

基于 EMD 多尺度特征熵的水轮机尾水管涡带信息提取

薛延刚¹, 罗兴铸¹, 王瀚^{1,2*}

(1. 西安理工大学水利水电学院, 西安 710048; 2. 中国水电顾问集团西北勘测设计研究院, 西安 710076)

摘要: 水电机组故障诊断的关键是从状态信号中提取故障特征, 因此采用经验模态分解和指标能量相结合的方法, 进行水轮机尾水管动态特征信息提取。首先, 对信号进行经验模态分解, 然后, 根据得到的本征模式分量函数计算指标能量, 最后, 建立基于指标能量的多尺度特征熵, 并以此熵值作为故障模式识别的特征向量。以原型水轮机尾水管压力脉动信号为例, 进行了应用检验。结果表明, 该方法准确性高, 并具有良好的水轮机特征向量提取能力, 适合分析复杂而特殊的水轮机动态特征信息。

关键词: 信号处理, 特征识别, 动态, 熵, 水轮机

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2011.03.040

中图分类号: TM312

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2011)-03-0210-05

薛延刚, 罗兴铸, 王瀚. 基于 EMD 多尺度特征熵的水轮机尾水管涡带信息提取[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 210-214.

Xue Yangang, Luo Xingqi, Wang Han. Dynamic characteristic extraction of the draft tube vortex based on EMD multi-scale feature entropy[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(3): 210-214. (in Chinese with English abstract)

0 引言

混流式水轮机过多地偏离最优工况时, 水轮机转轮出口处的旋转分速度在尾水管中形成不稳定的低频涡带而出现压力脉动^[1]。该低频涡带不仅会引起尾水管的剧烈振动, 严重时导致机组轴系振摆, 威胁电站机组的安全稳定运行。因此, 十分有必要对尾水管涡带引起的振动进行监测与诊断, 提取信号中的特征向量, 研究其发展变化规律, 对机组的安全运行具有重要指导意义^[2]。

尾水管压力脉动具有较强的非平稳性, 特别是在过渡过程中, 由于机组运行条件的改变, 机组响应信号具有很强的时变性, 往往是多种成分调制的结果。研究表明, 当发生某一故障时, 它在机组响应信号中所对应的频率成份将会明显增强, 对应该频段内信号的能量也会显著增强^[3]。因此可选择合适的能量特征参数对各故障目标进行特征提取, 建立能量变化到各故障原因和类别的映射关系, 得到表征各故障原因的特征向量。

针对这一问题, 本文提出基于经验模态分解 (empirical model decomposition, EMD) 和指标能量下的多尺度特征熵值提取尾水管压力脉动信号特征。EMD 方法基于信号的局部特征时间尺度, 将信号分解为多特征时间尺度下的若干个本征模式分量函数 (intrinsic mode function, IMF) 之和。各 IMF 表现出单一性, 反映了信号中的一种特有频率信息, 为信号特征提取提供了方便。

收稿日期: 2010-05-15 修订日期: 2011-03-07

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 50909081)

作者简介: 薛延刚 (1973-), 男, 甘肃兰州人, 博士生, 副教授。西安 西安理工大学水利水电学院, 陕西省水力机械及其控制工程技术研究中心, 710048。Email: xyg3024_cn@163.com

