

文章编号: 1000-8055(2008)09-1609-08

旋转机械故障诊断的灰度-基元共生矩阵方法研究

窦 唯, 刘占生, 马晓峰

(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-基元共生矩阵的故障诊断方法, 该方法利用图形的灰度空间分布情况和描述纹理的纹理基元法结合起来提取和挖掘旋转机械振动状态参数图形特征, 可以有效地提取图形中纹理特征信息, 直接利用 BP 人工神经网络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, 诊断结果表明可以获得较高的诊断精度。

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

中图分类号: TK473; TB53

文献标识码: A

Fault diagnosis of rotating machinery based on gray primitive co-occurrence matrix

DOU Wei, LIU Zhan-sheng, MA Xiao-feng

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

Abstract: A fault diagnosis method based on gray primitive co-occurrence matrix was analyzed. This method directly extracts the image characteristics about the vibration parameter of rotating machinery by combining ray space distribution characteristics with texture primitive method. While extracting the information of image texture characteristic, it enables fault diagnosis of rotating machinery by using BP (back propagation) artificial neural networks. This method was validated to get high diagnosis accuracy by conducting normal state rotor, unbalanced rotor, misalignment rotor and loose bearing pedestal experiments on 600 MW turbine experimental bench.

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

目前,应用于旋转机械故障诊断的人工智能方法,如神经网络、模糊推理、专家系统等诊断方法的特征多数是来自于对振动数据进行各种处理提取得到的,然后进行诊断识别^[1]。但是在实际工程应用中更为关注的是一些由振动数据得到的参数图形,如振动三维谱图、轴心轨迹图及趋势图等,因为这些图形中含有设备运行过程中的大量状态信息,在以往的故障诊断系统中图形中的信息没有得有效的利用,在一定程度上影响诊断技术的推广和利用。

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。如何将这些图形信息应用到故障诊断中,如何提取图形中的有用信息是故障诊断的崭新课题。

图形的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,反映了图形本身的属性,在图形分析、识别等领域得到广泛应用。纹理分析方法有统计法、结构法等^[2]。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-基元共生矩阵的旋转机

收稿日期: 2007-09-15; 修订日期: 2007-12-20

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、设备故障智能诊断方法、信号处理及图象处理方法研究。

机械故障诊断方法,该方法首先根据旋转机械图形的特点,将振动三维图形转化为二维灰度图形,然后根据灰度图形的纹理分布特点,利用图形的灰度空间分布情况(概率)和描述纹理的纹理基元将统计法和结构法结合起来描述图形的纹理特征,这样可以有效地提取和挖掘旋转机械状态参数图形中纹理特征信息,然后利用人工神经网络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,为旋转机械故障诊断探索了一条新路.

1 基于灰度-基元共生矩阵的旋转机械状态参数图形特征提取

图形特征提取好坏,将直接影响到诊断结果.因为图形信息内容丰富,对它的特征选取异常困难.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.针对旋转机械灰度纹理图形的特点,提出描述图形纹理特征的灰度-基元共生矩阵作为特征向量.共生矩阵是图形纹理特征的统计描述,而基元方法是图形纹理特征的结构描述方式,本文将二者结合起来描述图形灰度统计和空间结构的纹理特征.

1.1 灰度-基元共生矩阵

灰度共生矩阵是基于图形灰度的二阶统计量,灰度共生矩阵的元素 $h(i, j | d, \theta)$ 描述在 θ 方向上,相隔 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(频数),反映了图形灰度分布关于方向、局部邻域和变化幅度的综合信息^[3-11].但它并不能直接提供区别纹理的特性,还需从 $h(i, j | d, \theta)$ 中进一步提取纹理特征如熵、能量等.而结构分析方法力求找出纹理基元,从结构上探索纹理规律.关键是基元的提取,具体提取图像的纹理基元并不容易.除边界像素外,图像中的每个像素都有4个四邻域或8个八邻域像素.为了配合灰度-基元共生矩阵方法,这里根据不同纹理分布构建一些纹理基元.图1给出几种基元结构形式,将它们定义为最小基元.其中,黑色方块为当前像素,与其邻域像素(空心方块)构成纹理基元.

