

文章编号:1000-582X(2012)07-007-06

粒子群优化的多尺度形态滤波器消噪方法

董绍江,汤宝平,陈法法

(重庆大学 机械传动国家重点实验室,重庆 400044)

摘要:针对传统的形态学滤波器难以适应机械设备振动信号的冲击、非线性和背景噪声较大等特点,提出了基于粒子群优化的多尺度形态滤波器构造方法。根据形态学算法的特性,构造了多尺度形态学滤波器,对于形态学滤波运算中的重要参数形态结构算子,采用具有全局优化性能的粒子群算法根据信号的特点自适应选取,实现了最优滤波器的构造;将噪声信号通过不同尺度的形态学滤波器进行滤波,将获得的多个滤波信号根据权值运算获得最终的去噪信号。通过仿真实验和轴承故障信号的分析表明,该形态学滤波器能够实现较好的滤波效果,可以有效地对机械设备的故障信号进行消噪。

关键词:多尺度形态学滤波器;粒子群优化;结构元素;消噪

中图分类号:TH165.3

文献标志码:A

De-noising method based on multiscale morphological filter optimized by particle swarm optimization algorithm

DONG Shaojiang, TANG Baoping, CHEN Fafa

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The traditional morphological filter is difficult to remove the noise of the vibration signal, because the signal has the characteristics of shocking and nonlinear. A new method based on multiscale morphological filter optimized by particle swarm optimization algorithm is proposed. The multiscale morphological filter is constructed according to the character of morphological algorithm. The particle swarm optimization algorithm is used to select the adaptive structure element, which plays an important role in morphological filter, achieving to get the optimal morphological filter. The signal is filtered through different scales of morphological filters and the noise removed signal is gotten through weight algorithm. The simulated signal and the bearing fault signal are analyzed, and the results show that the optimal morphological filter works better in removing noise and can effectively reduce the noise of the mechanical equipment.

Key words: multiscale morphological filter; particle swarm optimization; structure element; signal de-noising

收稿日期:2012-02-20

基金项目:重庆市自然科学基金杰出青年基金计划资助项目(CSTC,2011JJQ70001);重庆市科技攻关计划资助项目(CSTC,2011AC3063)

作者简介:董绍江(1982-),男,重庆大学博士研究生,主要从事信号处理、故障诊断方面的研究。

汤宝平(联系人),重庆大学教授,博士生导师,(E-mail)bptang@cqu.edu.cn。

在机械设备的故障诊断领域,特征提取一直是研究的重点和难点。由于机械设备的复杂性,造成现场采集到的数据通常包含大量的噪声信息,甚至真实信号完全被噪声所淹没,从而影响了机械故障的准确识别和定位。因此,必须通过有效的特征提取方法来尽可能地消除信号的噪声^[1]。形态学滤波算法由于能够快速、有效地消除信号的背景噪声,同时保持信号主要的形态特征,因此,受到广泛的关注并得到了较大的应用^[2-3]。

多尺度形态学滤波器在形态学应用中具有重要的地位,多尺度形态学可以首先把握住物体的大体形状,然后观察内部的细节信息,最终获得较好的消噪信号^[4]。但多尺度形态学滤波器仍需要选取优化的形态学结构元素,结构元素的选择对其滤波效果有较大的影响,选用不同的结构元素将构造出不同的滤波器,获得截然不同的滤波效果^[5]。因此,相关文献开展了优化形态学结构参数选取的研究,文献^[6]利用整体退火遗传算法对滤波器结构参数进行了优化,取得了较好的图形滤波效果。但是算法比较复杂,需要控制的参数也较多。文献^[7]研究了一种基于神经网络的形态滤波参数优化设计方法。通过建立神经网络系统,自适应地对结构元素进行优化,滤波效果明显。但是由于神经网络本身在构造的过程中容易陷入局部优化,因此在应用上存在着局限性。文献^[8]探讨了结构元素的形状选择,对于具体的优化选择问题,没有进行讨论。

