

遗传算法优化的模糊神经网络在刀具 磨损诊断中的应用

曹伟青, 傅攀, 张尔卿

(西南交通大学 机械工程学院 成都 610031)

摘要: 针对刀具磨损监测时, 采集的振动信号含有强烈的背景噪声, 难以提取故障频率的问题, 提出采用形态滤波消噪后进行经验模态分解来提取故障频率; 同时, 为了准确监测刀具的磨损状态, 将提取的故障特征输入到遗传算法优化的模糊神经网络对刀具的磨损进行识别, 模糊神经网络的基函数采用 B 样条基函数。传统的网络学习算法采用梯度下降法, 这在学习过程中容易陷入局部最小, 论文采用遗传算法寻求全局的最优解。实验表明, 该方法能有效地应用于强噪声背景下的刀具磨损识别。

关键词: 经验模态分解; 形态滤波; B 样条基函数; 模糊神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP183; TH165.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-8728(2014)11-1682-06

Application of GA-fuzzy-neural Networks in Tool Wear Diagnosis

Cao Weiqing, Fu Pan, Zhang Erqing

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031)

Abstract: In view of the strong background noise involved in the fault signal of tool wears and the difficulty to obtain fault feature frequencies, in this paper, a fault feature extraction method was proposed based on morphological filters and combining with empirical mode decomposition. At the same time, tool wears were identified by genetic algorithm (GA)-fuzzy-neural networks with B-spline membership functions. Fuzzy neural networks are traditionally trained by using gradient-based methods, and may fall into local minimum during the learning process. So, the genetic algorithm was adopted for global optimization in this study. The experimental results show that the diagnosis approach put forward in this paper can effectively identify tool wears in strong background noise.

Key words: B-spline membership function; empirical mode decomposition; failure analysis; feature extraction; fuzzy neural networks; genetic algorithms; global optimization; morphological filtering; wear of materials

现代加工制造业大量地运用数控机床、加工中心等高自动化、集成化设备, 而刀具则是这些系统中最易磨损和发生故障的部件。刀具的磨损监测是实现自动化和无人化的关键技术之一。在刀具磨损监测过程中, 所采集的振动信号往往是伴有强烈噪声

的非平稳信号, 如何提取这种微弱信号的特征是刀具磨损早期故障诊断的关键。由于这种信号包含的噪声强度相对特征信号的幅值比较大, 直接运用 FFT 或小波分析难以取得理想效果。经验模态分解 Empirical mode decomposition (EMD) 是一种无需任何先验知识的自适应时频分析方法, 适合于处理非线性、非平稳信号, 在许多领域都得到应用^[1-2]。

EMD 分解的实质是把复杂的信号分解成有限个本征模态函数 IMF (intrinsic mode function)。由于现场采集时噪声的存在严重影响 EMD 分解的质量。因此, 很多研究人员在对信号进行 EMD 分解前

收稿日期: 2013-04-06

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (SWJTU12CX039) 和国家科技支撑计划项目 (2009BAG12A01-E04) 资助

作者简介: 曹伟青 (1978-), 工程师, 研究方向为机械故障诊断及智能监测, caoweiqing@swjtu.cn; 傅攀 (联系人), 教授, 博士, 博士生导师, pfu@swjtu.cn

都进行了降噪处理^[3-6]。本文采用形态滤波滤除刀具磨损振动信号中的噪声,再进行 EMD 分解,最后取得了较好的故障特征频率。

信号的故障特征提取后,结合遗传算法优化的 B 样条模糊神经网络对刀具的磨损进行智能识别。传统的网络学习算法采用梯度下降法,虽然学习速度较快,但容易陷入局部最小。遗传算法 (genetic algorithms, GA) 是一种最优化概率搜索算法,可以在复杂的、非线性空间实现全局搜索,在很多研究领域得到广泛应用^[7-9]。实验表明,将 EMD 和遗传算法优化 B 样条模糊神经网络结合可有效识别刀具的磨损状态,且诊断精度较高。

