

旋转机械参数图形软形态学自适应边缘检测

张颖^{1,2}, 苏宪章², 刘占生¹, 王维刚^{1,2}

(1. 哈尔滨工业大学 能源科学与工程学院, 150001 哈尔滨, aezy163@163.com;

2. 东北石油大学 机械科学与工程学院, 163318 黑龙江 大庆)

摘要: 针对旋转机械振动参数图形边缘特征提取困难问题, 根据模糊软形态学理论, 提出滤波增强处理方法及自适应边缘检测算子. 在 600 MW 模化汽轮机转子试验台上进行转子正常运转、转子不平衡故障、转子不对中故障、汽流激振故障、轴承松动故障的实验研究. 将得到的振动参数三维图形转化为二维灰度图形, 对二维灰度图形进行模糊软形态学滤波增强处理和自适应边缘检测. 结果表明, 该方法在滤除参数图形中噪声的同时, 可以有效地提取图形边缘特征, 为旋转机械故障诊断提供了一种新的图形特征提取方法.

关键词: 旋转机械; 振动参数图形; 模糊软形态学; 自适应; 边缘检测

中图分类号: TP 206.3 文献标志码: A 文章编号: 0367-6234(2012)03-0049-05

Fuzzy soft morphology self-adaptive edge detection of parameter image for rotating machinery

ZHANG Ying^{1,2}, SU Xian-zhang², LIU Zhan-sheng¹, WANG Wei-gang^{1,2}

(1. School of Energy Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China, aezy163@163.com;

2. College of Mechanical Science and Engineering, Northeast Petroleum University, 163318 Daqing, Heilongjiang, China)

Abstract: Aiming at the problem that the edge features of vibration parameter images for rotating machinery are difficult to be extracted, the filtering enhancement processing method and the self-adaptive edge detection operator are established according to fuzzy soft morphology theory. The 3d vibration parameter images of rotor's normal state, fault of unbalance, misalignment, steam exciting vibration and bearing pedestal looseness were obtained from the experiments on the modeling of 600 MW turbine rotor experimental bench. These 3d images were transformed to 2d gray-scale images, and these 2d gray-scale images are processed with fuzzy soft morphology filtering enhancement processing and self-adaptive edge detection. The results show that with this method the noise of parameter images can be filtered out and the edge features of images can be extracted effectively, so that a new method to extract image features for rotating machinery fault diagnosis is provided.

Key words: rotating machinery; vibration parameter image; fuzzy soft morphology; self-adaptive; edge detection

大型旋转机械是石油化工、电力、冶金、航空航天等行业的重要生产工具, 其故障形式常以振动的方式表现出来. 旋转机械振动信号参数图形(如二维的相频或幅频特性曲线、小波图、趋势图、三维谱图、三维阶比图等)包含了大量反映设

备运行状态的信息^[1]. 通过分析这些信息对旋转机械的运行状态进行监测、维护以及故障诊断是振动信号分析领域的研究热点^[2-6].

边缘检测是图形分析的必经环节, 也是图形后续处理的重要基础. 图形边缘检测中抑制噪声与边缘检测精度无法同时保证, 欲提高边缘检测算子对边缘的敏感性, 其对噪声的敏感性也得到相应提高^[7]. 传统的滤波技术对干扰信息和有用信息采取相同的处理方法, 在滤除噪声的同时也

收稿日期: 2011-03-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50875056).

作者简介: 张颖(1972—), 男, 博士后, 副教授;

刘占生(1962—), 男, 教授, 博士生导师.

影响了图形边缘的清晰度,对图形的边缘信息造成了一定的损失。

模糊软形态学采用模糊集合理论,构造合适的模糊隶属度算子,加以适当的软边界定义域配合,其检测结果可有效改善上述不足^[8]。本文依托于文献[1]实验,用模糊软形态学方法对旋转机械振动信号的参数图形进行了滤波、增强处理,并通过自适应边缘检测方法对其进行了边缘检测,为基于振动参数三维图形的旋转机械故障诊断提供了一种新的图形识别方法。