笔者针对以上存在的问题,结合全局优化能力较强的粒子群算法,提出了基于粒子群优化多尺度形态学滤波参数的消噪方法。该方法通过粒子群算法优化选取结构参数,实现最优滤波器的构造,有效地滤除了背景噪声。通过仿真分析和具体轴承实验数据,验证了所提方法。

1 形态学滤波器的构成及其特点

1.1 形态学运算的性质

形态学滤波器的主要特点是在滤波的过程中不存在相移和幅度的衰减等问题。对信号波形特征的研究完全在时域进行,与傅里叶变换和小波变换相比,计算简便,仅有加减和取极值运算,具有并行快速和易于实现的特点。

形态变换运算主要有腐蚀、膨胀、开、闭运算^[2]。

$$A \oplus B = \{z \in Z^n; z = a + b, a \in A, b \in B\} = \bigcup_{b \in B} (A)_b, \quad (1)$$

$$A \ominus B = \{z \in Z^n; z = a - b, a \in A, b \in B\} = \bigcap_{b \in B} (A)_{-b}, \quad (2)$$

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B, \quad (3)$$

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B. \quad (4)$$

公式中的 \oplus 、 \ominus 对应腐蚀和膨胀运算, \circ 、 \cdot 表示开运算和闭运算。腐蚀表示对信号内部作滤波处理,具有收缩信号的功能,膨胀表示对信号外部作滤波处理,具有扩展信号的功能。

1.2 传统形态学滤波器的构造及其问题

设原始信号 $f(x)$ 为定义在 D_f 上的离散函数,定义结构元素 $g(x)$ 为 D_g 上的离散函数,且 D_f 和 D_g 分别为 $f(x)$ 和 $g(x)$ 的定义域。通过不同顺序级联开、闭运算,定义了形态开-闭和闭-开滤波器。

$$F_{oc}(f(x)) = (f \circ g \cdot g)(x), \quad (5)$$

$$F_{co}(f(x)) = (f \cdot g \circ g)(x). \quad (6)$$

通常,采用开-闭和闭-开组合形态滤波器,用于信号的非线性滤波^[2]:

$$y(x) = \frac{1}{2}[F_{co}(f(x)) + F_{oc}(f(x))]. \quad (7)$$

但是,这样构造的形态学滤波器将非细节信息和细节信息采用统一的标准进行处理,必将造成处理结果的失真。为此,一个可行的处理方法是采用多尺度形态学滤波器进行噪声信号的处理。首先通过某一尺度的滤波算子处理振动信号中的缓变低频信号,而对于高频信号,则采用尺度相应变化的形态学算子进行处理,从而实现不同层次特征信息的有效提取。

1.3 多尺度形态学滤波器的构建

对于噪声信号 x ,若给定一个二值的形态学变换 $T^{[9]}$,则基于 T 的多尺度形态学运算可以定义为一族形态学变换 $\{T_\lambda | \lambda > 0, \lambda \in N\}$,其中 $T_\lambda(x) = \lambda T(x/\lambda)$,则基于多尺度的形态学膨胀、腐蚀操作可以定义为

$$(x \oplus g)_\lambda = \lambda[(x/\lambda) \oplus g] = x \oplus \lambda g, \quad (8)$$

$$(x \ominus g)_\lambda = \lambda[(x/\lambda) \ominus g] = x \ominus \lambda g, \quad (9)$$

