

文章编号: 1000-8055(2006)03-0575-06

基于EMD和SVM的滚动轴承故障诊断方法

程军圣, 于德介, 杨宇

(湖南大学机械与汽车工程学院, 湖南长沙 410082)

摘要: 将支持向量机(Support Vector Machine, 简称SVM)、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, 简称EMD)方法和AR(Auto-Regressive, 简称AR)模型相结合应用于滚动轴承故障诊断中。该方法首先对滚动轴承振动信号进行经验模态分解, 将其分解为多个内禀模态函数(Intrinsic Mode Function, 简称MF)之和, 然后对每一个MF分量建立AR模型, 最后提取模型的自回归参数和残差的方差作为故障特征向量, 并以此作为SVM分类器的输入参数来区分滚动轴承的工作状态和故障类型。实验结果表明, 该方法在小样本情况下仍能准确、有效地对滚动轴承的工作状态和故障类型进行分类, 从而实现了滚动轴承故障诊断的自动化。

关键词: 航空、航天推进系统; 经验模态分解; AR模型; 支持向量机; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: V 232

文献标识码: A

Fault Diagnosis of Roller Bearings Based on EMD and SVM

CHEN G Jun-sheng, YU De-jie, YANG Yu

(College of Mechanical and Automotive Engineering,
Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: A roller bearing fault diagnosis method was proposed in which Support Vector Machine (SVM) and Auto-Regressive (AR) model based on Empirical Mode Decomposition (EMD) were combined. EMD method was used to decompose the roller bearing vibration signal into a finite number of Intrinsic Mode Functions (MFs), then the AR model of each MF component was established, finally, the auto-regressive parameters and the variance of remnant were regarded as the fault characteristic vectors and served as input parameters of SVM classifier to classify working condition of the roller bearing. The experimental results show that the proposed approach can classify working condition of roller bearings accurately and effectively even in the case of small number of samples and the atomization of the roller bearing fault diagnosis can be implemented.

Key words: aerospace propulsion system; empirical mode decomposition; auto-regressive model; support vector machines; roller bearings; fault diagnosis

收稿日期: 2005-06-13; **修订日期:** 2005-09-10

基金项目: 国家自然科学基金资助(50275050); 高等学校博士点专项科研基金资助(20020532024)

作者简介: 程军圣(1968-), 男, 湖南永州人, 湖南大学机械与汽车工程学院教授, 博士, 主要从事机械故障诊断、振动分析与控制等的研究

滚动轴承的诊断过程包括诊断信息获取、故障特征信息提取和状态识别,这事实上就是模式识别的过程。显然,特征提取和状态识别是诊断的关键。

目前,人们主要借助于信号处理尤其是现代信号处理的理论方法和技术手段来进行特征提取^[1~3]。大量研究已经证明,AR (Auto-Regressive, 简称AR) 模型的自回归参数对状态变化规律反映最敏感,因此采用AR 模型的自回归参数作为特征向量来分析系统的状态变化应是十分有效的^[4,5]。但是AR 模型只适用于平稳信号的处理,而滚动轴承故障振动信号表现为非平稳特征。针对这个问题,本文在建立AR 模型之前先采用EMD (Empirical Mode Decomposition, 简称EMD) 方法对滚动轴承故障振动信号进行预处理。EMD 方法能把复杂的信号分解为有限的内禀模态函数(Intrinsic mode function, 简称MF)之和^[6,7],这实际上是对信号进行线性和平稳性处理。这样,在采用EMD 方法对原始信号进行分解后,就可以对各个MF 分量建立AR 模型,从而提取原始信号的特征。状态识别是滚动轴承故障诊断的另一关键^[8],基于人工神经网络分类器的模式识别方法以其较强的自组织、自学习能力和非线性模式分类性能在机械故障诊断中得到了广泛应用^[9~12]。但人工神经网络需要大量的典型故障数据样本或经验知识^[6],而在工程实际当中,一般来讲很难获得大量典型的故障样本。支持向量机^[13,14]具有比神经网络更强的泛化能力,且能保证找到的极值解就是全局最优解,同时它还较好地解决了小样本的学习分类问题^[15]。

