

基于融合信息熵的转子振动故障 SVM 诊断方法

艾延廷, 陈潮龙, 田 晶, 王 志

(沈阳航空航天大学 航空航天工程学部

辽宁省航空推进系统先进测试技术重点实验室, 沈阳 110136)

摘 要: 通过提取信息熵特征, 提出基于融合信息熵的转子振动故障支持向量机(SVM)诊断方法. 首先, 在转子试验台上分别模拟转子不平衡、轴系不对中、转子裂纹和转子碰磨 4 种典型故障, 采集这 4 种典型故障在多转速和多测点下的振动加速度信号; 其次, 提取基于时域的奇异谱熵和频域的功率谱熵的转子振动故障过程变化规律的信息熵特征; 最后, 将提取到的信息熵特征作为故障向量, 建立 SVM 故障诊断模型, 进而对转子振动故障进行诊断. 实例诊断结果表明: 将信息熵特征与支持向量机相结合进行转子振动故障诊断, 诊断结果准确率达到 97%, 有效地提高了故障诊断的准确率.

关 键 词: 转子振动; 信息融合; 信息熵; 信息熵; 支持向量机

中图分类号: V231.92; TH165+.3

文献标志码: A

SVM diagnosis method of rotor vibration faults based on integration of information exergy

AI Yan-ting, CHEN Chao-long, TIAN Jing, WANG Zhi

(Liaoning Key Laboratory of Advanced Test Technology for Aeronautical Propulsion System,
Faculty of Aerospace Engineering,
Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: Through extracting the information exergy characteristics, the support vector machine (SVM) diagnosis method of rotor vibration faults based on integration of information exergy was put forward. First of all, the rotor unbalance fault, shafts misalignment fault, rotor crack fault and rubbing fault were simulated respectively on the rotor test bench, and vibration acceleration signals of these four typical kinds of faults under multi-point was gathered; secondly, the information exergy characteristics of the rotor vibration fault process change law based on time-domain singular spectrum entropy and frequency-domain power spectrum entropy was extracted; finally, using the extracted information exergy characteristic was used as a fault vector, the SVM fault diagnosis model was established, and the rotor vibration fault was diagnosed. The diagnostic results of examples indicate that the use of information exergy characteristic combined with SVM in rotor vibration fault diagnosis make the diagnosis accuracy rate reach 97% improving the accuracy of diagnosis effectively.

Key words: rotor vibration; integration of information; information entropy;
information exergy; support vector machine

目前,旋转机械振动故障的诊断主要是通过提取某一瞬时的振动信号特征进行分析,而该特征只是转子振动故障状态的表现,并不能体现转子振动故障的过程规律.因此,依靠随机提取的振动故障状态特征来进行故障诊断,并不能够准确地诊断出故障.但是一旦有故障发生,其在整个过程中却是有规律可寻的.

信息熵在反映系统振动过程变化规律等方面具有一定的优势,是信号的一种时间融合函数^[1].对于转子系统而言,转速与振动形态密切相关,转速不同所对应的振动形态也不同.如果按照转速间隔进行采样,那么所得到的振动信号中就包含了丰富的信息,转子的振动故障信息反映在各组信号中,即该种故障的有效划分可以通过状态信息反映出.因此,将每一组信号的信息熵当作反映其过程变化规律的有效划分,可以得到反映转子振动故障过程变化规律的信息熵特征.支持向量机(SVM)在处理小样本问题时,具有良好的分类和泛化能力,尤其在解决旋转机械故障样本获取难等问题上,具有独特的优势^[2].因此,将信息熵方法与支持向量机方法结合,可为转子振动故障诊断提供一种有效方法.

英国诺丁汉特伦特大学 Yang 等利用信号的结构熵来判断机器是否出现异常^[3].西安交通大学的 Qu 等研究了设备的可诊断性和可维护性,提出了信息熵的定量诊断方法,并利用信息熵距进行故障诊断^[4].空军工程大学的尉询楷等将 SVM 用于航空发动机的故障诊断中,并且取得了较好的效果^[5].

