

磨矿过程控制中专家操作人员脑电特征分析

张 驰¹, 卢绍文², 王 宏^{2,3}, 王 宏^{1*}
(1. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819; 3. 曼彻斯特大学 自动化中心, 英国 曼彻斯特 M60 1QD)

摘 要: 面向选矿生产系统的优化和智能升级,为进一步保证产品的质量和产量,针对磨矿过程中操作人员行为因素的评定和量化问题,提出一种基于脑电信号(EEG)特征的实时分析方法.首先采用小波分解的方法提取大脑不同脑区的 δ, θ, α 和 β 波节律.然后通过小波各尺度的能量序列、分布计算不同脑区EEG的小波熵,根据小波熵的熵值比较确定待分析的脑区.根据小波时频分析的结果确定谱特征 $(\alpha + \beta)/(\delta + \theta + \alpha + \beta)$,最后采用B样条拟合及滑动窗,进行实时评定.结果表明,提出的量化指标可以在一定程度上反映操作输出的粒度曲线的变化趋势,能够较为客观地评定操作人员的行为因素.

关 键 词: 磨矿过程;脑电信号;小波熵;时频分析;B样条曲线
中图分类号: R 318 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)06-0828-06

EEG Feature Analysis of Expert Operators in Grinding Process Control

ZHANG Chi¹, LU Shao-wen², WANG Hong^{2,3}, WANG Hong^{1*}
(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. Control Systems Centre, The University of Manchester, Manchester M60 1QD, UK. Corresponding author: WANG Hong*, E-mail: hongwang@mail.neu.edu.cn)

Abstract: In the context of systematic optimization and intelligent upgrade of the mineral production, the assessment and quantification of the operators' behavioral factors need to be investigated to further enhance productivity and quality of the products. A real-time analysis method based on the electroencephalography (EEG) characteristics was presented in grinding process. To begin with, the δ, θ, α , and β rhythms in different brain regions were extracted using wavelet decomposition. Then the wavelet entropy can be obtained by calculating the energy sequence distribution of different wavelet coefficient vectors. According to the comparison of the entropy values, the specific brain region was selected. Through wavelet time-frequency analysis, $(\alpha + \beta)/(\delta + \theta + \alpha + \beta)$ was determined as the spectral characteristic. Finally, the results of real-time analysis using B-spline curve and sliding window showed that the physiological indicators can reflect the trend of the granularity curves and assess the operators' influence factors objectively to some extent.

Key words: grinding process; EEG; wavelet entropy; time-frequency analysis; B-spline curve

磨矿是选矿过程的一个重要环节,直接关系到产品的质量和产量.随着生产过程自动化控制程度的不断提高,工作人员的控制操作行为显得越来越重要.因此要想进一步完善对生产系统的优化和智能化控制,操作人员的行为因素是不能被忽略的.如果量化实际生产过程中操作人员行为对整个生产运行系统的影响,不但可以对操作人员的表现进行监控,也可以以优秀操作人员的

操作作为标准,建立操作人员的行为控制模型,提升系统的自动化和智能化水平.

人的行为是由脑来控制的,脑电(EEG)信号是大脑思维的一种外在表现和可靠的人体认知行为影响因素的度量方法^[1-3]. EEG 信号是动态、随机、非线性和非平稳的信号^[4-6]. 复杂度分析是一种对于动态脑电活动的非线性计算方法. 在复杂度分析中,基于熵的算法在评价规律或者做预测方面已经表现出了其有效性和鲁棒性^[7]. 信息熵的概念是 1948 年由 Shannon 提出的^[8]. 信息熵能够代表信号的平均不确定度,信号越接近于随机信号,信息熵的熵值越大.

小波变换作为时频分析的有效工具,具有多分辨分析的特点,适应于非平稳信号在多个频带上的分析^[9]. 基于小波对信号进行时频分解能够用于特征提取、时间和空间尺度的分析中. 小波熵即是融合了小波变换与 Shannon 熵的计算方法,用小波各尺度的能量序列的分布取代信号的概率分布进行特征提取的一种方法. 小波时频分析方法是提取信号的时频谱信息发展起来的,通过可以伸缩和平移的小波基函数分析信号,得到信号在不同时刻的频率成分,可以保留信号的突变、奇异等信息^[10-12].

本文采用小波熵和小波时频分析的方法提取了磨矿运行过程中专家操作人员的脑电特征,并提出了基于 B 样条的小波熵实时分析算法,探讨其在磨矿过程控制中的脑电生理特征规律,从而客观地评定和量化磨矿过程控制中操作人员行为的影响因素.