1 模糊软形态学

模糊软形态学根据图形的几何拓扑结构,选择适当的结构元素核及软边界定义域、模糊集合算子,图形处理结果由反映图形与结构元素间匹配程度的参数值来决定。模糊软形态学兼具模糊形态学与软形态学的特征,使用软形态学中腐蚀与膨胀运算的定义方法,把结构元素分为核心和软边界两部分。在图形的处理过程中,核心的权重比软边界的权重大,依据核心的运算次数 k 决定 k 次排序统计滤波器的最终计算结果。模糊软形态学也保留了模糊形态学中模糊适应度的概念。模糊软腐蚀、模糊软膨胀运算的定义为^[9]

$$\mu_{A \ominus [B_1, B_2, k]}(x) = \min [1, k\text{th smallest of } \begin{matrix} y \in B_1 \\ z \in B_2 \end{matrix} \{ \{ k \diamond (\mu_A(x+y) - \mu_{B_1}(y) + 1) \} \cup \{ \mu_A(x+z) - \mu_{B_2}(z) + 1 \} \}],$$

$$\mu_{A \oplus [B_1, B_2, k]}(x) = \max [0, k\text{th largest of } \begin{matrix} y \in B_1 \\ z \in B_2 \end{matrix} \{ \{ k \diamond (\mu_A(x-y) - \mu_{B_1}(y) - 1) \} \cup \{ \mu_A(x-z) - \mu_{B_2}(z) - 1 \} \}].$$

式中: $x, y, z \in Z^2$ 是空间坐标; $\mu_A, \mu_{B_1}, \mu_{B_2}$ 分别是原图形、结构元素的核及软边界的隶属函数;模糊软结构元素 $B \subseteq Z^2$, 应满足 $B = B_1 \cup B_2, B_1 \cap B_2 = \emptyset$ 。

由此可见,当 $k = 1$ 时,上面两式与模糊形态学相对应,即模糊软形态学变为模糊形态学。因此,在图形处理过程中,模糊软形态学比模糊形态学、软形态学更为细腻,效果优于后者。

1.1 模糊软形态学滤波处理

根据灰度形态学膨胀、腐蚀运算的定义,膨胀运算可以填充图形边缘处小的凹陷部分以及图形中比结构元素小的孔洞,可实现从外部对图形进行滤波;腐蚀运算则可以消除图形中的小成分,可实现从内部对图形进行滤波;开运算在纤细处分离物体和平滑较大物体边界,具有消除散点、“毛刺”和小桥等细小物体的作用;闭运算连接两个

邻近的区域和平滑边界,具有填充物体内部细小孔洞的作用。本文采用级联模糊软开、模糊软闭运算的形式,以相同的结构元素,不同的运算顺序构造模糊软形态开-闭和模糊软形态闭-开滤波器,定义式为^[5]

$$g_{oc} = f \circ B \bullet B, \quad (1)$$

$$g_{co} = f \bullet B \circ B. \quad (2)$$

其中: f 是图形的灰度值函数, \bullet 代表闭运算, \circ 代表开运算。式(1)、式(2)兼具开闭运算的各类特征,模糊软闭运算的扩张性特征致使闭-开滤波器输出偏大,模糊软开运算的收缩性特征致使开-闭滤波器的输出偏小,上述两方面降低了各自滤波器的消噪能力,单独使用它们无法取得良好的效果。为使滤波器在有效抑制各类噪声的同时,还能保持图形的有用信息,本文设计了带有权值的模糊软形态开闭-闭开组合滤波器:

$$g_m = \alpha f \circ B \bullet B + (1 - \alpha) f \bullet B \circ B.$$

其中 α 为滤波器的权值,在 0 至 1 间取值,对滤波的最终效果影响较大,一般选取 0.50,本文根据相应参数图形的滤波效果取 0.75。

1.2 模糊软形态学增强处理

根据模糊软形态学腐蚀、膨胀运算的定义式可知:腐蚀运算是求极小值运算,可提取信号的谷值;膨胀运算是求极大值的运算,可提取信号的峰值。在信号的处理过程中,如果将信号加上其峰值,再减去其谷值,信号的强度便可得到一定程度的增加,信噪比也会得到相应的提高。本文以旋转机械振动信号数据为例陈述信号增强处理方法:设 A 为经滤波处理后的信号,用其膨胀运算结果 A_d 减去 A ,得到相对峰值 A_1 ,即 $A_1 = A_d - A$;用 A 减去其腐蚀运算结果 A_e ,得到相对谷值 A_2 ,即 $A_2 = A - A_e$ 。至此,图形的模糊软形态学增强结果应为 $E = A + A_1 - A_2 = A_e + A_d - A$,如图 1 所示。与原始信号对比分析可知,经模糊软形态学增强处理后的信号的有用信息与背景的对比如增大,因此更容易识别提取^[10]。