式中 $\lambda g = g \oplus g \oplus \dots \oplus g$ (共 $\lambda - 1$ 次),将式(8)和(9)代入式(7),从而将式(7)转变为多尺度形态学滤波器的形式,即

$$\begin{aligned} y_\lambda(x) &= \lambda y(x/\lambda) = \\ &= \frac{\lambda}{2}[F_{co}(f(x/\lambda)) + F_{oc}(f(x/\lambda))] = \\ &= \frac{\lambda}{2}[(x/\lambda) \circ g \cdot g + (x/\lambda) \cdot g \circ g] = \\ &= \frac{\lambda}{2}[\lambda((x/\lambda) \ominus g \oplus g) \cdot g + \lambda((x/\lambda) \oplus g \ominus g) \circ g] = \\ &= \frac{\lambda}{2}[\lambda((x/\lambda) \ominus g \oplus g \oplus g \oplus g + (x/\lambda) \oplus g \ominus g \ominus g \oplus g)] = \\ &= \frac{1}{2}[x \ominus \lambda g \oplus \lambda g \oplus \lambda g \ominus \lambda g + x \oplus \lambda g \ominus \lambda g \oplus \lambda g], \end{aligned} \quad (10)$$

式中: λ 为尺度参数,为一正整数; g 为一个由小到大膨胀的结构元素,且它们的形状相同。如设 g 为一个 3×3 的三角形结构元素,则 $2g$ 和 $3g$ 分别为 5×5 和 7×7 的相同形状的结构元素。

1.4 结构元素的特点

结构元素的构成包括结构元素的形状、幅值和尺寸等方面,结构元素的形状选择上常用的有直线、宝石形、圆形、正方形、三角形等以及其他的多边形^[10]。结构元素在腐蚀和膨胀的过程中要进行平移和左右翻转,因此,结构元素应具有较好的对称性,以满足其作为一个有效的“滤波窗”的作用。

由于三角形结构良好的平移型及其稳定性,因此,选取三角形结构元素作为形态学结构元素的形状。幅值由粒子群算法通过优化选取。

2 基于粒子群算法的结构元素优化

粒子群算法是具有全局搜索性的优化算法^[11-12],笔者利用其进行结构元素的选取,以信噪比作为选取判定准则,在最大迭代次数之内,获得信噪比最大的粒子参数。具体过程描述如下^[13-14]。

1)初始化粒子群,设置迭代次数为 t_{\max} ,种群规模为 m ,权值系数 ω ,加速因子 c_1, c_2 ,随机因子 r_1, r_2 ,设置每个粒子的初始位置和初始速度,定义粒子局部最优值用 p_{best} 表示,粒子全部最优值用 g_{best} 表示。

2)以信噪比作为粒子 $p_i(t)$ 的适应值,根据不同粒子的信噪比取信噪比最大的粒子参数确定当前个体最优值 $p_{\text{best}}^i(t)$ 和 $g_{\text{best}}^i(t)$ 。

$$3) \text{更新粒子 } p_i(t) \text{ 的位置 } x_i(t) \text{ 和速度 } v_i(t),$$

$$v_i(t+1) = \omega(t)v_i(t) + c_1 r_1 [p_{\text{best}}^i(t) - v_i(t)] + c_2 r_2 [g_{\text{best}}^i(t) - v_i(t)], \quad (11)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1). \quad (12)$$

4)判断迭代是否达到算法的收敛准则,满足则结束迭代,得到最优滤波效果下的结构元素,否则 $t=t+1$ 转至步骤2)。

3 本文算法的主要步骤

- 1)取多尺度结构元素 λg ,尺度 λ 分别取3,5,7;
- 2)采用粒子群算法在尺度 λ_i 下根据信号的特征获得优化的形态学结构元素;
- 3)在尺度 λ_i 下,用式(10)构造形态学滤波器;
- 4)对信号进行滤波获得消噪后的信号 y_i ;
- 5)改变尺度参数, $i=i+1$,重复步骤2)~4);
- 6)根据权值运算获得最终的去噪信号

