

文章编号: 1000-8055(2010)07-1628-06

基于尺度共生矩阵的滚动轴承故障诊断研究

秦海勤, 徐可君, 隋育松, 贾明明

(海军航空工程学院青岛分院 航空机械系, 青岛 266041)

摘 要: 基于滚动轴承振动信号的各种三维或二维谱图中包含的不同故障信息的客观现实, 通过二维小波变换在不同尺度空间下构造的小波共生矩阵提取了谱图的纹理特征向量. 利用灰关联分析表征这些纹理特征的不同发展态势从而实现滚动轴承的故障诊断. 对实测滚动轴承不同状态故障数据的分析表明: 该方法具有较高的故障模式分类精度; 随着故障尺寸的增加, 由于轴承各部件的相互影响诊断正确率会有所降低. 同时研究表明对于特定的诊断方法是否进行特征向量归一化需区别对待.

关 键 词: 滚动轴承; 尺度共生矩阵; 二维小波变换; 纹理特征; 灰关联度

中图分类号: TH133

文献标识码: A

Investigation of rolling bearing fault diagnosis based on scale-based concurrent matrix

QIN Hai-qin, XU Ke-jun, SUI Yu-song, JIA Ming-ming

(Department of Aviation Mechanism,

Qingdao Branch of Naval Aviation Engineering Institute, Qingdao 266041, China)

Abstract: Based on the fact that rolling bearing vibration signal's three-dimensional (3-D) graphics and two-dimensional (2-D) graphics contain different fault information, the texture feature vectors were extracted from different scale-based concurrent matrixes which were received from 2-D wavelet translation. The gray degree association was employed to express these texture feature space geometry similarity. The method was used to analyze different bearing defects' real test vibration data. The result shows that this means can get high pattern classification accuracy, but it will decrease with growing malfunction size because of influences of rolling bearing elements. It's also found that the normalization of texture feature vector is not reasonable to some diagnosis ways.

Key words: rolling bearing; scale-based concurrent matrix;

two-dimensional (2-D) wavelet translation; texture feature;

gray degree of association

在滚动轴承的故障诊断中, 由于振动信号传递路径的复杂性使得故障特征频率往往很难提取, 另一方面由于个别型号轴承的故障特征倍频相差不大, 以及载荷分布和轴承各部件相互影响引起的调频等, 使得故障特征频率有可能相互叠交, 从而使得传统的基于轴承故障特征频率的诊断难度加大^[1-4]. 当滚动轴承发生故障后, 不但其

特征频率会凸显, 而且其振动信号的各种三维和二维谱图也包含着故障信息. 如何提取并利用这些谱图中的有用信息来进一步提高滚动轴承故障诊断的准确率值得进一步研究.

在文献[5-6]的启发下, 基于纹理特征在图像模式识别中的重要作用, 利用小波变换的多尺度纹理分析原理, 本文提出了基于尺度共生矩阵的

收稿日期: 2009-05-27; 修订日期: 2009-09-07

作者简介: 秦海勤(1981-), 男, 山西临县人, 博士生, 主要从事振动监测、信号处理和故障诊断研究.

滚动轴承故障诊断方法. 该方法首先求取滚动轴承振动信号的 S 变换 three-dimensional (3-D) 时频谱图并转换为 two-dimensional (2-D) 灰度图, 然后通过二维小波变换对灰度图像进行多尺度分解, 利用不同纹理特征从一个尺度变化到另一个尺度不同的特点, 在多个尺度空间提取特征. 最后, 通过灰关联分析来表征这些纹理特征的不同发展态势从而实现滚动轴承的故障诊断. 对实测故障数据的分析表明, 该方法具有较高的诊断精度.

