

基于改进 EMD 与 PNN 的汽轮机通流部分故障诊断*

李文业¹, 杨帆², 周亚星¹, 沈吉超¹, 俞芸萝¹,
赵丽娟², 丁勇能², 李蔚¹

(1. 浙江大学能源工程学院 杭州, 310027) (2. 杭州华电半山发电有限公司 杭州, 310015)

摘要 根据热力参数非线性、非稳态的特点,提出了一种基于改进的经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)算法与概率神经网络(probabilistic neural network, 简称 PNN)的汽轮机通流部分故障诊断新方法。该方法针对 EMD 存在的端点效应问题,采取基于波形相似度的镜像延拓法进行改进,以得到更准确、更真实的本征模函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)分量,从而有效提取了故障特征信息,并通过 PNN 训练判别汽轮机通流部分故障类型。以某电厂 600 MW 火电机组实时运行数据为基础进行仿真实验,结果表明,基于改进 EMD 与 PNN 的汽轮机通流部分诊断方法能够快速准确地判别汽轮机通流部分的故障类型,其准确率明显高于基于 EMD 与 PNN 的故障诊断方法。

关键词 汽轮机通流; 经验模态分解; 概率神经网络; 故障诊断

中图分类号 TM621; TH16

引言

汽轮机通流部分故障诊断对于汽轮机本体的安全经济运行具有重要意义^[1-3]。目前主要的诊断方法有振动诊断法^[4]和热力参数诊断法^[5]。振动诊断法基本都是对轴系的振动量进行分析以诊断汽轮机的机械故障,没有涉及到与热参数相关的故障^[6]。然而,当通流部分发生故障时,最直接的反映是机组热力数据偏离正常值,特别是温度、压力、流量等热力过程参数,只有等故障发展到比较严重的阶段,振动参数才会发生变化。因此,热力参数故障诊断应当是汽轮机故障诊断的一个重要部分,和振动诊断应该是相互补充、相辅相成的关系。

汽轮机组热力参数数据是一种典型的随着时间变化、非线性的动态数据,呈现海量、高维、非线性和非稳态的特点。传统的数据处理方法,包括傅里叶变换^[7]、小波变换^[8]等,很难有效地对这些数据进行分析,影响了机组监控决策的效果。Huang 等^[9]提出了一种新型处理非线性数据的方法——经验模态分解算法,在时间序列上具有较好的分解效果,适用于处理非线性、非平稳数据,已经在很多领域得到了应用。沈志熙等^[10]将 EMD 应用于柴油机振动信号的分解,结合支持向量机对柴油机常见故障类型进行了准确诊断。文献^[11-12]提出了大型配电系统

中利用基于 EMD 和核心向量回归(core vector regression, 简称 CVR)信号分析技术的智能故障定位方法,与现有的其他算法相比,该算法的训练所需时间和内存更少。李蔚等^[13]通过 EMD 对热力参数传感器信号进行了分解,并结合径向基(radial basis function, 简称 RBF)神经网络有效区分了传感器故障造成的信号变化与本身正常负荷波动造成的信号变化,对传感器故障类型进行了诊断。

尽管 EMD 方法在处理非稳态、非线性信号方面有着突出的优势,但其在分解过程中多次应用了三次样条插值,信号两端点附近容易出现大的失真,失真严重时甚至能使分解的信号失去研究意义,即所谓的端点效应。

针对上述问题,笔者提出一种基于改进 EMD 与 PNN 的汽轮机通流部分故障诊断方法,从而抑制 EMD 算法的端点效应,并实现对汽轮机通流部分故障类型进行快速、准确地判别。

1 基本原理

1.1 经验模态分解方法

笔者使用 EMD 方法对热力参数信号进行故障特征提取。EMD 方法不同于以傅里叶变换为基础的线性和稳态谱分析方法,非常适合处理非线性、非

平稳信号^[14]。

EMD可将信号自适应地分解成一系列不同时间尺度的本征模函数分量,其分解算法的基本思想是:对一给定信号,先获得信号极值点,通过插值得到信号包络,得到均值,与均值的差得到分解的一层信号,如此反复,获得分解结果。EMD分解后,原始信号 $x(t)$ 可表示为 n 个IMF和残余 $r_n(t)$ 之和