本文将AR 模型、EMD 方法和支持向量机相结合来对滚动轴承故障诊断。首先,采用EMD 方法对滚动轴承振动信号分解,得到若干个MF 分量,然后对包含主要故障信息的MF 分量分别建立AR 模型,得到自回归参数和残差的方差,最后将自回归参数和残差的方差作为特征向量,采用支持向量机对滚动轴承工作状态和故障类型进行分类。对滚动轴承正常状态、具有内圈和外圈故障的振动信号分析结果表明,该方法可以有效地应用于滚动轴承故障诊断,从而实现了滚动轴承故障诊断的自动化。

1 EMD 方法

EMD 方法可以自适应地将任何一个信号 $x(t)$ 分解为有限个内禀模态函数之和^[6],其方法如

下:

(1) 确定信号 $x(t)$ 的所有局部极值点,然后用3次样条线将所有的局部极大值点连接起来形成上包络线,用3次样条线将所有的局部极小值点连接起来形成下包络线,这2条包络线包络了所有的信号数据。

(2) 将两条包络线的均值记为 μ_1 ,求出:

$$y_1(t) = x(t) - \mu_1 \quad (1)$$

(3) 判断 $y_1(t)$ 是否为MF,若 $y_1(t)$ 不满足MF 条件,则将 $y_1(t)$ 作为原始数据,重复步骤(1)和(2),直到 $y_1(t)$ 满足MF 条件,此时,记 $y_1(t) = c_1(t)$,则为信号的第一个MF 分量,它代表信号 $x_1(t)$ 中最高频率的分量。

(4) 将 $c_1(t)$ 从 $x_1(t)$ 中分离出来,即得到一个去掉高频分量的差值信号 $r_1(t)$,即有:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (2)$$

将 $r_1(t)$ 作为原始数据,重复步骤(1)~(3),得到第二个MF 分量 $c_2(t)$,重复 n 次,得到 n 个MF 分量。这样就有:

$$r_1 - c_2 = r_2, \dots, r_{n-1} - c_n = r_n \quad (3)$$

当 $c_n(t)$ 或 $r_n(t)$ 满足给定的终止条件(通常 $r_n(t)$ 使成为一个单调函数)时,循环结束,由公式(2)和(3)可得到:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

式中: $r_n(t)$ 为残余函数,代表信号的平均趋势,而各MF 分量, $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$ 分别包含了信号从高到低不同频率段的成分。

2 SVM 原理

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,基本思想可用图1的两维情况来说明。图中,五角星和圆圈分别代表两类样本, H 为分

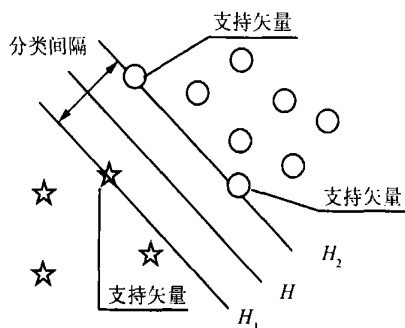


图1 最优分类线

Fig. 1 Optimal separating line

类线, H_1, H_2 分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线, 它们之间的距离叫做分类间隔 ($Margin$)。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开 (训练错误率为 0), 而且使分类间隔最大。分类线方程为 $x \cdot \omega + b = 0$, 对它进行归一化, 使得对线性可分的样本集 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$, 满足:

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0$$

$i = 1, \dots, l$ (5)

此时分类间隔等于 $2/\|\omega\|$, 使间隔最大等价于使 $\|\omega\|^2$ 最小。满足条件 (5) 且使 $(1/2)\|\omega\|^2$ 最小的分类面就叫做最优分类面, H_1 和 H_2 上的训练样本点就称作支持向量 ($Support\ Vector$)。

$Vapnik$ 给出了求该最优分类面问题的解, 即分类函数^[14]为:

$$f_{\alpha}(x) = \operatorname{sgn}\left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i (x \cdot x_i) + b\right]$$
(6)

其中乘子 α 为目标函数:

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j)$$
(7)

在约束:

$$\alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l)$$
(8)

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$
(9)

