

# 最小二乘支持向量机回归的 HHT 在水轮发电机组故障诊断中的应用

贾 嵘<sup>1</sup>, 王小宇<sup>1</sup>, 蔡振华<sup>1</sup>, 张 丽<sup>2</sup>, 罗兴铸<sup>1</sup>

(1. 西安理工大学电力工程系, 陕西省 西安市 710048;

2. 西安电子科技大学计算机学院, 陕西省 西安市 710071)

## The Hilbert-Huang Transform Based on Least Squares Support Regression Machine and Its Application in the Fault Diagnosis of Hydroelectric Generation Unit

JIA Rong<sup>1</sup>, WANG Xiao-yu<sup>1</sup>, CAI Zhen-hua<sup>1</sup>, ZHANG Li<sup>2</sup>, LUO Xing-qi<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi Province, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, Shaanxi Province, China)

**ABSTRACT:** Faults of hydroelectric generation unit appear when abnormal frequencies are found in the signal of vibration. Hilbert-Huang transform can distill these frequencies automatically and time-frequency spectrum can be obtained. In the process of Hilbert-Huang transform, if ends are not the extremism, end effects occur due to the spline fitting at the data ends and the effect will be expended to inner data set along with the decomposition. An improved Hilbert-Huang transform based on least squares support vector regression machine is derived. Additional extremum can be obtained firstly by data extending based on least squares support vector machine, then the envelop can be found and the empirical mode decomposition can be process exactly. This method is used in the fault diagnosis of hydroelectric generation unit, the result demonstrates that end effects can be controled effectively and faults can be recognized exactly.

**KEY WORDS:** hydroelectric generation unit; fault diagnosis Hilbert-Huang transform; end effect; least square-support vector machine

**摘要:** 水轮发电机组的故障表现为振动信号中出现异常频率成分, Hilbert-Huang 变换可自适应地将这种频率成分提取出来并形成时频谱。但变换过程中, 当两侧端点不为极值点时, 会造成三次样条拟合的极值包络线偏离实际值, 并且随着分

解的不断进行向内“污染”。提出基于最小二乘支持向量机回归的 Hilbert-Huang 变换, 该方法采用最小二乘支持向量机回归的方法对原信号两端进行拓延, 得到附加的极值点, 再利用三次样条插值的方法得到上、下包络线, 实现了准确的 EMD 分解。将改进后的 Hilbert-Huang 变化应用于水轮发电机组故障诊断中, 结果表明, 该方法有效抑制了端点效应, 实现了故障的准确识别。

**关键词:** 水轮发电机组; 故障诊断; 希尔伯特—黄变换; 端点效应; 最小二乘支持向量机

## 0 引言

水轮发电机组属复杂的旋转机械, 其故障主要表现在振动信号中。因水轮发电机组在运行中同时受水力、机械、电磁三种因素影响, 其振动信号中含多种频率成分, 属于典型的非线性、非平稳信号。传统 Fourier 变换能在频域内得到很好的分辨率, 但在时频域内没有任何分辨率; 短时 Fourier 变换、Winger-Ville 分布虽能在一定程度上描述信号的瞬时频率分布, 但都以 Fourier 变换为基础, 没有从根本上克服 Fourier 变换的弊端; 小波变换是一种多分辨率的信号分析方法, 能同时在时域和频域内得到较高的分辨率, 但小波变换实质上是窗口可调的 Fourier 变化, 其小波基长度有限, 因此在对信号分析时会产生能量泄漏, 且一旦选定小波基, 在整个变换过程中不能改变, 不具有自适应性<sup>[1-2]</sup>。

希尔伯特—黄(Hilbert-Huang)变换是由 Huang 提出的一种信号处理方法<sup>[3-7]</sup>, 其本质是对非平稳

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(90410019); 国家级科技攻关项目西部专项(2005BA901A33); 霍英东教育基金会第十届高等院校青年教师基金(101076)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (90410019).