*通信作者: 王瀚 (1986-), 男, 江西吉安人。西安 中国水电顾问集团西北勘测设计研究院, 西安理工大学水利水电学院, 710048。

Email: hwang_spirit@126.com

计算各 IMF 指标能量, 在指标能量的基础上建立多尺度特征熵, 该特征熵值对状态变化规律反映敏感, 因此将该值作为故障模式识别的特征矢量。

1 理论基础

1.1 经验模态分解

经验模态分解方法是一种全新的信号分析方法, 该算法可同时将信号不同尺度或频率的波动或趋势逐级分解开来, 产生一系列具有不同特征尺度的窄带平稳数据序列称为本征模式分量函数^[4-6]。本质是根据数据的特征时间尺度来提取固有波动模式, 然后分解数据。其过程如下: 1) 确定信号的局部极大值序列 x_{\max} 和局部极小值序列 x_{\min} ; 2) 依据 x_{\max} 和 x_{\min} 确定信号 $x(t)$ 的上、下包络以及局部均值 $m(t)=(x_{\max}+x_{\min})/2$; 3) 信号与局部均值的差记为 $h_1(t)=x(t)-m(t)$, 若 $h_1(t)$ 满足 IMF 条件, 那么就是 $x(t)$ 的第一个 IMF 分量; 4) 由于非线性非平稳信号中非对称波的存在, $m(t)$ 并非真实的局部均值。因此, 以 $h_1(t)$ 代替 $x(t)$, 重复以上 3 步, 得到上下包络线的平均值 m_{11} , 再判断 $h_{11}=h_1-m_{11}$ 是否满足 IMF 的条件, 如不满足则重循环 k 次, 得到 $h_{1(k-1)}-m_{1k}=h_{1k}$, 直到 h_{1k} 满足 IMF 的基本条件, 令 $c_1=h_{1k}$, $r_1=x(t)-c_1$, 则 c_1 为信号 $x(t)$ 的第一个满足 IMF 条件的分量, r_1 作为分解后的原始数据继续循环筛选, 依次可得

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

式中, $c_i(t)$ 为 EMD 分解得到的各 IMF; $r_n(t)$ 为信号的趋势余项; i 和 n 为分解次数。至此, 信号 $x(t)$ 经 EMD 分解为 n 个 IMF 分量与趋势余项的和。

1.2 指标能量

信号分析中, 时间尺度和随时间尺度分布的能量是

信号中最重要的 2 个参数。当水轮发电机组发生故障时, 监测信号会发生较大的变化, 主要表现在信号的能量随时间和频率的分布而改变, 各频率成分信号的能量中包含着丰富的故障信息。因此, 可对不同状态下的信号进行分析, 提取故障特征。理论上, IMF 是严格按照信号不同特征时间尺度划分的一组局瞬频率由高到低排列的窄带平稳序列。所以, 用尾水管压力脉动信号不同尺度和频率下的 IMF 能量作为其状态的特征向量。

为获得一组能够良好表征尾水管状态的不同频率的能量特征向量, 提出指标能量概念。其定义为: 在一个监测过程中, 用统计学方法来描述时间信号某一分量的相对能量水平, 即各 IMF 分量与原始分析信号的指标能量。算法过程如下

$$IER(i) = \frac{IE_{imf_i(j)}}{IE_{x(j)}} = \sqrt{\frac{(1/N_s) \sum_{j=1}^{N_s} |imf_i(j)|^2}{(1/N) \sum_{j=1}^N |x(j)|^2}} \quad (2)$$

式中, IE_{imf_i} , $IE_{x(j)}$ 分别为第 i 个 IMF 分量 $imf_i(j)$ 和尾水管压力脉动信号 $x(j)$ 的能量参数; j 为信号的数据点数; N_s , N 分别为 IMF 分量以及信号 $x(j)$ 的数据长度; $IER(i)$ 为指标能量。

一般情况下, IMF 分量与信号的数据长度相等, 同为 N 。上式可变换为

$$IER(i) = \frac{IE_{imf_i(j)}}{IE_{x(j)}} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N |imf_i(j)|^2}{\sum_{j=1}^N |x(j)|^2}} \quad (3)$$

由上述可知, 指标能量本质是 IMF 分量与信号间均方根值的比的开方。对于一个与故障特征具有高关联度的 IMF 分量, 其指标能量都较大。也即指标能量越高的 IMF 分量, 其能量也越大, 所包含的特征信息越丰富, 越应对其着重分析。

对尾水管压力脉动信号的 IMF 分量而言, 每一个 IMF 建立的 IER 代表了该分量信号在某一尺度下所含有的特征信息, 而整个信号的 IER 则代表了该信号在多个特征尺度下所包含的全部信息。并且, 指标能量是基于某监测周期内信号与分量之间的关系建立的, 一定意义上是一个过程量。这一特点使得运行在不同工况下的水轮机, 都能够通过指标值的变化来监测其状态。同时, 指标能量计算简便, 为高效的水轮机状态监测提供了基础。

1.3 指标能量

故障诊断中, 选择最能反映故障特征的参数是至关重要的, 而水轮机尾水管内部流动情况复杂, 常发生局部脱流和回流等现象^[7]。同时, 由于尾水管压力脉动信号的典型非线性非平稳性, EMD 分解后可能得到多个 IMF 分量, 必然导致 IER 个数增多, 影响状态分析的快速准确性。

