

文章编号:1000-8055(2008)10-1939-05

旋转机械振动故障诊断的灰度-梯度共生矩阵方法

窦 唯, 刘占生, 王政先

(哈尔滨工业大学 能源科学与工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 研究了基于灰度-梯度共生矩阵的旋转机械故障诊断方法, 利用灰度-梯度共生矩阵直接提取旋转机械振动参数图形中的特征信息, 应用人工免疫系统实现旋转机械故障诊断. 实验验证该方法可以获得较高的诊断精度, 证明了该方法的可行性.

关 键 词: 故障诊断; 参数图形; 灰度-梯度共生矩阵; 纹理特征; 旋转机械

中图分类号: TP206+.3

文献标识码: A

Vibration fault diagnosis method based on gray level-gradient co-occurrence matrix for rotating machinery

DOU Wei, LIU Zhan-sheng, WANG Zheng-xian

(School of Energy Science and Engineering,
Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: A diagnosis method based on gray level-gradient co-occurrence matrix was researched in this paper. This method was used to directly extract the features from graphics of rotating machinery by gray level-gradient co-occurrence matrix. And, fault diagnosis of rotating machinery was achieved by using artificial immune system. The test proves that this method can get high diagnosis accuracy.

Key words: fault diagnosis; parameters image; gray-gradient co-occurrence matrix; texture feature; rotating machinery

通过分析旋转机械运行过程中振动信号的各种参数图形来进行监测与诊断仍是目前设备维护管理的主要手段^[1]. 图形信息没有被较好的应用到旋转机械的故障诊断中主要原因之一就是图形的特征提取困难. 如何提取图形中的有用信息并将这些信息应用到故障诊断中是一项崭新课题.

纹理信息是图形的最基本特征, 包含着图形主要目标边界信息. 纹理分析方法有统计法、结构法等. 本文根据统计方法和结构方法的各自特点, 针对旋转机械振动参数图形提出了基于灰度-梯

度共生矩阵的旋转机械故障诊断方法, 该方法首先利用旋转机械振动时域信号进行高阶谱分析, 然后转换成二维灰度图形, 根据灰度图形的纹理分布特点, 利用灰度-梯度共生矩阵提取和挖掘旋转机械二维时频分析灰度图形中纹理特征信息, 然后利用人工免疫系统实现旋转机械故障诊断. 在 600 MW 模化汽轮机转子试验台上进行了转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障及轴承松动故障的试验, 诊断结果表明所提出方法具有较高的诊断准确率.

收稿日期: 2007-09-20; 修订日期: 2007-12-10

基金项目: 国家自然科学基金(50875056)

作者简介: 窦唯(1977-), 男, 黑龙江肇东人, 博士生, 主要从事转子动力学、设备振动故障诊断方法、信号处理及图象处理方法研究.

1 旋转机械图形特征提取的灰度-梯度共生矩阵方法

图形特征提取好坏,将直接影响到诊断结果.由于图形中含有丰富信息,对它的特征提取非常困难.图形特征主要体现在灰度信息、形状信息和纹理信息等方面.针对旋转机械时频分布图形的特点,提出描述图形纹理特征的灰度-梯度共生矩阵的统计量作为特征向量.灰度-梯度空间能清晰的描绘图形内各像素点灰度与梯度的分布规律及像素点与其邻域像素点的空间关系,能较好地描绘图形的纹理特征.

1.1 灰度-梯度共生矩阵

灰度-梯度共生矩阵 C 的元素 $c(i, j)$ 定义为在正规化的灰度图形 $F(K, L)$ 和正规化的梯度图形 $G(K, L)$ 中共同具有灰度值为 i 和梯度值为 j 的总像点数^[2].例如 $c(8, 12) = 20$, 即图形内像点灰度为 8, 梯度为 12 的总像点数为 20. 灰度-梯度共生矩阵模型集中反映了图形中两种最基本的要素, 即像点的灰度和梯度(或边缘)的相互关系. 各像点的灰度是构成一幅图形的基础, 而梯度则是构成图形边缘轮廓的要素, 图形的主要信息是由图形的边缘轮廓提供的.