1 基于尺度共生矩阵的滚动轴承故障特征提取

1.1 图像的小波分解^[7-8]

对于图像这类二维离散信号, 应该应用二维离散小波变换对其进行分解. 由于图像由两个一维信号的张量积构成, 因此应用张量分析的概念, 很容易从一维小波变换推导出二维小波变化. 设 $\{V_j^1\}$ 和 $\{V_j^2\}$ 分别是 $L^2(R)$ 空间中的闭子空间列, 则由两者构成的张量空间为

$$V_j = V_j^1 \otimes V_j^2 \quad (1)$$

若 $\{V_j^1\}$ 和 $\{V_j^2\}$ 的基底为 $\{\phi(x)\}$ 和 $\{\phi(y)\}$, 则 V_j 的基底为 $\{\phi(x)\phi(y)\}$.

对于一维信号若 V_j^1 关于 V_{j+1}^1 的补空间为 W_j^1 , V_j^2 关于 V_{j+1}^2 的补空间为 W_j^2 , 则有如下的等式存在

$$V_{j+1}^1 = V_j^1 + W_j^1 \quad (2)$$

$$V_{j+1}^2 = V_j^2 + W_j^2 \quad (3)$$

由张量分析可得

$$V_{j+1} = V_j + W_j^{(1)} + W_j^{(2)} + W_j^{(3)} \quad (4)$$

其中

$$\begin{cases} W_j^{(1)} = V_j^1 \otimes W_j^2 \\ W_j^{(2)} = W_j^1 \otimes V_j^2 \\ W_j^{(3)} = W_j^1 \otimes W_j^2 \end{cases} \quad (5)$$

因此, 对图像进行小波分解不但可以通过水平方向的低通滤波和垂直方向的低通滤波得到图像的低频子图, 而且可以通过水平方向的低通滤波和垂直方向的高通滤波得到图像垂直方向的高频子图, 同时也可以通过水平方向的高通滤波和垂直方向的低通滤波得到水平方向的高频子图, 另外还可以通过水平方向和垂直方向的高通滤波得到对角方向上的高频子图. 其分解示意图如图 1 所示. 由于图像的能量一般主要集中在低频, 所以通过不同尺度下的低频子图构造尺度共生矩

阵, 同时为了减少计算量在进行分解之前可对灰度矩阵进行正规化处理^[3].

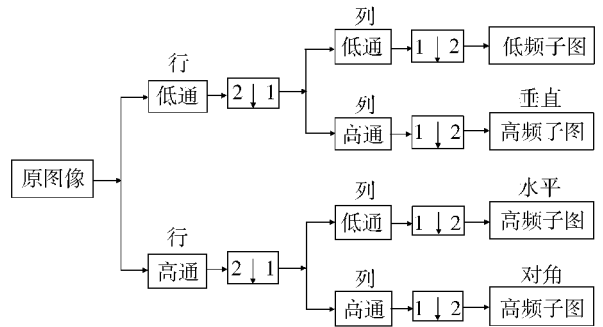


图 1 图像小波分解示意图

Fig. 1 Image wavelet decompose sketch map

1.2 尺度共生矩阵

图像的尺度共生矩阵是从灰度共生矩阵的概念演变而来的. 灰度共生矩阵是图像灰度关于方向、相邻间隔、幅度变化的综合反映. 根据方向和间隔的不同灰度共生矩阵的定义有所区别^[9-10], 它的元素 $C_{\theta,d}(i,j)$ 描述了在 θ 方向上, 间隔 d 个像素距离的一对像素分别具有灰度值 i 和 j 的出现概率. 显见, 灰度共生矩阵与选择的 θ 和 d 有关. 而尺度共生矩阵是针对小波分解后的相邻尺度子图像而言, 它的定义为:

设 x_0 为一纹理区域为 D , 灰度级数目为 G 的图像. 经过 N 层小波分解后不同尺度的子图像为 $x_1, x_2, \dots, x_N$, 则相邻两尺度的尺度共生矩阵为

$$\Phi_k(i,j) = \{\phi_j(x_k, x_{k-1}) \mid (i,j) \in D\} \quad (k = 1, 2, \dots, N)$$