下的极大值点, 非零 α 对应的样本点为支持向量, 阈值:

$$b = y_i - \omega \cdot x_i$$
(10)

$$\omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i$$
(11)

3 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法

基于 SVM 和 EMD 的滚动轴承故障诊断方法如下:

(1) 分别在滚动轴承正常、具有外圈和内圈故障状态下拾取滚动轴承振动信号作为样本数据和测试数据。

(2) 对滚动轴承振动信号进行 EMD 分解, 把非平稳振动信号 $x(t)$ 分解为一系列具有不同特征尺度的 MF 分量 $c_1, c_2, \dots, c_n$, 这样, 就可以对各个分量分别建立 AR 模型。

(3) 为了消除原始振动信号幅值对模型残差方差的影响, 在对每一个 MF 分量 $c_i(t)$ 建立 AR 模型前需要进行能量归一化处理, 这样, 对各 MF 分量进行能量归一化后可得到新的分量 $\hat{c}_i(t)$:

$$\hat{c}_i(t) = \frac{c_i(t)}{\sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} c_i^2(t) dt}}$$
(12)

再对任一个 MF 分量 $\hat{c}_i(t)$ 建立如下的自回归模型 $AR(m)^{[16]}$:

$$\hat{c}_i(t) + \sum_{k=1}^m \varphi_k \hat{c}_i(t-k) = e_i(t)$$
(13)

式中: $\varphi_k (k = 1, 2, \dots, m)$, m 分别是分量 $\hat{c}_i(t)$ 的自回归参数模型 $AR(m)$ 的模型参数和模型阶数; $e_i(t)$ 为模型的残差, 是均值为零、方差 σ^2 为的白噪声序列。由于自回归参数 $\varphi_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 反映了滚动轴承振动系统的固有特性, 模型的残差方差 σ^2 与滚动轴承振动系统的输出特性密切相关, 因此, 可以提取 $\varphi_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 和 σ^2 作为故障特征向量 $A_i = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m, \sigma^2]$, 并以此作为 SVM 的输入参数来识别滚动轴承的工作状态和故障类型。

(4) 根据 SVM 分类器的输出结果来确定滚动轴承的工作状态和故障类型。

4 应用

滚动轴承疲劳剥落损伤可能发生在内圈、外圈、滚动体或保持架上。本文采用 3 个 6311 型的球轴承进行实验, 其中一个为正常轴承, 另两个分别被设置有内圈和外圈故障。故障是通过激光切割在内圈或外圈上开槽来设置的, 槽宽为 0.15 mm, 槽深为 0.13 mm, 由于实验条件的限制而未能在滚动体上设置故障。实验时轴的转速为 1 500 r/min, 采样频率为 4 096 Hz, 振动信号由安装在轴承座上的加速度传感器来拾取。分别采集 3 类