1.1.1 灰度、梯度的正规化

本文中灰度图形各像点的梯度值采用 3×3 窗口的 Sobel 算子计算.

$$g(K, L) = [g_x^2 + g_y^2]^{1/2} \quad (1)$$

$$g_x = f(K+1, L-1) + 2f(K+1, L) + f(K+1, L+1) - f(K-1, L-1) - 2f(K-1, L) - f(K-1, L+1) \quad (2)$$

$$g_y = f(K-1, L+1) + 2f(K, L+1) + f(K+1, L+1) - f(K-1, L-1) - 2f(K, L-1) - f(K+1, L-1) \quad (3)$$

式中 $K=1, 2, \dots, M; L=1, 2, \dots, N; M, N$ 为图形的行列数; $g(K, L)$ 为第 (K, L) 个像点的梯度值.

首先对灰度阵进行正规化处理, 假设已知灰度阵中的最大灰度值 $f_{\max}$, 希望正规化后的最大灰度值为 $f_{\text{normalize}}$, INT 表示取整运算, 则正规化后的灰度矩阵为

$$F(K, L) = INT \left[\frac{f(K, L) f_{\text{normalize}}}{f_{\max}} \right] + 1 \quad (4)$$

正规化的目的实际上是减小了灰度阵的最大变化范围, 灰度阵元素值由原来的 $0 \sim f_{\max}$ 变为

$0 \sim f_{\text{normalize}}$, 当然这是以损失度量精度为代价的, 所以应合理选择正规化值的大小, 本文取 $f_{\text{normalize}}$ 为 64.

同理, 对梯度进行正规化处理, 若假设梯度阵中的最大灰度值 $g_{\max}$, 希望正规化后的最大梯度值为 $g_{\text{normalize}}$, 本文中 $g_{\text{normalize}}$ 取 64. INT 表示取整运算, 则正规化后的梯度阵为

$$G(K, L) = INT \left[\frac{g(K, L) g_{\text{normalize}}}{g_{\max}} \right] + 1 \quad (5)$$

经过正规化处理后, 得到 2 个正规化矩阵 $F(K, L)$ 和 $G(K, L)$, 即可计算灰度-梯度共生矩阵.

1.1.2 灰度-梯度共生矩阵的计算

在正规化的灰度阵 $F(K, L)$ 和梯度阵 $G(K, L)$ 中, 统计同时使 $F(K, L) = i$ 和 $G(K, L) = j$ 的像点对数, 此值即共生矩阵 C 的第 (i, j) 个元素的值 c_{ij} . 在灰度值为 i 梯度值为 j 处的共生矩阵的概率为^[3]

$$p_{ij} = c_{ij} \sum_i \sum_j c_{ij} \quad (6)$$

1.2 基于灰度-梯度共生矩阵的图形特征提取

灰度-梯度共生矩阵尽管能反映图形的特征, 但是冗余信息过多, 因此根据旋转机械参数灰度图形特点, 本文从灰度-梯度共生矩阵里提取 5 个统计特征参数作为特征量. 这 5 个参数为: 小梯度优势 ($T_{\min}$)、大梯度优势 ($T_{\max}$)、能量 (E)、梯度分布不均匀性 (U_g) 和梯度熵 (H_g)^[4]. 其计算式分别如下:

$$T_{\min} = \left[\sum_i \sum_j \frac{C(i, j)}{j^2} \right] / \left[\sum_i \sum_j C(i, j) \right] \quad (7)$$

$$T_{\max} = \left[\sum_i \sum_j j^2 C(i, j) \right] / \left[\sum_i \sum_j C(i, j) \right] \quad (8)$$

$$E = \sum_i \sum_j [P(i, j)]^2 \quad (9)$$

$$U_g = \frac{\sum_i \left[\sum_j C(i, j) \right]^2}{\sum_i \sum_j C(i, j)} \quad (10)$$

$$H_g = - \left\{ \sum_i \left[\sum_j P(i, j) \right] \log \left[\sum_j P(i, j) \right] \right\} \quad (11)$$