信号进行平稳化处理,将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解出来,得到固有模式函数(intrinsic mode function, IMF),然后对每个 IMF 进行 Hilbert 谱分析(Hilbert spectral analysis, HSA),得到 Hilbert 谱。

在经验模式(empirical mode decomposition, EMD)分解过程中,由于不能确定端点是否为极值点,构成上、下包络的三次样条函数在数据序列两端会出现发散现象,且随着分解的不断进行,逐渐向内“污染”整个数据序列,使所得结果严重失真,这种现象称为端点效应<sup>[8]</sup>。针对此问题,提出了一些抑制端点效应的方法,其中包括 Huang 提出采用“特征波”法对原始信号进行拓延的方法<sup>[3]</sup>、邓拥军等提出的神经网络拓延法<sup>[9]</sup>、在端点处依据端点数据变化的“平衡位置”附加两条平行线的方法、奇偶拓延法<sup>[10]</sup>、镜像拓延法<sup>[10]</sup>、多项式拟合法<sup>[11]</sup>、ARMA 建模拓延法<sup>[8]</sup>等。本文针对同一问题,应用最小二乘支持向量机回归方法对原始信号进行拓延,并采用网格搜索和交叉验证的方法进行支持向量机参数选择。实际应用验证了该方法的有效性。

## 1 Hilbert-Huang 变换及存在的问题

### 1.1 基本原理

Hilbert-Huang 变换的核心是经验模式(EMD)分解,EMD 的出发点就是从局部分析信号中包含的固有模式函数。固有模式函数需满足 2 个条件<sup>[12-16]</sup>:

①极值点数和零点数相差不大于 1; ②IMF 的均值趋于零。对于任意信号  $x(t)$ , Hilbert-Huang 变换的算法可以描述如下:

设信号变量  $x(t)$  的初始值为  $m_0(t)$ , 令  $i=1$  对其进行如下操作: ①求得  $x(t)$  的所有极值点; ②在极值点间用三次样条函数进行插值,得到上、下包络线  $e_{\max}(t)$  和  $e_{\min}(t)$ ; ③计算均值线  $m(t)=[e_{\max}(t)+e_{\min}(t)]/2$ ; ④提取细节  $d(t)=x(t)-m(t)$ ; ⑤判断  $d(t)$  是否满足 IMF 的 2 个条件,如果满足,则令  $d_i(t)=d(t)$ ,转入步骤⑥,如果不满足,则令  $x(t)=d(t)$ ,重复执行步骤①~⑤; ⑥ $m_i(t)=x(t)-d_i(t)$ ; ⑦判断  $m_i(t)$  是否是单调函数,如果是,则循环结束,否则令  $x(t)=m_i(t)$  转到步骤①。

当循环结束时,得到了  $n$  个满足条件的 IMF 分量,这时令  $r_n=m_n(t)$ ,称为残余分量。这样可得到 EMD 的分解结果为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n d_i(t) + r_n \quad (1)$$

因此,IMF 分量分别包含了信号从高到低不同频率成分,而  $r_n$  则表示信号的趋势。

对  $n$  个 IMF 分量作 Hilbert 变换得到

$$H[d_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{d_i(t)}{t-t'} dt' \quad (2)$$

从而构造解析信号

$$z_i(t) = d_i(t) + jH[d_i(t)] = a_i(t)e^{jf_i(t)} \quad (3)$$

其中,

$$a_i(t) = \sqrt{d_i^2(t) + H^2[d_i(t)]} \quad (4)$$

$$f_i(t) = \arctan \frac{H[d_i(t)]}{d_i(t)} \quad (5)$$

进一步可得到瞬时频率:

$$w_i(t) = df_i(t)/dt \quad (6)$$

这样,原始信号就可以表示为

$$x(t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t)e^{jf_i(t)} = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t)e^{j \int w_i(t) dt} \quad (7)$$