本文运用信息熵方法和 SVM 方法进行转子振动故障诊断,结合转子试验台,提取了基于时域的奇异谱熵和频域功率谱熵的转子振动故障过程变化规律的信息熵特征,将信息熵特征作为故障向量,建立 SVM 故障诊断模型,进而实现转子振动故障的诊断.

1 振动信号的信息熵特征

1.1 信息熵的基本理论

信息熵可以描述系统的不确定性和混乱程度.一个系统越是复杂,不确定性越大,那么信息熵也就越大;反之,一个系统越有序,不确定性小,那么信息熵也就越小.其数学定义为:假设 M 是由一个可测集合 H 生成的勒贝格空间,其测度为 μ ,且 $\mu(M) = 1$. M 可以表示为其有限划分 $A =$

$\{A_i\}$ 中互不相容的形式,即: $M = \bigcup_{i=1}^n A_i$, 且 $A_i \cap A_j = 0, \forall i \neq j$, 则可定义基于划分 A 的信息熵为^[6]

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

式中 $\mu(A_i)$ 为空间 M 的任意子集的测度, $i = 1, 2, \dots, n$.

根据信息熵的表达式可知,确定合适的划分体系和相应测度指标是应用信息熵解决不同问题的关键.

1.2 振动信号时域的信息熵特征

设单测点振动信号采样序列为 $\{x_t\}$; 其中 $t = 1, 2, \dots, N$, 其中 N 为采样点数.利用延迟嵌入技术,选取长度为 L , 时延常数为 1 的分析模式窗口将单测点振动信号序列分为 $N-L+1$ 个模式数据,于是可以形成一个 $(N-L+1) \times L$ 维矩阵 B , 即

$$B = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_L \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{L+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N-L+1} & x_{N-L+2} & \cdots & x_N \end{bmatrix}$$

对 B 进行奇异值分解可以得到单测点振动信号的奇异值谱 $\{\delta_i\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, L$, 设奇异值 $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \cdots \geq \delta_L$, 那么振动信号采样序列 $\{x_t\}$ 在时域中的能量划分就可以用奇异值谱来表示.在此基础上,定义时域的信息熵(即奇异谱熵)为^[7]

$$H_t = - \sum_{i=1}^L p_i \lg p_i \quad (2)$$

式中 $p_i = \delta_i / \sum_{i=1}^L \delta_i$ 表示第 i 个奇异值谱占整个奇异值谱的比例,下标 t 表示时域.

由奇异谱熵的定义可知,奇异谱熵反映了振动信号的能量在奇异谱划分下的不确定性.如果振动信号越复杂,能量在奇异谱划分下越是分散,所对应的奇异谱熵也就越大;反之,如果振动信号越简单,能量在奇异谱划分下越集中于少数几个模式,对应的奇异谱熵也就越小.奇异谱熵能够较好地表示出转子某一状态的振动特征.然而,转子在整个升速或者降速过程中,转子振动状态具有一定的随机性,所体现出来的奇异谱熵特征都是有所区别的,那么转子振动的奇异谱熵特征应该在一定分布范围内波动.4 种典型故障的奇异谱熵范围如表 1 所示,每种故障的奇异谱熵范围都有重叠部分^[8],因此很难根据某一状态的奇异谱熵特征来进行故障诊断.

表 1 转子振动故障的奇异谱熵分布区间

Table 1 Singular spectrum entropy distribution interval of rotor vibration fault

故障类型	奇异谱熵 H_i 的分布区间
转子不平衡	3.08~6.49
轴系不对中	4.36~6.73
转子裂纹	4.19~6.63
转子碰磨	3.42~6.83