其中 ϕ_j 是相邻尺度的共生灰度的频率, 定义为

$$\phi_j(x_k, x_{k-1}) = \#\{(m,n) \mid (m,n) \in D, x_k(m,n) = i, x_{k-1}(m,n) = j\} \quad (6)$$

代表数量, 对 Φ_{ij} 进行归一化则有

$$\Phi_{ij} = \frac{\Phi_{ij}}{N}, \quad N = \sum \sum \phi_{ij} \quad (7)$$

从定义可以看出尺度共生矩阵的元素表示的是同一位置像素点在相邻尺度上的灰度共现概率, 避免了传统灰度共生矩阵需选取方向和步长的缺陷.

1.3 基于尺度共生矩阵的特征提取

正如传统的灰度共生矩阵那样尺度共生矩阵也同样不能直接提供纹理的特性. 需由尺度共生矩阵构造若干统计量作为纹理特征. 本文选取 5 个常用的统计量作为滚动轴承故障诊断的纹理特

征,它们是:能量、熵、相关、均匀度和反差,其计算式分别为

$$f_1 = \sum_i^G \sum_j^G [\Phi(i, j)]^2 \quad (8)$$

$$f_2 = - \sum_i^G \sum_j^G \Phi(i, j) \log [\Phi(i, j)] \quad (9)$$

$$f_3 = \sum_i^G \sum_j^G \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)}{\alpha_x \alpha_y} \Phi(i, j) \quad (10)$$

$$f_4 = \sum_i^G \sum_j^G \frac{1}{1 + (i - j)^2} \Phi(i, j) \quad (11)$$

$$f_5 = \sum_i^G \sum_j^G (i - j)^2 \Phi(i, j) \quad (12)$$

式中

$$\mu_x = \sum_i^G \sum_j^G i \Phi(i, j) \quad (13)$$

$$\mu_y = \sum_j^G \sum_i^G j \Phi(i, j) \quad (14)$$

$$\alpha_x = \sum_i^G (i - \mu_x)^2 \sum_j^G \Phi(i, j) \quad (15)$$

$$\alpha_y = \sum_j^G (j - \mu_y)^2 \sum_i^G \Phi(i, j) \quad (16)$$

分别是行与列的均值和方差.

对于分解后的 N 个尺度共生矩阵可以得到如图 2 所示的一组表示原图像的纹理特征向量.

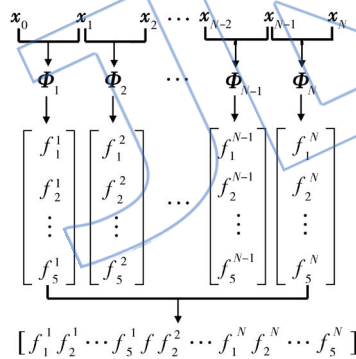


图 2 特征提取示意图

Fig. 2 Feature extracting sketch map

2 基于系统灰关联的故障诊断

灰关联是指事物之间的不确定关联.而关联分析是指对系统动态发展过程的量化分析.它根据因素之间发展态势的相似或相异程度来衡量因素间接近的程度.因素之间的比较,实质上是几种几何曲线几何形状的分析比较,认为几何曲线形状越接近,发展态势越接近^[11].这种接近程度的测度用灰色关联度来表示.

对于滚动轴承在不同的故障模式下,其振动信号的发展态势存在差异,这种差异通过其谱图

的纹理特征表现出来.因此通过对所测得的振动信号谱图的纹理特征和已知故障模式的纹理特征的相似或相异程度的分析能够对其进行诊断识别.

具体过程为:

设 $y_i = (y_i(1), y_i(2), \dots, y_i(n))$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 为已知的故障模式的纹理特征向量, $x_j = (x_j(1), x_j(2), \dots, x_j(n))$ ($j = 1, 2, \dots, s$) 为所测的振动信号谱图的纹理特征向量.其中 n 为纹理特征的个数, m 为已知的故障模式数, s 为所测的信号组数.