$$y = \sum_{i=k}^n \omega_i y_i, \quad (13)$$

式中: $[k, n]$ 为尺度 λ 的取值范围; ω_i 为不同的尺度权值,本文中, ω_i 取均值,即 $\omega_i = 1/(n-k)$ 。

4 仿真分析

4.1 随机信号的仿真

对一个随机信号加噪声(信噪比20 dB),图1为对比笔者所提方法、普通直线形元素值为0的形态滤波^[8]以及db5小波滤波3种情况下的滤波效果对比分析。其中,基于粒子群优化结构参数时的设置为:粒子群初始化种群个数为 $m=20$, $t_{\max}=200$, c_1, c_2 为1.2, ω_{\max} 取为1, ω_{\min} 取为0.3, $r_1=r_2=0.1$,初始位置 $x(t)=0$ 和初始速度 $v(t)=0$, $p_{\text{best}}=g_{\text{best}}=0$,优化获得的多尺度形态学参数为 $\lambda g \{0, 0.0006, 0, \{0, 0.1115, 0.2229, 0.1115, 0\}, \{0, 0.1484, 0.2968, 0.4452, 0.2968, 0.1484, 0\}\}$ 。均方差(MSE)和信噪比(SNR)比较结果如表1所示。

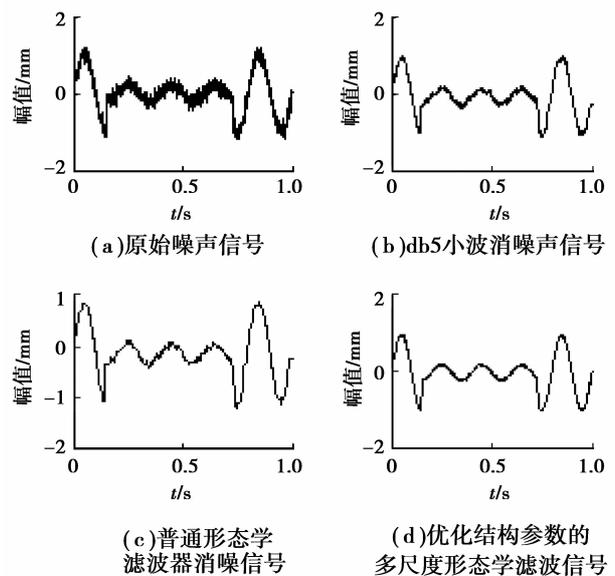


图1 不同滤波方法对随即信号的滤波效果

表1 不同去噪结果的比较

方法	MSE	SNR
db5 小波滤波方法	0.110	32.5
普通形态学滤波方法	0.020	35.2
笔者所提方法	0.013	36.1

以上结果表明,形态学滤波效果明显较小波滤波的效果好。文献[8]中所使用的非线性滤波器滤波将噪声进行了有效地滤除,但是还是存在部分的噪声叠加,应用粒子群优化的结构参数使得多尺度形态滤波器更加有效地发挥了非线性滤波特性,有

效地滤除了随机信号的噪声。

为了进一步证明所提方法的有效性,通过 3 种滤波方法对随机噪声滤波的运行时间进行对比,对比结果如表 2 所示。

表 2 3 种方法的运行时间对比

方法	t/s
db5 小波滤波方法	1.9
普通形态学滤波方法	1.0
笔者所提方法	1.8

从表 2 可以看出,传统形态学滤波方法由于计算简单,运行时间较短,而笔者提出的方法由于需要选取优化的结构元素,耗时有一定的增加,但仍比小波滤波方法节省时间。

4.2 冲击信号的仿真分析

仿真实现一个加噪声的冲击信号。采用以上的 3 种滤波方式对冲击信号进行滤波对比分析。在优化的过程中,粒子群优化结构参数时的设置为:粒子群初始化种群个数为 $m = 20$, $t_{\max} = 200$, c_1 、 c_2 为 1.2, w_{\max} 取为 1, w_{\min} 取为 0.3, $r_1 = r_2 = 0.1$, 初始位置 $x(t) = 0$ 和初始速度 $v(t) = 0$, $p_{\text{best}} = g_{\text{best}} = 0$ 。优化获得的多尺度形态学参数为 $\lambda g\{0, 0.000\ 5, 0\}$, $\{0, 0.110\ 3, 0.221\ 1, 0.110\ 3, 0\}$, $\{0, 0.145\ 6, 0.290\ 1, 0.442\ 3, 0.290\ 1, 0.145\ 6, 0\}$ 。获得的滤波后的效果如图 2 所示,经过计算,3 种方法滤波后的均方差和信噪比如表 3 所示。