1 刀具磨损过程中的微弱信号采集

实验是在武汉汉口机床厂制造的 CK6143/100 数控车床上进行,主轴转速范围是 40 ~ 2 500 r/min,主轴电机功率为 5.5 kW,传感器选用瑞士 Kistler 公司生产的 8702B50MI 振动传感器,传感器安装如图 1 所示。试验工件采用 45#钢,平均硬度是 220 HB。刀片采用 PVD TiAlN 涂层刀片,主偏角为 90°,前角为 -6°,刃倾角为 0,切削深度为 1 mm,切削线速度为 95 m/min,走刀量为 0.2 mm/r。冷却条件采用低温冷风冷却,如图 2 所示。



图 1 传感器安装实际图



图 2 低温冷风切削

实验过程中,对刀具的每种状态(新刀切削、轻度磨损、严重磨损)分别采集了 56 组数据,一共是 168 组样本数据,用于进一步智能诊断分析。

2 EMD 分解及有效特征提取

在金属切削过程中,刀具的早期故障信号包含的噪声强度相对特征信号的幅值比较大,信号特征信息比较微弱,本文采用 EMD 分解来提取信号的有效特征。

2.1 EMD 分解及 IMF 分量的能量百分比计算

EMD 分解可把任何一个复杂的非平稳信号 $x(t)$ 分解为有限个 IMF 分量 $c_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 及一个趋势项 r_n 之和,即

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

式中 IMF 分量 c_1, c_2, \dots, c_n 分别代表信号从高到低不同频段的成分,每个频段包含的频率成分不同并随着信号 $x(t)$ 的变化而改变; r_n 代表信号的平均趋势。因故障信息主要在高频区,故可以计算前 n 个 IMF 分量的能量百分比来表示故障信息^[10]。

1) 求各 IMF 分量的总能量 E_i

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i|^2 dt \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

2) 计算 $E = \sqrt{\sum_{i=1}^n |E_i|^2}$, 以能量百分比构造特征向量来表征信号的特征

$$T = \left[\frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_n}{E} \right] \quad (3)$$

2.2 EMD 分解前信号的降噪分析

刀具磨损监测时,直接从传感器获取的振动信号包含了大量的干扰噪声,势必会增加样条插值次数和 EMD 分解的层数,使得端点效应造成的误差累积增加^[11]。同时,由于噪声干扰,EMD 往往不能很好的分解出有效的 IMF 分量,甚至会增加模态混叠现象。所以,在对信息进行 EMD 分解前,必须对其进行降噪处理,本文采用形态滤波对信号进行预处理。

形态滤波是一种基于数学形态学的非线性滤波技术,它利用预先定义的结构元素对信号进行修正,达到提取信号、抑制噪声的目的。形态滤波能够有效地抑制信号中的脉冲干扰,在机械故障诊断中得到广泛应用^[12]。形态变换构成简单,其基本运算为腐蚀、膨胀、形态开和形态闭运算,以及形态开、闭的级联组合。膨胀运算除去负脉冲并平滑了正脉冲;腐蚀运算除去正脉冲并平滑了负脉冲;开运算除去正脉冲并保留了负脉冲;闭运算除去负脉冲并保留了正脉冲。在实际的故障诊断中,为了同时去除正、负两种噪声,一般采用形态开和形态闭构成的组合滤波器

$$y(n) = \frac{1}{2} [F_{oc}(f(n)) + F_{co}(f(n))] \quad (4)$$

式中: $F_{oc}(f(n))$ 对信号 $f(n)$ 做形态开_闭滤波; $F_{co}(f(n))$ 对信号做形态闭_开滤波。

形态滤波的效果不仅取决于变换形式,还与结构元素有关。常用的结构元素有直线型、三角型、正弦型和椭圆型等。一般只有与结构元素的尺寸和形状相匹配的信号基元才能被保留。因此,应根据信号中待提取信号的形态特征来选定结构元素的形状和宽度。杜必强等^[13]对不同结构元素处理振动信号的效果进行对比后得出结论,在处理振动信号时,应优先考虑正弦型结构元素,结构元素的宽度取信号基频——周期内采样点数的 1/12,高度取信号的最大振幅的 0.22 ~ 0.26 倍,滤波效果最好。