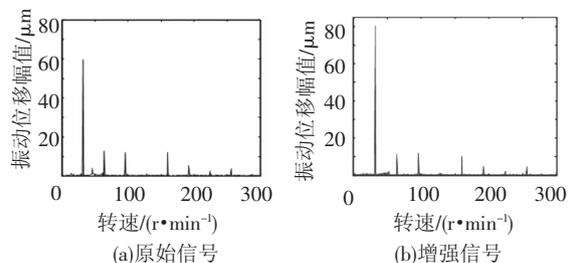


图1 图形增强原理

2 自适应边缘检测方法

2.1 形态学边缘检测算子

形态学的边缘检测算子有很多种,由于图像中存在着多种梯度,因此根据梯度来对图形进行边缘检测的算子较为常用.像素点处的梯度值越大,则证明该像素点处的灰度值变化越迅速,该点成为边缘点的可能性也就越大^[11].形态学边缘检测算子主要利用图形的形态学梯度完成边缘检测,如上文介绍的 A_1 、 A_2 及下面的形态学梯度算子:

$$A_3 = A_1 - A_2.$$

旋转机械参数图形中含有大量的噪声,这是在检测环境中产生的,是不可避免的.这些噪声和参数图形的边缘均为频域中的高频分量,应用上述边缘检测算子对其进行边缘检测时,检测精度与抗噪性能之间仍存在着一定的矛盾.因此,本文对形态学边缘检测算子进行了下列修正,令

$$E_a = \max(A_1, A_2, A_3) - \min(A_1, A_2, A_3),$$

则定义修正后的边缘检测算子为

$$E_b = A_3 + \lambda E_a. \quad (3)$$

式中 λ 为修正系数,其值由图形边缘检测效果决定,本文取 0.5.修正后的边缘检测算子在一定程度上加粗了原图形的边缘纹理,使图形的边缘细节信息更加详实、可靠.

2.2 自适应边缘检测算子

在边缘检测中,结构元素的选取发挥着重要的作用,每个结构元素对不同种类噪声图形的边缘检测效果是不大相同的.大尺度结构元素检测出的边缘较为粗糙,但能够有效地抑制噪声,具有较强的抗噪能力;小尺度结构元素检测图形边缘纹理较为细腻,但抗噪能力较弱.为了充分利用大小尺寸结构元素各自的边缘检测能力,在保证边缘检测质量的同时,加强了边缘检测算子的抑制噪声能力,本文根据式(3)设计了多结构、多尺度相融合的自适应边缘检测算子,该算子通过单尺度膨胀方法得到多尺度结构元素,将不同结构元素的检测结果和不同尺度结构元素的检测结果依据一定的权值进行融合,获得最终的边缘检测结果,表达式如下:

$$E = \varepsilon E_M + (1 - \varepsilon) E_N,$$

$$E_M = \sum_{i=1}^n \omega_i E_{bi}, \quad E_N = \sum_{i=1}^n \omega_i E_{bi}$$

其中: E_M 为多结构边缘检测结果; E_N 为多尺度边缘检测结果; ω 、 ε 为权系数, ε 一般根据检测效果选取,本文取 0.4, ω 可以根据检测后的信息熵与

总的信息熵的比来选择,

$$\omega_i = S(i) / \sum_{i=1}^n S(i).$$

其中 $S(i)$ 是对应结构元素的边缘检测算子 E_{bi} 的信息熵,定义式为

$$S(i) = - \sum_{i=0}^{255} p(i) \lg p(i).$$

其中 $p(i)$ 为图形中灰度值为 i 的概率,即每个灰度值 i 的总数与图形中像素的总数的比^[12].由于边缘信息熵与信号的自身特征有着紧密的联系,自适应边缘检测算子可以通过自动调节权系数 ω 来完成图形边缘检测结果的自适应.

3 旋转机械参数图形边缘检测

3.1 旋转机械故障模拟实验

旋转机械故障模拟实验是在 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系试验台上完成的,分别进行了转子正常、转子不对中、转子不平衡、汽流激振、轴承松动故障的实验研究.600 MW 超临界汽轮发电机组轴系试验台主要包括 5 个部分,即发电机组轴系、润滑系统、动力系统、供汽系统和信号采集分析系统.发电机组轴系共由 9 个轴承 5 跨组成;润滑系统用独立的油路系统对各个轴承供油,每个轴承座均安装 BENTLY3000 XL8 mm 电涡流传感器,输出为 7.87 V/mm;动力装置采用 55 kW 变频电机经过 FRENIC 变频器输出转速和功率,并采用 HG0G-C2 型变速箱.图 2 所示为试验台的实物图,试验台详细结构布置如图 3 所示.在实验过程中,采样时间为 0.64 s,采样频率为转速的 32 倍,转子最高工作转速为 3 200 r/min.采集的信号经 A/D 卡传送到计算机为后续的数据分析做准备^[13].