1 实验材料和实验方法

1.1 实验设置

实验在文献[13]示出的磨矿过程控制系统半实物仿真实验平台上进行(图1). 实时采集被试者在磨矿过程控制系统实验平台上进行控制操作过程中的脑电信号. 12 位年龄在 20~30 之间的被试者参与实验(8 位男性,4 位女性). 被试者身体状况良好,无神经系统疾病. 他们被分成两组.

第一组:6 名被试者,4 位男性,2 位女性. 他们经常进行磨矿过程的控制操作,具有丰富的操作经验,本文称他们为专家操作人员(简称专家).

第二组:6 名被试者,4 位男性,2 位女性. 他们进行磨矿过程控制操作的时间较短,不具有丰

富的操作经验,本文称他们为非专家操作人员(简称非专家).

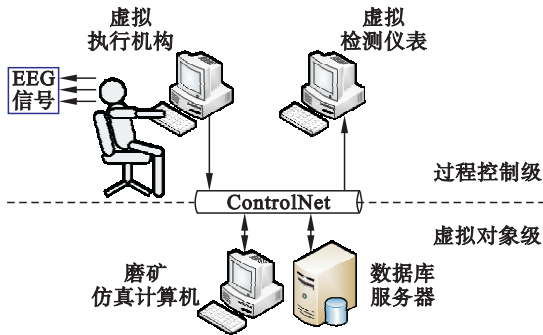


图 1 实验设置^[13]
Fig. 1 A schematic of the experiment^[13]

实验过程中,被试者需要控制磨矿系统的给矿量和给水量,在 5 min 内,使最后的磨矿粒度达到预先给定的标准. 被试者看不到磨矿粒度的变化,只能凭经验根据它与给矿量和给水量关系进行调节. 实际生产过程中磨矿粒度也难以在线测量,只能隔一段时间通过化验得到.

使用 Neuroscan 采集脑电,电极安放位置采用国际标准的 10-20 系统,选取大脑顶部的 P3, P4 和枕部的 O1, O2 进行分析. 参考电极位于耳朵乳突处. EEG 采样频率 200 Hz.

1.2 数据预处理

在实际测试时采集到的脑电信号会有干扰,所以首先对信号进行降噪处理. 图 2 和图 3 给出了经过滤波、降噪后的专家和非专家的 EEG 信号的时域波形和频谱图.

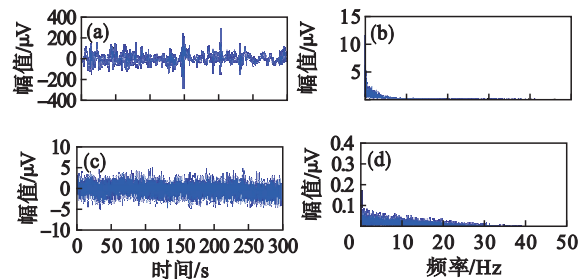


图 2 专家操作人员实验时 EEG 及其频谱
Fig. 2 Expert EEG and its spectrum in the experiment
(a)—P3 通道时域波形; (b)—P3 通道频谱图;
(c)—O1 通道时域波形; (d)—O1 通道频谱图.

本文首先用小波变换对 EEG 信号进行分解,分解出近似信息和细节信息,然后作进一步处理. 小波变换分为连续小波变换(CWT)和离散小波变换(DWT). 对于信号 $x(t)$,CWT 的公式为

$$\text{CWT}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt =$$

$$\int x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt . \tag{1}$$

其中: * 代表复数共轭; a 代表尺度因子; b 代表平移因子; $\psi_{a,b}(t)$ 是由母小波 $\psi(t)$ 平移 b 缩放 a 得到的:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) . \tag{2}$$

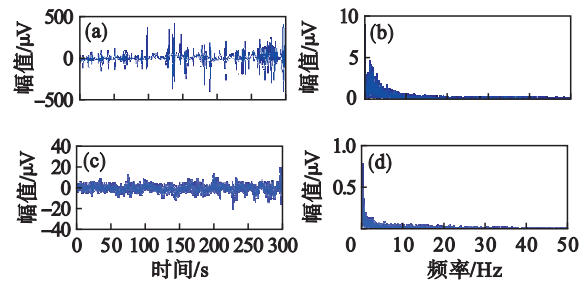


图 3 非专家操作人员实验时 EEG 及其频谱
Fig. 3 Nonexpert EEG and its spectrum in the experiment

(a)—P3 通道时域波形; (b)—P3 通道频谱图;
(c)—O1 通道时域波形; (d)—O1 通道频谱图.