1.3 振动信号频域的信息熵特征

设转子单测点振动信号 $x(t)$ 的离散傅里叶变换为

$$X(\omega) = \frac{1}{2\pi N} \sum_{i=1}^{N-1} x(t) e^{-j\omega t} \quad (3)$$

则可得到信号变换后的功率谱为

$$S(\omega) = \frac{1}{2\pi N} |X(\omega)|^2 \quad (4)$$

由于信号从时域变换到频域能量一定是守恒的,即

$$\sum x^2(t) \Delta t = \sum |X(\omega)|^2 \Delta \omega \quad (5)$$

因此, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 就把振动信号在频域中的能量进行了划分,则振动信号在频域空间中的信息熵(即功率谱熵)可以定义为^[9]

$$H_f = - \sum_{i=1}^N q_i \lg q_i \quad (6)$$

式中 $q_i = S_i / \sum_{i=1}^N S_i$ 表示第 i 个功率谱占整个功率谱的比例,下标 f 表示频域。

表 2 给出了 4 种典型故障的功率谱熵分布区间^[8]。根据功率谱熵的表达式可知,转子振动信号的能量在频域内的分布情况可以被功率谱熵反映。如果振动信号包含的信息越多、越复杂,那么振动信号的能量在各个频率段上的分布就越均匀,功率谱熵也就越大;反之,如果振动信号包含

表 2 转子振动故障的功率谱熵分布区间

Table 2 Power spectrum entropy distribution interval of rotor vibration fault

故障类型	功率谱熵的分布区间 H_f
转子不平衡	2.31~6.17
轴系不对中	2.83~6.67
转子裂纹	2.14~7.35
转子碰磨	2.59~7.76

的信息越少、越简单,信号能量集中在少数几个频率段上,功率谱熵也就越小。频域的功率谱熵和时域的奇异谱熵一样,只能较好地表示出转子某状态下的振动特征。

2 信息熵

转子振动信号时域的奇异谱熵和频域的功率谱熵,虽然都含有振动的大量信息,然其终究是一个状态量,不能够表示转子振动的过程变化规律。但是,转子振动过程变化规律却能够在其状态中体现出来。那么,奇异谱熵和功率谱熵可以看作是转子振动过程变化规律的一种有效划分。因此,基于振动信号的信息熵,可以定义各种不同类型信息熵的信息熵特征。

假设某一测点振动信号的信息熵特征函数为 $s(t)$,为了表示该测点振动信号在时间区间 $[t_1, t_2]$ 上的过程变化规律,只需对 $s(t)$ 在区间 $[t_1, t_2]$ 进行直接积分即可构成在信息熵特征基础上的一种最简单的信息熵基函数,称为平面信息熵^[10]。

$$Y_p(t) = \int_{t_1}^{t_2} s(t) dt \quad (7)$$

为了进一步描述振动信号在短时内的变化规律,定义了梯面信息熵

$$\begin{cases} Y_t(t) = \sum_{i=1}^M \int_{t_{1,0}}^{t_{1,i}} C(t) s(t) dt \\ t_{1,0} = t_1, \quad t_{1,M} = t_2, \quad t_1 \leq t_{1,i} \leq t_2 \\ i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (8)$$

式中 $C(t)$ 是描述各种状态下振动的一种定量描述。

显然,根据式(8)的定义可知,若将时间区间 $[t_1, t_2]$ 分为 n 段,可以得到 n 个梯面信息熵。对于转子系统而言,可以按照转速来离散,多个转速代表着转子的多个状态。因此,转子系统的振动过程变化规律被多转速下的信息熵特征有效划分。本文基于奇异谱熵和功率谱熵构造反映转子振动故障过程变化规律的梯面信息熵特征,将基于奇异谱熵的梯面信息熵和基于功率谱熵的梯面信息熵融合,组成故障特征向量。

3 SVM 诊断方法

3.1 SVM 诊断理论

SVM 是在统计学习理论的基础上发展起来的,并且最早应用在二分类问题上,解决了小样本情况下的分类问题,具有适应性强、泛化性能好等优点^[11]。SVM 的原理是在保证分类精度要求的