上述的 HHT 变换由于是完全自适应的,得到的 Hilbert 谱能同时在时域和频域都获得很高的分辨率。

### 1.2 Hilbert-Huang 变换存在的主要缺点

经验模式方法中十分重要的一个步骤就是获取信号曲线的极大值点和极小值点,然后采用三次样条拟合得到信号包络线,其精度直接影响分解的模式函数和余项的精度。但在求取极值点及包络过程中,由于信号两侧端点一般不是极值点,导致产生误差,且这种误差随“筛选”过程的不断进行,逐渐向内“污染”整个数据序列而使所得结果严重失真,这称之为端点效应。一旦经验模式分解过程中出现了端点效应,Hilbert 变换中是没办法消除的,结果使 Hilbert 谱产生严重误差。Huang 虽然针对端点效应提出了“特征波法”,但已在美国申请专利,给推广和应用造成不便。

## 2 基于最小二乘支持向量机的数据序列拓延方法

### 2.1 最小二乘支持向量机

邓勇军等人提出采用神经网络对数据序列进行拓延的方法<sup>[9]</sup>,该方法虽然较好的抑制了端点效应,但是神经网络是基于经验风险最小化的,在数据序列非常短、样本数据有限的情况下不能获得很好的效果。水轮发电机组暂态过程非常短,故障在瞬间发生,所以可获得的用于故障诊断的数据非常少。在这种情况下,用于端点拓延的样本有限。支持向量机正是基于小样本和结构风险最小的,因此,本

文研究基于最小二乘支持向量机回归技术的数据序列拓延法，并在支持向量机参数选择中使用交叉验证算法，增加拓延的准确性。

支持向量机(support vector machine, SVM)建立在结构风险最小化原理的基础上，它用非线性映射把输入数据映射到一个高维特征空间，在高维特征空间中构造线性判别函数来实现原空间中的非线性判别函数。而最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LS-SVM)则是支持向量机在二次损失函数下的一种形式<sup>[17-20]</sup>，它通过求解线性方程取代了二次规划求解优化问题，具有求解速度快的优点。其基本原理叙述如下：

给定样本数据  $(x_i, y_i)_{i=1}^l$ ，其中  $x_i \in R^n$  为  $n$  维样本输入， $y_i \in R$  为对应的样本输出。SVM 采用式(8)来估计函数：

$$f(x) = \omega^T j(x) + b \tag{8}$$

式中： $j(x)$  为从输入空间到高维特征空间的非线性映射； $\omega$  为权值矢量； $b$  为偏置。根据 Vapnik 的结构风险最小化原理，函数估计问题就是寻找使风险函数式(9)最小的  $f(x)$ ：

$$R = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} C R_{emp} \tag{9}$$

式中： $\|\omega\|^2$  为控制模型的复杂度； $C$  为正规化参数； $R_{emp}$  为经验风险，标准 SVM 采用  $e$  不敏感损失函数。LS-SVM 选择了误差  $x_i$  的二次项，优化问题为

$$\min J = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l x_i^2 \tag{10}$$

约束条件为

$$y_i = \omega^T j(x_i) + b + x_i \quad i=1, 2, \dots, l \tag{11}$$

通过其对偶形式，根据目标函数和约束条件建立拉格朗日函数：

$$L(\omega, b, \zeta, \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \zeta_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i [\omega^T j(x_i) - y_i + b + x_i] \tag{12}$$

根据库恩—塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件有

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial x} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial a} = 0 \end{cases} \tag{13}$$

可得

$$\begin{cases} \omega - \sum_{i=1}^l a_i j(x_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^l a_i = 0 \\ a_i = C x_i \\ \omega^T j(x_i) + b + x_i - y_i = 0 \end{cases} \tag{14}$$

利用核函数的方法，令

$$K(x, x_i) = j^T(x) j(x_i) \tag{15}$$

得到如下矩阵方程

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_v^T \\ \mathbf{1}_v & W + C^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \tag{16}$$