表 3 去噪结果的比较

方法	MSE	SNR
db5 小波滤波方法	0.12	30.5
普通形态学滤波方法	0.07	33.2
笔者所提方法	0.04	34.1

从以上对比可以看出,经过粒子群优化的形态学滤波器对包含噪声信号的脉冲信号进行了有效的滤波,准确地提取了脉冲信号,所以适合对于故障信号的分析。而普通形态学滤波器滤波后还是存在一定的嘈杂噪声,而采用 db5 小波滤波后的信号不能有效地显现信号的特性,细节部分甚至出现了叠加,可能造成有效信息的丢失。

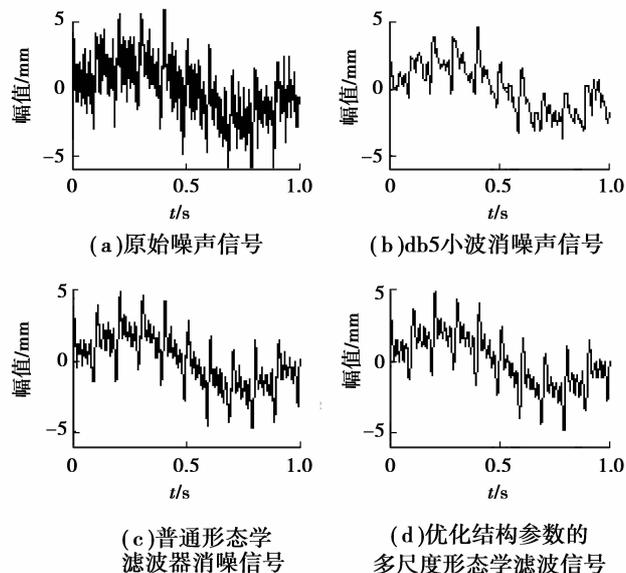


图 2 不同滤波方法对冲击信号的滤波效果

为了进一步证明所提方法的有效性,通过 3 种滤波方法对冲击噪声滤波的运行时间进行对比,对比结果如表 4 所示。

表 4 3 种方法的运行时间对比

方法	t/s
db5 小波滤波方法	1.8
普通形态学滤波方法	1.1
笔者所提方法	1.9

从表 4 可以看出,由于小波对于冲击信息的敏感性,运行时间相对随机噪声减短。而笔者所提形态学滤波相应时间略有增加,但是在冲击信号识别精度增加的情况下,时间损耗并没有增加较多。

5 实验分析

实验采用 6205-2RS 型深沟球轴承^[15],轴承的内径为 25 mm,外径为 52 mm,厚度为 15 mm。滚动轴承实验装置由功率为 1.5 kW 的电动机、扭矩传感器/译码器、测力计和电器控制装置组成,由电机带动输入轴,转速控制在 1 750 r/min,输出轴带动负载。在轴承滚动体、内圈、外圈加工宽为 0.18 mm,深为 0.28 mm 的小槽模拟轴承局部裂纹故障。采样频率为 12 kHz,选取 1 024 个采样数据点进行分析,经过计算可知,轴承内圈的故障频率 f_i 为 160.4 Hz。

粒子群初始化种群个数为 $m=20$, $t_{\max}=300$, c_1, c_2 为 1.2, w_{\max} 取为 1, w_{\min} 取为 0.3, $r_1=r_2=0.1$, 初始位置 $x(t)=0$ 和初始速度 $v(t)=0$, $p_{\text{best}}=g_{\text{best}}=0$. 优化获得的多尺度形态学参数为 $\{0, 0.001, 0\}$, $\{0, 0.1003, 0.3211, 0.1003, 0\}$, $\{0, 0.1156, 0.2701, 0.5423, 0.2701, 0.1156, 0\}$.