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

由于IMF分量都是从原始信号分解出来的,故分量的频率成分与原始信号密切相关,通过分析IMF分量的特征,便可推知原数据序列特征信息。

1.2 EMD算法的端点效应问题

EMD方法在处理非稳态、非线性信号方面有着突出的优势,但由于自身算法的原因,EMD方法仍存在一些缺陷,其中最明显的就是端点效应问题。

在EMD分解过程中,需要首先对原信号进行三次样条函数插值拟合上、下极值点,从而得到信号的包络线或均值曲线。此时对于信号内部来说,由于总是能够获得极值点,所以这样的拟合不会造成任何问题;但对于有限长信号的边界处来说,由于无法获得端点外的极值点,因此在拟合边界处时只能进行合理的估计,因此必定会产生误差,从而导致信号在端点处发散。更严重的是,随着分解级数的增加,这种发散现象便会逐渐向内进而“污染”整个IMF序列,使得分解结果严重失真,不能反映原始信号的真实特征。

针对EMD方法中的端点效应问题,许多学者进行了探索,并提出了一系列的抑制方法,其中包括镜像延拓法、基于多项式拟合的延拓方法、基于神经网络的延拓法、基于自回归模型的延拓方法以及基于波形匹配度的延拓方法等^[15]。上述几种端点效应抑制方法均有自身的优缺点,应视所处理信号的特点而选择一种最适合的方法。由于所采集到的热力参数信号是非稳态、非线性的,频率变化低,笔者提出一种基于波形匹配度和镜像延拓的改进EMD方法,以抑制EMD方法中的端点效应问题。

1.3 改进的EMD算法

对端点处数据进行延拓可以有效抑制EMD方法中的端点效应问题,但是只有当延拓出来的波形和原信号在端点处的变化趋势相符合时,延拓才能够被视为有意义的延拓。所以,延拓的关键即为确定原信号在端点处的变化趋势。原信号的变化趋势不仅仅会表现在原信号端点处,在原信号的内部也一定有表现。因此,假设在原信号的内部出现一段

和原信号边缘处的变化趋势十分相似的子信号,那么这段子信号便可以用来延拓原信号边缘处。此种延拓方式可以最大程度地保留原信号真实的变化趋势,从而形成更准确的包络线。

根据以上分析,考虑到热力参数信号非稳态、非线性、频率变化低及难以预测的特点,提出基于波形匹配度和镜像延拓的改进EMD方法。通过采用信号内部和边缘处变化趋势最相似的子波对端点数据延拓出一个极值点,再将镜面放置在极值点处对信号进行镜像延拓。这样,信号的内在趋势可以最大限度的被保留,同时信号长度得到了增加,减少了端点效应对内部信号的“污染”。

信号的延拓包括左右两端,下面以左端的延拓为例,阐述改进EMD方法的具体步骤。

1) 设原始信号为 $s(t)$,求出待分解信号的所有局部极值点,设 E_{\max} 为所有极大值点的集合, M_{\min} 为所有极小值点的集合。

2) 设 $s(t)$ 最左端的两个相邻极值点分别为极小值点 M_0 和极大值点 E_0 ,设 $s(t)$ 左端端点为 t_0 ,计 t_0 和 M_0 之间的波形为 $\omega_0(t)$,计其长度为 L 。

3) 以 E_{\max} 中除 E_0 外每一个极大值点 E_i 作为参考点,根据式(2),计算该段长度同为 L 的波形 $\omega_i(t)$ 与 $\omega_0(t)$ 的波形匹配度 $\rho(\omega_i(t), \omega_0(t), E_i)$

$$\rho(\omega_i(t), \omega_0(t), E_i) = \frac{\text{cov}(\omega_i(t), \omega_0(t))}{\sqrt{\sigma(\omega_i(t))\sigma(\omega_0(t))}} \quad (2)$$

其中: $\text{cov}(\omega_i(t), \omega_0(t))$ 为 $\omega_i(t)$ 与 $\omega_0(t)$ 的协方差; $\sigma(\omega_i(t))$ 与 $\sigma(\omega_0(t))$ 分别为 $\omega_i(t)$ 与 $\omega_0(t)$ 的方差。