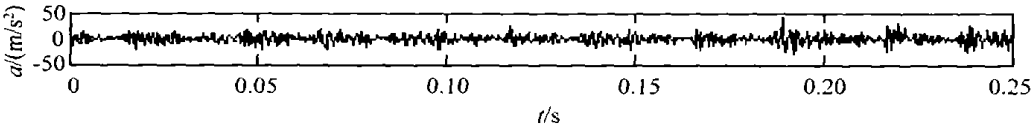


图 2 具有内圈故障的滚动轴承振动加速度信号

Fig 2 The vibration accelerate signal of roller bearing with inner-race fault

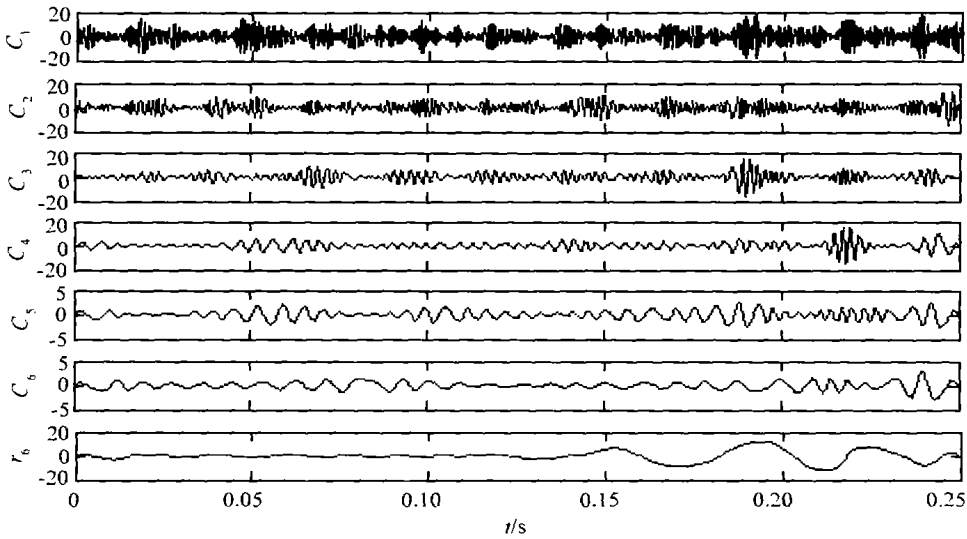


图3 具有内圈故障的滚动轴承故障振动信号的EMD 分解结果
Fig. 3 The EMD results of the vibration accelerate signal of roller bearing with inner-race fault

状态下(正常、内圈故障和外圈故障)的滚动轴承振动信号各 40 组数据,其中某一具有内圈故障的滚动轴承故障振动加速度信号如图 2 所示。

图 3 为其 EMD 分解图,共有 6 个 MF 分量和 1 个残余函数 r_6 (实际上 r_6 还可以继续分解,但是得到的都是不含有故障信息的低频分量,因此限于篇幅没有全部列出分解结果)。从图 3 中可以看出,EMD 把信号分解成了若干个 MF 分量之和,不同的 MF 分量包含了不同的时间尺度,可以使信号的特征在不同的分辨率下显示出来。

对 3 种状态下的每组振动信号进行 EMD 分解,将其分解为各 MF 分量之和,从图 3 中可以看出,滚动轴承的高频故障信息主要集中在前 3 个 MF 分量中,因此只对前 3 个 MF 分量建立 AR 模型。本文采用 FPE 准则^[16]来确定模型的阶数 m ,由最小二乘法估计自回归参数 $\varphi_k(k=1,2,\cdots,m)$ 和模型的残差方差 σ^2 , φ_k 表示第 i 个 MF 分量的第 k 个自回归参数。考虑到系统的状态主要由前几阶的自回归参数和模型残差的方差决定,因此在经过反复比较和分析后,本文选择了前 3 阶的自回归参数 $\varphi_k(k=1,2,3)$ 和模型残差的方差 σ^2 作为 SVM 分类器的输入参数。

事实上,支持向量机最初是针对两类问题提出来的,而如果要对滚动轴承多故障情况进行分类(如:内圈、外圈和滚动体故障等),即多类问题,则可采用扩展的方法把多类问题分解为两类问题,然后用 SVM 进行训练。即每次将其中一组类

别的训练数据作为一个类别,其它不属于该类别的训练数据作为另外一个类别,因此对于 $K(K \geq 3)$ 的类别划分问题,可用 K 个 SVM 表达的决策函数来实现输入空间的划分。

因此,如果要识别滚动轴承正常状态、内圈故障和外圈故障 3 种类型时,需要设计 3 个 SVM 分类器。即首先定义 $y = +1$ 表示正常状态, $y = -1$ 表示故障状态,即用 SVM 1 来区分有无故障;再用 SVM 2 来识别具体的故障类型,此时可用 $y = +1$ 表示具有外圈故障, $y = -1$ 表示其它故障;最后用 SVM 3 来进一步识别其它的故障类型,此时可用 $y = +1$ 表示内圈故障, $y = -1$ 表示其它故障。由于我们确切地知道只有两种故障类型,因此用两个 SVM 分类器就可以识别。