DWT 采用双通道子带编码的方式对信号进行分解,得到近似系数和细节系数. 两类系数的计算是通过低通滤波器 $h[n]$ 和高通滤波器 $g[n]$ 来实现的. 离散信号 $x[n]$ 输入到滤波器中经过滤波,分离出近似信息和细节信息,根据奈奎斯特准则一半的样本会被去除,这个过程构成了一层小波分解. 数学表达式如下:

$$Y_{\text{high}}[k] = \sum x[n] \cdot g[2k - n] , \tag{3}$$

$$Y_{\text{low}}[k] = \sum x[n] \cdot h[2k - n] . \tag{4}$$

其中 $Y_{\text{high}}[k]$ 和 $Y_{\text{low}}[k]$ 是高通滤波器和低通滤波器的输出.

本文选择 5 层小波分解得到 A1 ~ A5, D1 ~ D5 的细节信息. A5 分解大致在 δ 波(0 ~ 3 Hz)范围内, D5 分解大致在 θ 波(4 ~ 7 Hz)范围内, D4 分解大致在 α 波(8 ~ 13 Hz)范围内, D3 分解大致在 β 波(14 ~ 30 Hz)范围内. 分解过程见图 4.

2 特征提取

2.1 小波熵

假设对信号进行小波分解的尺度为 m , 在分解过程中每个尺度 j 上的小波系数构成的序列为 $w_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})$, 则其能量定义为

$$E_j = \|w_j\|^2 = \sum_{i=1}^n |w_{ji}|^2, (j = 1, 2, \dots, m) . \tag{5}$$

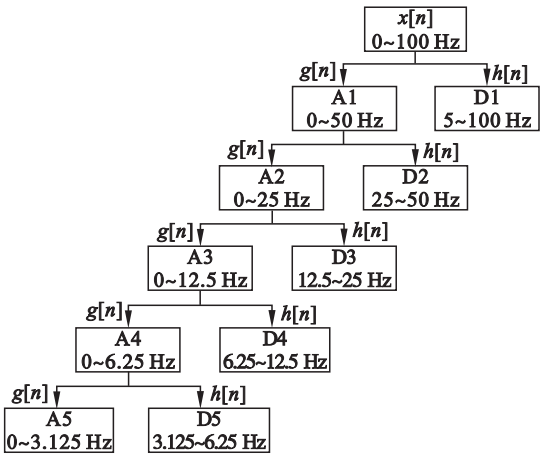


图 4 小波分解过程
Fig. 4 Wavelet decomposition process

能量序列的分布定义为各尺度的归一化能量:

$$p_i = E_i / E, (i = 1, 2, \dots, m) . \tag{6}$$

其中 E 为各个尺度下系数的总能量:

$$E = \sum_{j=1}^m E_j . \tag{7}$$

这样在 Shannon 熵的计算中, 就可以通过小波系数能量序列的分布 p 来代替信号的概率分布计算熵值, 小波熵的计算公式如下:

$$WE = - \sum_{i=1}^m p_i \text{lb} p_i . \tag{8}$$

为方便比较不同部位脑电信号的特征, 首先分别对顶部和枕部两个通道 EEG 信号取平均, 进而计算小波熵. 可以得到专家和非专家在实验时 EEG 信号小波熵的计算结果(如表 1 所示). 专家大脑两个部位小波熵值相差较大, 非专家相差较小. 人在注意力集中时, EEG 的复杂度较大, 小波熵较大^[1]. 大脑枕部的电极位于视觉区, 说明专家操作人员更容易集中注意力, 找到目标, 知道眼睛该看何处. 专家操作人员大脑顶部的小波熵值略小于非专家操作人员. 大脑顶部的电极位于运动区, 说明专家操作人员对操作的规划更好, 操作更为稳健.

表 1 EEG 信号的小波熵值		
Table 1	Values of wavelet entropy for EEG signal	
人员	顶部电极小波熵值 (平均值 ± 标准差)	枕部电极小波熵值 (平均值 ± 标准差)
专家	2.308 0 ± 0.116 0	2.838 1 ± 0.156 3
非专家	2.404 6 ± 0.176 7	2.503 1 ± 0.183 7

2.2 小波时频分析

小波时频分析的原理就是先采用小波正交基

在各个尺度上分解信号得到正交小波分量,再对不同的分量用可伸缩平移的小波基函数进行时频变换,高频缩得窄,低频伸得宽.这样得到的时频谱信息具有较高的时频分辨率,继承了短时傅里叶变换局部化的思想,也能发挥多尺度、多分辨的优势^[10].