情况下,找到一个最优分类超平面可以将两类样本正确分开,同时还可以使两类支持向量之间的距离达到最大^[12-13].假设对于一个二分类问题,给定训练样本集为 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, L$,其中 $x \in \mathbf{R}^n, y \in \{-1, +1\}$,最优超平面为 $(w \cdot x) + b = 0$,为了使支持向量之间的距离 $2/\|w\|$ 最大的情况下,能够将所有的样本正确分类,将原先寻找最优超平面的问题转化为数学上求解约束下的极值问题

$$\begin{cases} \min \Phi^{-1}(x) = \frac{\|w\|^2}{2} \\ y_i \cdot [(w \cdot x_i) + b] \geq 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中 w, b 为待定系数;函数 $\Phi(x)$ 表示超平面之间的距离.

对于该约束问题,运用 Lagrange 函数进行求解,那么该最优化问题就由 Lagrange 函数的鞍点决定,即在鞍点处满足对 w 和 b 的偏导为 0. 进而可求得最优分类超平面的函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^L a_i y_i x_i \cdot x + b^* \right] \quad (10)$$

式中 b^* 为分类阈值; a_i 为线性情况下,位于标准超平面之上的支持向量中的元素之一.

解决非线性问题时,只需要将输入向量映射到高维特征向量空间,在对特征向量的最优分类面进行求解,就可以得到分类函数

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^L a_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right] \quad (11)$$

式中 a_i^* 为非线性情况下,位于标准超平面之上的支持向量中的元素之一.

3.2 SVM 多类分类算法

SVM 多类分类算法包括一对一多分类算法、一对多多分类算法、决策导向无环图多分类算法^[14-15]. 由于一对一多分类算法的每个分类器都只是在两类之间进行分类,所得到的分类结果比较准确,因此,本文选用一对一算法进行编程建立 SVM 多类分类模型.

一对一多分类算法的构造方法为:一对一多分类算法的每个分类器只用于 2 个样本的分类,对于 R 类样本的分类问题,需要构造 $R(R-1)/2$ 个两类分类器,一个分类器判定待测样本 x 属于第 i 类意味着第 i 类获得一票,将 x 经过所有的两类分类器,最后得票最多的即为待测样本 x 所属的类别.

4 实例计算

4.1 转子振动故障模拟试验

转子在升降速过程中,任意一种转速下所对应的振动形态都是不同的,但是在一个过程中却有一定的规律可寻.按照转速间隔进行采样,提取反映转子振动过程变化规律的基于奇异谱熵和功率谱熵的信息熵特征.

图 1 给出了试验所用的转子试验台及其测量系统.试验采用 6 个振动加速度传感器采集转子不同位置的振动加速度信号.利用试验台分别模拟转子不平衡故障、轴系不对中故障、转子裂纹故障和转子碰磨故障,其中,裂纹深度为 0.4 mm,碰磨故障为中度碰磨.每种故障的转速范围都设定在 1200~3600 r/min,每隔 600 r/min 进行一次采样.因此,每进行一次升降速试验每个测点都能够采集到 5 组振动加速度信号,这些信号里面包含了转子振动的过程变化规律,6 个通道可以得到转子振动故障过程变化规律的 6 组特征向量.每种典型故障进行多次升降速试验,可以得到反映转子振动故障过程变化规律的多组特征向量,作为该种故障训练的样本.



图 1 转子试验台及其测试系统

Fig. 1 Rotor test bench and its test system

4.2 信息熵特征提取

按照转子转速间隔进行采样,转子振动故障的过程变化规律被每一个转速下的振动状态所体现出来.根据式(2)和式(6)分别提取转子振动故障信号的奇异谱熵 H_i 和功率谱熵 H_i ,由于转子试验采样 5 种转速下的振动信号,则反映转子振动状态特征的奇异谱熵向量 $\mathbf{H}_i = (H_{i1}, H_{i2}, H_{i3}, H_{i4}, H_{i5})$ 和功率谱熵向量 $\mathbf{H}_i = (H_{i1}, H_{i2}, H_{i3}, H_{i4}, H_{i5})$ 对转子振动故障的过程变化规律进行了有效划分.为了同时反映从第 1 个采样转速点到任意一个采样转速点的短时变化

