

文章编号:1000-8055(2008)12-2190-06

基于支持向量机的滚动轴承状态寿命模型

苗学问¹, 田喜明², 洪 杰¹

- (1. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191;
2. 海军驻西安地区航空军事代表室, 西安 710038)

摘 要: 使用状态寿命(即状态良好、初始损伤、故障发展和即将失效 4 个寿命阶段)描述滚动轴承的使用寿命,并建立了滚动轴承的状态寿命评估模型. 状态寿命评估模型建模的关键是振动信号的特征提取和状态的识别算法. 针对滚动轴承振动的特点,提取小波包重构信号的频带能量构造特征向量,利用支持向量机作为辨识算法建立滚动轴承状态寿命评估模型,并讨论了模型参数确定等关键问题. 滚动轴承全寿命试验验证了模型的有效性和可信性.

关 键 词: 滚动轴承; 状态寿命; 小波包变换; 支持向量机; 数学模型

中图分类号: TB114

文献标识码: A

Grade-life model of rolling bearing based on support vector machine

MIAO Xue-wen¹, TIAN Xi-ming², HONG Jie¹

- (1. School of Jet Propulsion,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;
2. Naval Aeronautical Representative Office in Xi'an, Xi'an 710038, China)

Abstract: Grade-life was used to describe rolling bearing's service life, showing the entire service life is divided into four stages: good bearing condition, initial defect condition, damaged bearing condition and upcoming failure condition; an assessment model was presented for bearing's grade-life. Signal feature extraction and pattern recognition algorithm were crucial to construct the model. Vibration signals of the rolling bearing were analyzed, and the wavelet packet analysis theory was adopted to extract the grade-life characteristics. Through signal reconfiguration with wavelet package to extract energy feature of various frequency bands acting as the life feature vector, the support vector machine was used to realize the mapping between the grade-life vector and the grade-life of rolling bearing, and the model of establishing the identification model by using bearing test stand run-to-failure data as learning samples was employed. The validity and creditability of model has been demonstrated by bearing test stands.

Key words: rolling bearing; grade-life; wavelet packet transform;
support vector machine (SVM); mathematical model

滚动轴承是航空发动机转子系统广泛使用的一种支承,其运行状态直接影响整台动力装置的

性能和安全. 目前所采用的策略是实行严格的飞行小时数控制以保证主轴承的状态. 这种方法实

收稿日期:2008-09-26; 修订日期:2008-11-17

基金项目:航空科学基金(2007ZB51021)

作者简介:苗学问(1977-),男,河南周口人,博士生,主要从事旋转机械状态监视与故障诊断的研究.

质上是基于主轴承使用寿命的统计学估计进行定时维修,用以确保它们在失效前被替换下来。但是,由于载荷的不确定性、疲劳损伤发展的随机性以及失效模式的多样性,使得主轴承使用寿命的分散度很大。当前的使用寿命模型因为例行检查和更换,对正常工况下的发动机进行不必要的维修而造成浪费;而且也不能完全避免异常交变的工况下因主轴承突然失效所造成的事故。因此,发展主轴承使用寿命模型对提高航空发动机的可靠性和安全性必将起到关键作用。基于此,使用状态寿命(即状态良好、初始损伤、故障发展和即将失效 4 个寿命阶段)描述滚动轴承的使用寿命,并建立滚动轴承状态寿命的评估模型。

状态寿命评估模型建模的过程包括振动信息获取、状态特征提取和状态寿命的识别,这实际上就是一个模式识别的过程。显然,特征提取和模式识别算法是建模的关键。

滚动轴承振动信号的特征提取通常的做法是选择时域统计量作为寿命特征参数^[1]。但是时域统计量对强背景噪声环境下的特征提取灵敏性较差。程军圣等^[2]采用(Empirical mode decomposition, EMD)方法提取滚动轴承的振动特征,但是,EMD 作为一种新方法,存在“端点振荡”等缺点。文献[3-4]选择故障特征频率的振幅作为特征向量。但是,由于制造装配误差、转速不稳等因素的影响,轴承的实际特征频率在一个小范围内波动甚至有一个跳跃,这使得选择特征频率幅值作为特征参数具有较大难度。考虑到①滚动轴承状态改变,其振动信号的频谱结构就发生改变,振动信号在各个频段范围的能量分布也改变;②轴承特征频率在一定范围内波动,但其观测信号的主要成分必然位于小波包满尺度分解下的一个或几个时频分辨空间中。基于上述认识,本文提出基于小波包能量的特征提取算法,通过分析振动信号在小波包某一分解层次上不同时频分辨空间中的能量分布,进行滚动轴承运行状态的特征提取。