假设对信号 $s(t)$ 进行 k 层小波分解(对应的尺度为 j).通过小波函数 $u_n(t)$ 分解得到的小波分量为 $s_n^{(j)}(t)$,则信号在该尺度下的小波时频谱定义为

$$\begin{aligned} \text{WPS}_n^{(j)}(t,f) &= \int_R u_n^{[j,0]}(t_1-t) s_n^{(j)}(t_1) e^{-j2\pi f t_1} dt_1 = \\ &2^{-j/2} \int_R u_n(2^{-j}(t_1-t)) s_n^{(j)}(t_1) e^{-j2\pi f t_1} dt_1. \end{aligned} \quad (9)$$

其中,

$$u_n^{[j,r]}(t) = 2^{-j/2} u_n(2^{-j}t-r), (j,r \in Z) \quad (10)$$

为 $u_n(t)$ 在尺度 j , 平移位置 r 上的小波基函数.

$$\begin{aligned} s_n^{(j)}(t) &= \sum_r W_n^s(j,r) u_n^{[j,r]}(t) = \\ &2^{-j/2} \sum_r W_n^s(j,r) u_n(2^{-j}t-r). \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} W_n^s(j,r) &= \langle s(t), \overline{u_n^{[j,r]}(t)} \rangle = \\ &2^{-j/2} \int_R s(t) \overline{u_n(2^{-j}t-r)} dt. \end{aligned} \quad (12)$$

称 $|\text{WPS}_n^{(j)}(t,f)|$ 为信号 $s(t)$ 在尺度 j 上的小波时频分量幅度谱或 k 阶小波时频分量幅度谱;上划线表示共轭.

$$\text{WPS}^{(j)}(t,f) = \sum_{n=0}^{2^k-1} \text{WPS}_n^{(j)}(t,f) \quad (13)$$

为信号 $s(t)$ 在尺度 j 上的小波时频谱或 k 阶小波时频谱, $|\text{WPS}^{(j)}(t,f)|$ 为小波时频幅度谱或 k 阶小波时频幅度谱.

利用以上公式计算实验前自然状态和图 2 中脑电信号的小波时频谱.结果如图 5 和图 6 所示,专家操作人员在实验过程中,大脑顶部脑电信号的快波 α (8 ~ 13Hz) 和 β (14 ~ 30 Hz) 减少,枕部的快波 α 和 β 增加.说明顶部的快波移动到了枕部.这也在生理学上解释了表 1 中专家操作人员大脑枕部的小波熵值要明显比顶部的大.

2.3 基于 B 样条曲线的小波熵实时分析

由于专家和非专家的枕部小波熵值相差较大且实验中专家大脑枕部的快波 α 和 β 增加,所以本文提出基于 B 样条的小波熵时程算法,选择大脑枕部的 EEG 信号进行实时分析.算法如下:

1) 采用宽度为 200 个采样点(1 s)的移动窗进行时程分析,窗口按数据采集的前后顺序逐点向前移动.

2) 在每个窗口内,首先采用离散小波分析的方法对相应的脑电数据进行 5 层小波分解,计算 $(\alpha + \beta)/(\delta + \theta + \alpha + \beta)$ 的小波熵,即以 $E(\alpha + \beta)/E(\delta + \theta + \alpha + \beta)$ 的小波能量的比值代替概率分布,按照式(8)计算 1 s 内小波熵.

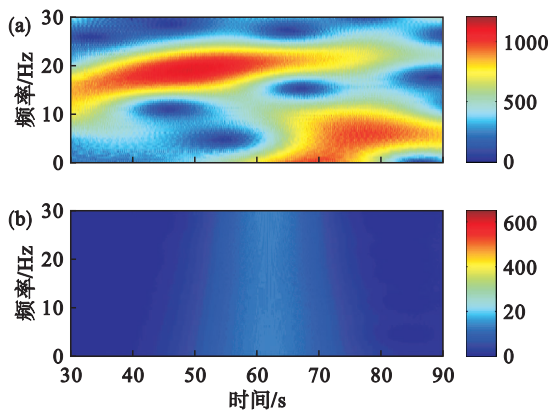


图 5 专家操作人员自然状态顶部和枕部小波时频谱
Fig. 5 Parietal and occipital wavelet time-frequency spectrums for the expert EEG under nature state

(a)—P3 通道小波时频谱; (b)—O1 通道小波时频谱.