规律,对奇异谱熵向量和功率谱熵向量进行梯面信息熵计算,提取反映转子在时域和频域振动过程变化规律的信息熵特征.根据式(8),令 $C(t)=1$,对 H_t 和 H_f 进行梯面信息熵计算,设第 1 个采样转速点到第 k 个采样转速点的过程变化规律为 $U_{k-1} = \sum_{i=1}^{k-1} \frac{H_i + H_{i+1}}{2}$, 则可以得到基于奇异谱熵的梯面信息熵 $U_t = (U_{t1}, U_{t2}, U_{t3}, U_{t4})$, 基于功率谱熵的梯面信息熵 $U_f = (U_{f1}, U_{f2}, U_{f3}, U_{f4})$. 融合基于奇异谱熵和功率谱熵的梯面信息熵特征,组成基于 SVM 的转子振动故障诊断模型的输入向量 $[U_f, U_t]$. 表 3 给出了每种典型故障的 5 组梯面信息熵特征向量, 总共 20 组向量.

4.3 SVM 参数选取

LIBSVM 软件包具有简单、易于使用和快速

有效地进行模式识别等优点,因此,本文采用 LIBSVM 软件作为分析工具.利用 Matlab 软件的编程环境,通过编写一对多分类算法来构建 SVM 故障诊断模型,核函数选用径向基核函数 (RBF) $K(x_i, x) = \exp\left[-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right]$, 参数 $C(t)=1$, σ 取 0.375. 经验表明径向基核函数优于其他核函数.

4.4 SVM 故障诊断模型

首先,选取转子不平衡、轴系不对中、转子裂纹和转子碰磨 4 种典型故障的 48 组样本组成训练样本集,每种故障都是 12 组样本数据.其次,构建 6 个 SVM 二类分类机,依次训练每个分类机获得最优分类函数.

为了对 SVM 模型的学习和泛化能力进行验

表 3 部分信息熵特征向量
Table 3 Part information exergy characteristic vector

故障类别	样本号	U_{f1}	U_{f2}	U_{f3}	U_{f4}	U_{t1}	U_{t2}	U_{t3}	U_{t4}	故障类别号
转子不平衡	1	4.9697	10.0745	15.2042	19.4037	5.3036	10.8332	16.2884	21.5483	1
	2	5.5089	10.7455	15.2470	19.1633	5.4106	11.0620	16.3129	21.2744	1
	3	4.7630	10.6688	14.7114	19.3489	5.6682	11.3118	17.0098	22.9160	1
	4	4.9212	10.0939	14.4138	17.8666	5.3224	10.8282	16.1362	21.3088	1
	5	5.2126	10.4865	14.5616	18.1787	5.5613	11.2972	16.4035	21.2282	1
轴系不对中	1	5.5584	10.4019	14.6650	18.5432	6.3703	12.1996	18.1473	23.4257	2
	2	5.3395	10.1822	14.5220	18.2466	6.0859	11.6942	17.8987	23.0571	2
	3	6.0110	11.2618	16.5201	21.1145	6.2920	12.1352	18.0727	24.3462	2
	4	5.0495	9.8934	14.1611	18.0506	6.2353	11.9523	17.4078	22.7201	2
	5	5.4683	10.3619	14.6218	18.2401	6.3823	12.1726	18.1352	23.3885	2
转子裂纹	1	4.5926	9.3938	14.0651	18.7426	5.6630	11.4993	17.2631	23.5843	3
	2	4.6373	9.4269	14.1072	18.7533	5.7594	11.7109	17.9645	23.8367	3
	3	4.5965	9.2394	14.3138	19.7158	5.7069	10.8900	16.0886	21.7362	3
	4	4.7326	9.2533	13.9542	18.5839	5.4201	10.6382	15.7352	20.7629	3
	5	4.7582	9.5634	14.3609	19.1354	5.8613	11.8804	18.4375	24.7154	3
转子碰磨	1	4.6164	9.3129	14.0636	18.6363	5.8699	11.3382	16.5776	22.0016	4
	2	4.7324	10.0825	14.9365	19.3228	5.8446	11.5076	17.0222	22.1267	4
	3	4.7328	9.4797	14.4264	19.3678	5.7816	11.7180	17.2734	22.5275	4
	4	4.6849	9.3990	14.4484	19.0858	6.2065	11.8631	17.7596	22.9848	4
	5	4.9778	10.3575	15.5800	19.8643	6.1854	12.2060	18.4302	24.2866	4