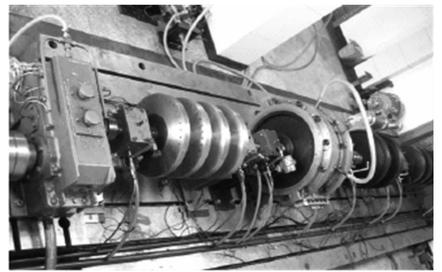


图 2 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系实验台

试验中对转子正常、转子不对中、转子不平衡、轴承松动及汽流激振故障各采集 40 个启停机样本,共计 200 个.对每个原始振动信号的采集样本进行处理,生成各自的振动三维谱图,如图 4 所示,3 个坐标轴分别为频率、转速、幅值.

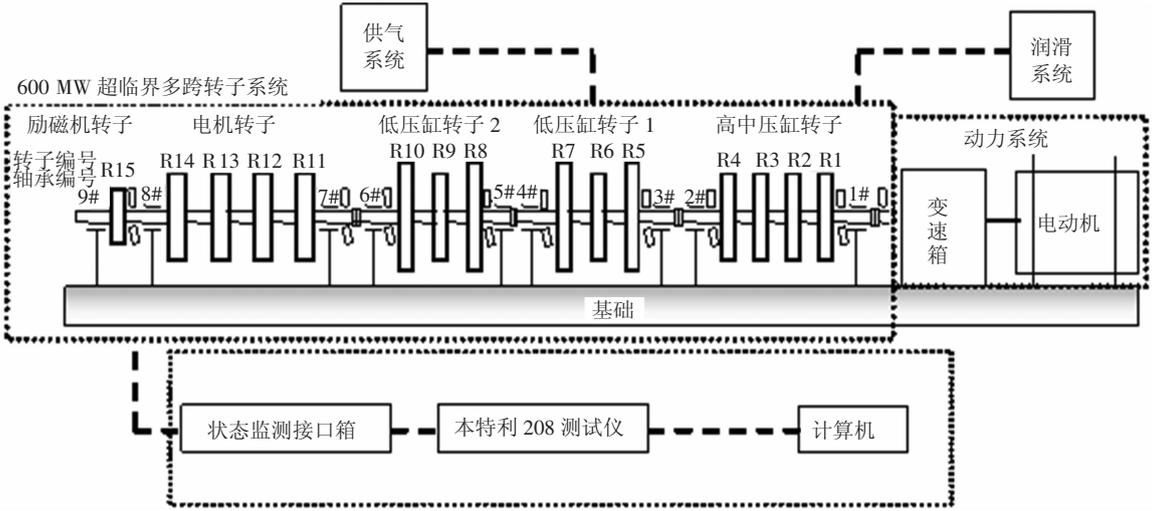


图3 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系实验台组成

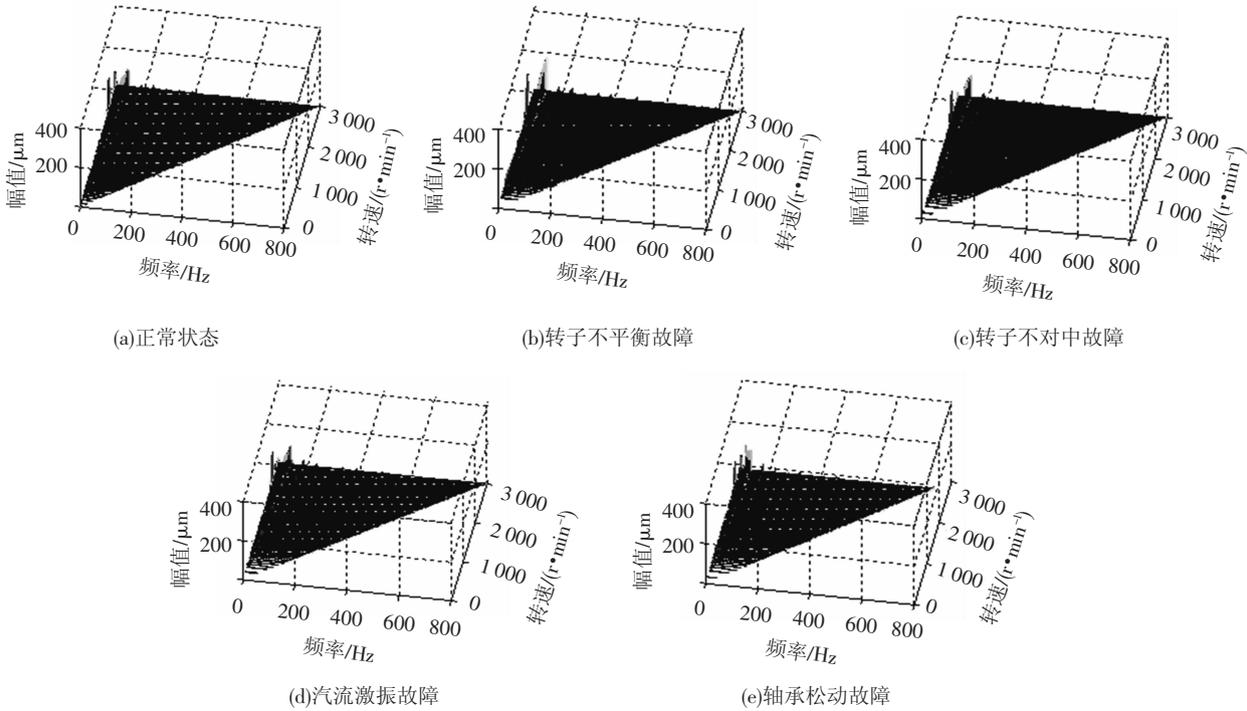


图4 5种状态三维谱图

3.2 旋转机械参数图形模糊软形态学滤波增强、自适应边缘检测

根据三维谱图倍频特征明显的特点,将频率作为横轴,转速作为纵轴,像素点灰度值作为该转速下、该频率下幅值的大小,将其转化为二维灰度图形,结果如图5所示.灰度图中明显的竖线为倍频线,与三维谱图中的倍频线相对应.

为有效地提取灰度图形的边缘特征,本文选取结构元素为

$$B_1 = \begin{bmatrix} 01 & 02 & 03 & 02 & 01 \\ 02 & 04 & 0 & 04 & 02 \\ 03 & 0 & 06 & 0 & 03 \\ 02 & 04 & 0 & 04 & 02 \\ 01 & 02 & 03 & 02 & 01 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 01 & 02 & 03 & 02 & 01 \\ 02 & 0 & 04 & 0 & 02 \\ 03 & 04 & 06 & 04 & 03 \\ 02 & 0 & 04 & 0 & 02 \\ 01 & 02 & 03 & 02 & 01 \end{bmatrix}$$

$$B_3 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.2 & 0.1 \\ 0.2 & 0.5 & 0.6 & 0.5 & 0.2 \\ 0.3 & 0.6 & 0.8 & 0.6 & 0.3 \\ 0.2 & 0.5 & 0.6 & 0.5 & 0.2 \\ 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.2 & 0.1 \end{bmatrix}$$

对图5各种状态进行了模糊软形态学滤波增强预处理,并进行了自适应边缘检测,其中 E_M 用 B_1, B_2, B_3, E_N 用 B_3 ,结果如图6所示.检测结果表明:本文提出的模糊软形态学滤波、增强处理方法有效地抑制了旋转机械参数图形中的噪声,提高了有用信息与背景的对比度,增强了信号的鲁棒性,使得图形特征更容易提取.在自适应边缘检测结果中,边缘轮廓较粗,并且清晰、明亮,信噪比得到提高.说明本文提出的基于模糊软形态学的自