因此, 找到一组与研究目标高度相关且能良好表征水轮机尾水管涡带特征的参数显得十分重要。众所周知, 信息论中熵用于描述系统信源平均信息量的大小, 可提

供关于系统信号潜在动态过程的有用信息, 熵值的大小是对系统平均不确定性和复杂性的度量^[8-9]。定义信息熵 $H(p)$ 如下

$$H(p) = -\sum_{m=1}^L p_m \lg(p_m) \quad (4)$$

式中, $\sum_{m=1}^L p_m = 1$, L 是 p_m 的长度, 符合计算信息熵的初始归一化条件。 p_m 代表信号取值的概率, 表示信号取值的不确定性, 其值分布于 $0 \sim 1$ 之间。显然信息熵值是对信号不确定性程度的度量, 越不确定、越复杂的信号其熵值越大。

同时, 信号经 EMD 分解后, 获得不同特征时间尺度下的 IMF 分量。在任一特征时间尺度间隔内, 可在多个不同尺度下确知信号的变化。若每一个尺度为一个信源, 则每个尺度下的 IMF 分量相当于一个信源发出的信息。因此, 引入信息熵理论, 建立起尾水管压力脉动信号的多尺度特征熵, 在 EMD 和指标能量的基础上计算特征熵值能够发现信号中微弱而局促的异常, 即多尺度下的特征熵。

信号 EMD 分解为各尺度下的 IMF, 那么该尺度下分量的指标能量为 $IER(i)$, 总能量为

$$IER_{tot} = \sum_{i=1}^s IER(i) \quad (5)$$

因此, EMD 多尺度特征熵可表示为

$$H(IER) = -\sum_{i=1}^s \overline{IER(i)} \lg \overline{IER(i)} \quad (6)$$

式中, s 为指标能量的个数; $\overline{IER(i)}$ 为归一化后的指标能量, 即 $\overline{IER(i)} = IER(i) / IER_{tot}$, 可认为反映不同尺度下能量分布情况。

对于尾水管压力脉动的特征提取问题, 可利用经验模态分解方法, 将监测信号分为不同尺度下多频带内的 IMF 序列, 再计算各 IMF 分量的指标能量, 最终建立多尺度特征熵, 形成故障特征向量 $F = H(\overline{IER})$ 进行故障识别。这样提取的水轮机尾水管压力脉动信号的特征向量, 充分反映了信号的特征, 可作为水轮机及整个水轮发电机组故障诊断的依据。

2 应用实例检验

2.1 机组及试验概况

将基于 EMD 和指标能量的特征提取方法应用到改造后的刘家峡水电站 3 号水轮机上进行真机试验。刘家峡电站经过近 30 多年的运行, 水轮机的气蚀磨损相当严重, 效率急剧下降, 转轮因多出补焊而造成叶片变形, 机组振动严重, 直接威胁到机组的安全运行。鉴于此对机组进行改造, 该电站改造前的转轮型号为 HL001, 前身为苏联的 HL662 型, 机组出力 255 MW 效率为 91%, 改造后的机组型号为 HLPO115-B-580、SF260-48/12640, 水轮机额定转速 125 r/min, 额定功率为 265 MW, 效率达到了 93%, 工作水头 100 m。

机组振动是水电站运行中的常见异常现象，引起机组振动的因素大体上可分为水力、机械和电磁因素。根据水轮发电机组振动机理可知，改造后的机组机械、电磁因素对机组振动影响较小，振动主要为水力因素。此时最易发生的常见水力问题之一是由尾水管涡带引起的低频脉动，即水轮机过多地偏离最优工况时，转轮出口处的旋转分速度在尾水管中形成不稳定涡带产生压力脉动，同时由尾水管中涡带引起的振动是随着负荷的变化而不断改变的。因此，试验目的就是针对不同工况下尾水管中涡带引起的振动，以其找出振动情况和能量参数的对应关系。

为测量尾水管压力脉动的情况，在尾水管入口处设置 MPM4730 型压力变送器测量尾水管压力脉动。试验共安排 11 个负荷工况，即空载、42.5、45、70、92、116、143、222、265、47 和 32.5 MW。当负荷调整到预定的试验工况点后，调节无功，待机组充分稳定，开始进行数据的采集和读数，这样就保证了测量的同时性。尾水管涡带试验也在 11 个工况点下进行，最后选取特征点分析。首先分析的实测信号是在出力约为 35% 水轮机额定容量 (92.75 MW) 下采集所得，采样频率为 200 Hz，数据长度为 2 000。