令 x_j 相对于 y_i 在第 k 个纹理特征的差异为

$$\Delta_{ij}(k) = |y_i(k) - x_j(k)| \quad (17)$$

则有三级环境参数 $\Delta_{ij}(\max) = \max_i \max_j \max_k \Delta_{ij}(k)$

和 $\Delta_{ij}(\min) = \min_i \min_j \min_k \Delta_{ij}(k)$,从而得到灰色关联系数为

$$\gamma(y_i(k), x_j(k)) = \frac{\Delta_{ij}(\min) + \xi \cdot \Delta_{ij}(\max)}{\Delta_{ij}(k) + \xi \cdot \Delta_{ij}(\max)} \quad (18)$$

其中 ξ 为分辨系数, $\xi \in (0, 1]$,一般取 $\xi = 0.5$.则 x_j 对于 y_i 的灰色关联度 $\gamma(y_i, x_j)$ 为

$$\gamma(y_i, x_j) = \frac{1}{n} \sum_k^n \gamma(y_i(k), x_j(k)) \quad (19)$$

进一步得到灰色关联矩阵为

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \gamma(y_1, x_1) & \gamma(y_1, x_2) & \cdots & \gamma(y_1, x_s) \\ \gamma(y_2, x_1) & \gamma(y_2, x_2) & \cdots & \gamma(y_2, x_s) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma(y_m, x_1) & \gamma(y_m, x_2) & \cdots & \gamma(y_m, x_s) \end{bmatrix} \quad (20)$$

比较各列中灰色关联度的大小,选取最大值即为对应的故障模式.

3 滚动轴承故障诊断实例

为了验证本文方法在滚动轴承故障诊断中的有效性,以 Case Western Reserve University (CWRU)的轴承试验数据为例进行说明^[12].在试验中所用的轴承为 SKF (Svenska Kullager-Fabriken)的 6205-2RS 型深沟球轴承.利用电火花加工模拟轴承的内环故障、外环故障、滚动体故障以及正常情况下的四种故障模式(轴承故障参数如表 1 所示).利用加速度传感器进行拾振,采样频率为 12 kHz,采样时各故障状态轴承转子转速均为 1772 r/min.

表 1 轴承故障参数表

Table 1 Different types of simulated faults on the rolling element bearing

故障状态	内环故障	外环故障	滚动体故障
状态 I	直径/mm	0.178	0.178
	深度/mm	0.279	0.279
状态 II	直径/mm	0.356	0.356
	深度/mm	0.279	0.279
状态 III	直径/mm	0.534	0.534
	深度/mm	0.279	0.279

每一故障模式下分别提取 25 组数据,每组数据长度为 2 048 个数据点. 其中前 5 组数据用来构造标准故障模式,后 20 组数据作为测试样本. 为了应用纹理特征对滚动轴承故障进行诊断,首先通过 S 变换求取振动信号的三维时频谱图,如图 3~图 6 分别为状态 III 下四种轴承故障模式的三维时频谱图.

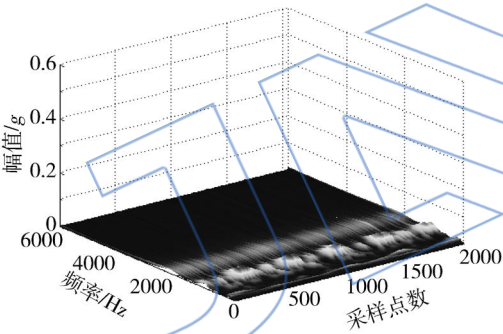


图 3 正常状态三维时频谱
Fig. 3 Three-dimensional time-frequency spectrum of normal vibration