4) 记 $\rho(\omega_{i_0}(t), \omega_0(t), E_{i_0}) = \max\{\rho(\omega_i(t), \omega_0(t), E_i)\}$,根据式(3),计算 $\omega_{i_0}(t)$ 与 $\omega_0(t)$ 的数据相关性

$$Y = a + bX \quad (3)$$

其中: X, Y 分别为 $\omega_0(t)$ 与 $\omega_{i_0}(t)$ 的幅度向量; a, b 为相关系数。

5) 以 $\omega_{i_0}(t)$ 的左端点 t'_{i_0} 为起点,将最左端的两个相邻极值点依次记为极小值点 M_1 和极大值点 E_1 ,记 t'_{i_0} 和 E_1 之间的子波为 $\omega_{\text{match}}(t)$ 。

6) 根据式(4),计算左端的延拓波形 $\omega_{\text{extension}}(t)$

$$\omega_{\text{extension}}(t) = (\omega_{\text{match}}(t) - a) / b \quad (4)$$

7) 以 $\omega_{\text{extension}}(t)$ 对信号左端进行延拓后,以延拓后信号的左端点为镜面对信号进行镜像延拓。以同样的方式对信号右端进行延拓后,使用EMD方法对延拓后所得信号进行分解。去除所得IMF分量和趋势余量的延拓部分信号,剩余的信号即为改进EMD方法所得的分解结果。

2 故障诊断方法

基于改进 EMD 与 PNN 神经网络的汽轮机通流部分故障诊断方法流程图如图 1 所示。

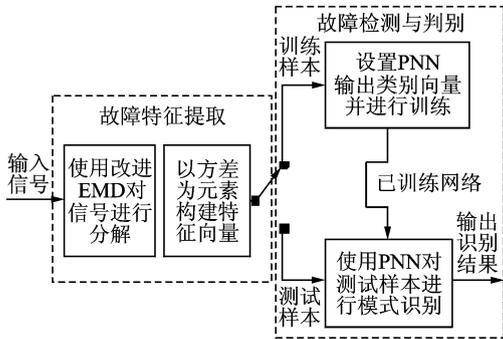


图 1 汽轮机通流部分故障诊断方法流程图

Fig. 1 Flow chart of steam turbine flow passage fault diagnosis method

2.1 故障特征提取

基于改进 EMD 的汽轮机通流部分故障特征提取方法包括以下步骤。

1) 对故障征兆相关的 Z 类热力参数信号分别进行改进 EMD 分解, 每组热力参数信号各得到若干个 IMF 分量和一个趋势余量, 不同信号所得的 IMF 分量的个数不等。

2) 设所得 IMF 分量的个数的最大值为 m , 若第 j 类 ($j=1, 2, \dots, z$) 热力参数信号的 IMF 个数少于 m , 则补充零向量使其具有 m 个分量 $C_{1,j}(t)$, $C_{2,j}(t), \dots, C_{m,j}(t)$ 。

3) 求出第 j 类热力参数信号所得 IMF 分量 $C_{i,j}(t)$ 的方差 $D_{i,j}$ 及趋势分量 $r_{n,j}(t)$ 的方差 $D_{n,j}$

$$D_{i,j} = \sum_{t=1}^L \frac{C_{i,j}^2(t)}{L} - \left(\sum_{t=1}^L \frac{C_{i,j}(t)}{L} \right)^2 \quad (5)$$

$$(i=1, 2, \dots, m)$$

$$D_n = \sum_{t=1}^L \frac{r_n^2(t)}{L} - \left(\sum_{t=1}^L \frac{r_n(t)}{L} \right)^2 \quad (6)$$

其中: L 为样本长度, 即每一组信号中所包含的数据总数。

4) 以方差为元素, 根据式(5)和式(6), 构建第 j 类热力参数信号的特征向量 t_j

$$t_j = [D_{1,j}, D_{2,j}, \dots, D_{m,j}, D_{n,j}] \quad (7)$$

5) 将 Z 类热力参数信号的特征向量并行排列, 作为该组故障征兆参数的特征向量

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_z] \quad (8)$$

2.2 故障检测与判别

具体步骤如下:

1) 分别收集汽轮机正常运行、不同故障(如调节级机械损伤、高压缸结垢、中压缸磨损或侵蚀)时通流部分的热力参数信号, 作为通流部分故障征兆信号, 将所得故障征兆信号随机分为两部分, 一部分作为 PNN 训练样本, 其余作为 PNN 测试样本;

2) 按 2.1 节所述故障特征提取方法, 对所有故障征兆信号进行特征提取, 得到特征向量 T ;

3) 对汽轮机通流部分工作状态进行编码, 将特征向量设置为 PNN 输入向量, 将状态编码设置为输出类别向量, 建立 PNN;