这样由以上 5 个特征就可以组成了灰度图形的纹理特征向量

$$t = [T_{\min}, T_{\max}, E, U_g, H_g] \quad (12)$$

由于该特征向量中的 5 个分量的物理意义和取值范围不同, 小的分量和大的分量相比, 在以欧氏距离作为量度时, 小的分量容易被忽略, 所以需

要对各个特征分量进行内部特征归一化. 本文使用了高斯归一化方法, 这样在高斯归一化之后, 在计算相似距离时, 可使各分量具有相同的权重^[1].

设原始特征向量为 $[t_1, t_2, \cdots, t_5]$, 归一化的特征向量为 $[T_1, T_2, \cdots, T_5]$, 归一化步骤如下: ①计算各个原始特征向量的平均值 m 和标准差 σ ; ②进行归一化运算

$$T_i = (t_i - m) / \sigma, \quad (i = 1, 2, \cdots, 5) \quad (13)$$

2 基于人工免疫系统的故障诊断

根据上文所提供的纹理特征, 即可运用人工免疫系统的反面选择算法进行旋转机械故障识别. 受生物免疫系统反面选择机理的启发, Forrest 等人提出了用于异常检测的二进制编码反面选择算法. 后来, Gonzalez 改进了反面选择算法, 提出了向量检测器的概念^[5-7]. 这样避免了二进制编码反面选择算法存在的一些如匹配规则的准确物理意义、抗噪声能力差等问题. 向量检测器具有与正常模式向量相同的维数, 但其分布在非己空间内. 向量检测器满足以下式

$$E(d, s) > r \quad (14)$$

式中 $E(\cdot)$ 表示欧式距离, s 表示自己空间的任意正常模式向量, r 为阈值. 按以上规则产生的向量检测器都分布在非己空间, 而无一落入自己空间.

将待检模式向量与检测器集 D 的每个检测器进行匹配, 如果匹配距离 $E(\cdot)$ 小于等于 r , 该检测器被激活, 表明设备存在异常.

本文利用反面选择算法离线从旋转机械的正常或故障样本特征向量出发构造实值向量检测器, 使产生的检测器不与自己空间匹配, 这样产生的检测器就可以用来检测设备是否发生故障.

对于实际的故障诊断问题, 将采集的原始振动信号数据行高阶谱分析(本文采用双谱分析), 然后将双谱立体图转换成二维灰度图形, 再对灰度矩阵进行正规化处理并提取灰度-梯度共生矩阵及其统计量特征, 最后对纹理特征向量并进行归一化处理, 这样就得到故障特征向量样本. 这样得到了含有大量故障信息的样本后就可以直接构造实值向量检测器, 利用这些检测器集即可实施诊断. 在线进行故障诊断时, 必须按照同样的方法对信号进行处理和特征提取. 用离线训练的检测器集 D 在线检测振动信号的特征向量, 根据匹配过程中检测器激活结果进行故障诊断, 故障诊断过程如图 1 所示. 在图中, 左半部的流程为离线学

习过程, 右半部的流程为诊断过程. 在实际诊断过程中, 只需要把待诊断的样本特征向量与检测器集进行匹配即可实现快速诊断.