其中， $\mathbf{1}_v = [1, \dots, 1]$ ， $W_{ij} = K(x_i, x_j)$ ， $i, j = 1, \dots, l$ ，则回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \tag{17}$$

任何函数只要满足 Mercer 条件都可以作为核函数。Mercer 条件定义如下：对于任意的对称函数  $K(x, y)$  是某个特征空间中内积运算的充分必要条件是对于任意不恒为零的函数  $j(x)$ ，且当  $\int j^2(x) dx < \infty$  时有

$$\iint K(x, y) j(x) j(y) dx dy > 0 \tag{18}$$

目前常用的核函数有多项式核函数和高斯径向核函数，分别为

$$K(x, y) = (xy + 1)^d \tag{19}$$

$$K(x, y) = \exp[-1/s^2(x - y)^2] \tag{20}$$

最小二乘支持向量机中的参数对算法性能有很大影响。如正规化参数  $C$ ，若  $C$  取得小，则对样本数据的惩罚就小，使训练误差变大，算法的泛化能力变好； $C$  取得大，相应地  $\omega^T \omega / 2$  的权重就小，算法的泛化能力变差。同样，采用高斯核函数时， $s^2$  值太小，会对样本数据造成过学习现象， $s^2$  值太大，会对样本数据造成欠学习现象。本文利用网格搜索和交叉验证进行 LS-SVM 参数的自动选取，核函数选用高斯 RBF 核函数。

### 2.2 数据序列的拓延

数据序列的拓延过程就是 LS-SVM 的回归过程。在两端点各取  $n$  个点作为样本，取定  $C$  和  $s^2$  的范围：

$$C = [2^{-2}, 2^{-1}, \dots, 2^9, 2^{10}] \tag{21}$$

$$s^2 = [2^{-3}, 2^{-2}, \dots, 2^4, 2^5] \tag{22}$$

利用网格搜索和交叉验证算法确定参数  $C$  和  $s^2$ ，这里用交叉验证算法时采用留一法；用 LS-SVM 进行回归，得到端点外的第 1 个拓延点；将该点加入到样本中，继续用 LS-SVM 回归得到第 2 个拓延点，依次得到要拓延的  $m$  个点。

### 3 应用及对比

贵州索风营水电站，是国家“十五”期间的重点项目，发电机组的型号为 SF200-52/13820，额定功率为 20WM，机组转速为 114.5r/min。为了监视水轮发电机组运行情况，及时发现其早期故障，分别在发电机的上机架、下机架和定子机架的 X、Y 和 Z 方向装设了测量振动的速度型传感器。图 1 为机组过渡过程中上机架的振动信号，采样频率为 100Hz，为获得信号实际包络与插值得到包络的对比情况，在采样的 120 个点中，取 [20 100] 区间部分。

图 1 中同时给出了原始信号、实际包络线及用三次样条插值得到的包络线。其中，信号的实际包络按如下方法获得：在区间 [0 120] 对信号进行三次样条插值，取其在 [20 120] 区间部分。从图中可以看出，如果插值前不知道信号在区间外的部分，用三次样条插值得到的包络线在两端出现严重失真。

为验证基于最小二乘支持向量机拓延法的有效性，分别采用直接分解法、神经网络拓延法和最小二乘支持向量机拓延法对信号进行 Hilbert-Huang 变换。其中，最小二乘支持向量机参数为：样本数  $n=10$ ，拓延点数  $m=10$ ；神经网络拓延法采用典型的 BP 网络，其参数为：样本数  $n=10$ ，拓延点数  $m=10$ ，学习速率及误差要求均根据实际变换结果适当调整，使结果达到最佳效果。

图 2~4 分别给出了未经过端点拓延、采用神经网络进行端点拓延和采用最小二乘支持向量机进行端点拓延的 EMD 分解结果，图 5~7 分别给出了上述 3 种情况对应的 Hilbert 谱。