1.1.1 基元阵

假设图形 $f(i, j)$, $i = 0, 1, 2, \dots, L_x - 1$; $j = 1, 2, \dots, L_y - 1$ 以图1(a)和图1(b)的基元形式来建立基元阵;基元值以邻域像素对该像素的矩来度量.

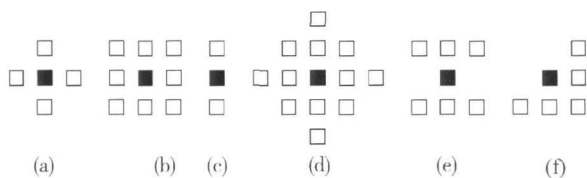


图1 基元结构示意图

Fig. 1 Schematic diagrams of primitive framework

除边界像素外,计算每个像素的4邻域像素(图1(a))灰度对该像素的矩

$$m(i, j) = f(i-1, j) + f(i, j+1) + f(i+1, j) + f(i, j-1) \quad (i = 1, 2, \dots, L_x - 2; j = 1, 2, \dots, L_y - 2) \quad (1)$$

计算每个像素的8邻域像素(图1(b))灰度对该像素的矩

$$m(i, j) = INT \{ [f(i-1, j-1) + f(i-1, j+1) + f(i+1, j-1) + f(i+1, j+1)] \times \sqrt{2} [f(i-1, j) + f(i, j+1) + f(i+1, j) + f(i, j-1)] \} \quad (i = 1, 2, \dots, L_x - 2; j = 1, 2, \dots, L_y - 2) \quad (2)$$

其中 INT 为取整操作.

对于图1(a)的纹理基元,可以将最小基元扩大如图2(a)所示形式.黑点表示此处的像素数量 $k(k \geq 1)$,则其通用矩值计算公式为

$$m(i, j) = \sum_k k [f(i-k, j) + f(i+k, j) + f(i, j-k) + f(i, j+k)] \quad (3)$$

同理,利用类似的方法可得到其它扩展最小纹理基元如图2(b), (c), (d)等及其矩值计算公式.利用类似的方法同样可以计算其它基元结构的矩值.矩值 $m(i, j)$ 作为最小纹理基元的特征值,可以得到基元阵 $P = \{m(i, j) | i = 1, 2, \dots, L_x - 2; j = 1, 2, \dots, L_y - 2\}$.

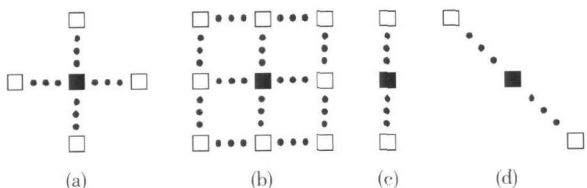


图2 扩展纹理基元示意图

Fig. 2 Schematic diagrams of texture primitive extended

1.1.2 正规化

共生矩阵的最大缺点是计算量大.为了解决这个问题,先将灰度阵进行正规化处理,然后在计算基元阵.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 $f_{\text{normalize}}$,则正规化后的灰度矩阵为

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

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 $0 \sim f_{\text{max}}$ 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。

同理,若假设基元阵中的最大基元值 m_{max} ,希望正规化后的最大灰度值为 $m_{\text{normalize}}$,则正规化后的基元阵为

$$P(i, j) = INT \left[\frac{m(i, j) m_{\text{normalize}}}{m_{\text{max}}} \right] + 1 \quad (5)$$