4) 使用训练样本的特征向量和对应的输出类别向量对 PNN 进行训练, 得到训练完成的 PNN;

5) 将测试样本的特征向量输入训练完成的 PNN, 根据 PNN 的输出结果来判断相应的汽轮机通流部分的工作状态。

3 故障诊断案例

以某火电厂一台 600 MW 机组正常运行的数据为基础, 依据文献[16]所述的汽轮机通流部分故障特征, 对汽轮机通流部分的 3 种故障(调节级机械损伤、高压缸结垢、中压缸磨损或侵蚀)进行了仿真, 加上正常运行状态, 共获得 4 种状态信号。为了在训练和测试时能有效地区分出各故障类型, 本实验给这 4 种状态信号设置了相应的状态编码, 如表 1 所示。

表 1 实验状态及编码设计

Tab. 1 Experiment states and coding design

实验状态	正常	调节级	高压缸	中压缸磨
运行	运行	机械损伤	结垢	损或侵蚀
编码	1	2	3	4

汽轮机通流故障诊断过程如下:

1) 4 种状态各选取 32 组数据进行实验分析, 其中随机选取 27 组已知类别的故障样本作为 PNN 训练样本, 其余的 5 组数据作为 PNN 测试样本;

2) 对所有故障征兆参数进行改进的 EMD 分解, 以正常运行状态下调节级后压力为例, 其原始信号、作为对比的未改进的 EMD 分解结果以及改进 EMD 分解结果如图 2 所示;

3) 以各 IMF 分量和趋势余量的方差为元素构建特征向量, 将所有故障征兆参数的特征向量并行排列, 作为该组故障数据的特征向量;

4) 将训练样本所得特征向量输入 PNN 进行训练后, 将测试样本所得特征向量输入 PNN 进行故障诊断, 诊断结果如图 3 所示;

5) 作为对比, 将改进的 EMD 方法替换为未改

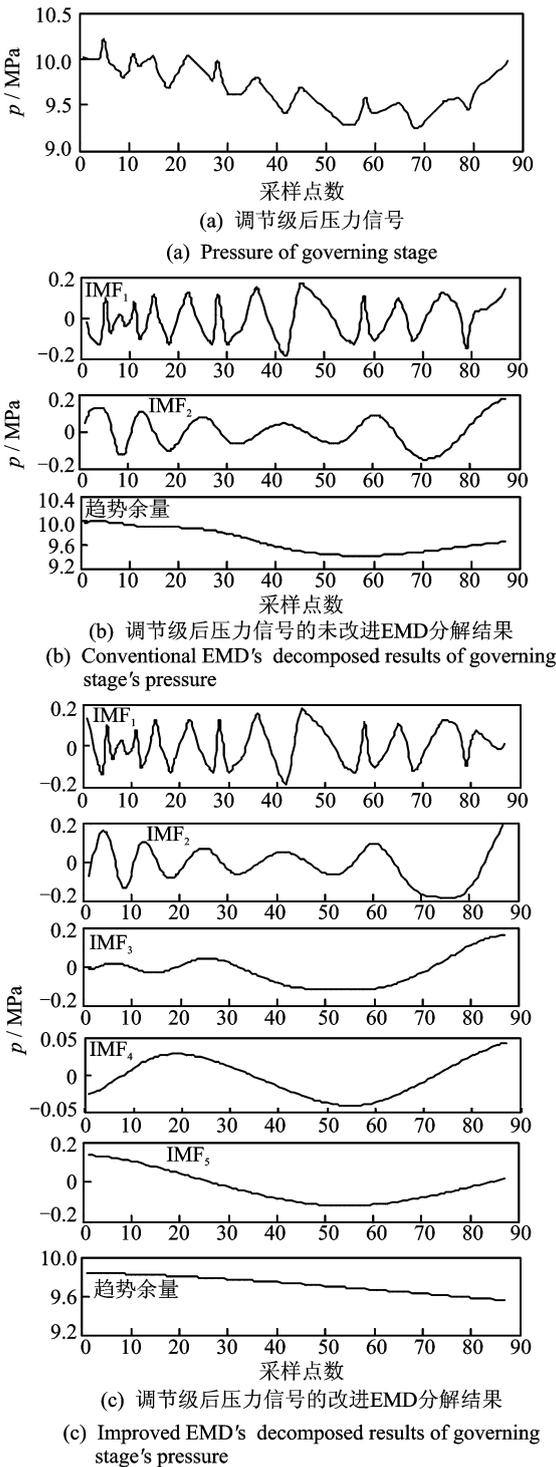


图 2 调节级后压力信号及其改进和未改进 EMD 分解结果
Fig. 2 Pressure of governing stage and its improved EMD & conventional EMD decomposed results

