

文章编号:1000-8055(2011)08-1830-06

转子振动故障的小波能谱熵 SVM 诊断方法

艾延廷, 费成巍

(沈阳航空航天大学 动力与能源工程学院, 沈阳 110136)

摘 要: 融合小波能谱熵和支持向量机(SVM)的特点,提出了基于小波能谱熵的 SVM 故障诊断方法. 利用转子试验台对转子典型振动故障进行模拟并采集振动数据,提取其振动信号的小波能谱熵作为特征向量,通过样本训练建立了转子在各种典型振动故障状态下的 SVM 模型和多类分类器,进而实现了对未知转子振动故障的识别. 实际应用表明,提出的转子振动故障诊断方法是可行和有效性的.

关 键 词: 转子振动; 故障诊断; 小波能谱熵; 支持向量机; 特征向量; 故障模拟

中图分类号: V231.92; TH165⁺.3

文献标志码: A

Rotor vibration fault diagnosis method based on wavelet energy spectrum entropy and SVM

AI Yan-ting, FEI Cheng-wei

(College of Power and Energy Engineering,
Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: A method for rotor vibration fault diagnosis was proposed based on wavelet energy spectrum entropy and support vector machine (SVM) by fusing their advantages. The typical rotor vibration faults were simulated on the rotor test-bed and vibration signals were collected at the same time. The SVM model and multi-classifier for rotor typical faults diagnosis were established through training of the samples obtained, and the unknown rotor faults were recognized consequently. It is proved by practical applications that the method proposed in this paper for diagnosing rotor vibration faults is workable and effective.

Key words: rotor vibration; fault diagnosis; wavelet energy spectrum entropy; support vector machine (SVM); feature vector; fault simulation

转子振动过大及其导致的二次破坏是航空发动机、涡轮机等旋转机械的主要故障形式. 转子振动常见故障包括转子不平衡、轴系不对中、转静子碰摩、轴承支座松动等. 为解决转子振动过大的难题,从上世纪 80 年代开始,发展了很多故障诊断方法^[1],如小波(包)分析法、Bayes(贝叶斯)统计分析法、专家系统诊断方法、模糊诊断方法、人工神经网络诊断法、支持向量机(support vector machine,简称 SVM)诊断法等.

振动信号分析是转子振动故障诊断的有效手段之一,而故障信号的特征提取直接影响到故障诊断的准确性、可靠性以及有效性^[2]. 因此,如何提取表征故障的有效特征是故障诊断的关键,尤其是对于非线性、非平稳的振动故障. 经验表明,小波分析技术^[3-4]在处理振动信号时效果较好,其基本思想是先对测得的振动信号进行小波(或小波包)分解,再提取其故障特征并进行诊断. 由于早期故障在各个频段的信号特征微弱,且经常受

收稿日期:2010-08-03; 修订日期:2011-01-20

基金项目:航空科学基金(2008ZB54006)

作者简介:艾延廷(1963—),男,辽宁葫芦岛人,教授,博士,主要从事航空发动机振动分析与故障诊断技术方面研究.

较大的噪声干扰,因此,直接采用小波分析技术不能有效地提取故障信号,使诊断效果受到严重影响.小波能谱熵是在小波分析和信息熵理论基础上发展起来的特征分析方法,它能反映信号中各频率段内波形的瞬态变化,因此,对于故障诊断中微弱信号的特征提取效果明显^[5].由于航空发动机、涡轮机等大型旋转机械的几何结构庞大而且复杂,利用信息融合技术对故障信息进行融合分析效果会更佳^[6].SVM是在统计学理论基础上发展起来的一种模式识别方法,具有理论完备、适应性强、全局优化、训练时间短、泛化和容错性能好等优点^[7],解决了小样本、非线性和高维模式识别等实际问题,已在很多领域中广泛应用^[8-9].综上所述,本文融合小波能谱熵和SVM理论的优点,提出了基于小波能谱熵SVM的故障诊断方法.该方法首先利用小波分析和信息熵方法提取各种振动故障信息特征——小波能谱熵,并建立特征向量集;然后,对各状态的特征向量集进行训练,建立了SVM故障诊断模型;最后,将该方法应用到转子振动故障诊断中,通过模拟实验和实例计算分析验证了该方法的实用性和有效性.