图 1 为尾水管入口压力脉动信号波形。对尾水管压力脉动信号进行经验模态分解，得到 6 个 IMF，且每个 IMF 分量都包含了原始分析信号不同频率下的特征信息。如图 2 所示，图中只给出 IMF 分量，没有给出趋势余项。

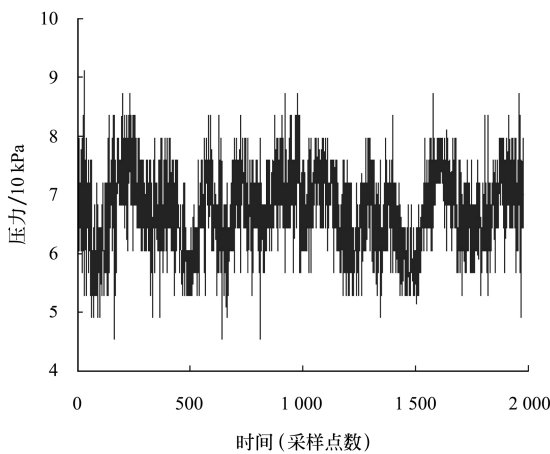
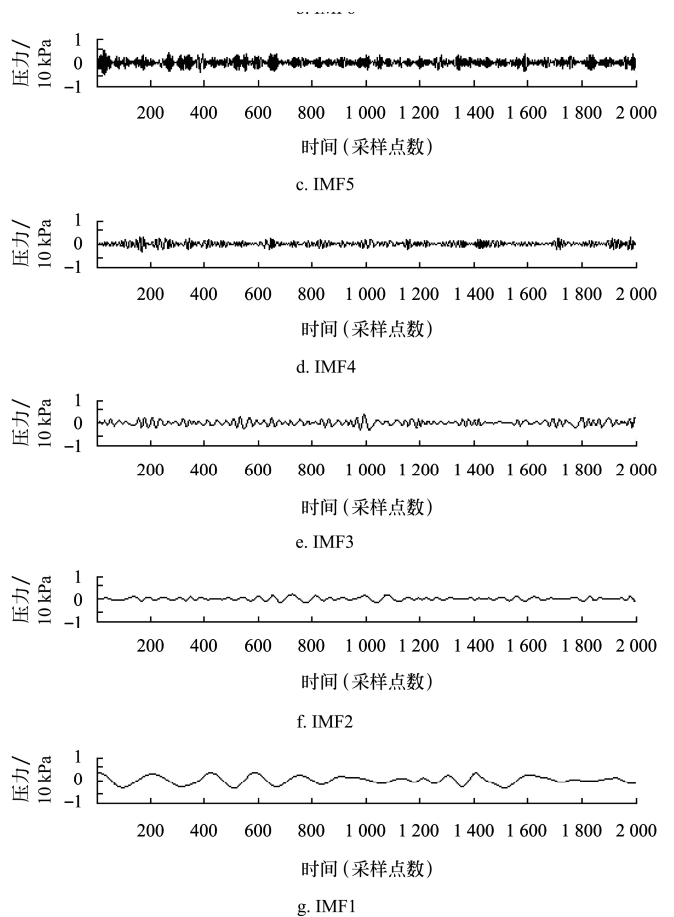
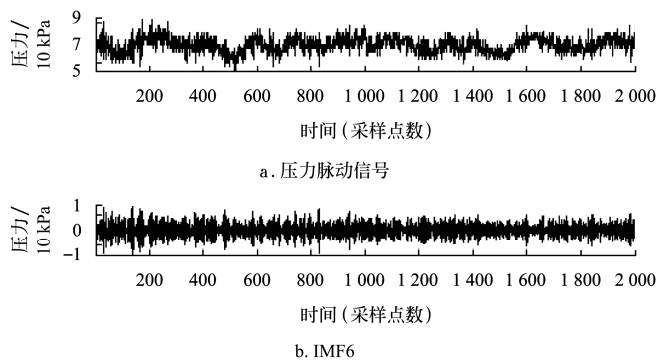


