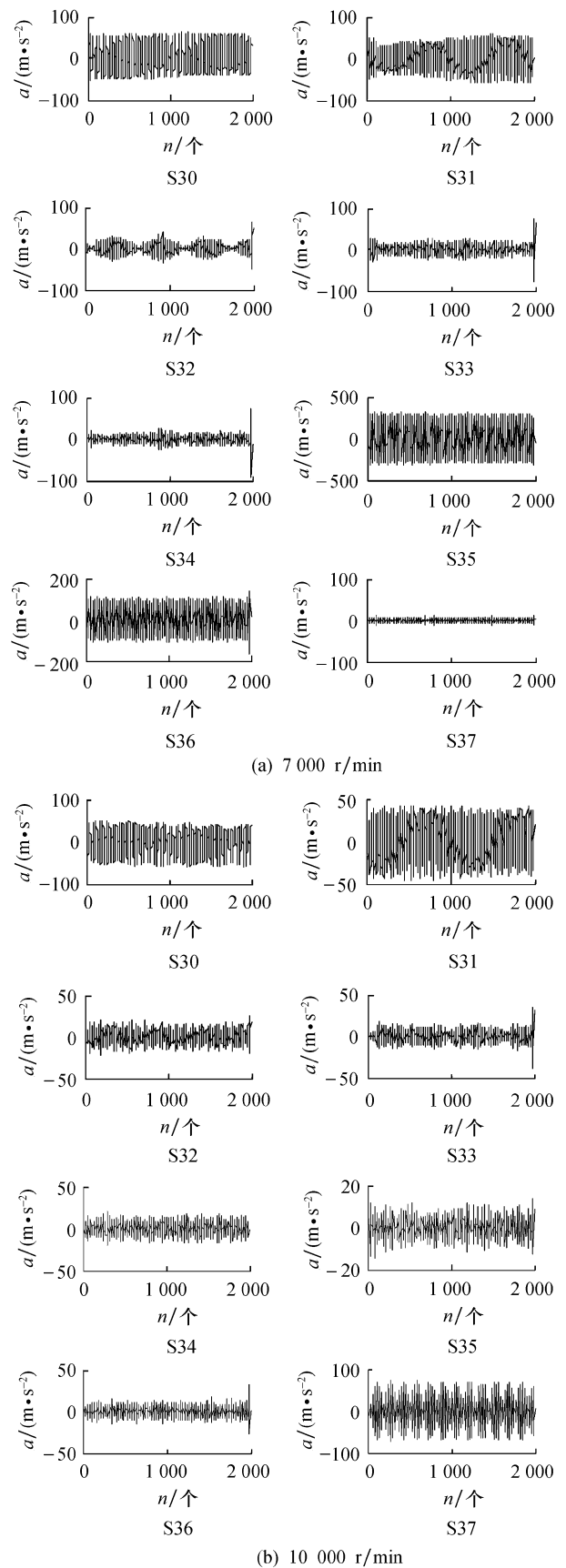


图 5 电主轴不同转速的小波包分解重构结果

Fig.5 Wavelet packet decomposition and reconstruction of motorized spindle at different speeds

电主轴在转速为 7 000 r/min 时,振动加速度信号的能量主要分布在节点 S35,其频段为 625 ~ 750 Hz,电主轴的振动信号被调制在频率较高的信号中,这是由于电主轴的振动信号具有明显的调制特点,同时,电主轴在高速转动时,振动信号中包含了相应的冲击成分,导致信号的能量集中在某一频段内.从图 6b 可看出,当电主轴转速为 10 000 r/min,振动加速度信号的能量主要分布在高频段节点 S37 处,其频段为 875~1 000 Hz,这是由周期性振源引起的响应.以上分析表明:电主轴工作速度范围较广,影响电主轴振动的因素颇多.为获取电主轴转动后的频率特征,有必要对各频段信号进行更深入地分析.