1 小波能谱熵特征提取方法

1.1 小波分析的基本原理

快速小波变换利用正交小波基将信号分解至一系列二进划分的尺度空间.从滤波的角度来看,其实现过程相当于重复使用一组低通滤波器和高通滤波器对待分析的离散时间序列进行逐步分解.低通滤波器产生低频逼近分量,高通滤波器产生高频细节分量^[10].按照上面所述的思想对离散信号 $f(n)$ ($n = 0, 1, 2, \dots, N-1$) 进行 M 尺度分解, $M \in \mathbb{Z}^+$, 然后再单支重构,得到一系列频段二进划分的高频细节子带信号 $D_1, D_2, \dots, D_M$ 与低频近似子带信号 $A_M(n)$, 即有

$$f(n) = D_1(n) + D_2(n) + \dots + A_M(n) = \sum_{j=1}^M D_j(n) + A_M(n) \quad (1)$$

将式(1)中的 $A_M(n)$ 统一表示为 $D_{M+1}(n)$, 则

$$f(n) = \sum_{j=1}^{M+1} D_j(n) \quad (2)$$

取不同的离散尺度 j ($j = 1, 2, \dots, M$), 可以得到不同的离散信号小波系数 D_j . 虽然此时 D_j 不是信号 $f(n)$ 的完备表示,但多个尺度的离散小波变换在一定程度上可以反映出信号特征.

1.2 信息熵理论

假设 M 是一个可测集合类 H 生成的 δ 代数,并具有 μ 测度, $\mu(M) = 1$ 的勒贝格空间,且空间 M 可表示为其有限划分 $A = (A_i)$ 中互不相容集合的形式,即: $M = \bigcup_{i=1}^n A_i$, 且 $A_i \cap A_j = \emptyset$, $\forall i \neq j$, 则对于该划分 A 的信息熵为^[11]

$$S(A) = - \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \lg \mu(A_i) \quad (3)$$

其中 $\mu(A_i)$ 为集合 A_i 的测度, $i = 1, 2, \dots, n$.

由信息熵的定义可知,对于不同的问题,寻找合适的划分体系以及相应的测度指标是应用中的关键.

1.3 小波能谱熵分析

基于小波变换的小波能谱熵是定量衡量时-频联合域中信号不确定性的信息熵特征指标.具有有限能量的函数 $f(t)$ 在小波变换前后能量守恒^[11-12]

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{c_\psi} \int_0^\infty a^{-2} E(a) da$$

$$c_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\phi(\omega)|^2}{\omega} d\omega \quad (4)$$

式中 c_ψ 为有限值是小波函数的容许条件; $E(a)$ 为函数 $f(t)$ 在尺度为 a 时的能量值,也称为小波能谱.

设 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 为信号 $f(t)$ 在 n 个尺度上的小波能谱,可以形成对信号能量的一种划分.根据正交小波变换特性,某一时间窗内信号的总功率 E 等于各分量功率 E_i 之和,设 $q_i = E_i/E$, 则 $\sum_{i=1}^n q_i = 1$, 相应的小波能谱熵定义为

$$H_{we} = - \sum_{i=1}^n q_i \lg q_i \quad (5)$$

式中下标 we 表示小波能谱, q_i 表示尺度 E_i 的能量占整个函数能量的百分比, $i = 1, 2, \dots, n$.

各分量的功率为

$$E_i = \sum_{j=1}^N |D_j(n)|^2 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

式中 N 为用于计算的采样点数.

小波能谱熵代表了信号在各个小波尺度上能量分布的均匀性.信号频率成分越简单,信号的能量就越集中于少数几个尺度,小波能谱熵就越小;相反,信号频率成分越复杂,信号的能量就越分散,即分布在多个尺度,小波能谱熵值就越大^[13].