振动信号特征与其滚动轴承状态的对应关系需要我们利用采集的数据分析和判别。这种高度非线性过程的建模辨识尤其适合使用机器学习理论。基于人工神经网络的建模方法以其算法简单、具有良好的自学习能力和极强的非线性映射能力而在滚动轴承的寿命预兆领域得到了广泛应用^[3-6]。但基于神经网络的建模辨识存在模型结构确定困难、局部极小以及小样本下推广能力差等的困难。支持向量机(Support vector machine,

SVM)在最小化样本点误差的前提下自行设计模型复杂度与所解决的问题相适应,不存在神经网络等方法的维数灾难、局部最优解以及网络的“过学习”问题,推广性能较好^[7]。因此,本文利用 SVM 作为状态寿命辨识的算法,建立滚动轴承状态寿命的评估模型。

1 SVM 回归

SVM 回归的基本思想是:针对任意未知的非线性映射 $y = f(x)$, $x \in R^n$, $y \in R$, 以及对其采样得到的样本集合 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$, 寻求函数 $f: R^n \rightarrow R$, 使得函数 f 和 f 之间的广义距离 $D(f, f)$ 最小。

$$D(f, f) = \int L(f, f) dP(x, y) \quad (1)$$

式中 $L(\cdot)$ 是惩罚函数, $P(\cdot)$ 为联合概率。

SVM 在进行函数逼近时,首先通过非线性变换 $x \rightarrow \psi(x)$ 将输入空间映射到一个高维的特征空间,然后依据结构风险最小化原则,在特征空间进行最优线性逼近,即

$$\hat{f}(x) = [w \cdot \psi(x)] + b \quad (2)$$

式中 $\psi(x) = [\phi_1(x), \dots, \phi_N(x)]$ 是一个高维特征空间, $w = (w_1, \dots, w_N)$ 是确定了这个空间中的一个超平面的权值向量。 $f(x)$ 应使得由式(3)表示的风险函数最小。

$$J = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l L[\hat{f}(x_i), y_i] \quad (3)$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示向量模, C 为平衡因子,惩罚函数通常取为线性 ε -不敏感损失函数,定义为

$$L(\hat{f}(x), y) = \max(0, |\hat{f}(x) - y| - \varepsilon) \quad (4)$$

利用对偶原理、拉格朗日乘子法及核函数技术^[7],将上式转化为如下的二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min J = & \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \quad (5) \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]; \quad (i = 1, \dots, l). \end{cases} \end{aligned}$$

式(5)中核函数 $K(u, v) = [\psi(u) \cdot \psi(v)]$ 是满足 Mercer 条件的任意对称函数。最常用的核函数是径向基核函数 $\exp(-\|u - v\|^2 / 2\sigma^2)$ 。求解上述二次规划问题,可以得到 α^* 和 α_i , 然后结合 Karush-Kuhn-Tucker 条件可求得偏置 b 。 $(\alpha - \alpha^*)$ 为零时对应的输入样本就是支持向量,最后 SVM

的输出

$$f(x) = \sum_i^l (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b \quad (6)$$

2 基于 SVM 的滚动轴承状态寿命评估模型

2.1 状态寿命

滚动轴承的使用寿命受载荷, 润滑, 使用维护, 装配, 运转时间以及疲劳扩展的随机性等多种因素的影响而分散度很大. 基于时间的寿命描述方法不适合对轴承个体使用寿命的预测^[5], 图 1 描述了滚动轴承的状态与轴承运转时间的关系. 因此, 本文使用测量或计算得到的轴承性能变量以及这些变量的界限描述滚动轴承的使用寿命.