2.3 刀具磨损的有效特征提取

对第一节提取到的刀具磨损数据进一步分析。首先对其进行形态滤波处理,然后将处理的数据进

行 EMD 分解提取有效的特征信息。图 3 是刀具在轻度磨损和严重磨损条件下的两组数据分析情况。

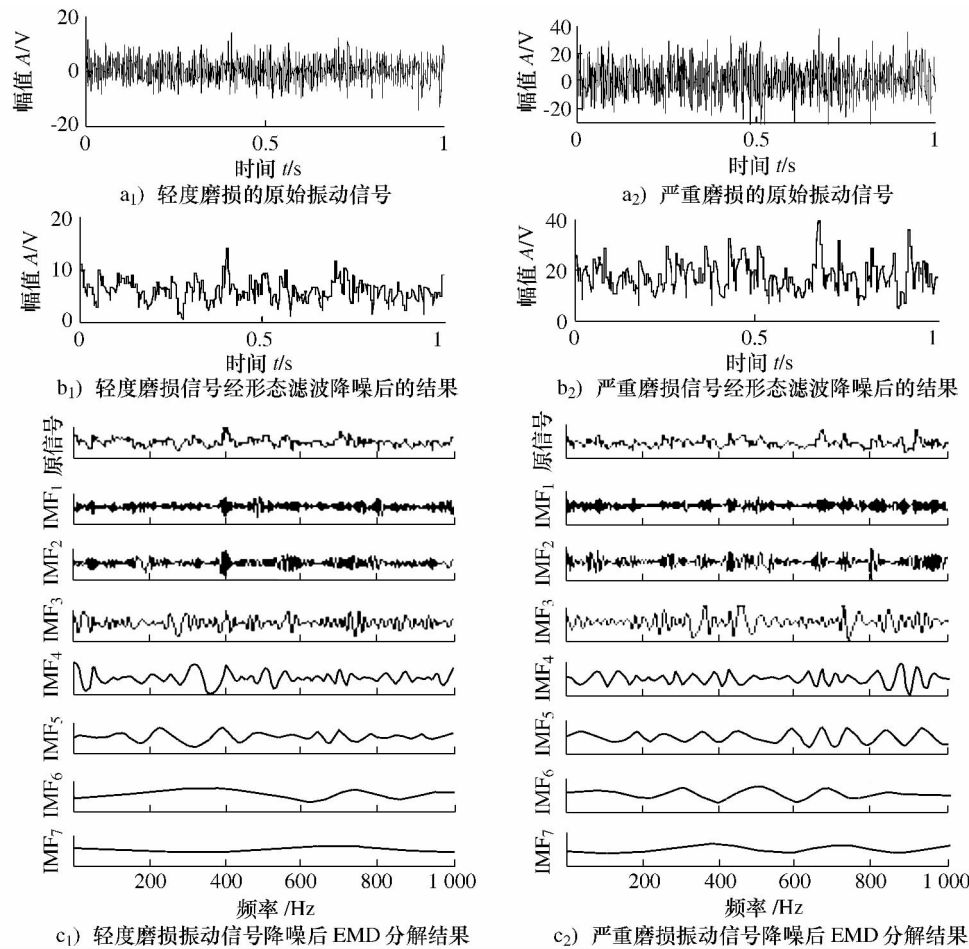


图 3 刀具磨损信号分析图

从图 3 中可以看出: 信号经过形态滤波后, 噪声得到了明显抑制。降噪信号经 EMD 分解后, 故障信息主要在前 5 个 IMF 分量中, 所以计算前 5 个 IMF