从 Hilbert-Huang 变换的结果可以看出，原振动信号中含有频率为 1.923Hz 成分，这个频率成分为机组的转速频率，是机组转速在振动信号中的反映；另外，信号中还含有中心频率为 6.0Hz~7.0Hz 成分，这个频率成分为机组转速频率的 (3.0~3.5) 倍。多次试验发现，当机组导叶全部关闭时这个频率成分消失了。所以，这个频率成分是由于水力不平衡因素引起的，即由转轮出流沿圆周分布不均匀引起的。

从以上结果可以看出，未采取端点拓延直接进

行 Hilbert-Huang 变换由于端点处发生了严重的端点效应，使 EMD 分解结果出现假频，其 Hilbert 谱很难分辨出信号中的实际频率成分；采用神经网络进行端点拓延的方法可以抑制端点效应，但是，由于样本较少，EMD 分解结果中仍然出现了假频，其 Hilbert 谱在端点处依然出现了严重的发散现象；采用最小二乘支持向量机进行端点拓延的方法可以很好的抑制端点效应，其 EMD 分解结果及 Hilbert 谱均未出现失真现象。

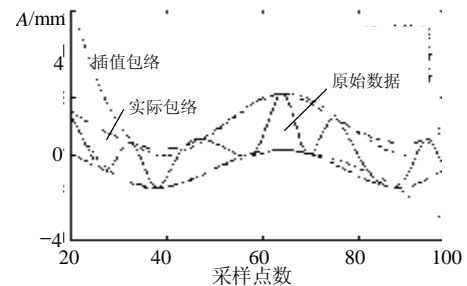


图 1 原始信号、实际包络及插值包络  
Fig. 1 Original signal, real envelop and envelop from interpolation

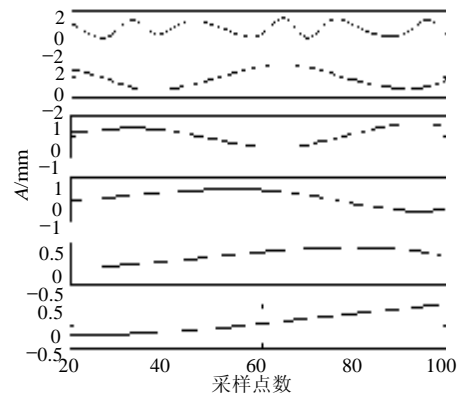


图 2 未进行端点拓延得到的 IMF 分量  
Fig. 2 IMF decomposing component without end extending

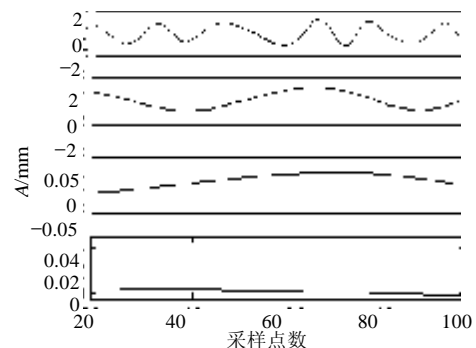


图 3 采用神经网络进行端点拓延得到的 IMF 分量  
Fig. 3 IMF decomposing component with end extending by artificial neural network

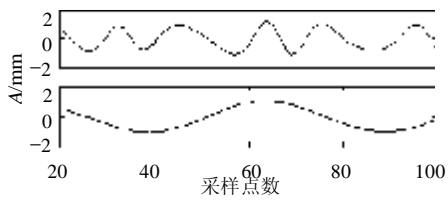


图4 采用最小二乘支持向量机进行端点拓延的IMF分量  
Fig. 4 IMF decomposing component with end extending by least square support regression machine