经过正规化处理,得到 2 个正规化矩阵

$$F(i, j) \quad (i = 1, 2, \cdots, L_{x-2}; j = 1, 2, \cdots, L_{y-2})$$

$$P(i, j) \quad (i = 1, 2, \cdots, L_{x-2}; j = 1, 2, \cdots, L_{y-2})$$

1.1.3 灰度-基元共生矩阵

假设正规化后的灰度阵的最大灰度值 $f_{\text{normalize}} = L_{\text{gpx}}$,规范化后基元阵中的最大基元值 $m_{\text{normalize}} = L_{\text{gpy}}$. 灰度-基元共生矩阵定义为 $GP(i, j)$, $i = 0, 1, 2, \cdots, L_{\text{gpx}}; j = 0, 1, 2, \cdots, L_{\text{gpy}}$,是由灰度矩阵和基元矩阵共同构建的^[5-9]. 矩阵的大小为 $(L_{\text{gpx}} + 1) \times (L_{\text{gpy}} + 1)$. 矩阵中的元素 $GP(i, j)$ 为灰度值等于 i ,基元值等于 j 的点对数量. 例如 $GP(6, 10) = 18$,即表示在一幅图像的灰度-基元共生矩阵中,灰度值为 6($i = 6$),基元值为 10($j = 10$)的点对数是 18. 图 3 为一个灰度图形,图 4 是其顺时针旋转 90° 的灰度图形.

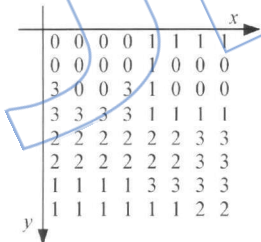


图 3 灰度图

Fig. 3 Gray scale image

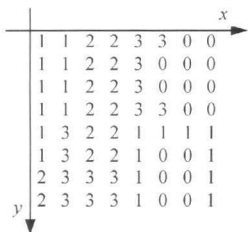


图 4 图 3 的 90° 旋转灰度图

Fig. 4 Gray scale image of Fig. 3 rotated 90°

式(6)为图 3 的灰度共生矩阵(0° 方向),式(7)为图 4 的灰度共生矩阵(0° 方向);式(8)、式

(9)分别是图 3 和图 4 的 4 邻域基元阵,式(10)是图 3 和图 4 的灰度-基元共生矩阵.可见同一个图形经过旋转,其灰度共生矩阵发生较大变化;尽管基元阵也发生变化(旋转 90°),但灰度-基元阵不变.这是因为即使是图形旋转,像素间的相对位置并没有发生任何变化.因此对于对称的基元结构(图 1 中的(a),(b),(d))具有一定的旋转不变性.所以在选择基元时应尽可能选用对称结构的基元,或是根据最小基元构建出对称结构的其它基元来.从灰度-基元矩阵(10)可以发现其矩阵大小与基元阵中元素的最大值(这里为 11)有关;而基元阵中各元素是按照灰度阵计算得到的,因此为了减小矩阵规模和计算量,前面对灰度阵、基元阵进行正规化是非常必要的.

$$h(i, j | 1, 0^\circ) = \begin{bmatrix} 22 & 4 & 0 & 2 \\ 4 & 28 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 22 & 2 \\ 2 & 3 & 2 & 16 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$h(i, j | 1, 0^\circ) = \begin{bmatrix} 18 & 6 & 0 & 4 \\ 6 & 14 & 6 & 4 \\ 0 & 6 & 12 & 8 \\ 4 & 4 & 8 & 12 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$p = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 4 & 2 & 2 & 1 \\ 6 & 6 & 4 & 5 & 2 & 1 \\ 8 & 8 & 9 & 7 & 4 & 5 \\ 9 & 9 & 9 & 7 & 8 & 9 \\ 7 & 7 & 7 & 9 & 10 & 11 \\ 5 & 5 & 7 & 7 & 9 & 11 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$p' = \begin{bmatrix} 5 & 7 & 9 & 8 & 6 & 0 \\ 5 & 7 & 9 & 8 & 6 & 0 \\ 7 & 7 & 9 & 9 & 4 & 4 \\ 7 & 9 & 7 & 7 & 5 & 2 \\ 9 & 10 & 8 & 4 & 2 & 2 \\ 11 & 11 & 9 & 5 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$GP = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 2 & 0 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 4 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 4 & 1 & 4 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 2 & 3 & 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$GP' = GP \quad (11)$$

1.2 基于灰度-基元共生矩阵的图形特征提取

灰度基元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,从灰度基元阵里抽出 6 个纹理特征参数作为一部分特征矢量.这 6 个参数为:能量(E),熵