图 1 压力脉动信号
Fig.1 Pressure fluctuation signal



注：IMF λ ， $\lambda=1, 2, \dots, 6$ 为第 λ 个本征模式分量函数

图 2 经验模态分解
Fig.2 Empirical model decomposition

2.2 提取压力脉动信号特征向量

对图 2 中的各 IMF 分量依照式 (2) 和式 (3) 计算不同频率下的指标能量，及其归一化后的形成新的分量 $\overline{IER}(i)$ ，如表 1 所示。

表 1 本征模式分量函数的指标能量及其归一化
Table 1 Index energy of IMF component

本征模式分量函数	指标能量	归一化能量
IMF1	0.5982	0.3382
IMF2	0.4861	0.2748
IMF3	0.2344	0.1325
IMF4	0.1185	0.0670
IMF5	0.1893	0.1070
IMF6	0.1423	0.0805

为获得一组良好表征水轮机尾水管涡带的特征向量。在 EMD 和指标能量的基础上，按式 (6) 建立水轮机 92.75 MW 负荷工况下的多尺度特征熵， $H(\overline{IER})$ 为 0.70029。由此，采用 EMD 多尺度特征熵提取水轮机尾水管涡带压力脉动的特征信息，并对其状态进行识别。

3 不同出力下尾水管信号特征提取

采用以上 EMD 和指标能量相结合的特征提取方法，并根据尾水管压力脉动现场测试经验，在 98 m 试验水头

下, 选取水轮机 3 个不同出力工况, 即 222.6, 92.75 和 143.1 MW 下的尾水管压力脉动信号进行分析, 其特征熵值如表 3。

表 3 不同出力尾水管压力脉动信号特征熵值

Table 3 Feature entropy of fluctuation of draft tube in different conditions

出力 P/MW	多尺度特征熵	涡带状态
222.6(84%水轮机出力)	0.38356	无涡
92.75(35%水轮机出力)	0.70029	有涡
143.1(54%水轮机出力)	0.92459	严重

从表 3 的试验数据可知, 当尾水管出现涡带时, 特征熵值呈现明显变化, 并且涡带越严重, 其值变化越明显。这是因为随着尾水管涡带的发展变化, 流场脉动增加, 破坏了运行时振动能量分布原有的均匀性, 故障发生的可能性增加, 熵值相应发生变化。

上述实例说明以 EMD 多尺度特征熵作为尾水管压力脉动信号的特征向量是行之有效的。根据表 3 中出力和对应的特征熵值, 利用三次样条插值方法可得到熵值参数的曲线, 如图 3。曲线中的各节点, 从左至右分别代表有涡、涡带严重和无涡 3 种状态。

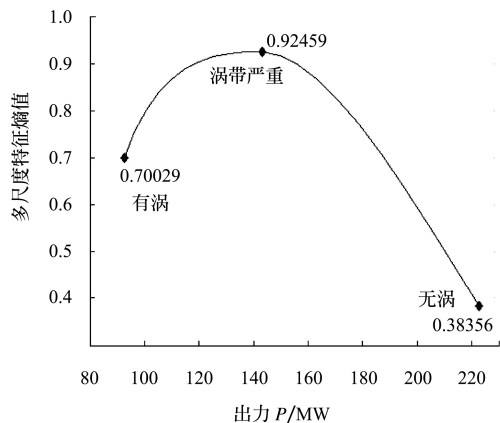


图 3 出力与压力脉动信号的多尺度特征熵值的关系

Fig.3 Relationship between power and feature entropy of pressure fluctuation signal

采用最小二乘法建立出力与多尺度特征熵值的关系, 得到式 (7)

$$A = -0.0001P^2 + 0.0249P - 0.8639 \quad (7)$$

式中, P 为水轮机出力; A 为压力脉动信号的多尺度特征熵值。由于真机尾水管压力脉动信号的频率及幅值随水头及出力的变化而变化, 因此在定水头条件下, 可根据水轮机不同出力来反推尾水管压力脉动信号的特征向量, 这对水轮机尾水管涡带的状态监测和故障诊断的意义是不言而喻的。

因此, 基于 EMD 和指标能量提取所得的多尺度特征熵可以作为智能故障诊断网络的输入向量, 进行尾水管压力脉动的模式识别。

4 结论

1) 针对水轮机尾水管压力脉动信号特征信息提取问题, 本文从能量观点出发, 采用基于经验模态分解方法, 融合指标能量理论, 选择适当的不同特征时间尺度下的指标能量建立特征熵, 作为尾水管压力脉动信号故障特征向量。