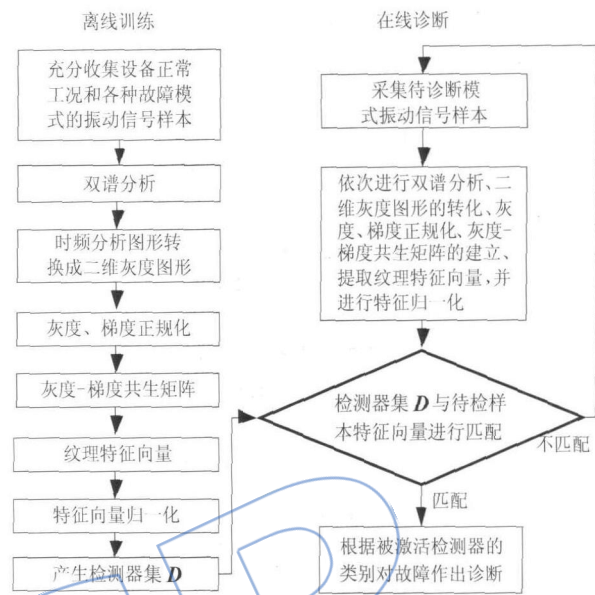


图 1 基于人工免疫系统的故障诊断流程图

Fig.1 Block diagram of artificial immune fault diagnosis

3 诊断实例

为了验证本文提出方法的有效性, 在 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系试验台上进行了转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障及轴承松动故障 4 种状态试验研究.

为了应用灰度-梯度共生矩阵进行故障诊断, 试验中转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障及轴承松动故障 4 种状态每种采集 50 个启停机样本, 其中每种状态样本的前 20 个作为学习训练样本, 剩下的 30 个为测试样本. 由于篇幅所限, 文中只以转子正常和轴承松动故障为例进行说明. 图 2 和图 3 分别为 2 种状态的一个样本的时域波形. 在本文中, 首先将采集每个原始振动信号样本进行双谱分析, 如图 4 和图 5 所示, 图中坐标为无量纲量. 从图中可以看出正常信号和故障信号的分布存在着明显的差别, 以信号在时频面上的幅值为灰度值将三维图形转化为二维灰度图形, 如图 6 和图 7 所示, 图中坐标为无量纲量.

为了有效地提取图形特征首先对灰度图形进行消噪、平滑等预处理, 然后根据图形实际需要的灰度级别对图形的灰度矩阵进行正规化处理以减少计算量, 正规化处理后可以从灰度矩阵直接阵并不等于就得到了图形的纹理特征, 还需要进一步从矩阵中提取上文提到的 5 个纹理特征参数,