(H),逆差矩(L),惯性(I),分布均匀性(U和V).其计算式分别如下:

$$E = \sum \sum [GP(i,j)]^2 \tag{12}$$

$$H = - \sum \sum GP(i,j) \log GP(i,j) \tag{13}$$

$$L = \sum \sum \frac{1}{1 + (i - j)^2} GP(i,j) \tag{14}$$

$$I = \sum \sum (i - j)^2 GP(i,j) \tag{15}$$

$$U = \frac{\sum \sum GP(i,j)]^2}{\sum \sum GP(i,j)} \tag{16}$$

$$V = \frac{\sum \sum GP(i,j)^T]^2}{\sum \sum GP(i,j)} \tag{17}$$

这样由以上 6 个特征就可以组成了灰度图形的纹理特征向量

$$t = [E, H, L, I, U, V] \tag{18}$$

由于该特征向量中的 6 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^[12].

设原始特征向量为 $[t_1, t_2, \cdots, t_6]$,归一化的特征向量为 $[T_1, T_2, \cdots, T_6]$,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

$$T_i = (t_i - m) / \sigma, i = 1, 2, \cdots, 5 \tag{19}$$

2 基于人工神经网络的故障诊断

根据上文所提供的纹理特征,运用 BP 人工神经网络进行旋转机械故障识别,神经网络模型如图 5 所示.

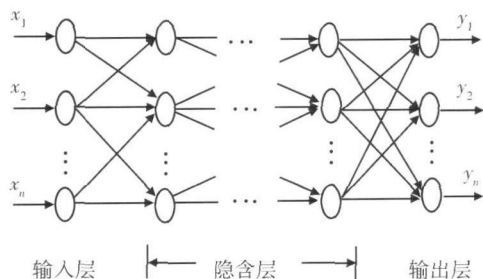


图 5 BP 神经网络模型

Fig. 5 Model of BP neural networks

由于任意一个三层的 BP 网络可以完成任意的从 n 维输入空间到 m 维输出空间的非线性映射^[13],而所采用的隐层的数目越多,网络训练的时间越长,因此,本文采用一个隐层即输入层、隐含层和输出层的三层 BP 网络.

网络中隐层和输出层的神经元传递函数采用 Sigmoid 型函数.网络的学习采用 BP 学习算法,由于 BP 算法实际上是剃度下降法,因而急易陷入局部极小点和收敛速度慢等问题,通常可以采用全局优化算法、选择合适的初始权值及给权值加以扰动等措施来改进 BP 学习算法,本文采用了自适应调节学习率和动量因子的方法.

利用提取的样本特征向量对所建立的 BP 神经网络进行学习训练后即可诊断识别,对于实际的故障诊断问题,经数据采集的原始振动信号为时间序列信号,一般需要对原始训练样本进行预处理生成三维谱图,根据旋转机械振动特点,将三维图形转换为二维灰度图形,对灰度矩阵进行正规化处理,提取基元阵及灰度-基元共生矩阵及其统计量特征,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.在有了含有大量故障信息的故障样本后,就可以训练所建的 BP 神经网络,训练后的网络即可实施诊断.在线进行故障诊断过程时,必须按照同样的方法对信号进行处理和特征提取.故障诊断过程如图 6 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输入已训练的神经网络即可实现快速诊断.

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进行了转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障、轴承松动故障及汽流激振 5 种状态试验研究.试验台装置组成及其连接如图 7 所示,主要包括 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系、动力系统、润滑系统、供汽系统、信号采集分析系统 5 部分.图 8 所示为 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系和动力系统实物图.600 MW 超临界汽轮发电机组轴系有 9 个轴承 5 跨(轴承和转子编号如图 7 所示).本实验台动力装置采用 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.实验台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