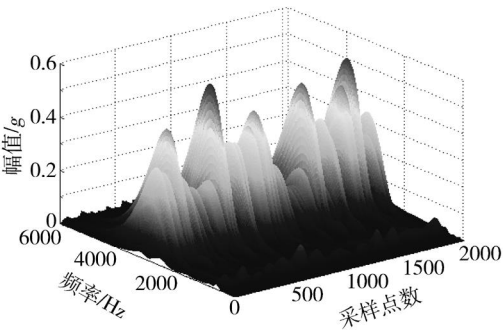


图 4 内环故障三维时频谱
Fig. 4 Three-dimensional time-frequency spectrum of inner ring fault vibration

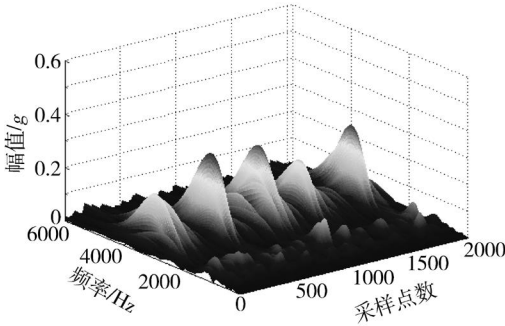


图 5 外环故障三维时频谱
Fig. 5 Three-dimensional time-frequency spectrum of outer ring fault vibration

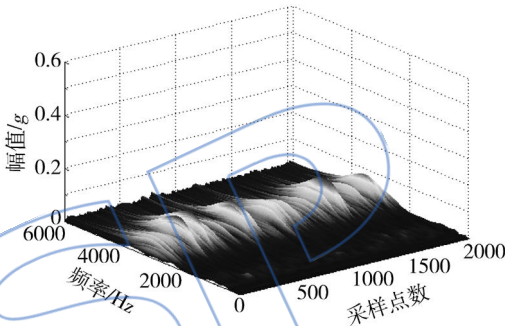


图 6 滚动体故障三维时频谱
Fig. 6 Three-dimensional time-frequency spectrum of rolling element fault vibration

从三维时频谱中可以看出这四种故障模式存在明显的差别. 在正常状态时信号的能量主要集中在 2 kHz 以内的低频段;发生内环故障时信号的能量集中 2~5 kHz 之间;发生外环故障时信号的能量集中 4 kHz 左右且 1 kHz 附近也分散部分能量;发生滚动体故障时能量集中在 3~4 kHz 之间且相对较小.

为了提取图像纹理特征需把三维时频谱转换为灰度图. 在进行转换时既可以向时间频率平面内投影,也可以向频率幅值平面内或时间幅值平面内投影. 这三种投影方式各有优缺点,但都舍弃了图像某一维的信息. 为了提高故障诊断的精度,应该尽量综合利用这三方面的信息. 其实图 3~图 6 所示的三维时频谱本身就是一种三维信息在二维平面的投影,因此本文采用这种投影方式把三维时频谱直接转换为灰度图,图 7~图 10 分别对应为图 3~图 6 经过平滑、滤波处理后的灰度图.