取轴承内圈故障信号, 通过以上 3 种滤波方式对信号进行滤波去除主要噪声. 滤波效果如图 3 所示. 基本本文算法滤波后的信号的包络谱如图 4 所示.

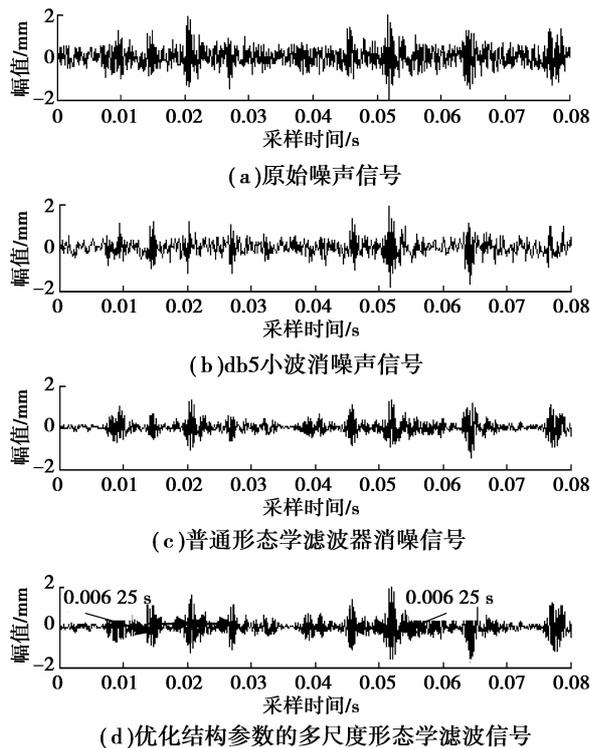


图3 内圈故障的滤波信号对比分析图

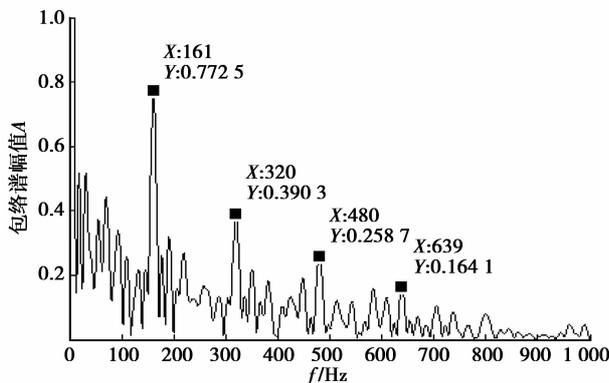


图4 多尺度优化形态学滤波器滤波后的内圈信号包络谱图

通过滤波效果可以发现, db5 小波能够滤除一定的噪声, 但是效果并不是很明显, 仍有较大的噪声成分干扰. 普通形态学滤波器滤波效果明显好于 db5 小波滤波效果, 但是还是存在一定的噪声干扰. 粒子群优化的多尺度形态学滤波器对信号进行非线性滤波处理, 由于其较强的非线性适应性, 使得滤波效果明显, 较好地展现了内圈中故障冲击信号的主要特征. 通过滤波后的冲击信号的周期近似为 0.00625 s, 计算内圈的故障频率为 160 Hz, 同时包络谱分析也对滤波效果进行了验证, 证明了方法的准确性.

为了进一步说明所提方法的有效性, 通过 3 种滤波方法对实际测试信号滤波的运行时间进行对比, 对比结果如表 5 所示.

表5 3种方法的运行时间对比

方法	t/s
db5 小波滤波方法	5.3
普通形态学滤波方法	3.2
本文所提方法	5.5

从表 5 可以看出, 虽然采集到的信号较为复杂, 但是笔者所提的方法在保证较好的滤波效果下运行时间与小波运行时间相接近.