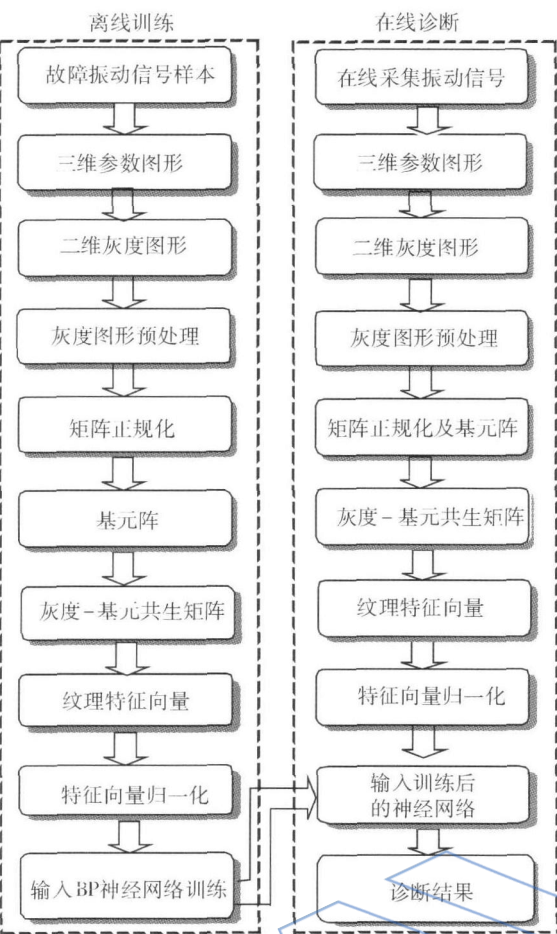


图 6 基于人工神经网络的故障诊断流程图

Fig.6 Block diagram of fault diagnosis method based on neural networks

BEN TL Y 3000XL8mm 电涡流传感器,输出为 7.87 V/mm,在实验过程中,采样频率为转速的 32 倍,采样时间为 0.64 s,实验时转子最高工作转速为 3 200 r/min. 试验中采集的信号经 A/D 卡传送到计算机为后续的数据分析做准备.

为了应用图形识别技术进行故障诊断,试验中转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障、轴承松动故障及汽流激振 5 种状态每种采集 40 个启停机样本,共计 200 个,其中每种状态样本的前 20 个作为学习训练样本,剩下的 20 个为测试样本. 在本文中,首先将采集每个原始振动信号样本进行预处理,生成振动三维参数图形(三坐标分别频率、转速、幅值),将振动数据信息汇集在图形中,图 9 至图 13 分别为 5 种状态下的三维谱图,根据旋转机械图形的特点,将三维图形转化为二维灰度图形,从三维谱图中可以看出旋转机械倍频特征明显,为此在转化时将频率作为横轴,转速为纵轴,像素点灰度值为该转速下、该频率下幅值大小,灰度图中明显的竖线为倍频线,与三维谱图中倍频线相对应. 由于篇幅所限,文中只给出了转子正常和轴承松动故障的二维灰度图,如图 14 至 15 所示.

为了有效地提取图形特征首先对图形进行消噪、平滑等预处理,然后根据图形实际需要的灰度级别对灰度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构造基元阵及灰度-基元共生矩阵. 计算出灰度-基元共