2) 利用多尺度特征熵值的变化反映出尾水管内涡带脉动情况。该方法不仅能识别涡带是否发生, 并且量化涡带的严重程度。同时, 特征熵值的大小能够客观反映系统不确定性程度, 对系统的状态进行定量描述, 实现对水轮机尾水管涡带状态的识别。

3) 通过原型水轮机实例分析证明, 基于 EMD 多尺度特征熵的特征提取方法较好地解决了尾水管故障诊断中遇到的实际困难, 是一种提取尾水管动态特征信息行之有效的方法, 为水电机组故障智能诊断网络的建立奠定了基础。

[参 考 文 献]

- [1] 贾嵘, 王小宇, 张丽, 等. 基于 EMD 和 AR 模型的水轮机尾水管动态特征信息提取[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(22): 77-80.
Jia Rong, Wang Xiaoyu, Zhang Li, et al. EMD and AR model based dynamic characteristic extraction of the draft tube of hydraulic turbines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(22): 77-80. (in Chinese with English abstract)
- [2] 彭文季, 罗兴铨. 基于小波神经网络的水电机组振动故障诊断研究[J]. 水力发电学报, 2007, 26(1): 123-128.
Peng Wenji, Luo Xingqi. Research on vibration fault diagnosis of hydro-turbine generating unit based on wavelet neural network[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2007, 26(1): 123-128. (in Chinese with English abstract)
- [3] 彭文季, 罗兴铨, 赵道利. 基于频谱法与径向基函数网络的水电机组振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(9): 155-158.
Peng Wenji, Luo Xingqi, Zhao Daoli. Vibrant fault diagnosis of hydro-turbine generating unit base on spectrum analysis and rbf network method[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(9): 155-158. (in Chinese with English abstract)
- [4] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceeding of the Royal Society of Lond on Series A-Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(3): 903-995.
- [5] Norden. E. Huang, M. C. Wu, S. R. Long, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and hilbert spectrum analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 2003, 459(4): 2317-2345.
- [6] 窦东阳, 赵英凯. 集合经验模式分解在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 190-192.
Dou Dongyang, Zhao Yingkai. Application of ensemble empirical mode decomposition in failure analysis of rotating machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 190-196. (in Chinese with English abstract)

- [7] Alvanitopoulos P F, Andreadis I, Elenas A. Interdependence between damage indices and ground motion parameters based on Hilbert–Huang transform[J]. *Measurement Science and Technology*, 2010, 251(21): 1–14.
- [8] 贾继德, 陈安宇, 朱忠奎. 基于信息熵的时频参数优化及内燃机轴承磨损监测[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(4): 203–207.
Jia Jide, Chen Anyu, Zhu Zhongkui. Optimization of time-frequency parameter and its application to monitor bearing wear of internal combustion engine based on information entropy[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(4): 203–207. (in Chinese with English abstract)
- [9] 田振清, 周越. 信息熵基本性质的研究[J]. *内蒙古师范大学学报*, 2002, 31(4): 347–348.
Tian Zhenqing, Zhou Yue. The certification of the fundamental properties of comentropy[J]. *Journal of Inner Mongolia Normal University*, 2002, 31(4): 347–348. (in Chinese with English abstract)

Dynamic characteristic extraction of the draft tube vortex based on EMD multi-scale feature entropy

Xue Yangang¹, Luo Xingqi¹, Wang Han^{1,2*}

(1. *Institute of Water Resources and Hydropower Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;*

2. *Hydro-China Xibei Engineering Corporation, Xi'an 710046, China)*

Abstract: The key of hydroturbine fault diagnosis is to extract fault feature from monitoring signal. According to signal feature extraction, the combination method of empirical mode decomposition and index energy was used to extract the dynamic characteristic of draft tube. First, the signal was processed by EMD. Then, the index energy of IMF components were computed. Finally, based on the index energy, the multi-scale feature entropy as the characteristic vector of fault pattern recognition was established. The application of this theory was tested with an example of dynamic signal of prototype hydroturbine in non-optimal operating condition. The results showed that the developed method was more convenient and effective in extracting true characteristic parameters of hydroturbine. In addition, this method was appropriate for the analysis of complex and particular dynamic characteristics of hydroturbine.

Key words: signal processing, character recognition, dynamics, entropy, hydroturbine