2 支持向量机方法

2.1 支持向量机原理分析

支持向量机(SVM)解决了小样本、非线性和高维模式识别等实际问题,具有适应性强、全局优化、训练时间短、泛化性能好等优点^[7]. 假设给定的训练样本集为 $(\mathbf{x}_i, y_i), i=1, 2, \dots, L$, 其中 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, y \in \{-1, +1\}$, 又若 n 维空间中的线性判别函数一般形式为 $g(\mathbf{x}) = (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) + b$, 且集合中的数据都可被最优超平面 $(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) + b = 0$ 正确划分. 要使所有训练样本点正确分类, 若 $y_i = 1$, 应满足 $(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b \geq 1$; 若 $y_i = -1$, 应满足 $(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b \leq -1$, 两式可合并为 $y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b \geq 1$. 这样, 建立的线性支持机的问题转化为求解二次凸规划问题

$$\min \frac{1}{2}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{w}) + C \sum_{i=1}^n \zeta_i$$

$$\text{s. t.} \quad y_i[(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] + \zeta_i \geq 1 \quad (7)$$

式中 $\mathbf{w}, b$ 为待定系数; ζ_i 为松弛因子; C 为惩罚因子, 表示分类间隔与错误率之间的折中.

对于线性问题, 应用 Lagrange 算子和满足 $y_i[(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] = 1$ 条件, 可求得最优超平面的决策函数

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b^*) = \text{sgn}\left(\sum_i a_i y_i \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x} + b^*\right) \quad (8)$$

对于非线性问题, 利用核函数求出特征向量中的最优分类面. 此时相应的决策函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}\left[\sum_i a_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^*\right] \quad (9)$$

SVM 结构如图 1 所示. SVM 的分类函数输出是输入向量 $\mathbf{x}$ 与中间核函数(Kernel function)节点乘积的线性组合. 分类计算中可以选择不同的核函数, 如多项式核函数、线性核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数和高斯径向基函数(Gaussian RBF)等. 目前, 高斯径向基函数较为常用. 核宽度 σ 可表示为

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2 / \sigma^2) \quad (10)$$

2.2 多类分类 SVM 的构造

由于故障诊断大多是多类分类问题, 而上面仅考虑了 SVM 的两类分类问题, 无法在实际中应有, 因此, 需构造 SVM 多类分类器. 常用的多类分类算法有一对一(one-against-one)算法、一

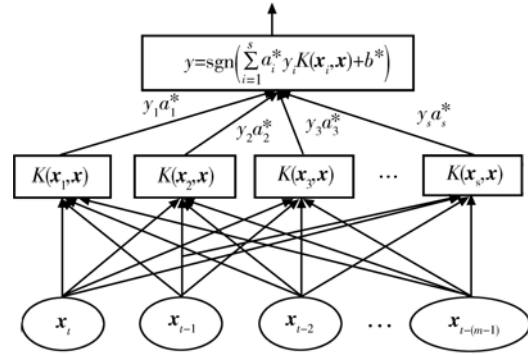


图1 支持向量机结构

Fig. 1 Sketch map of support vector machine(SVM)

对多(one-against-all)算法和 DAG(directed acyclic graph)SVM 算法. 目前, 一对多算法最为常用. 一对多算法由 Vapnik 提出, 该算法针对训练样本数据可以构造 k 个两类分类器. 在构造 k 个分类器中第 m 个分类器时, 将第 m 类的训练样本作为一类, 决策函数输出为正数; 其他所有样本作为一类, 决策函数输出为 -1 . 假设已知故障训练样本集为 $T = \{(\mathbf{x}_i, y_i), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\} \in (\mathbf{X} \times \mathbf{Y})^l$, 其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{x} = \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{Y} = \{1, \dots, M\}, i=1, \dots, l$. 多类分类计算时: 首先, 用支持向量分类机理论求出决策函数

$$f^j(\mathbf{x}) = \text{sgn}(g^j(\mathbf{x})) \quad (11)$$

其中 $g^j(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l y_i a_i^j K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b^j$; 其次, 判定输入 $\mathbf{x}$ 属于第 J 类, 其中 J 表示 $g^1(\mathbf{x}), \dots, g^M(\mathbf{x})$ 中的最大者. 依照上述步骤, 依次对剩下的训练样本数据进行分类, 最终构造出多类分类器^[7-8, 14].