分量所占总能量的百分比, 输入到诊断网络进行识别。部分数据经滤波以及 EMD 分解后提取的能量百分比如表 1 所示。

表 1 网络测试样本

样本 /N	刀具状态	经 EMD 分解后各个 IMF 分量的能量比				
		E_1/E	E_2/E	E_3/E	E_4/E	E_5/E
1	新刀切削	0.942 2	0.276 3	0.072 5	0.014 6	0.010 7
2	新刀切削	0.951 3	0.425 8	0.077 6	0.037 1	0.010 5
3	新刀切削	0.872 3	0.520 4	0.097 3	0.025 4	0.015 8
4	轻度磨损	0.977 4	0.334 4	0.107 3	0.083 2	0.021 4
5	轻度磨损	0.958 7	0.354 7	0.085 6	0.024 1	0.017 2
6	轻度磨损	0.885 4	0.472 1	0.150 3	0.090 2	0.010 5
7	严重磨损	0.947 7	0.314 5	0.091 4	0.045 1	0.012 7
8	严重磨损	0.971 7	0.298 5	0.084 9	0.024 7	0.008 5
9	严重磨损	0.973 0	0.210 3	0.061 3	0.021 2	0.006 3

3 遗传算法优化模糊神经网络

刀具磨损监测过程中,微弱信号特征提取后,利用遗传算法优化的模糊神经网络对其进行智能诊断。模糊神经网络的隶属度函数采用 B 样条函数。

3.1 模糊神经网络

该模糊神经网络由输入层、模糊化层、规则层以及输出解模糊化层组成,如图 4 所示。

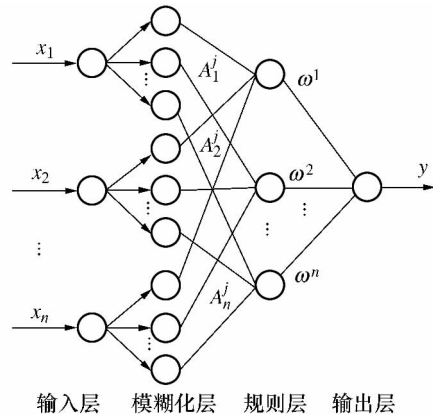


图 4 模糊神经网络结构示意图

输出为单点模糊的模糊系统,其第 j 条规则表示为

$$R^j: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j \\ \text{then } y = y^j \quad (5)$$

系统最终输出为

$$y = \frac{\sum_{j=1}^h \omega^j \left(\prod_{i=1}^n N_{A_i^j}(x_i) \right)}{\sum_{j=1}^h \left(\prod_{i=1}^n N_{A_i^j}(x_i) \right)} \quad (6)$$

式中: h 为规则总数; $N_{A_i^j}$ 是基函数; ω^j 是权向量。

3.2 B 样条基函数

设输入域 $D = [x_{\min}, x_{\max}]$, B 样条基函数为 k 阶,内节点数为 r ,则内节点为: $x_{\min} < \lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_r < x_{\max}$,外节点: $\lambda_{-(k-1)} \leq \cdots \leq \lambda_0 = x_{\min}, x_{\max} = \lambda_{r+1} \leq \cdots \leq \lambda_{r+k}$ 。

B 样条基函数的计算公式为

$$B_j^1(x) = \begin{cases} 1 & x \in I_j \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \\ I_j = \begin{cases} [\lambda_{j-1}, \lambda_j] & j = 1, 2, \cdots, r \\ [\lambda_{j-1}, \lambda_j] & j = r+1 \end{cases} \quad (7)$$

$$B_j^k(x) = \frac{x - \lambda_{j-k}}{\lambda_{j-1} - \lambda_{j-k}} \cdot B_{j-1}^{k-1}(x) + \frac{\lambda_j - x}{\lambda_j - \lambda_{j-k+1}} \cdot B_{j+1}^{k-1}(x) \quad (8)$$

k 分别为 2, 3 时, B 样条函数如图 5 所示。

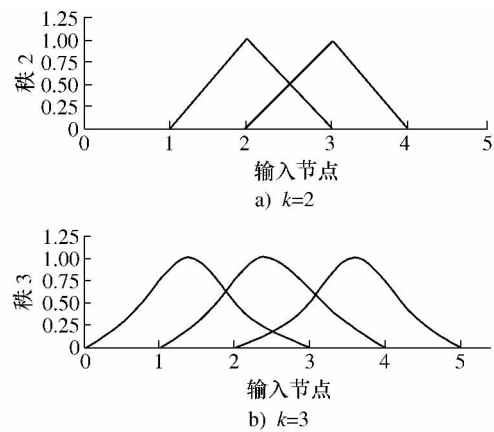


图 5 B 样条基函数

将 B 样条基函数引入作为隶属函数,则网络的输出为

$$y = \frac{\sum_{j=1}^h \omega^j \prod_{i=1}^n B_{i,j}^{k_i}(x_i)}{\sum_{j=1}^h \prod_{i=1}^n B_{i,j}^{k_i}(x_i)} \quad (9)$$