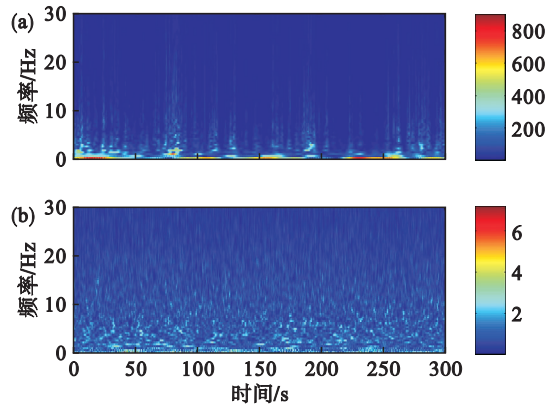


图 6 专家操作人员实验时顶部和枕部小波时频谱
Fig. 6 Parietal and occipital wavelet time-frequency spectrums for the expert EEG in the experiments

(a)—P3 通道小波时频谱; (b)—O1 通道小波时频谱.

3) 最后将每组实验所得 6 名被试者脑电数据的熵值计算结果进行叠加平均,就可以得到不同组别被试者的小波熵随时间变化的曲线.这里对不同组别被试在一次操作内的结果进行分析.专家和非专家操作人员的计算结果如图 7 和图 8 中蓝色曲线所示,图中横坐标表示该次实验历经的时间,纵坐标为不同时刻对应的小波熵熵值.

4) 采用 B 样条曲线拟合小波熵时程曲线,得到其变化趋势.结果如图 7 和图 8 中带 * 号的红色线所示.

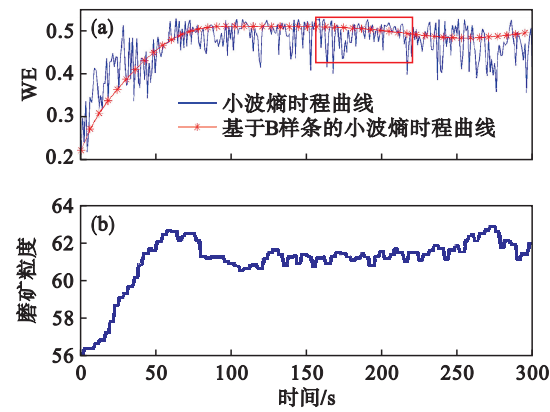


图 7 专家操作人员实验时的特征曲线
Fig. 7 Characteristic curve for the experts in the experiments
(a)—枕部小波熵时程曲线; (b)—磨矿粒度曲线.

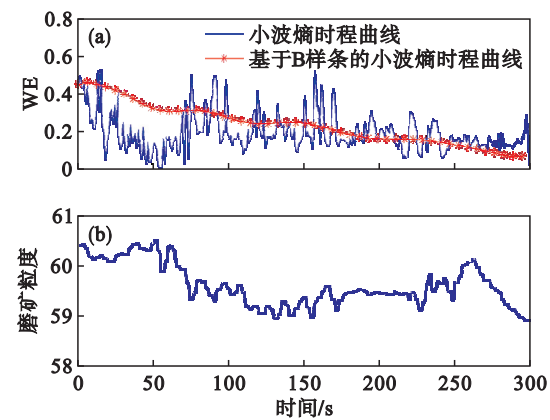


图 8 非专家操作人员实验时的特征曲线
Fig. 8 Characteristic curve for the nonexperts in the experiments
(a)—枕部小波熵时程曲线; (b)—磨矿粒度曲线.

3 方法分析与讨论

本文选择大脑顶部和枕部的 EEG 信号为基础进行分析. 首先计算两个部位专家和非专家操作人员的小波熵(表 1).

通过横向比较,即进行自然状态和控制操作时专家操作人员大脑顶部和枕部的小波时频分析,得到如下规律:专家在磨矿控制过程中,大脑顶部脑电信号的快波 α 和 β 减少,枕部的快波 α 和 β 增加. 说明顶部的快波移动到了枕部. 在生理学上解释了表 1 中专家大脑枕部的小波熵值要明显比顶部的大. 由此提出基于 B 样条的小波熵时程算法,进行实时分析,这里的小波熵为 $(\alpha + \beta)/(\delta + \theta + \alpha + \beta)$ 的小波熵.