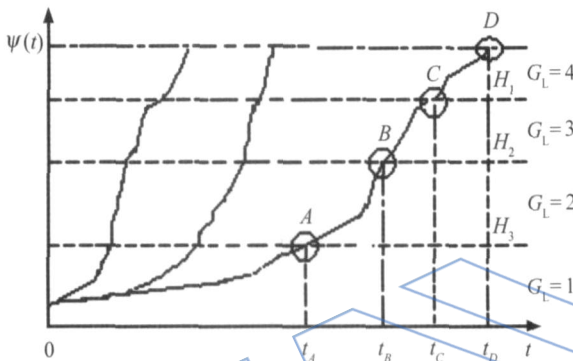


图 1 状态寿命示意图
Fig. 1 Grade-life of bearing

定义 1 在不同时刻测量或计算的轴承性能变量为状态寿命特征向量 x (简称特征向量).

$$X(x_1, x_2, \cdots, x_n), \quad (i = 1, 2, \cdots, n) \quad (7)$$

特征参数 x_i 可以是测定的轴承的时域统计量、小波包频段能量以及声发射信号, 等等.

定义 2 性能变量的界限 H_j 称为轴承状态寿命界限.

$$H_j(h_1, h_2, \cdots, h_i)$$

$$(i = 1, 2, \cdots, n; j = 1, 2, 3) \quad (8)$$

如果有一个状态变量超过了某一状态阶段的相应的状态界限, 滚动轴承的寿命就进入了相应的状态寿命阶段. 比如振动的峰值因子超过 6, 则意味着轴承出现了对初始缺陷, 滚动轴承的状态寿命 (Grade-life, G_L) 等于 2. 准确的确定各个状态寿命阶段的界限面临诸多困难. 因此, 根据全寿命试验的分析, 本文确定状态寿命阶段的界限的方法是: 滚动轴承没有缺陷特征时, $G_L = 1$; 当滚动轴承出现缺陷特征时 (例如出现缺陷特征频率

或者某一个状态寿命特征参数发生变化等), $G_L = 2$; 状态参数发生突变时, $G_L = 3$; 特征参数急剧增加, 轴承即将失效, $G_L = 4$. 显然, G_L 是对滚动轴承的缺陷严重程度的评估.

为了数学建模的需要, 定义特征向量 x 所表征的滚动轴承的状态为状态函数为 $\psi(x, t)$, 滚动轴承特征向量 (振动信号特征) 与状态函数 (轴承的状态) 之间存在复杂的非线性映射关系. 滚动轴承状态寿命评估模型的实质就是基于 SVM 对特征向量建模辨识确定该映射关系.

2.2 小波包能量特征提取

在小波包分析中, 由一个标准正交化的尺度函数 $\phi(t)$ 通过双尺度差分方程^[8]

$$\begin{cases} w_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k w_n(2t - k) \\ w_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k w_n(2t - k) \end{cases} \quad (9)$$

生成函数组 $\{w_{n,j,k}(t) = 2^{-j/2} w_n(2^{-j}t - k)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 称为关于 $\phi(t)$ 的小波包, 其中 $w_0(t) = \phi(t)$, $\{h_k\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 和 $\{g_k\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 是由 $\phi(t)$ 导出的一对共轭正交滤波器系数.

离散正交小波包变换定义为信号 $x(t)$ 在正交小波包基 $\{w_{n,j,k}(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 上的投影系数, 即

$$p(n, j, k) =$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x(t) [2^{-j/2} \overline{w_n(2^{-j}t - k)}] dt \quad (10)$$

其中 $\{p(n, j, k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 为 $x(t)$ 在 U_j^n 上的小波包变换系数序列, 采用式 (11) 得到

$$\begin{cases} p(2n, j, k) = \sum_l h_{l-2k} \cdot p(n, j-1, l) \\ p(2n+1, j, k) = \sum_l g_{l-2k} \cdot p(n, j-1, l) \end{cases} \quad (11)$$