6 结论

针对故障信号冲击、非线性等特点, 引入了多尺度数学形态滤波方法作为信号的去噪手段, 数学形态滤波主要是通过结构参数有效地识别毛刺、背景噪声, 结构参数的选取对于滤波的效果有重要的影响作用. 为了合理地选择结构参数, 讨论了结构参数的优化选取, 结合粒子群优化算法获得了最佳参数值. 从仿真信号和实际轴承信号的滤波效果展现了滤波器参数选择的合理有效. 准确地提取了信号的故障信息, 为机械系统的特征提取提供了一种有效的方法. 但是, 由于笔者所提的计算方法计算量较传统的形态学滤波器有所增加, 从而增加了系统时间消耗, 为了更加适用于工程应用, 将对算法进行进一步深入的研究.

参考文献:

- [1] 于湘涛,褚福磊,郝如江. 基于柔性形态滤波和支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2009,45(7):75-80.
YU Xiangtao, CHU Fulei, HAO Rujiang. Fault diagnosis approach for rolling bearing based on support vector machine and soft morphological filters [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009,45(7):75-80.
- [2] Dong Y B, Liao M F, Zhang X L, et al. Faults diagnosis of rolling element bearings based on modified morphological method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011,25(4):1276-1286.
- [3] Wang J, Xu G H, Zhang Q, et al. Application of improved morphological filter to the extraction of impulsive attenuation signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009,23(1):236-245.
- [4] Zhang L J, Xu J W, Yang J H, et al. Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008,22(3):597-610.
- [5] 赵春晖,孙锐,孙圣和. 基于整体退火遗传算法的柔性形态滤波器优化设计[J]. 电子学报, 2002,30(1):54-57.
ZHAO Chunhui, SUN Rui, SUN Shenghe. Optimization design of soft morphological filters based on whole annealing genetic algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2002,30(1):54-57.
- [6] 李剑峰,余农,景晓军. 一种基于神经网络的形态滤波器优化设计方法[J]. 通信学报, 2003,24(10):1-6.
LI Jianfeng, YU Nong, JING Xiaojun. Design of optimal in morphological filters based on neural nets [J]. Journal of China Institute of Communications, 2003,24(10):1-6.
- [7] 胡爱军,唐贵基,安连锁. 基于数学形态学的旋转机械振动信号降噪方法[J]. 机械工程学报, 2006,42(4):127-130.
HU Aijun, TANG Guiji, AN Liansuo. De-noising technique for vibration signals of rotating machinery based on mathematical morphology filter [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006,42(4):127-130.
- [8] 范立南,韩晓微,张广渊. 图像处理与模式识别[M]. 北京:科学出版社,2007.
- [9] Navalertporn T, Afzulpurkar N V. Optimization of tile manufacturing process using particle swarm optimization [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2011,1(2):97-109.
- [10] Gomes H M. Truss optimization with dynamic constraints using a particle swarm algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2011,38(1):957-968.
- [11] 胡方霞,谢志江,岳茂雄. 混沌粒子群优化模糊聚类的旋转机械故障诊断[J]. 重庆大学学报, 2011,34(6):26-30.
HU Fangxia, XIE Zhijiang, YUE Maoxiong. Fault diagnosis of rotating machinery based on fuzzy clustering optimized by chaos embedded particle swarm optimization [J]. Journal of Chongqing University, 2011,34(6):26-30.
- [12] 赵德春,彭承琳,陈园园,等. 用形态学改进医学图像边缘检测算法[J]. 重庆大学学报, 2010,33(2):123-126.
ZHAO Dechun, PENG Chenglin, CHEN Yuanyuan, et al. An improved morphological edge detection algorithm of medical image [J]. Journal of Chongqing University, 2010,33(2):123-126.
- [13] The Case Western Reserve University Bearing Data Center Website. Bearing data center seeded fault test data [EB/OL]. (2007-11-27) [2011-04-01]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing>.

(编辑 张 苹)