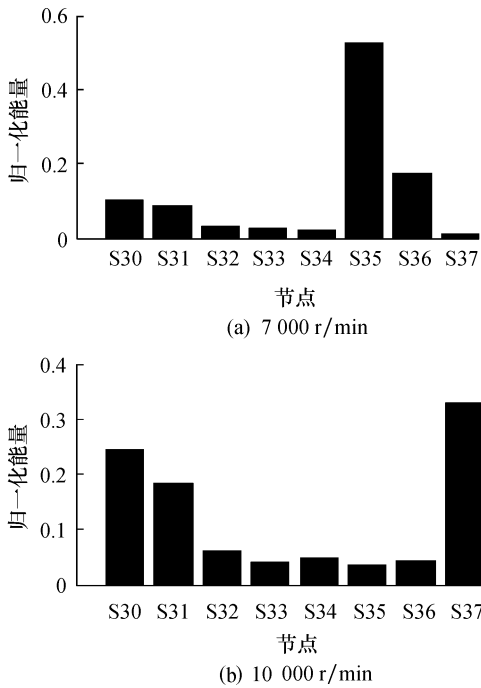


图 6 电主轴不同转速的信号频段能量分布

Fig.6 Energy distribution of signal frequency band of motorized spindle at different speeds

2.2.2 小波包层次熵计算与结果分析

根据上述计算结果,采用小波包层次熵对两种信号进行特征提取,结果如图 7 所示.从图 7 可以看出,两种状态低频部分结果基本一致,高频部分结果有所差异.电主轴在同一运行状态下,不同分解节点的层次熵分布有明显的差异.7 000 r/min 时在高频部分 S35 有较高的层次熵值,10 000 r/min 时在低频部分 S31 处和 高频部分 S37 处均有较高的层次熵值,这说明特征信息不仅隐藏在低频部分,也包含在高频部分.

进一步的分析可以发现正常电主轴运行时,其振动的波形均匀,没有异常的冲击发生,因此,其小波包层次熵值均为低值.当电主轴的某个部件有损

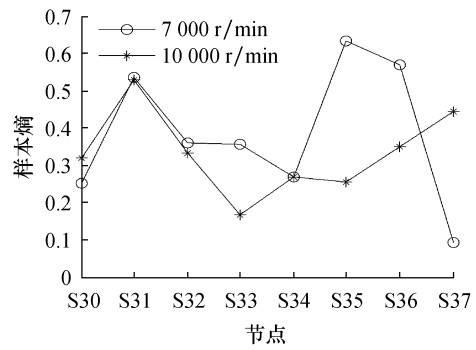


图 7 不同状态下的小波包层次熵

Fig.7 Wavelet packet transform and hierarchical entropy in different states

伤时,必然造成振动的异常冲击,表现为在特定的频率段上其小波包层次熵数值较大.同时认识到层次熵只需较少的数据就可达到分析目的,且具有较好的一致性,说明小波包层次熵方法是分析振动信号的有力手段.

2.3 傅里叶变换算法与结果分析

1965 年,Cooley 和 Tukey 提出快速傅里叶变换^[16].傅里叶分析用以从频域的角度研究连续时间信号^[17-18].本文采用传统计算方法——快速傅里叶变换算法,分别分析电主轴在转速为 7 000 r/min 和 10 000 r/min 时的加速度信号,计算的频谱图如图 8 所示.由图 8 可以看出,电主轴在 7 000 r/min

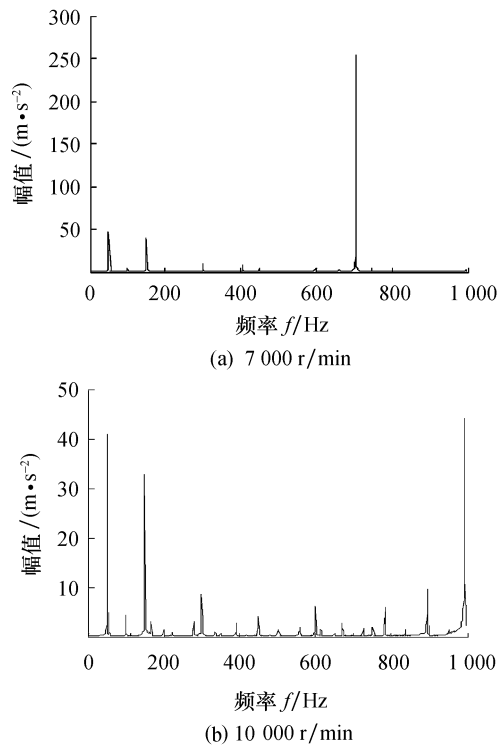


图 8 电主轴不同转速的频谱图

Fig.8 Frequency spectrum graph of motorized spindle at different speeds

时,存在较大幅值的冲击频段为 600~750 Hz,高频段幅值较大;电主轴在 10 000 r/min 时,存在较大幅值的冲击频段为 50~200 Hz 和 950~1000 Hz,低频段和高频段的幅值都较大。