式中: $B_{i,j}^{k_i}(x_i)$ 表示 x_i ($i = 1, 2, 3, \cdots, n$) 属于第 j ($j = 1, 2, \cdots, h$) 个模糊集的基函数; k 为 B 样条函数的阶数。

3.3 遗传算法优化的 B 样条模糊神经网络

当使用 B 样条作为模糊神经网络的基函数时,网络学习训练过程就要合理的确定连接权值 ω 和 B 样条基函数的内节点 r ,传统的训练过程采用梯度下降法,虽然学习速度很快,但容易陷入局部最小。遗传算法具有较强的全局搜索能力^[14],故采用遗传算法来确定权值 ω 和内节点 r 。遗传算法对优化对象进行合理编码,形成染色体结构。然后采用选择、交叉和变异算子对编码染色体进行操作,经过一定的进化,按照适应度高的个体生存原则得出全局最优解。

GA 优化 B-FNN 网络参数算法的实现步骤如下:

- 1) 根据训练样本确定网络的输入、输出个数。
- 2) 确定群体大小,最大迭代次数等参数,初始化种群。
- 3) 计算适应度值,利用适应度评价每个个体。
- 4) 判断是否达到要求,若满足要求,则将该组值作为网络的权值及节点分布,计算网络的输出;若不满足,则执行下一步。
- 5) 按照选择比率、交叉率及变异率进行选择、交叉及变异操作。
- 6) 对新种群中的个体采用择优原则确定后代。
- 7) 返回 3),循环往复,直至网络误差 E 小于给定值或循环达到最大迭代次数,算法结束。

(1) 编码方案

设第 j 条规则库的第 i 个 B 样条基函数有 r 个内节点, 那么网络的学习能力取决于变量: $\omega_j; j = 1, 2, \dots, h$ 和 $c_{ij}; j = 1, 2, \dots, h; i = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots, r$ 。所以染色体可以定义为

$$z^l = [\omega^T c^T] = [z_1^l z_2^l \cdots z_q^l] \quad (10)$$

染色体的长度 $q = h + (h \times n \times r)$ 。

(2) 适应度

在遗传算法中, 判断个体优劣性的尺度是适应度。适应度大的个体被保留, 适应度小的个体被淘汰。个体适应度采用网络的函数误差, 即误差大的个体其适应度小, 具体表示为

$$\text{fitness} = \frac{1}{1 + E_i} \quad (11)$$

式中: E_i 为网络的第 i 个样本实际输出 y_i 与期望输出 y_i' 的误差。

$$E_i = \frac{1}{2} \|y_i - y_i'\|^2 \quad (12)$$

适应度越大, 网络的实际输出与期望输出的误差越小。

(3) 交叉操作

交叉操作是将双亲染色体对应段基因以杂交率 p_c 加以交换以形成相似的后代的过程, 主要目的是在不同的可能解之间进行信息交换。

$$\begin{cases} Z_A^{t+1} = aZ_B^t + (1-a)Z_A^t \\ Z_B^{t+1} = aZ_A^t + (1-a)Z_B^t \end{cases} \quad (13)$$

式中: t 是迭代次数; Z_A 和 Z_B 分别代表两个个体; a 是常量 $0 \leq a \leq 1$ 。

(4) 变异操作

变异操作是根据变异率 p_m 任意的改变所选染色体的一个或几个基因。同变异可以保证个体的多样性。由于染色体定义了权值和内节点两个不同的个体, 所以变异操作也分为两部分。