通过纵向比较,即专家和非专家操作人员大脑枕部的基于 B 样条曲线的小波熵实时分析,得到的结果如图 7 和图 8 所示. 与图 8a 相比,图 7a

中的专家大脑枕部小波熵时程曲线升高,说明专家在从事该控制操作时,大脑逐渐变为警觉状态,注意力更集中,目的性更强. 图 7b 为专家实验时通过图 1 的操作平台输出的磨矿粒度曲线. 图 8b 为非专家实验时输出的磨矿粒度曲线. 可以看到专家的操作输出明显优于非专家的操作输出,而且基于 B 样条的小波熵时程曲线可以在一定程度上反映粒度曲线的变化趋势,说明其可以客观地表征两类不同被试的操作输出.

综上所述,专家操作人员进行磨矿控制过程的控制操作时,大脑的快波由顶部转移到了枕部,枕部的熵值升高. 反映了专家的注意力更集中,目的性更强,对操作的规划更合理,波动较少,其操作输出效果更好. 因此通过磨矿控制过程中操作人员的脑电特征分析,采用小波熵和小波时频分析方法以及提出的基于 B 样条的小波熵时程算法可以对磨矿控制过程中操作人员的表现进行有效量化和评定.

对工业生产过程中操作人员的生理学分析和提取的特征量结果,可以为全局的高品质的自适应、自学习控制的运行奠定基础. 为复杂工业控制过程中人的影响因素提供可控的特征量,以降低生产操作过程的主观性导致的系统动态性、不确定性和随机性,提升系统的自动化和智能化水平.

4 结 语

本文在实验室环境下采集专家和非专家操作人员在磨矿过程控制中的脑电信号,采用小波熵、小波时频分析和提出的基于 B 样条曲线的小波熵实时分析方法提取脑电信号的特征,发现了磨矿过程控制中操作人员的脑电特征规律. 结果表明,通过这几种方法可以对磨矿过程控制中人的认知行为影响因素进行较为客观的评定.

参考文献:

[1] Zhang C, Wang H, Fu R R. Automated detection of driver fatigue based on entropy and complexity measures[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15 (1): 168 – 177.
[2] Zeng K, Yan J Q, Wang Y H, et al. Automatic detection of absence seizures with compressive sensing EEG [J]. *Neurocomputing*, 2016, 171: 497 – 502.
[3] Peng Y, Lu B L. Discriminative manifold extreme learning machine and applications to image and EEG signal classification[J]. *Neurocomputing*, 2016, 174: 265 – 277.
[4] Acharya U R, Molinari F, Sree S V, et al. Automated diagnosis of epileptic EEG using entropies [J]. *Biomedical*

(上接第 827 页)

2) 计算轴承刚度的均值对轴承结构参数均值和方差的灵敏度的结果表明: 轴承轴向和径向刚度对轴承结构参数的均值和方差的灵敏度呈现相反的影响趋势. 轴承刚度对轴承滚动体直径的变化反应最灵敏, 轴承内、外圈沟道曲率半径的变化对其影响次之, 外沟道直径的变化对其影响最小.

参考文献:

- [1] Kim S, Lee K, Lee S. Effect of bearing support structure on the high-speed spindle bearing compliance[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2002, 42(3): 365-373.
- [2] Jiang S, Zheng S. A modeling approach for analysis and improvement of spindle-drawbar-bearing assembly dynamics[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2010, 50(1): 131-142.
- [3] Petersen D, Howard C, Sawalhi N, et al. Analysis of bearing stiffness variations, contact forces and vibrations in radially loaded double row rolling element bearings with raceway defects[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 50: 139-160.
- [4] 王硕桂, 夏源明. 过盈配合量和预紧力对高速角接触球轴接触刚度影响[J]. *Journal of Tribology*, 2015, 137(3): 031101.
- [7] 哈姆罗克 B J, 道森 D. 滚动轴承润滑[M]. 北京: 机械工业出版社, 1988.
(Hammrock B J, Dawson D. Rolling bearing lubrication [M]. Beijing: China Machine Press, 1988.)
- [8] 万长森. 滚动轴承的分析方法[M]. 北京: 机械工业出版社, 1987.
(Wan Chang-sen. The analysis method of the rolling bearing [M]. Beijing: China Machine Press, 1987.)
- [9] Wong S M, Hobbs R E, Onof C. An adaptive response surface method for reliability analysis of structures with multiple loading sequences[J]. *Structural Safety*, 2005, 27(4): 287-308.