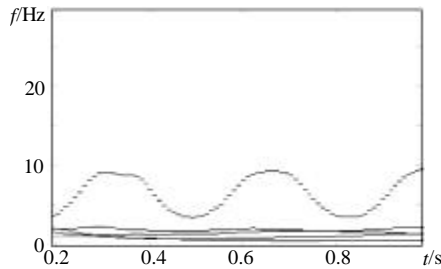


图5 未进行端点拓延的Hilbert谱  
Fig. 5 Hilbert spectrum without end extending

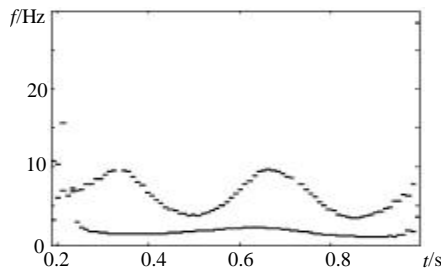


图6 采用神经网络进行端点拓延得到的Hilbert谱  
Fig. 6 Hilbert spectrum with end extending by artificial neural network

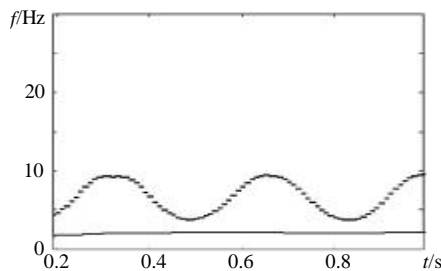


图7 采用最小二乘支持向量机进行端点拓延的Hilbert谱  
Fig. 7 Hilbert spectrum with end extending by least square support regression machine

## 4 结论

针对 Hilbert-Huang 变换过程中的“端点效应”问题,提出采用最小二乘支持向量机进行数据拓延的改进方法。将改进后的 Hilbert-Huang 变换应用于实际的水轮发电机组振动数据分析中,并与未进行端点拓延及采用神经网络进行端点拓延的方法进行了对比,结果表明采用最小二乘支持向量机进行端点拓延的方法效果良好,小样本条件下具有结果稳定、速度快的优点,可大大改善分解过程中的端点效应问题。

## 参考文献

- [1] 郝志华, 马孝江. 局域波法和独立成分分析在转子系统故障诊断上的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(3): 84-88.  
Hao Zhihua, Ma Xiaojiang. Local wave method & independent component analysis and its application for rotor system in fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(3): 84-88(in Chinese).
- [2] 杨世锡, 胡劲松, 吴昭同, 等. 旋转机械振动信号基于EMD的希尔伯特变换和小波变换时频分析比较[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 102-107.  
Yang Shixi, Hu Jinsong, Wu Zhaotong, et al. The comparison of vibration signals' time-frequency analysis between EMD-based HT and WT method in rotating machinery[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 102-107(in Chinese).
- [3] Huang N E, Zheng S, Steven R L, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc. R. Soc. London. A, 1998, 454: 903-995.
- [4] Huang N E, M C Wu. A confidence limit for empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[J]. Proc. R. Soc. London, Ser. A, 2003, 459: 2317-2345.
- [5] Wu Z, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. Proc. R. Soc. London. A, 2004, 460: 1597-1611.
- [6] Gloersen P, Huang N E. Comparison of interannual intrinsic modes in hemispheric sea ice covers and other geophysical parameters [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(5): 1062-1074.
- [7] Huang N E, M L Wu. Application of Hilbert-Huang transform to non-stationary financial time series analysis[J]. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 2003, 19(6): 245-268.
- [8] 陈军圣, 于德介, 杨宇. Hilbert-Huang 变换端点效应问题的探讨[J]. 振动与冲击, 2005, 24(6): 40-42.  
Chen Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. Discussion of the end effects in Hilbert-Huang transform[J]. Journal of vibration and shock, 2005, 24(6): 40-42(in Chinese).
- [9] 邓拥军, 王伟, 钱成春, 等. EMD 方法及 Hilbert 变换中边界问题的处理[J]. 科学通报, 2001, 46(3): 257-263.  
Deng Yongju, Wang Wei, Qian Chengchun, et al. Boundary-processing-technique in EMD method and Hilbert transform [J]. Chinese Science Bulletin, 2001, 46(3): 257-263(in Chinese).
- [10] 黄大吉, 赵进平, 苏纪兰. 希尔伯特-黄变换的端点拓延[J]. 海洋学报, 2003, 25(1): 1-11.  
Huang Daji, Zhaojinping, Su Jilan. Practical implementation of the Hilbert-Huang transform algorithm[J]. ACTA Oceanologica Signica, 2003, 25(1): 1-11(in Chinese).
- [11] 刘慧婷, 张旻, 程家兴. 基于多项式拟合算法的 EMD 端点问题的处理[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(16): 84-86.  
Liu Huiting, Zhang Min, Cheng Jiaying. Dealing with the end issue of EMD based on polynomial fitting algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2004, 40(16): 84-86(in Chinese).
- [12] 李天云, 高磊, 赵妍. 基于 HHT 的电力系统低频振荡分析[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(14): 24-30.  
Li Tianyun, Gao Lei, Zhao Yan. Analysis of low frequency oscillations using HHT method[J]. Proceedings of the CSEE, 2006,