进 EMD 方法,保持其他条件不变进行诊断,诊断结果如图 4 所示。

由图 3 可知,在改进 EMD-PNN 仿真实验中,共有 0 组正常情况样本被误判,13 组故障能被正确识别且诊断出正确的故障类型,2 组故障未能被正确识别,诊断准确率为 90%。

由图 4 可知,在未改进 EMD-PNN 仿真实验中,共有 2 组正常情况样本出现误判,8 组故障能被正确识别且诊断出正确的故障类型,7 组故障未能被正确识别,诊断准确率为 55%,远低于基于改进 EMD 的汽轮机通流部分故障诊断方法。

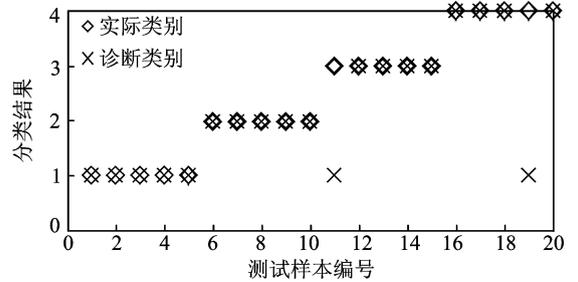


图 3 基于改进 EMD-PNN 的汽轮机通流部分诊断结果
Fig. 3 Diagnosis result under improved EMD-PNN

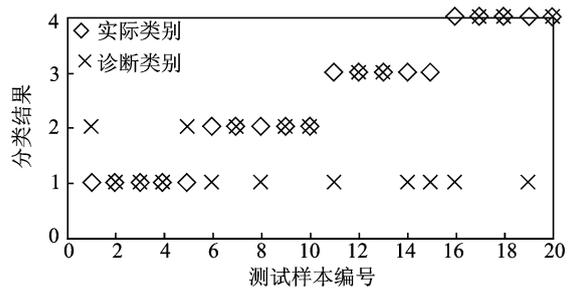


图 4 基于未改进 EMD-PNN 的汽轮机通流部分诊断结果
Fig. 4 Diagnosis result under conventional EMD-PNN

分析这两组诊断结果的差异,主要原因有:a.改进的 EMD 方法有效抑制了传统 EMD 方法中存在的端点效应问题,得到的 IMF 分量更为可靠、真实,从而提高了通流部分故障诊断的准确率;b.改进的 EMD 在进行基于波形匹配度的镜像延拓的同时,信号的长度得到了延长,从而形成了符合信号发展趋势的包络线,得到更准确的 IMF 结果。当对热力参数信号直接进行 EMD 分解时,每个数据特征序列的容量太小,异常数据对整个数据序列的影响无法被忽略,进而影响了之后的故障诊断准确率。

4 结 论

1) 针对热力参数数据非线性和非稳态的特点,提出了基于改进 EMD 和 PNN 的汽轮机通流部分故障诊断方法。通过对故障征兆参数进行改进 EMD 分解,得到若干个平稳的 IMF 分量和一个趋势余量,实现汽轮机通流部分故障特征的有效提取。以各 IMF 分量和趋势余量的方差为元素构建特征向量,对 PNN 网络进行训练,判别汽轮机通流部分工作状态及故障类型。最后,用仿真案例及对对比实验验证了该故障诊断方法的可行性。

2) 基于改进 EMD 和 PNN 的汽轮机通流部分故障诊断方法在进行信号分解时,通过对信号端点进行延拓,使得信号的包络线更加准确,得到的 IMF 分量更加可靠,有效抑制了传统 EMD 方法中的端点效应。通过仿真实验对比可见,其诊断结果的准确性明显优于基于未改进 EMD 的诊断方法。