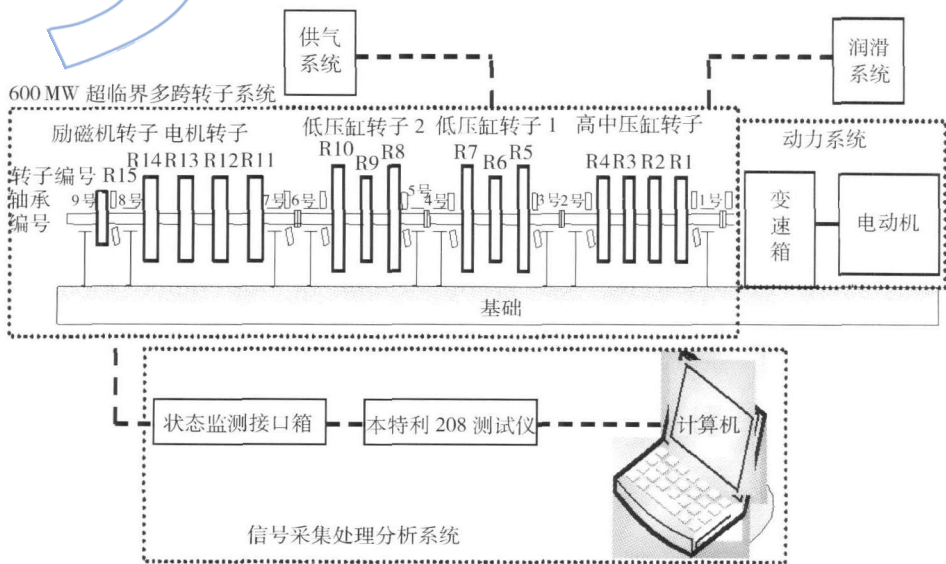


图 7 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系实验台组成

Fig.7 Buildup of rotor-bearing system test-bed of 600 MW supercritical steam unit turbine

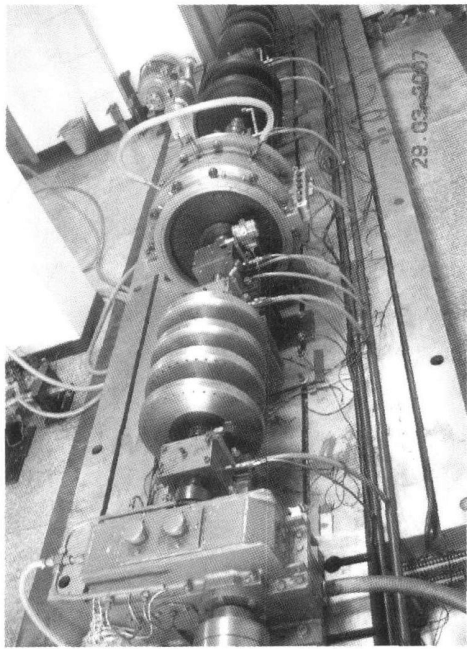


图8 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系实验台
Fig.8 Rotor-bearing system test-bed of 600 MW supercritical steam unit turbine