对得到的每一幅灰度图进行三层小波分解,得到 3 个尺度共生矩阵,每一共生矩阵提取 5 个纹理特征,因此每一幅图像提取 15 个特征. 取每

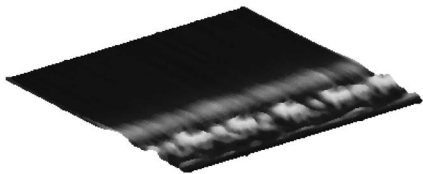


图 7 正常状态灰度图

Fig.7 Grey chart of normal vibration

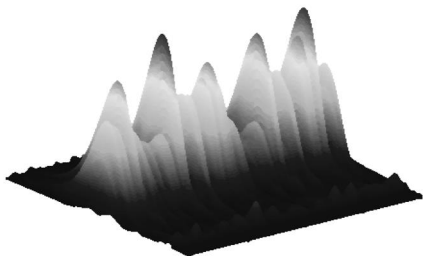


图 8 内环故障灰度图

Fig.8 Grey chart of inner ring fault vibration

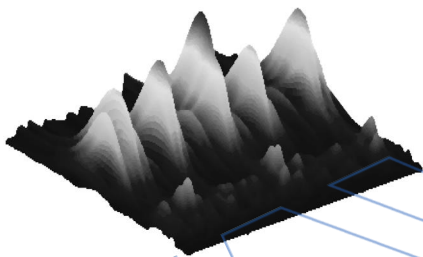


图 9 外环故障灰度图

Fig.9 Grey chart of outer ring fault vibration

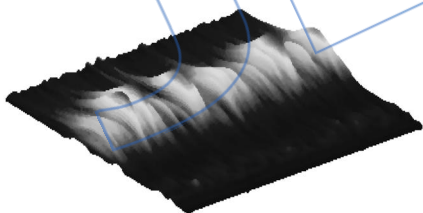


图 10 滚动体故障灰度图

Fig.10 Grey chart of rolling element fault vibration

一故障模式前 5 组数据的各个图像特征的平均值作为该故障模式的标准特征向量. 利用标准特征向量,通过灰关联分析即可实现滚动轴承故障诊断. 表 2~表 4 为应用该方法的诊断结果.

分析表 2~表 4 可得,该方法具有较高的诊断精度,每一故障模式诊断正确率达到了 80 % 以上. 三种情况下都正确识别出了正常状态,误判为正常状态的情况在所有状态下只发生了两起,说明该方法对于滚动轴承是否发生故障比较敏感. 同时从表中也可以看出随着故障尺寸的增加,诊断平均正确率反而有所降低. 究其原因可能是由

表 2 状态 I 诊断结果

Table 2 Fault diagnosis result for case I

	故障类型			
	正常	内环故障	外环故障	滚动体故障
样本数	20	20	20	20
正常	20	0	0	0
内环故障	0	19	0	0
外环故障	0	1	20	0
滚动体故障	0	0	0	20
正确率/ %	100	95	100	100
平均正确率/ %	98.8			

表 3 状态 II 诊断结果

Table 3 Fault diagnosis result for case II

	故障类型			
	正常	内环故障	外环故障	滚动体故障
样本数	20	20	20	20
正常	20	0	0	2
内环故障	0	18	0	1
外环故障	0	2	20	0
滚动体故障	0	0	0	17
正确率/ %	100	90	100	85
平均正确率/ %	93.8			

表 4 状态 III 诊断结果

Table 4 Fault diagnosis result for case III

	故障类型			
	正常	内环故障	外环故障	滚动体故障
样本数	20	20	20	20
正常	20	0	0	0
内环故障	0	20	0	0
外环故障	0	0	16	4
滚动体故障	0	0	4	16
正确率/ %	100	100	80	80
平均正确率/ %	90			

于故障的加剧,轴承各部件相互引起的调频效果增强,使得故障特征频率产生相互叠交的可能性大大增强. 同时随着故障尺寸的增加,虽然各部件

的振动加剧,但由于相互影响有可能使反映在轴承座上的振动此时在不同故障模式下量值比较接近.正是由于这两面的原因使得故障加剧时诊断平均正确率反而有所降低.

另外值得指出的是在诊断过程中,本文方法对于高斯归一化后的特征向量,诊断正确率比表2~表4的结果偏低.这可能与本文所用的方法有关,灰关联分析实质上比较的是不同特征向量在空间几何形状的接近程度,而高斯归一化后有可能在某种程度上破坏这种接近程度.这说明对于不同的诊断方法,纹理特征是否需要归一化有待进一步研究.

4 结 论

针对滚动轴承振动信号的各种三维和二维谱图中包含着不同故障信息的客观事实,通过二维小波变换在多个尺度空间提取这些谱图的纹理特征,并应用灰关联分析表征这些纹理特征的不同发展态势从而实现滚动轴承的故障诊断.对实测不同故障状态数据的分析表明:

1) 该方法具有较高的故障模式分类精度,对于是否发生故障比较敏感.