- 26(14): 24-30(in Chinese).
- [13] 李天云,高磊,陈晓东,等. 基于 HHT 的同步电机参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(8): 153-158.  
Li Tianyun, Gao Lei, Chen Xiaodong, et al. Parameter identification of synchronous machine based on hilbert-huang transform [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(8): 153-158(in Chinese).
- [14] 于德介,陈淼峰,程军圣,等. 一种基于经验模式分解与支持向量机的转子故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(16): 162-167.  
Yu Dejie, Chen Miaofeng, Cheng Junsheng, et al. A fault diagnosis approach for rotor systems based on empirical mode decomposition method and support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(16): 162-167(in Chinese).
- [15] 李云天,赵妍,李楠,等. 基于 HHT 的电能质量检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 52-56.  
Li Yuntian, Zhao Yan, Li Nan, et al. A new method for power quality detection based on HHT[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(17): 52-56(in Chinese).
- [16] 冯志鹏,褚福磊. 基于 Hilbert-Huang 变换的水轮机非平稳压力脉动信号分析[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10): 111-115.  
Feng Zhipeng, Chu Fulei. Transient hydraulic pressure fluctuation signal analysis of hydroturbine based on Hlibert-Huang transform [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10): 111-115(in Chinese).
- [17] 杨金芳,翟永杰,王东风,等. 基于支持向量机回归的时间序列预测[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 110-114.  
Yang Jinfang, Zhai Yongjie, Wang Dongfeng, et al. Time series prediction base on support vector regression[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(17): 110-114(in Chinese).
- [18] 焦尚斌,刘丁,郑岗,等. 基于最小二乘支持向量机的绝缘子等值附盐密度预测[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(2): 149-153.  
Jiao Shangbin, Liu Ding, Zheng Gang, et al. Forecasting the ESDD of insulator based on least squares support vector machine [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(2): 149-153(in Chinese).
- [19] 黄景涛,马龙华,茅建波,等. 基于支持向量回归的 300MW 电站锅炉再热汽温建模[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(7): 19-24.  
Huang Jingtao, Ma Lunhua, Mao Jianbo, et al. Modeling research of the reheat steam temperature of 300 MW boiler based on support vector regression[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(7): 19-24(in Chinese).
- [20] 穆怀萍,刘石,李志宏,等. 最小二乘支持向量机可视化燃烧/排放关联特性的研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(12): 161-165(in Chinese).  
Mu Huaiping, Liu Shi, Li Zhihong, et al. A study on correlation between combustion and NO<sub>x</sub> emission by means of flame visualization and LS-SVM method[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(12): 161-165(in Chinese).

收稿日期: 2006-10-10。

作者简介:

贾 嵘(1971—),男,博士,副教授,主要研究方向为发电机组状态监测与故障诊断,电力系统运行与控制, [luluja@vip.sina.com.cn](mailto:luluja@vip.sina.com.cn);

王小宇(1982—),男,硕士研究生,主要研究方向为发电机状态监测与故障诊断,电力系统自动化。

(编辑 王剑乔)