适应边缘检测方法具有良好的抗干扰能力,并且在保持图形细节方面做得十分细腻。

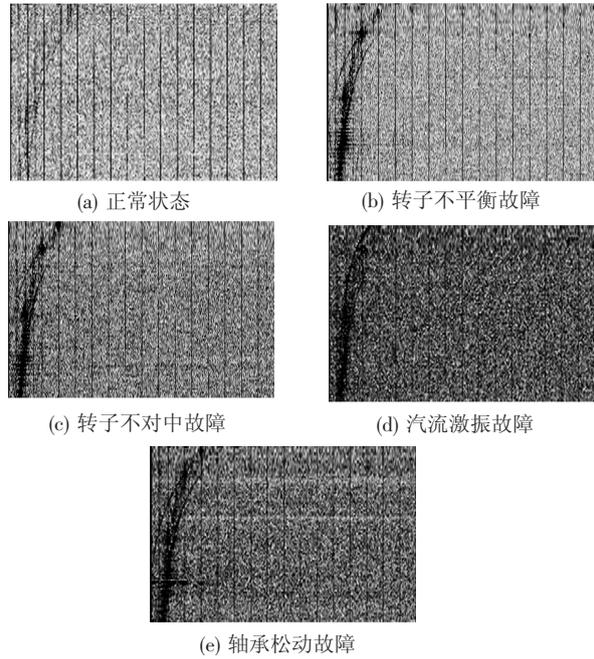


图5 5种状态灰度图

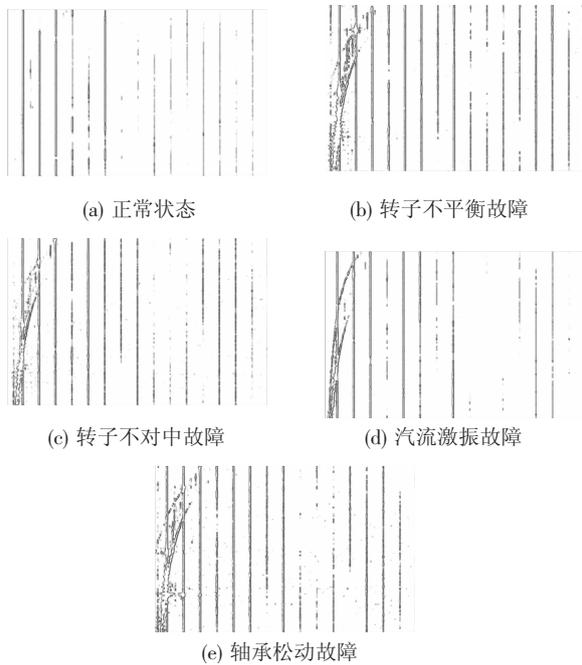


图6 5种状态边缘检测图

4 结 论

1)以模糊软形态学为理论基础,提出了适合于旋转机械参数图形边缘特征提取的检测方法,该方法具有良好的抗噪能力和保持边缘细节的能力,检测精度较高,可实现自适应调节。

2)在实际应用中,结合对应参数图形及其背景噪声的特点,变换不同的结构元素可找到合适

的自适应边缘检测算子,解决边缘检测精度与抗噪性能的协调问题,为基于振动三维图形的旋转机械故障诊断提供依据。

参考文献:

- [1] 窦唯,刘占生. 旋转机械振动参数图形边缘纹理提取的数学形态学方法[J]. 振动工程学报,2008,21(3): 268 - 273.
- [2] ZHAN Y, MAKIS V. A robust diagnostic model for gearboxes subject to vibration monitoring[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 290: 928 - 955.
- [3] CHO S J, KIM J H. Bayesian network modeling of strokes and their relationships for on-line handwriting recognition[J]. Pattern Recognition, 2004, 37: 253 - 264.
- [4] JACK L B, NANDI A K. Fault detection using support vector machines and artificial neural networks augmented by genetic algorithms[J]. Mechanical systems and signal processing, 2002, 16(2): 373 - 390.
- [5] 窦唯,刘占生,王政先,等. 旋转机械状态参数图形识别的免疫-模糊形态学方法[J]. 航空动力学报,2008, 23(6): 1151 - 1160.
- [6] HALKIOTIS S, BOTSIS T, RANGOSSI M. Automatic detection of clustered microcalcifications in digital mammograms using mathematical morphology and neural networks[J]. Signal Processing, 2007, 87(7): 1559 - 1568.
- [7] 杨晖,张继武. 数学形态学在图形边缘检测中的应用研究[J]. 辽宁大学学报:自然科学版,2005,32(1): 50 - 53.
- [8] GASTERATOS A, SALIDES S T. Fuzzy soft mathematical morph-ology [J]. Image Signal Processing, 1998, 145(1): 41 - 49.
- [9] BLOCH I, HENRI M. Fuzzy mathematical morphologies[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(9): 1341 - 1387.
- [10] LEE J S J, HARALICK R M. Morphology edge detection[J]. IEEE Trans on Robotics Automat, 1987(3): 140 - 156.
- [11] YU L, WANG R S. Shape representation based on mathematical morphology[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(9): 1354 - 1362.
- [12] 徐国保,王骥,赵桂艳,等. 基于数学形态学的自适应边缘检测新算法[J]. 计算机应用,2009,29(4): 997 - 1002.
- [13] 窦唯. 旋转机械振动故障诊断的图形识别方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009.

(编辑 杨波)