2) 随着故障的加剧,由于轴承各部件之间的影响,诊断正确率会有所降低.

3) 对于不同的诊断方法,纹理特征归一化有可能使正确率降低.因此对于特定的诊断方法,是否进行归一化需区别对待.

参考文献:

- [1] 廖明夫,马振国,雷剑宇.滚动轴承的几何常数 and 故障特征倍频的估计方法[J].航空动力学报,2008,23(11):1993-2000.
LIAO Mingfu, MA Zhenguo, LEI Jianyu. Geometry number of rolling element bearings and estimation of characteristic octave frequencies of bearing defects[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(11): 1993-2000. (in Chinese)
- [2] 雷剑宇,廖明夫.基于旋转坐标系转轴振动信号的滚动轴承故障诊断方法[J].航空动力学报,2007,22(8):1340-1345.
LEI Jianyu, LIAO Mingfu. A diagnostic approach to rolling element bearing based on vibration signal of shaft in a rotating reference frame[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(8): 1340-1345. (in Chinese)
- [3] 夏新涛,王中宇,孙立明,等.滚动轴承振动与噪声关系的灰色研究[J].航空动力学报,2004,19(3):424-428.
XIA Xintao, WANG Zhongyu, SUN Liming, et al. On relationship between vibration and noise of rolling bearing using grey system theory[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(3): 424-428. (in Chinese)
- [4] 陈果.滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断[J].航空学报,2009,30(2):362-367.
CHEN Guo. Feature extraction and intelligent diagnosis for ball bearing early faults[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(2): 362-367. (in Chinese)
- [5] 窦唯,刘占生,马晓峰.旋转机械故障诊断的灰度-基元共生矩阵方法研究[J].航空动力学报,2008,23(9):1609-1616.
DOU Wei, LIU Zhansheng, MA Xiaofeng. Fault diagnosis of rotating machinery based on gray primitive co-occurrence matrix[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(9): 1609-1616. (in Chinese)
- [6] 窦唯,刘占生,王政先.旋转机械振动故障诊断的灰度-梯度共生矩阵方法[J].航空动力学报,2008,23(10):1939-1943.
DOU Wei, LIU Zhansheng, WANG Zhengxian. Vibration fault diagnosis method based on gray level-gradient co-occurrence matrix for rotating machinery[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(10): 1939-1943. (in Chinese)
- [7] 陈武凡.小波分析及其在图像处理中的应用[M].北京:科学出版社,2002.
CHEN Wufan. Wavelet analysis and its application in image processing[M]. Beijing: Science Press, 2002. (in Chinese)
- [8] 吴均,朱重光,赵忠明.一种基于小波分析的旋转不变图像快速匹配方法[J].遥感学报,2002,6(5):339-342.
WU Jun, ZHU Chongguang, ZHAO Zhongming. A novel method for rotation-invariant image matching based on wavelet analysis[J]. Journal of Remote Sensing, 2002, 6(5): 339-342. (in Chinese)
- [9] Clausi D A, Jernigan M E. A fast method to determine co-occurrence texture features[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(1): 298-300.
- [10] 薄华,马缚隆,焦李成.图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J].电子学报,2006,34(1):155-154.
BO Hua, MA Fulong, JIAO Licheng. Research on computation of GLCM of image texture[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(1): 155-154. (in Chinese)
- [11] 陈永光,柯宏发.电子信息装备试验灰色系统理论运用技术[M].北京:国防工业出版社,2008.
CHEN Yongguang, KE Hongfa. Application technology of grey system theory for electronic information equipment test[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008. (in Chinese)
- [12] Ocak H, Loparo K A. HMM-based fault detection and diagnosis scheme for rolling element bearings[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2005, 127: 299-306.