① 若表示权值的基因产生变异, 则基因突变式为:

$$\omega_k' = \begin{cases} \omega_k + \Delta(t) (\omega_{\max} - \omega_k) & \delta > p_m \\ \omega_k - \Delta(t) (\omega_k - \omega_{\min}) & \delta \leq p_m \end{cases} \quad (14)$$

② 若表示内节点的基因发生变异, 则基因突变式为:

$$c_k' = \begin{cases} c_k + \Delta(t) (\epsilon_{\max} - c_k) & \delta > p_m \\ c_k - \Delta(t) (\epsilon_k - c_{\min}) & \delta \leq p_m \end{cases} \quad (15)$$

式中 δ_0 是 0 到 1 之间的随机变量。

$$\Delta(t) = y(1 - r^{(1-t/T)^r}) \quad (16)$$

式中: r 是 $[0, 1]$ 上的一个随机数; t 是当前变异迭代次数; T 是设置的变异最大迭代次数。

3.4 遗传算法优化的网络在刀具磨损诊断中的应用

将 EMD 分解的刀具磨损的特征信号(来自于第三节)输入到遗传算法优化的 B 样条模糊神经网络进行智能诊断。每组采集的数据提取了 5 个 IMF 分量作为网络的输入,

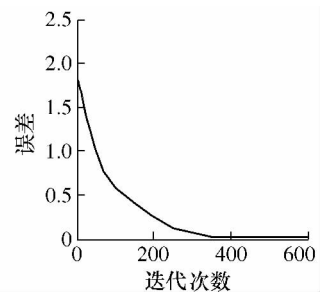


图6 网络训练误差曲线

模糊神经网络采用 7

个 B 样条基函数, 每个基函数都采用 3 阶形式而且设置内节点为 9; 网络的输出是刀具的磨损量。所以网络采用 5 输入 1 输出结构形式。采用遗传算法对网络的权值和内节点向量进行优化。染色体初始化权值向量: $\omega = \{\omega_j | j = 1, 2, \dots, 7\}$, 内节点 $c = \{c_{ijk} | j = 1, 2, \dots, 7; i = 1, 2, \dots, 5; k = 1, 2, \dots, 9\}$, 所以染色体包含了 322 个参数。设置交叉率 $p_c = 0.8$, 变异率 $p_m = 0.01$ 。经过 600 次迭代, 网络学习的误差曲线如图 6 所示。网络识别结果如表 2 所示。

表2 网络识别结果

序 号	实际磨损 量/mm	诊断磨 损量/mm	序 号	实际磨损 量/mm	诊断磨 损量/mm
1	0.025	0.020	7	0.290	0.300
2	0.075	0.080	8	0.350	0.345
3	0.115	0.120	9	0.377	0.380
4	0.152	0.155	10	0.420	0.420
5	0.197	0.200	11	0.455	0.452
6	0.240	0.240	12	0.490	0.487

由表 2 可以看出, 网络能够准确的判断出刀具的磨损状态, 在误差精度 0.01 范围内, 网络的识别能达到 98% 以上, 能满足实际监测的需要。

4 结论

1) 刀具加工过程中受到噪声干扰的影响, 从而难以提取刀具磨损有效的特征信息。将形态滤波与 EMD 分解相结合形成一种新的刀具故障特征提取方法。该方法能有效去除信号中的噪声成份, 减少 EMD 分解时出现的模态混叠现象, 提高了 EMD 分解的准确性。

2) 由于 EMD 分解能量主要集中在高频区, 所以

求取了前 5 个包含绝大部分信息的 IMF 分量的能量百分比作为 B 样条模糊神经网络的输入特征, 这样既简化了网络的结构, 又不影响对刀具故障的诊断。

3) 模糊神经网络的基函数采用 B 样条函数, 鉴于传统的梯度下降学习算法易陷入局部最小, 采用遗传算法优化网络参数寻求全局最优解。用遗传算法优化的 B 样条模糊神经网络的训练速度快, 准确率高, 能满足在线监测的需要。

[参考文献]