3 小波能谱熵 SVM 故障诊断原理

小波能谱熵 SVM 故障诊断方法的基本思路为: 利用小波变换方法对振动信号进行分解, 结合信息熵理论得到小波能谱熵 $\mathbf{H}_{we}$, 进而构造 $\mathbf{H}_{we}$ 特征向量集; 再以 $\mathbf{H}_{we}$ 向量为诊断样本, 利用 SVM 进行故障诊断. 基于小波能谱熵 SVM 的转子振动故障诊断原理如图 2 所示. 首先对获取的转子振动故障信号进行预处理, 然后再对信号进行小波分析, 包括小波分解与重构, 并根据信息熵理论得出各分量的 $\mathbf{H}_{we}$; 选择最能反映故障特征的 $\mathbf{H}_{we}$ 作为特征向量, 将提取的 $\mathbf{H}_{we}$ 特征向量作为 SVM 模型的输入, 进行 SVM 训练并建立 SVM 故障诊断模型; 再利用 SVM 模型对未知特征向量进行分类, 即将这些特征向量输入 SVM 诊断模型, SVM 模型会输出相应的结果, 从而实现转子振动

故障诊断.

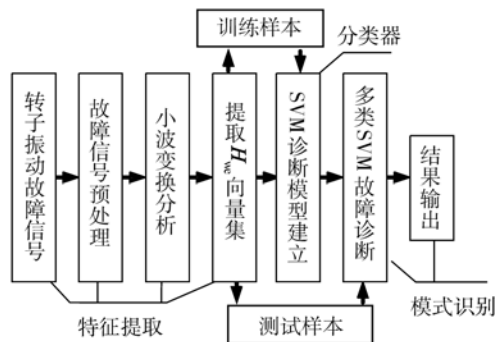


图 2 基于小波能谱熵 SVM 的转子振动故障诊断原理

Fig. 2 Theory of rotor vibration fault diagnosis based on wavelet energy spectrum entropy and SVM

4 实例计算与分析

4.1 转子振动故障模拟实验

为验证小波能谱熵在转子振动故障诊断中的可行性和有效性,选择转子振动的正常状态、转子不平衡、轴系不对中、动静碰摩和支座松动等典型故障模式进行研究.为了获取转子振动故障数据,在转子实验台上进行上面 5 种典型故障的模拟实验.转子转速在 3 000 r/min 时,采集振动数据作为故障样本,采样频率为 2 kHz,每个数据样本长度为 512 个点.

4.2 小波能谱熵特征提取及向量集建立

由于转子在不同振动状态下的信号变化较大,为了便于对比研究,将获取的原始振动信号 x_i 进行归一化处理,即

$$x_{ni} = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (12)$$

式中 μ 和 σ 分别为转子振动信号的均值和标准差.

利用转子振动实验台,进行转子正常、转子不平衡、轴系不对中、动静碰摩和支座松动等 5 种状态的振动模拟实验.根据上述小波能谱熵的提取方法对获得的数据进行分析.在小波系数上加宽度为 $\omega = N$ 的滑动窗,滑动因子 $\delta \in N$, $\omega = 10000$, δ 取 10.选用 db8 小波进行小波变换,计算 200 组小波能谱熵,绘出数据曲线如图 3 所示.

由图 3 可见,故障转子的小波能谱熵较正常转子有所增加.造成这种现象的原因是:当转子在正常状态时,只在较少的尺度上有能量分布,且各尺度上能量分布很不均匀;因此,小波能谱熵值很

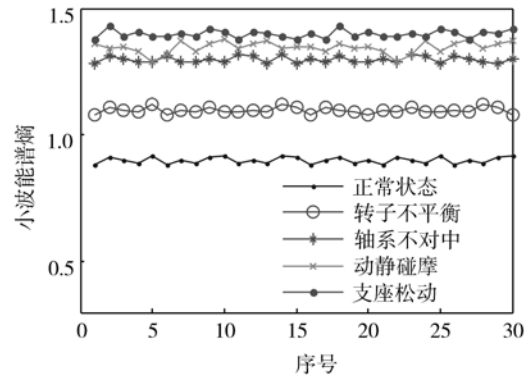


图 3 小波能谱熵数据曲线

Fig. 3 Wavelet energy spectrum entropy datum curves

小.当转子出现振动故障时,能量将较为均匀地分布在多个频率段,使小波能谱熵变大,并且不同的故障有不同的能量分布和不同的幅值,如转子不平衡故障的小波能谱熵最小,支座松动故障的小波能谱熵最大.可见,利用小波能谱熵能很好地区分出各种故障状态.