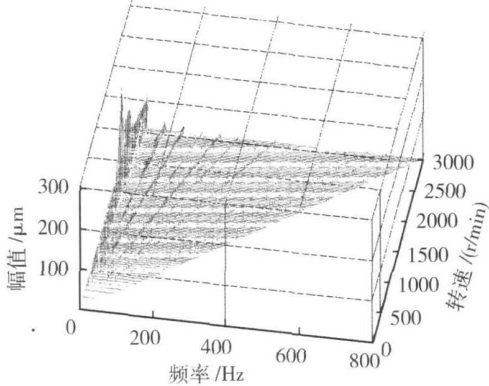


图11 转子不对中故障振动三维谱图
Fig.11 3-D spectrum of rotor misalignment fault vibration

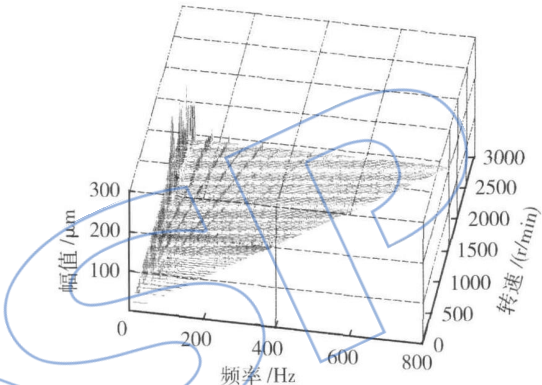


图12 轴承松动振动三维谱图
Fig.12 3-D spectrum of bearing pedestal looseness vibration

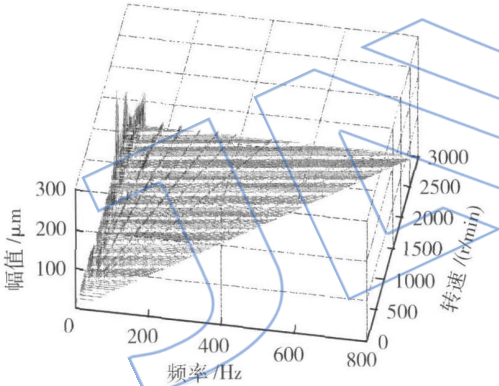


图9 转子正常振动三维谱图
Fig.9 3-D spectrum of normal rotor vibration

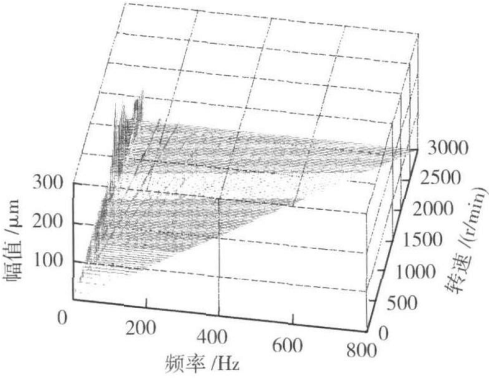


图13 汽流击振振动三维谱图
Fig.13 3-D spectrum of steam exciting vibration fault

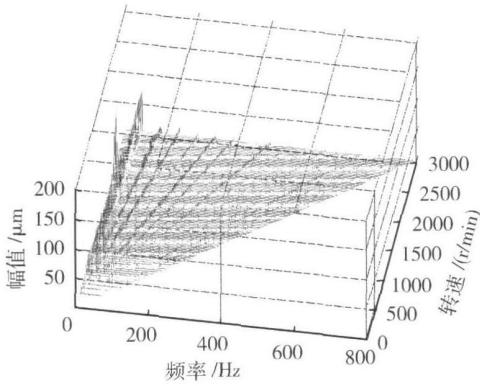


图10 转子不平衡故障振动三维谱图
Fig.10 3-D spectrum of rotor unbalanced fault vibration

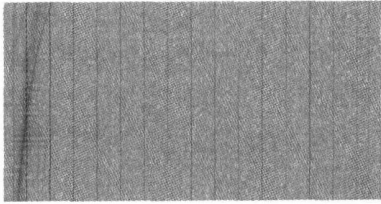


图14 转子正常振动灰度图
Fig.14 Gray scale image of normal rotor vibration

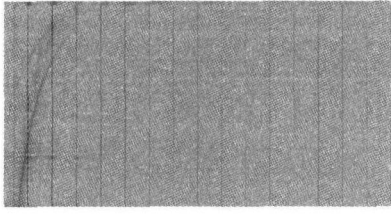


图 15 轴承松动灰度图

Fig. 15 Gray image of bearing pedestal looseness vibration

生矩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6个纹理特征参数组成了灰度图形的纹理特征向量并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BP人工神经网络进行故障识别。在本文中采用三层BP神经网络进行故障诊断,由于神经网络的输入层神经元节点的个数对应着故障特征矢量的维数,本文通过对参数图形的分析,提取特征向量维数为6,故所建网络的输入层节点数为6。本文以汽轮机5种状态样本数据进行网络训练和测试,因此训练学习神经网络当输入转子正常样本特征时,期望输出为[1,0,0,0,0];依次当输入转子不平衡故障样本特征、转子不对中故障样本特征、轴承松动故障样本特征及汽流激振故障样本特征时期望输出依次为[0,1,0,0,0],[0,0,1,0,0],[0,0,0,1,0]和[0,0,0,0,1],这样网络的输入层节点数为6,输出节点数为5,文中所建神经网络均采用一个隐层,隐层节点数一般按下式确定:

$$n_l = (n + m)^{1/2} + 1 \quad (20)$$

式中 n_l 为隐含层神经元的数目, m 为输出层神经元数目, n 为输入层神经元的数目, l 为1~10之间的整数。在这里取隐含层神经元的数目为8,惯性系数按经验取0.7,学习率取0.1,精度要求取0.001,最大训练次数为10 000,这样一个建立了6-8-5型的三层BP神经网络。

利用每种状态的前20个样本特征训练神经网络,训练的神经网络即可进行诊断,本文以剩下的样本进行测试,结果每种状态的20个测试样本分别错分了2个、4个、4个、3个和3个,诊断准确率为90.0%,80.0%,80.0%,85.0%和85%,诊断准确率基本上高于80%,由此可以得出,人工神经网络具有较好的分类效果。也证明了本文所提出的基于灰度-基元共生矩阵特征提取方法的可行性。