证,本文利用选取的 48 组故障样本对所建立的 SVM 故障诊断模型进行训练,再将训练样本数据通过训练后的 SVM 故障诊断模型进行分类测试,训练结果如图 2 所示。

从图 2 可以看出,训练样本数据可以完全正确分类,即训练样本数据的正确分类率达到了 100%。紧接着将每种典型故障的 18 组陌生样本通过训练后的 SVM 故障诊断模型进行测试,测试结果如图 3 所示。

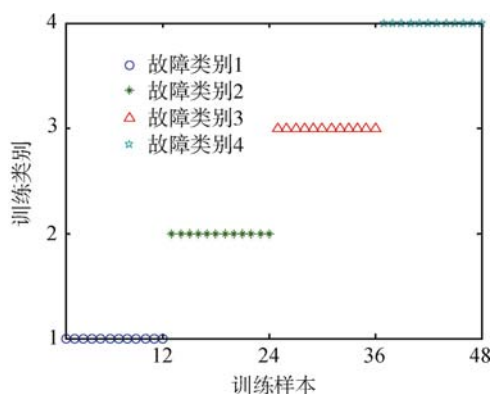


图 2 转子振动故障类别训练结果

Fig. 2 Rotor vibration fault category training results

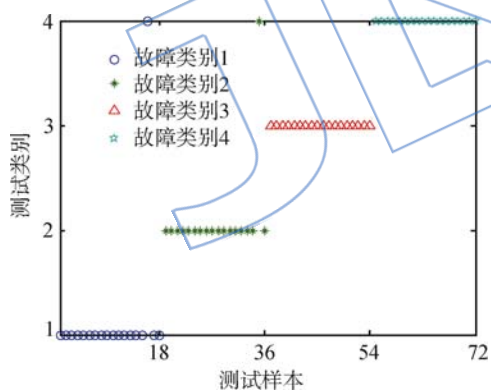


图 3 转子振动故障类别测试结果

Fig. 3 Rotor vibration fault category testing results

从图 3 可以看出,用每种故障的 18 组陌生样本进行测试,类别 1 和类别 2 分别有一个样本被误判为类别 4,而类别 3 和类别 4 的诊断则没有出现误判,即转子不平衡和轴系不对中出现一个误判,转子裂纹和转子碰磨没有出现误诊断,故障诊断准确率达到 97%。由此可见,基于融合信息熵的转子振动故障 SVM 诊断方法能够较好地诊断出转子振动故障。

对于航空发动机这样的大型复杂旋转机械,该方法是否还能够较好地诊断出故障,还有待进

一步研究。

5 结 论

1) 本文从信息融合的思路出发,提出了反映转子振动故障过程变化规律的信息熵特征,并且实例应用表明,基于时域的奇异谱熵和频域的功率谱熵的信息熵特征能够较好地表示出转子振动故障的过程变化规律。

2) 实例应用表明,本文提出的基于融合信息熵的转子振动故障 SVM 诊断方法能够较好地对转子振动故障的类别进行诊断,为转子振动故障诊断提供了一种好的思路。

参考文献:

- [1] 陈非,黄数红,杨涛,等. 旋转机械振动故障的信息熵诊断方法[J]. 机械工程学报,2009,45(11):65-71.
CHEN Fei, HUANG Shuhong, YANG Tao, et al. Information entropy diagnosis method of vibration faults of rotating machinery[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(11): 65-71. (in Chinese)
- [2] 何学文,赵海鸣. 支持向量机及其在机械故障诊断中的应用[J]. 中南大学学报,2005,36(1):97-101.
HE Xuewen, ZHAO Haiming. Support vector machine and its application to machinery fault diagnosis[J]. Journal of Central South University, 2005, 36(1): 97-101. (in Chinese)
- [3] Yang W X, Hull J B, Seymour M D. Detecting the singularities in engineering signals[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 175(1/2/3): 439-445.
- [4] Qu L S, Li L M, Lee J. Enhanced diagnostic certainty using information entropy theory[J]. Advanced Engineering Informatics, 2003, 17(3/4): 141-150.
- [5] 尉询楷,陆波,汪诚,等. 支持向量机在航空发动机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报,2004,19(6):844-848.
WEI Xunkai, LU Bo, WANG Cheng, et al. Applications of support vector machines to aeroengine fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(6): 844-848. (in Chinese)
- [6] 费成魏,柏树生,白广忱,等. 转子振动故障的过程功率谱熵特征分析与定量诊断[J]. 航空发动机,2011,37(1):47-51.
FEI Chengwei, BAI Shusheng, BAI Guangchen, et al. Feature analysis and quantitative diagnosis of process power spectrum entropy for rotor vibration failure[J]. Aero-engine, 2011, 37(1): 47-51. (in Chinese)
- [7] 张燕平,黄数红,高伟,等. 汽轮机故障诊断中的信息熵融合[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2007,35(7):89-92.
ZHANG Yanping, HUANG Shuhong, GAO Wei, et al. Information entropy fusion in fault diagnosis of steam turbine shaft systems[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2007, 35(7): 89-92. (in Chinese)
- [8] 耿俊豹,黄数红,陈非. 基于信息熵贴近度的旋转机械故障

- 诊断[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2006, 34(11): 93-95.
- GENG Junbao, HUANG Shuhong, CHEN Fei. Rotating machinery fault diagnosis based on close degree to information entropy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2006, 34(11): 93-95. (in Chinese)
- [9] 谢平. 故障诊断中信息熵特征提取及融合方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2006.
- XIE Ping. Study on information entropy feature extraction and fusion methods in fault diagnosis[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2006. (in Chinese)
- [10] 陈非. 基于过程信息融合的旋转机械信息熵故障诊断研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.
- CHEN Fei. A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of doctor of philosophy in engineering[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2010. (in Chinese)
- [11] 徐启华, 师军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2005, 20(2): 298-302.
- XU Qihua, SHI Jun. Aero-engine fault diagnosis based on support vector machine[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 298-302. (in Chinese)
- [12] XU Qihua, SHI Jun. Fault diagnosis for aero-engine applying a new multi-class support vector machine algorithm[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2006, 19(1): 175-182.
- [13] 艾延廷, 费成巍. 基于支持向量机的转子振动故障融合诊断技术[J]. 沈阳工业大学学报, 2010, 32(5): 526-530.
- AI Yanting, FEI Chengwei. Rotor vibration fault fusion diagnosis based on support vector machine[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2010, 32(5): 526-530. (in Chinese)
- [14] 艾延廷, 费成巍, 王志. 基于改进模糊 SVM 的转子振动故障诊断技术[J]. 航空动力学报, 2011, 26(5): 1118-1123.
- AI Yanting, FEI Chengwei, WANG Zhi. Technique for diagnosing fault of rotor vibration based on improved fuzzy SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(5): 1118-1123. (in Chinese)
- [15] 费成巍, 白广忱, 李晓颖. 基于过程功率谱熵 SVM 的转子振动故障诊断方法[J]. 推进技术, 2012, 33(2): 293-298.
- FEI Chengwei, BAI Guangchen, LI Xiaoying. Method of rotor vibration fault diagnosis from process power spectrum entropy and SVM[J]. Journal of Propulsion Technology, 2012, 33(2): 293-298. (in Chinese)