图 4 所示为振动信号的小波能谱熵特征提取示意图.首先,将预处理后的振动信号划分为 $O_1, O_2, \dots, O_{r-1}, O_r$ 共 r 个等长度段;然后,对其分别进行小波变换,提取小波能谱熵 H_{we} ,建立特征向量;最后,将此特征向量作为转子振动状态的一个诊断样本,而所有的小波能谱熵特征向量的集合就构成了特征向量集,即诊断样本集.

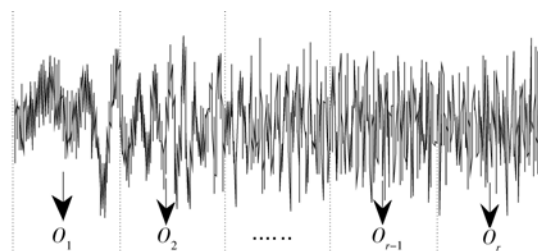


图 4 振动信号的特征提取示意图

Fig. 4 Schematic diagram of feature extraction for vibration signals

4.3 基于 SVM 的故障诊断与分析

选取 5 种故障模式的数据,共 200 组,各种故障模式数据分布组数分别为 53, 34, 41, 33 和 39. SVM 模型中,选径向基(RBF)核函数 $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\delta}\right)$, 参数 δ 取 4, 惩罚参数 C 取 293. 分别对 5 种故障模式的每组数据进行小波变换,每个振动信号进行 8 段划分,即 T 取 8, 分别提取它们小波能谱熵,可以建立一个含有 8 个小

波能谱熵值的特征向量,得到5种故障模式的特征向量数分别为:53,34,41,33和39,共200组,作为SVM诊断样本。

为了更加准确、有效地实现转子振动故障诊断,引入支持向量机的智能诊断方法。首先,对于各种模式,在特征向量诊断样本里选取10个特征向量作为训练样本,建立SVM模型;再用这些数据输入SVM模型中,进行模型有效性的测试与分析,分类结果的正确率为100%,可见SVM模

型的分类效果良好。再将余下的150个特征向量作为测试样本输入到SVM模型中,检验该方法的泛化能力和容错能力,其结果如表1所示。为了凸显本文提出的基于小波能谱熵SVM的故障诊断方法的可行性和有效性,本文将转子振动信号未经过 H_{we} 特征提取的原始数据作为SVM的诊断样本,用同样的方法对SVM进行训练、测试与诊断,其结果与小波能谱熵SVM诊断方法作比较,如表1所示。

表1 两种方法的诊断结果及其比较

Table 1 Diagnosis results and its comparison of the two methods

故障模式	训练样本数	测试正确率/%		诊断样本数	SVM		小波能谱熵 SVM	
		SVM	小波能谱熵 SVM		正确数	正确率/%	正确数	正确率/%
正常状态	10	100	100	43	38	88.37	41	95.35
转子不平衡	10	100	100	24	19	79.17	22	91.67
轴系不对中	10	100	100	23	18	78.26	20	91.30
动静碰摩	10	100	100	31	27	87.10	29	93.55
支座松动	10	100	100	29	24	82.76	26	96.55
总数或平均	50	100	100	150	126	84.00	138	92.00

从表1可以看出:当将训练样本输入已训练好的SVM模型时,两种方法的分类正确率均为100%,这说明了SVM具有较好的学习能力;从对陌生样本的诊断结果来看,本文提出的基于小波能谱熵SVM的诊断方法的诊断正确率为92.00%,明显比SVM单独诊断准确率84.00%高,这说明了单独用SVM直接对振动信号的原始数据诊断效果较差。然而,利用小波分析方法对振动信号的原始数据进行处理之后,再结合信息熵理论提取其故障特征熵值及其向量则更能体现原始信号的特征,以此作为诊断样本会使SVM的诊断效果更好。

5 结 论

1) 本文综合小波能谱熵和支持向量机的优势,提出了一种基于小波能谱熵SVM的故障诊断方法,建立了小波能谱熵SVM故障诊断模型,并将此方法应用于转子振动故障诊断中。通过实例计算和分析,验证了该方法在转子振动故障诊断中是可行的和有效的,进而为转子振动故障诊断提供了一种新的思路。