在满足 Heisenberg 测不准原理下, 小波包分析能将信号 $x(t)$ 按任意的频率分辨率分解到不同频段, 并将信号 $x(t)$ 的时频成分相应的投影到所代表不同频段的正交小波包空间 U_j^n 上, 其中

$$U_j^n = S\{w_{n,j,k}(t), j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}\} \quad (12)$$

并且

$$U_j^{2n} \perp U_j^{2n+1}; \quad U_{j-1}^n = U_j^{2n} \oplus U_j^{2n+1} \quad (13)$$

小波包空间的这种完整性和正交性使得信号 U_j^n 经过小波包变换后信息量完整, 这为分析信号特征尤其是能量分布特征提供了条件.

在小波包的任意分解层次 j 上, $x(t)$ 在每一

分解层次上的正交小波包空间投影分量代表信号 $x(t)$ 在对应时频分辨空间的时频局域信息. 若计算出每一个分解层次上每个小波包空间中信号分布的能量, 则可将这些能量按小波包空间 U_j^n 频率指标 n 的顺序排列就构成了信号 $x(t)$ 的特征向量. 对于滚动轴承的非平稳振动信号, 它所包含的频谱分布与滚动轴承的特征结构、缺陷的程度密切相关, 因此, 振动信号经小波包分解后在某一层次上不同正交小波包空间上的能量分布如同滚动轴承的故障特征频率谱一样, 是滚动轴承状态的本质特征. 定义小波包空间能量算子 $E(j, n)$.

$$E(j, n) = \sum_k [p_x(n, j, k)]^2 \quad (14)$$

假设对原始信号 $x(t)$ 进行了 J 层小波包分解, 则信号 $x(t)$ 在分解层次 J 上的无量纲化处理后的能量分布特征向量

$$X = \left[\frac{E(J, 0)}{E}, \frac{E(J, 1)}{E}, \dots, \frac{E(J, 2^J - 1)}{E} \right] \quad (15)$$

式中 $E = \sum_{i=0}^{2^J-1} E(J, i)$ 为信号总能量.

在实际使用中为了有效降低小波包能量特征维数, 根据需求选择合适的 J 使得滚动轴承元件的故障特征频率与其他干扰振动信号分解到不同的频段上即可.

2.3 SVM 模型的算法设计

建立基于 SVM 的滚动轴承状态寿命评估模型的流程如下:

1) 确定滚动轴承运行的状态寿命类型集 $s = \{\text{状态良好, 初步损伤, 故障发展, 即将失效}\}$; 相应的状态寿命标识函数值 $f(s) = \{1, 2, 3, 4\}$. 针对每一种状态寿命类型, 采集观测信号构造组成标准信号样本集.

2) 对标准信号样本集中的样本, 首先进行时域预处理, 主要是进行零均值化、滑动平滑处理以及剔除“野点”, 用以消除测试误差和白噪声干扰等因素的影响, 然后再进行小波包分析, 提取小波包频带能量分布构造状态寿命特征向量.

3) 以特征向量作为 SVM 模型的输入数据, 与之相对应的状态寿命标识函数值作为模型的训练输出, 对 SVM 模型进行训练, 确定模型的结构, 即核函数和 SVM 的 3 个自由参数.

本文采用工程问题建模最常用的径向基核函数. 在回归支持向量机的自由参数中, 径向基核函

数参数 σ 主要影响样本数据在高维特征空间中分布的复杂程度, 只有 σ 选择合适, 才能将原空间的非线性逼近问题映射到一个合理的高维特征空间, 太小或太大都会使模型性能变差^[9]; C 决定了对超出误差 ε 的学习样本的惩罚程度, 是支持向量机拟合程度和推广能力的平衡参数, 如果 C 值取得过大, 则忽略了对模型结构复杂程度的考虑, 反之则过多地考虑了问题的复杂程度, 而忽略了经验数据的作用; ε 表明了实际对象对逼近函数在样本数据点上的误差期望, ε 越大, 则支持向量的数目越少, 模型较为简单, 拟合精度下降, 反之则支持向量的数目越多, 拟合精度较高, 但有可能导致过拟合而影响推广能力. 本文采用不同的参数组合进行数值实验确定 SVM 参数, 在预测误差 e (测试样本集合) 接近的情况下, 选择支持向量最少的参数选择方案: 即给定不同的参数组合, 训练模型得到 ψ , 以测试样本的 e 和支持向量的数目为评价准则, 评价模型的评估效果, e 最小且支持向量数目最少的参数组合为最优方案.