随机抽取 9 组训练样本(3 组正常、3 组外圈故障和 3 组内圈故障),其余作为测试样本。经过比较,采用线性核函数支持向量机取得了满意的分类结果。经过计算, SVM 1 分类器各参数如下:

$$\alpha = [0, 6.425\ 0, 4.831\ 2, 0, 0.593\ 8, 0, 0]^T$$

$$\|\omega\| = 3.584\ 7, \quad b = 6.033\ 4$$

SVM 2 分类器各参数如下:

$$\alpha = [0.424\ 2, 0, 0.009\ 9, 0, 0, 0.434\ 1]^T$$

$$\|\omega\| = 0.931\ 8, \quad b = 2.610\ 2$$

识别结果见表 1,由于篇幅原因,此处只给出了 9 组测试样本(3 组正常、3 组外圈故障、3 组内圈故障)的识别结果。显然,分类结果与实际情况

表1 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障识别结果

Table 1 The roller bearing fault diagnosis results based on EMD and SVM

被测试 信号及 其状态	M F 分量	特 征 向 量				样本到 H 的距离		分类 结果
		φ_1	φ_2	φ_3	σ_f^2	SVM 1 (分类结果)	SVM 2 (分类结果)	
① 正常 状态	c_1	0.628 7	0.446 5	- 0.016 9	2.643 5	0.024 2(+ 1)		正确
	c_2	0.082 5	0.717 8	0.139 7	2.448 9			
	c_3	- 0.632 2	0.969 6	- 0.238 8	1.760 89			
② 正常 状态	c_1	0.625 4	0.539 8	- 0.084 0	2.416 7	0.259 0(+ 1)		正确
	c_2	0.021 1	0.779 8	0.144 9	2.183 0			
	c_3	- 0.759 9	1.051 4	- 0.364 8	1.573 8			
③ 正常 状态	c_1	0.639 4	0.469 7	- 0.024 4	2.596 1	1.106 5(+ 1)		正确
	c_2	0.010 90	0.845 0	0.169 1	2.000 5			
	c_3	- 0.895 2	1.059 0	- 0.259 0	1.152 1			
④ 外圈 故障	c_1	0.366 4	0.493 8	- 0.026 2	1.426 0	- 0.788 9(- 1)	1.567 6(+ 1)	正确
	c_2	- 0.080 4	0.8714	- 0.007 7	1.997 2			
	c_3	- 1.205 6	1.463 7	- 0.757 7	0.797 6			
⑤ 外圈 故障	c_1	0.384 9	0.473 2	- 0.142 1	1.395 6	- 0.376 4(- 1)	1.703 0(+ 1)	正确
	c_2	- 0.099 1	0.845 8	- 0.010 6	1.893 6			
	c_3	- 1.354 1	1.489 7	- 0.903 0	0.765 4			
⑥ 外圈 故障	c_1	0.405 4	0.368 0	0.174 5	1.750 1	- 0.578 3(- 1)	1.411 8(+ 1)	正确
	c_2	- 0.213 7	0.820 0	0.050 9	1.905 7			
	c_3	- 1.177 6	1.388 8	- 0.641 4	0.829 8			
⑦ 内圈 故障	c_1	0.566 4	0.226 5	0.272 3	2.821 2	- 2.731 2(- 1)	- 1.450 5(- 1)	正确
	c_2	0.235 2	0.375 6	0.177 1	3.378 7			
	c_3	- 0.137 4	0.502 0	0.184 4	2.795 7			
⑧ 内圈 故障	c_1	0.616 6	0.234 7	0.108 3	2.641 8	- 1.610 8(- 1)	- 1.202 6(- 1)	正确
	c_2	0.577 3	0.499 6	0.291 7	2.956 6			
	c_3	- 0.312 1	0.644 2	0.363 5	2.852 5			
⑨ 内圈 故障	c_1	0.436 4	0.236 9	0.313 9	2.844 0	- 2.707 1(- 1)	- 1.316 2(- 1)	正确
	c_2	0.149 9	0.359 1	0.196 7	3.334 4			
	c_3	- 0.074 7	0.477 8	0.192 5	2.591 2			

完全一致, 从表1 可知, 对于小样本 SVM 仍能准确地
地进行分类, 这充分证明SVM 可成功应用于小
样本故障诊断当中。

5 结 论

本文针对滚动轴承故障诊断中难以获得大量

典型故障样本的实际情况和滚动轴承故障振动信号的非平稳特征, 将 SVM 和基于 EMD 的 AR 模型相结合应用于滚动轴承故障诊断中, 经研究得出以下结论:

(1) 滚动轴承故障振动信号为非平稳信号, 为了提取非平稳信号的特征, 采用 EMD 方法将复杂的非平稳信号分解为若干个 MF 分量之和, 然后对各个 MF 分量分别建立 AR 模型, 并以 AR 模型的自回归参数和残差的方差作为故障特征向量。

(2) SVM 可以对原始的滚动轴承故障振动信号直接分类, 不必进行预处理, 但是原始信号的信噪比很低, 故障信息被淹没在噪声中, 因此有必要提取故障特征向量后再分类。本文采用 EMD 方法对原始的滚动轴承故障振动信号进行分解后, 再对得到的 MF 分量建立 AR 模型, 并提取 AR 模型的自回归参数和残差的方差作为 SVM 的输入。

(3) SVM 适用于小样本模式识别, 本文实例以 SVM 作为分类器来识别滚动轴承的工作状态和故障类型, 得到了满意的结果, 且训练后的 SVM 在现场诊断中使用十分方便, 显示出了广阔的应用前景。

对滚动轴承正常状态、具有外圈和内圈故障振动信号的分析结果表明, 将 SVM 和基于 EMD 的 AR 模型相结合的滚动轴承故障诊断方法在小样本情况下仍可以准确、有效地对滚动轴承工作状态和故障类型进行分类, 从而有望为滚动轴承故障诊断提供一种新的方法。值得提出的由于实验条件的限制, 本文没有考虑该方法对滚动轴承其它类型的缺陷的诊断效果以及槽的尺寸和形状对诊断结果的影响, 这需要进一步的研究。

参考文献

[1] 陈进. 信号处理在机械设备故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 1999, 18(3): 91~93
Chen Jin. Application of Signal Processing to Mechanical Fault Diagnosis[J]. *Vibration and Shock*, 1999, 18(3): 91~93
[2] Sun Q. Singularity Analysis Using Continuous Wavelet Transform for Bearing Fault Diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2002, 16(6): 1025~1041.

[3] Nikolaou N G, Antoniadis I A. Rolling Element Bearing Fault Diagnosis Using Wavelet Packets[J]. *NDT & International*, 2002, 35: 179~205
[4] Shin K. Optimal Autoregressive Modeling of a Measured Noisy Deterministic Signal Using Singular-Value Decomposition[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2003, 17(2): 423~432
[5] Salami M J E, Sidek S N. Parameter Estimation of Multicomponent Transient Signals Using Deconvolution and ARMA Modeling Techniques[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2003, 17(6): 1201~1218
[6] Huang N E, Shen Z, Long S R. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis[J]. *Proc. R. Soc. Lond. A*, 1998, (454): 903~995
[7] Huang N E, Shen Z, Long S R. A New View of Nonlinear Water Waves: The Hilbert Spectrum[J]. *Ann. Rev. Fluid Mech.*, 1999, 31: 417~457.
[8] 黄文虎, 夏松波, 刘瑞岩. 设备故障诊断原理、技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999
[9] Jack L B, Nandi A K, McComick A C. Diagnosis of Rolling Element Bearing Fault Using Radial Basis Function Networks[J]. *Applied Signal Processing*, 1999, (6): 25~32
[10] McComick A C, Nandi A K. Classification of Rotating Machine Condition Using Artificial Neural Networks. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers-Part C[J]. *Journal of Mechanical Engineering Science*, 1997, 11(6): 439~450
[11] Fansen Kong, Ruheng Chen. A Combined Method for Triplex Pump Fault Diagnosis Based on Wavelet Transform, Fuzzy Logic and Neuro-Networks[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18: 161~168
[12] Samanta B. Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms for Gear Fault Detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, 18: 1273~1282
[13] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[M]. New York: John Wiley, 1998
[14] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995
[15] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32~42
Zhang Xuegong. Introduction to Statistical Learning Theory and Support Vector Machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32~42
[16] 杨叔子, 吴雅, 王治藩, 等. 时间序列分析的工程应用(上)[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1992