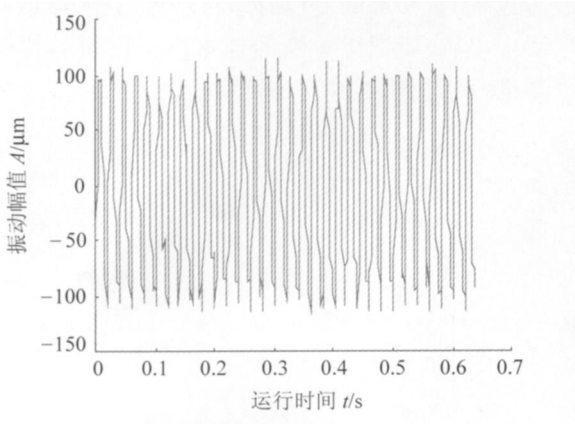


图2 转子正常振动时域波形图
Fig.2 Time wave of normal rotor vibration

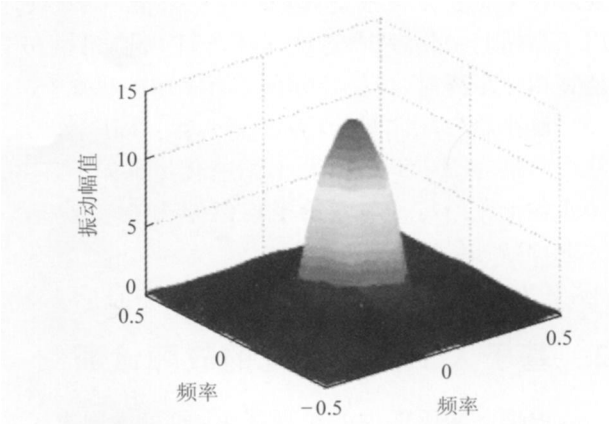


图5 轴承松动故障双谱图
Fig.5 Bispectrum image of bearing pedestal looseness

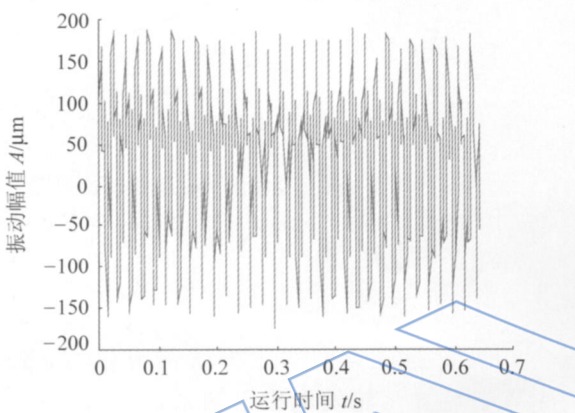


图3 轴承松动故障振动时域波形图
Fig.3 Time wave of vibration due to loose bearing pedestal

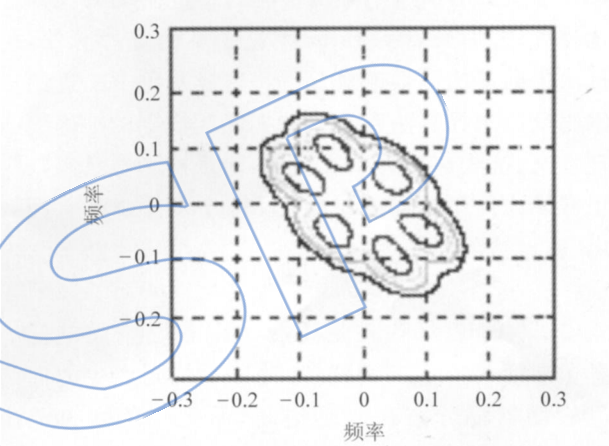


图6 正常振动灰度图
Fig.6 Gray image of normal rotor vibration

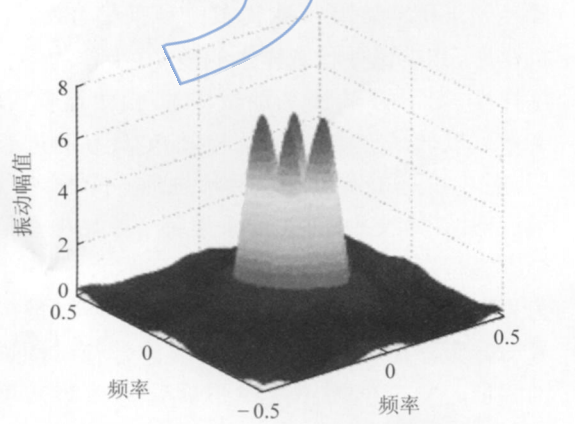


图4 正常振动双谱图
Fig.4 Bispectrum image of normal rotor vibration

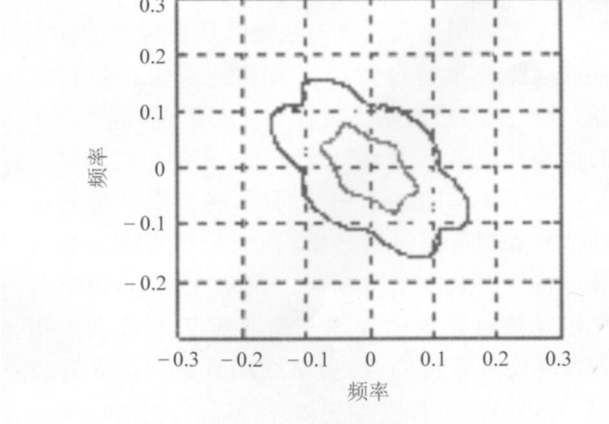


图7 轴承松动灰度图
Fig.7 Gray image of bearing pedestal looseness vibration

并组成灰度图形的纹理特征向量,然后进行高斯归一化处理消除数据之间影响.