$$\psi = \sum_i (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (16)$$

$$e = \frac{1}{n} \sum_i \left| \frac{f(s_i) - \psi_i}{f(s_i)} \right| \times 100\% \quad (17)$$

4) 通过传感器实测振动信号, 基于小波包分析提取频带振动能量分布特征, 作为训练完毕的 SVM 模型的输入数据, 此时模型的对应输出即为当前滚动轴承运行状态寿命函数值.

3 模型的评价和实验分析

采用 6008 轴承的全寿命试验数据构成标准训练样本, 标准样本的状态寿命阶段根据本文第一节中的方法确定. 试验时轴承的当量动载荷为 8 kN, 转速设定为 3310 r/min; 振动信号的采样频率为 25520 Hz, 采用连续在线采样与存储. 对每一组试验数据每间隔 20 min 和 30 min 取 1 s 的采样数据构造训练样本集和测试样本集. 采用 db5 小波对振动信号进行 3 层小波包分析, 此时 SVM 模型的输入为有 8 个参数的能量特征向量, 输出为状态函数 ψ . 图 2 给出了 $C = 20$, ε 和 σ 的变化对测试样本 e 的影响曲线. 依据参数的数值试验确定模型的最优参数为 $C = 20$, $\varepsilon = 0.008$ 和 $\sigma = 0.16$. 此时模型对一组滚动轴承全寿命试验数据的训练效果如图 3 所示, 对测试样本集数据的推广效果如图 4 所示.