3 结 论

以旋转机械振动状态参数图形为研究对象,

提出了基于灰度-基元共生矩阵的旋转机械故障诊断方法,通过实验验证了该方法获得了较高的诊断准确率,证明了所提出方法的有效性。在本文中利用灰度-基元共生矩阵直接提取和挖掘旋转机械状态参数图形中的特征信息,利用BP神经网络实现旋转机械故障诊断。实例诊断结果表明所提出方法具有较高诊断准确率,能较好地实现旋转机械故障诊断。

参考文献:

- [1] 冯志鹏,宋希庚,薛冬新. 旋转机械振动故障诊断理论与技术进展综述[J]. 振动与冲击,2001,20(4):36-41.
FENG Zhipeng, SONG Xigeng, XUE Dongxin. Survey of vibration fault diagnosis of rotational machinery[J]. Journal of Vibration and Shock, 2001, 20(4): 36-41. (in Chinese)
- [2] 张恒博,欧宗瑛. 一种基于颜色基元共生矩阵的图像检索方法[J]. 计算机工程,2007,33(14):171-173.
ZHANG Hengbo, OU Zongying. Image retrieval method based on color primitive co-occurrence matrix[J]. Computer Engineering, 2007, 33(14): 171-173. (in Chinese)
- [3] 赵晖,鲍利,梁光明,等. 基于综合灰度共生矩阵的显微细胞图像纹理研究[J]. 自动化技术与应用,2004,23(10):27-29.
ZHAO Hui, BAO Li, LIANG Guangming, et al. Research on micro-cell image based on synthesized gray level co-occurrence matrix[J]. Pattern Recognition and Simulation, 2004, 23(10): 27-29. (in Chinese)
- [4] 张腊梅,王国喜,庄雪晶. 薄膜褶皱的纹理特征分析[J]. 哈尔滨工业大学学报,2006,38(9):1419-1421.
ZHANG Lamei, WANG Guoxi, ZHUANG Xuejing. Texture feather analysis of themembrane wrinkling [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2006, 38(9): 1419-1421. (in Chinese)
- [5] Jobanputra R, Clausi D A. Preserving boundaries for image texture segmentation using grey level co-occurring probabilities [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(2): 234-245.
- [6] Sural V S, Majumdar A K. An integrated color and intensity co-occurrence matrix[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(8): 974-983.
- [7] 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)
- [8] 王亮申,欧宗瑛,苏铁明,等. 利用SVM和灰度基元共生矩阵进行图像数据库检索[J]. 大连理工大学学报,2003,43(4):475-478.
WANG Liangshen, OU Zongying, SU Tieming, et al. Content-based image retrieval in database using SVM and gray primitive co-occurrence matrix[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2003, 43(4): 475-478. (in Chinese)
- [9] WANG Liangshen, OU Zongying. Image texture analysis by gray-primitive cooccurrence matrix [J]. Computer Engi-

- neer, 2004, 30(23):19-21.
- [10] 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)
- [11] 王亮申, 王文友, 王红梅. 基于灰度-基元共生矩阵的图像检索[J]. 辽阳石油化工高等专科学校学报, 2002, 18(1):21-24.
- WANG Liangshen, WANG Wenyou, WANG Hongmei. Retrieving image based on grey-primitive cooccurrence matrix[J]. Journal of Liaoyang Petrochemical College, 2002, 18(1):21-24. (in Chinese)
- [12] 王惠明, 史萍. 图像纹理特征的提取方法[J]. 中国传媒大学学报, 2006, 13(1):49-52.
- WANG Huiming, SHI Ping. Methods to extract images texture feature[J]. Journal of Communication University of China (Science and Technology), 2006, 13(1):49-52. (in Chinese)
- [13] 刘占生, 窦唯, 王东华, 等. 基于遗传算法的旋转机械故障诊断方法融合[J]. 机械工程学报, 2007, 43(10):227-233.
- LIU Zhansheng, DOU Wei, WANG Donghua, et al. Rotating machinery fault diagnosis combination of method based on genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(10):227-233. (in Chinese)