获取了灰度图形的特征向量以后就可以利用人工免疫智能的反面选择算法进行故障识别.首

先利用提取的正常工况和各种故障模式的特征向量离线产生并训练实值向量检测器,在训练检测器之前,首先选取检测器的阈值半径 r 、学习步长、检测器数量等参数,本文中每种工况的检测器

集各产生 40 个检测器,检测器的阈值半径 r 为 0.1. 用训练好的检测器集 D 可以对汽轮机进行在线诊断. 使用该诊断方法时,检测器的阈值半径 r 、检测器集 D 所包含的检测器数量、学习步长等参数对诊断结果都有不同程度的影响. 参数的优选比较困难,但根据设备振动信号的变化情况选择比较合理的参数范围是可行的. 只要参数选择合理,诊断的平均准确率可达 80 % 以上,如表 1 所示.

为了进一步验证灰度-梯度共生矩阵能有效地提取灰度图形特征,本文用同样训练和测试样本进行了灰度共生矩阵的统计特征提取. 提取了灰度图形 0° 方向的灰度共生矩阵的角二阶矩、熵、对比度和逆差矩和相关度 5 个统计特征,诊断结果见表 1.

表 1 诊断结果统计表
Table 1 Statistics of fault diagnosis result

状态类型 (测试样本 30 个)	诊断准确率/ % 灰度-梯度共生矩阵	灰度共生矩阵
转子正常	93.3	86.7
转子不平衡	86.7	80.0
转子不对中	83.3	73.3
轴承松动	90.0	83.3

从表中可以看出基于灰度-梯度共生矩阵的诊断准确率高于基于灰度共生矩阵的诊断方法,4 种状态的 30 个样本用灰度-梯度共生矩阵提取图形统计特征进行诊断的准确率分别为 93.3 %, 86.7 %, 83.3 % 和 90.0 %, 用灰度共生矩阵提取图形统计特征进行诊断的准确率分别为 86.7 %, 80.0 %, 73.3 % 和 83.3 %. 从而验证了灰度-梯度共生矩阵提取特征的有效性.

4 结 论

以旋转机械振动信号的高阶谱分析图形为研究对象,提出了基于灰度-梯度共生矩阵的旋转机械故障诊断方法,在本文中利用能反映图形像素

点灰度与梯度的分布规律的灰度-梯度共生矩阵直接提取和挖掘旋转机械时频灰度图形中的像素点与其邻域像素点空间关系的特征信息,利用人工免疫系统实现旋转机械故障诊断. 通过实验验证了该方法获得了较高的诊断准确率,证明了所提出的方法能较好地实现旋转机械故障诊断.

参考文献

[1] 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)

[2] 张云彬,张永生. 基于图像纹理特征的目标快速检索[J]. 高技术通讯,2004,(8):11-14.
ZHANG Yunbin, ZHANG Yongsheng. An efficient algorithm for image retrieval based on texture features[J]. High Technology Letters, 2004,(8):11-14. (in Chinese)

[3] 白雪冰,邹丽晖. 基于灰度-梯度共生矩阵的木材表面缺陷分割方法[J]. 森林工程,2007,23(2):16-18.
BAI Xuebing, ZOU Lihui. Segmentation method of surface defects based on gray level gradient co-occurrence matrix[J]. Forest Engineering, 2007, 23(2):16-18. (in Chinese)

[4] 洪继光. 灰度-梯度共生矩阵纹理分析方法[J]. 自动化学报,1984,10(1):22-25.
HONG Jiguang. Gray level-gradient co-occurrence matrix texture analysis method[J]. Acta Automatica Sinica, 1984, 10(1):22-25. (in Chinese)

[5] Gonzalez F, Dasgupta D, Kozma R. Combining negative selection and classification techniques for anomaly detection[C]// In the Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Hawaii: IEEE, 2002, 1:705-710.

[6] Forrest S, Perelson A S, Allen L, et al. Self-nonsel self discrimination in a computer[C]// IEEE Symposium on Research in Security and Privacy. Okaland, CA: IEEE, 1994: 202-212.

[7] 刘占生,窦唯,王晓伟,等. 基于人工免疫的直升机传动系统在线异常监测方法[J]. 航空学报,2007,28(3):739-744.
LIU Zhansheng, DOU Wei, WANG Xiaowei, et al. On-line monitoring approach based on artificial immune system for transmission system of helicopter[J]. Acta Astronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(3):739-744. (in Chinese)