参 考 文 献

- [1] Wang Tiesheng, Zhang Liping, Li Shanshan. The Application of new RBF neural network in fault diagnosis of steam passage part of steam turbine[C]// International Conference on Measuring Technology & Mechatronics Automation, Shanghai, China:IEEE, 2011.
- [2] 黄毅. 汽轮机通流部分故障诊断方法分析[J]. 科技与创新, 2014(24):119-120.
Huang Yi. Turbine flow section fault diagnosis methods[J]. Science and Technology & Innovation, 2014(24):119-120. (in Chinese)
- [3] 周昭滨, 巫樟泉, 张德轩, 等. 汽轮机通流部分故障诊断方法研究综述与展望[J]. 电站系统工程, 2014(3):12-14.
Zhou Zhaobin, Wu Zhangquan, Zhang Dexuan, et al. Research overview and prospects of fault diagnosis technique of steam turbine flow passage[J]. Power System Engineering, 2014(3):12-14. (in Chinese)
- [4] 张越. 600MW 汽轮机组振动故障诊断方法的研究[D]. 北京:华北电力大学, 2015.
- [5] 史进渊. 汽轮机通流部分故障诊断模型的研究[J]. 中国电机工程学报, 1997(1):29-32.
Shi Jinyuan. Study of fault diagnosis models for steam turbine blading components[J]. Proceedings of the CSEE, 1997(1):29-32. (in Chinese)
- [6] 张超. 基于支持向量机的汽轮机轴系振动故障智能诊断研究[D]. 保定:华北电力大学, 2009.
- [7] Flores R A. State of the art in the classification of power quality events, an overview[C]// International Conference on Harmonics and Quality of Power, Rio de Janeiro, Brazil:IEEE, 2002:17-20.
- [8] 徐涛, 王祁. 基于小波包的多尺度主元分析在传感器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(9):28-32.
Xu Tao, Wang Qi. Application of multiscale principal component analysis based on wavelet packet in sensor fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(9):28-32. (in Chinese)
- [9] Huang N E, Wu M L C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A, 2003, 459(2037):2317-2345.
- [10] 沈志熙, 黄席樾, 马笑潇. 基于 EMD 和支持向量机的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(1):19-22.
Shen Zhixi, Huang Xiyue, Ma Xiaoxiao. Fault diagno-

sis of diesel engine based on EMD and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1):19-22. (in Chinese)

- [11] Khorrarnadel B, Marzoooghi H, Samet H, et al. Fault locating in large distribution systems by empirical mode decomposition and core vector regression[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2014, 58:215-225.
- [12] 贾瑞生, 赵同彬, 孙红梅, 等. 基于经验模态分解及独立成分分析的微震信号降噪方法[J]. 地球物理学报, 2015(3):1013-1023.
Jia Ruisheng, Zhao Tongbing, Sun Hongmei, et al. Micro-seismic signal denoising based on empirical mode decomposition and independent component analysis[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015(3):1013-1023. (in Chinese)
- [13] 李蔚, 俞芸萝, 盛德仁, 等. 基于动态数据挖掘的热力参数传感器故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4):694-699.
Li Wei, Yu Yunluo, Sheng Deren, et al. The fault diagnosis of thermal parameter sensor based on dynamic data mining[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4):694-699. (in Chinese)
- [14] 秦伟刚, 王超, 张文彪, 等. 气固两相流差压信号的 EMD 和三阶累积量分析[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(4):762-767.
Qin Weigang, Wang Chao, Zhang Wenbiao, et al. EMD and three order cumulant analysis for differential pressure signal of gas-solid two-phase flow[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(4):762-767. (in Chinese)
- [15] 李再帛, 练松良. 基于本征模函数的轨道质量评价方法[J]. 同济大学学报:自然科学版, 2013, 41(2):213-217.
Li Zaiwei, Lian Songliang. Track quality assessment method based on intrinsic mode function[J]. Journal of Tongji University: Nature Science, 2013, 41(2):213-217. (in Chinese)
- [16] 吴茜, 史进渊. 大功率汽轮机通流部分故障诊断特征规律的研究[J]. 动力工程学报, 2001, 21(1):1010-1013.
Wu Qian, Shi Jinyuan. Research of characteristic rule for fault diagnosis about flow passage of a big power steam turbine[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2001, 21(1):1010-1013. (in Chinese)



第一作者简介:李文业,男,1994年1月生,本科生。主要研究方向为能源与环境系统工程。

E-mail:wenyeli2016@hotmail.com

通信作者简介:李蔚,女,1974年10月生,博士、副研究员。主要研究方向为智能算法在电厂中的应用。

E-mail:energy@zju.edu.cn