2.4 比较与分析

从图 7 可以看出,电主轴在 7 000 r/min 时,在 S35 处层次熵值最大,其频段为 625~750 Hz;电主轴在 10 000 r/min 时,在 S37 处层次熵值最大,其频段为 850~1 000 Hz。由图 8a 可以看出,7 000 r/min 时,在 703.98 Hz 幅值最大,在 600~750 Hz 频段幅值较大。由图 8b 可以看出,10 000 r/min 时,在 993.65 Hz 幅值最大,在 50~200 Hz 和 950~1 000 Hz 频段幅值较大。对比图 5~7 与图 8,可以看出两种方法提取电主轴振动信号特征结果基本一致,验证了本文提出的小波包层次熵特征提取算法的正确性。同时,也可看出,传统傅里叶变换算法是从全局上表现频率特征,不能表征局部特征,无法实现精确提取。本文将小波包和层次熵两种信号处理方法相结合,既包括信号细节的分析,又可以把握全局与局部特征,还可以通过层次熵衡量时间序列复杂度,特征提取结果较精确和更完整。

以上的分析和试验表明,将小波包层次熵方法应用到高速电主轴振动信号的特征提取,可以判断电主轴的健康状态,适时对电主轴的运行进行调整,这样对提高电主轴的使用寿命具有重要的意义。

3 结论

本文根据测量的电主轴振动信号,提出了一种小波包分解和层次熵相结合的特征提取方法,并分别采用传统的傅里叶变换和本文所提算法进行了特征提取。结果表明,与传统的傅里叶分析方法相比,小波包层次熵算法既考虑信号的细节成分,也注重了局部与整体的关系,同时,将具有抗干扰能力的熵引入到电主轴振动信号的特征提取,具有较高的准确性和完整性。综上所述,将小波包层次熵应用于电主轴特征提取具有较好的效果,为电主轴的状态识别和趋势预测打下了良好的基础。

参考文献:

[1] ABELE E, ALTINTAS Y, BRECHER C. Machine tool spindle

units [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2010, 59 (2): 781-802.

[2] JEDRZEJEWSKI J, KOWAL Z, KWASNY W, et al. High-speed precise machine tools spindle units improving [J]. Journal of Materials Processing Tech, 2005, 162/163: 615-621.

[3] 李有堂. 机械振动理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2012.

[4] 高荣, 叶佩青, 蒋克荣, 等. 基于小波奇异性的电主轴振动信号处理 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2010, 40(4): 1025-1028.

[5] 苏文胜. 滚动轴承振动信号处理及特征提取方法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2010.

[6] 陈超. 高速电主轴动态加载可靠性试验及其故障诊断研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2016.

[7] WANG S, HUANG W, ZHU Z K. Transient modeling and parameter identification based on wavelet and correlation filtering for rotating machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(4): 1299-1320.

[8] JIANG H, HE Y, YAO P. Incipient defect identification in rolling bearings using adaptive lifting scheme packet [J]. Journal of Vibroengineering, 2012, 14(2): 771-782.

[9] 何浩祥, 陈奎, 闫维明. 基于小波包变换和时变频率的结构地震损伤评估 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(7): 23-30.

[10] 曾宪伟, 赵卫明, 盛菊琴. 小波包分解树结点与信号子空间频带的对应关系及其应用 [J]. 地震学报, 2008, 30(1): 90-96.

[11] 花汉兵. 基于小波包的振动信号去噪应用与研究 [J]. 噪声与振动控制, 2007, 27(6): 19-21.

[12] 曹建军, 张培林, 任国全, 等. 提升小波包最优基分解算法及在振动信号降噪中的应用 [J]. 振动与冲击, 2008, 27(8): 114-116.

[13] JIANG Y, PENG C K, XU Y. Hierarchical entropy analysis for biological signals [J]. Journal of Computational & Applied Mathematics, 2011, 236(5): 728-742.

[14] 杨建国. 小波分析及其工程应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.

[15] 胡云鹏, 陈焕新, 周诚, 等. 基于小波去噪的冷水机组传感器故障检测 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(3): 16-19.

[16] COOLEY J W, TUKEY J W. An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series [J]. Mathematics of Computation, 1965, 19(90): 297-301.

[17] 王世恒, 程正兴. 伴随分数阶傅立叶变换的多分辨分析的特征 [J]. 兰州理工大学学报, 2017, 43(4): 154-158.

[18] 吴大正. 信号与线性系统分析 [M]. 北京: 高等教育出版社, 1998.