2) 本文在构造诊断样本的特征向量时,只取了每个振动信号的8个 H_{we} 值,在一定程度上不

能完全体现故障信息的完整性,故在以后的工作中可以进行更多层的小波分解,提取更多尺度熵的 H_{we} 值来构造诊断样本,以便使诊断效果更好。另外,对于航空发动机、涡轮机等大型复杂的旋转机械,该方法的有效性有待进一步验证。

参考文献:

- [1] 费成巍,艾延廷.航空发动机健康管理系统设计技术[J].航空发动机,2009,35(5):24-29.
FEI Chengwei, AI Yanting. Design technology of aircraft engine health management system[J]. Aeroengine, 2009, 35(5):24-29. (in Chinese)
- [2] 屈梁生,张西宁,沈玉娣.机械故障诊断理论与方法[M].西安:西安交通大学,2009.
- [3] Ling J, Qu L S. Feature extraction based on Morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2000, 234(1):135-148.
- [4] ZHANG Hanlei, ZHOU Jiemin, LI Gang. Improved wavelet analysis for induction motors mixed-fault diagnosis[J]. Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China, 2007, 2(3):355-360.
- [5] 曾庆虎,刘冠军,邱静.基于小波相关特征尺度熵的预测特征信息提取方法研究[J].中国机械工程,2008,19(10):1193-1196.
ZENG Qinghu, LIU Guanjuan, QIU Jing. Research on approach of prognostic feature information extraction based on wavelet correlation feature scale entropy[J]. Chinese

- Machine Engineering, 2008, 19(10): 1193-1196. (in Chinese)
- [6] Volponi A J, Brotherton T, Luppold R, et al. Development of an information fusion system for engine diagnostics and health management[R]. AIAA 2004-6461, 2004.
- [7] 白鹏, 张喜斌, 张斌, 等. 支持向量机理论及工程应用实例[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008.
- [8] 张亚楠, 魏武, 武林林. 基于小波 Shannon 熵 SVM 和遗传算法的电机机械故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(1): 87-91.
- ZHANG Yanan, WEI Wu, WU Linlin. Motor mechanical fault diagnosis based on wavelet packet shannon entropy SVM and GA[J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(1): 87-91. (in Chinese)
- [9] LI Juntao, JIA Yingmin. Huberized multiclass support vector machine for microarray classification[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(3): 399-405.
- [10] 印欣运, 何永勇, 彭志科, 等. 小波熵及其在状态趋势分析中的应用[J]. 振动工程学报, 2004, 17(2): 165-169.
- YIN Xinyun, HE Yongyong, PENG Zhike, et al. Study on wavelet entropy and its applications in trend analysis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2004, 17(2): 165-169. (in Chinese)
- [11] 陈非, 黄树红, 张燕平, 等. 基于过程的旋转机械振动故障定量诊断方法[J]. 动力工程, 2008, 28(4): 543-547.
- CHEN Fei, HUANG Shuhong, ZHANG Yanping, et al. A quantitative diagnosis method of vibration faults of rotating machinery based on process[J]. Chinese Journal of Power Engineering, 2008, 28(4): 543-547. (in Chinese)
- [12] 申弢, 黄树红, 韩守木, 等. 旋转机械振动信号的信息熵特征[J]. 机械工程学报, 2001, 37(6): 94-98.
- SHEN Tao, HUANG Shuhong, HAN Shoumu, et al. Extracting information entropy features for rotating machinery vibration signals[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2001, 37(6): 94-98. (in Chinese)
- [13] 谭晓栋, 邱静, 刘冠军, 等. 基于小波能谱熵-隐半马尔可夫模型的故障识别方法应用[J]. 机械科学与技术, 2009, 28(10): 1341-1348.
- TAN Xiaodong, QIU Jing, LIU Guanjuan, et al. A fault state recognition method based on wavelet energy entropy and hidden semi-Markov models and its applications[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2009, 28(10): 1341-1348. (in Chinese)
- [14] LI Juntao, JIA Yingmin. Huberized multiclass support vector machine for microarray classification[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(3): 399-405.