- [1] 孙斌, 黄胜全, 周云龙, 等. 一种基于经验模式分解的气液两相流型识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(5): 1011-1015
Sun B, Huang S Q, Zhou Y L, et al. Identification method of gas liquid two phase flow regime based on empirical mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(5): 1011-1015 (in Chinese)
- [2] 行鸿彦, 许瑞庆, 王长松. 基于经验模态分解的脉搏信号特征研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3): 596-602
Xing H Y, Xu R Q, Wang C S. Pulse signal feature research based on empirical mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(3): 596-602 (in Chinese)
- [3] 郝如江, 卢文秀, 褚福磊. 形态滤波在滚动轴承故障声发射信号处理中的应用[J]. 清华大学学报, 2008, 48(5): 812-815
Hao R J, Lu W X, Chu F L. Morphology filters for analyzing roller bearing fault using acoustic emission signal processing[J]. Journal of Tsinghua University, 2008, 48(5): 812-815 (in Chinese)
- [4] 王太勇, 王正英, 胥永刚, 等. 基于 SVD 降噪的经验模式分解及其工程应用[J]. 振动与冲击, 2005, 24(4): 96-98
Wang T Y, Wang Z Y, Xu Y G, et al. Empirical mode decomposition and its engineering applications based on SVD de-noising[J]. Journal of Vibration and Shock, 2005, 24(4): 96-98 (in Chinese)
- [5] Shin K, Hammond J K, White P R. Iterative SVD method for noise reduction of low-dimension chaotic time series[J]. Mechanical Systems and Signal processing, 1999, 13(1): 115-124
- [6] 汤宝平, 蒋永华, 张祥春. 基于形态奇异值分解和经验模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(5): 37-42
Tang B P, Jiang Y H, Zhang X C. Feature extraction method of rolling bearing fault based on singular value decomposition-morphology filter and empirical mode decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(5): 37-42 (in Chinese)
- [7] 桑海峰, 何大阔, 张大鹏. 基于支持向量机与遗传算法的发酵过程软测量建模[J]. 东北大学学报, 2007, 28(6): 781-784
Sang H F, He D K, Zhan G P. Soft-sensing modeling of a fermentation process through support vector machines and genetic algorithms[J]. Journal of Northeastern University, 2007, 28(6): 781-784 (in Chinese)
- [8] 李世超, 石秀华, 崔海英, 等. 基于遗传小波神经网络的双冗余电机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 223-226
Li S C, Shi X H, Cui H Y, et al. Fault diagnosis based on genetic algorithms wavelet neural network in dual-redundancy brushless DC motor[J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2009, 29(2): 223-226 (in Chinese)
- [9] 周伽, 陈果. 光谱油样分析数据的神经网络多变量预测技术[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(4): 389-393
Zhou J, Chen G. Artificial neural network multi-variable forecasting model for spectral oil analysis data[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(4): 389-393 (in Chinese)
- [10] 林瑞霖, 周平. 基于 EMD 和神经网络的气阀机构故障诊断研究[J]. 海军工程大学学报, 2008, 20(2): 48-51
Lin R L, Zhou P. Fault diagnosis of valve train based on EMD and neural network[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2008, 20(2): 48-51 (in Chinese)
- [11] 胡爱军, 安连锁, 唐贵基. HILBERT-HUANG 变换端点效应处理新方法[J]. 机械工程学报, 2008, 44(4): 154-158
Hu A J, An L S, Tang G J. New process method for end effects of HILBERT-HUANG transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(4): 154-158 (in Chinese)
- [12] 杜必强, 王松岭, 唐贵基. 形态学降噪在转子分形故障状态识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(26): 71-76
Du B Q, Wang S L, Tang G J. Application of morphological de-noising in rotor fault state identifying by fractal method[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(26): 71-76 (in Chinese)
- [13] 杜必强, 王松岭, 唐贵基. 转子系统振动信号形态滤波器的设计[J]. 中国机械工程学报, 2008, 6(2): 243-248
Du B Q, Wang S L, Tang G J. Morphological filter design for vibration signals from rotor system[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2008, 6(2): 243-248 (in Chinese)
- [14] Wang W Y, Li Y H. Evolutionary learning of BMF fuzzy-neural networks using a reduced-form genetic algorithm[J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, 2003, 33: 966-976