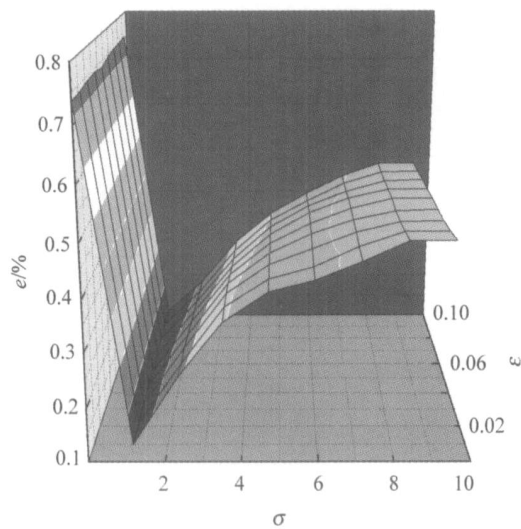


图 2 e 随 ε 和 σ 的变化曲线
Fig. 2 Curves of e with ε and σ

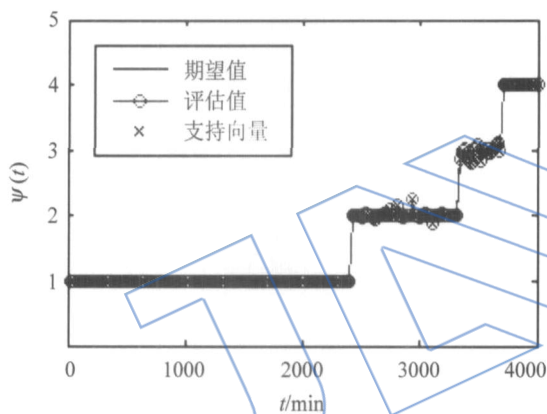


图 3 SVM 模型的训练精度
Fig. 3 Training results of training data

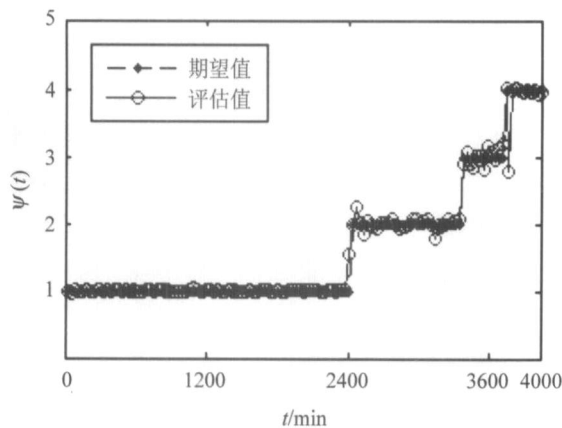


图 4 SVM 模型的推广能力测试
Fig. 4 Training results of test data

图 5 为训练好的评估模型对预置微初始缺陷

轴承的寿命数据样本进行评估的结果。

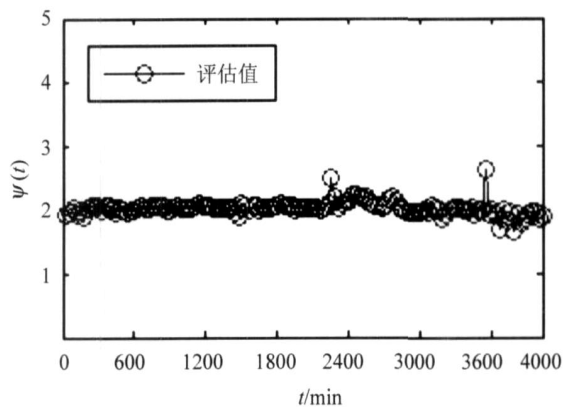


图 5 评估模型的推广性能检验
Fig. 5 Assessment results of SVM model for the initial defect condition bearing

可以看出,在 SVM 评估模型当前的知识规则下,所评估轴承的状态寿命为 2,即该轴承存在初始缺陷。本例说明了状态评估模型的有效性、鲁棒性和可信性。

4 结 论

本文以航空发动机主轴承的使用寿命管理为工程背景,提出了滚动轴承状态寿命的概念,并建立了基于支持向量机的滚动轴承状态寿命评估模型,研究结论如下:

- 1) 将支持向量机用于滚动轴承状态寿命的评估是可行的。支持向量机具备了坚实的理论基础,学习过程采用了结构风险最小化准则,因此 SVM 模型推广能力好,可信度高。
- 2) 小波包重构信号的频带能量构造的状态寿命特征向量有效的定量描述了振动信号频谱结构的改变,这种基于“频带-能量-运行状态”的特征提取方法具有重要的工程实用意义。
- 3) 本文的研究为主轴承使用寿命的预兆与管理提供一种新的途径与方法。

参考文献:

[1] Williams T, Ribadeneira X, Billington S. Rolling element bearing diagnostics in run-to-failure life time testing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 115(5) : 979-993.

[2] 程军圣,于德介,杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(3) : 575-580.

CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Fault diagnosis of roller bearings based on EMD and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(3) : 575-580. (in Chinese)

- [3] Lawley M, Liu R, Parmeshwaran V. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: A neural network approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 694-699.
- [4] Roemer M J, Byington C S. Prognostics and health management software for gas turbine engine bearings [C]// Proceedings of GT2007 ASME Turbo Expo. Montreal, Canada:[s. n.], 2007: 14-17
- [5] Shao Y, Nezu K. Prognosis of remaining bearing life using neural networks[C]// Proc Instn Mech Engrs. [S. 1.]:[s. n.], 2000, 214, Part I: 217-231.
- [6] HUANG Runqing, XIA Lifeng, LI Xinglin, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007 (21): 193-207.
- [7] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 2000.
- [8] 陈逢时. 子波变换理论及其在信号处理中的应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1999.
CHEN Fengshi. Wavelet transform in signal processing theory and applications[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999. (in Chinese)
- [9] Cherkassky V, MA Yunqian. Selection of meta-parameters for support vector regression [C]// Proceedings of ICANN2002. Verlag Berlin Heidelberg: Springer, 2002: 687-693.