

文章编号: 1000-8055(2008)06-1151-10

旋转机械状态参数图形识别的免疫-模糊形态学方法

窦 唯, 刘占生, 王政先, 何 鹏

(哈尔滨工业大学 能源科学与工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 以旋转机械振动多维图形为对象, 研究了直接提取和挖掘图形特征信息的模糊形态学方法, 提出了基于模糊数学形态学及免疫智能的旋转机械振动参数图形识别方法. 利用模糊形态滤波方法实现图形滤波, 研究了模糊形态边缘检测算子, 并结合旋转机械振动参数图形进行形态学梯度的边缘纹理特征提取, 最后利用人工免疫算法对图形特征进行诊断识别. 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、转子不对中故障及汽流激振故障的试验, 诊断结果表明所提出的方法可以获得较高的诊断精度.

关 键 词: 模糊数学形态学; 旋转机械; 故障诊断; 图形识别

中图分类号: TP277; TH165.3

文献标识码: A

State parameter image identification method based on fuzzy mathematical morphology and immune intelligence for rotating machinery

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

(School of Energy Science and Engineering,

Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Taking the multi-dimensional image information of rotating machinery vibration as the research object, this paper investigated the fuzzy morphology method of directly extracting and mining the texture feature in vibration parameter image of rotating machinery, and then presented a state parameter image identification method of rotating machinery based on fuzzy mathematical morphology and immune intelligence. Using the method of fuzzy mathematical morphology filter to implement image filter, this paper studied fuzzy morphology edge detection operator and extracted the edge texture feature based on the morphology gradient from the vibration parameter image of rotating machinery, and finally diagnosed and identified the image feature using the artificial immune algorithm. On the modeling of 600MW turbine rotor experimental bench, the rotor normal state, unbalanced fault, misalignment fault and steam exciting vibration were tested. The diagnosis result shows that the method can accurately obtain image feature and improve the diagnosis accuracy.

Key words: fuzzy mathematical morphology; rotating machinery; fault diagnosis; image recognition

数学形态学是一门建立在集合论基础上的非线性图形处理和分析理论, 是几何形态学分析和

描述的有力工具, 是一种应用于图形处理和模式识别领域的新方法. 已经成功地应用于解决于生

收稿日期: 2007-09-15; 修订日期: 2008-2-25

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、信号处理及图像处理研究.

物医学、遥感遥测及气象等领域^[1-3]的图形分割、细化、骨架抽取、特征提取、边缘提取及形态纹理分析等问题。

大型旋转机械的故障常以振动大的形式表现出来,通过分析设备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^[4-5],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.因此研究基于旋转机械振动参数图形的故障诊断方法成为一个崭新的课题.

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.由于图形中普遍存在噪声,而图形边缘纹理和噪声均为高频分量,这给边缘纹理特征提取带来困难.在这种情况下,经典的边缘纹理提取算子都不能很好地进行边缘提取.数学形态学虽然已经应用某些领域的图形纹理特征提取,但是,在处理图形时由于图形信息本身的复杂性和它们之间较强的相关性,在处理过程中的各个不同层次可能出现不完整性和不精确性问题,如果将模糊集理论应用于图形的处理和理解,在一些场合具有比硬计算方法更好的效果.

为此本文针对旋转机械振动参数图形提出一种基于模糊数学形态学(Fuzzy Mathematical Morphology)及免疫智能的旋转机械故障诊断方法.该方法首先根据旋转机械原始振动信号生成三维参数图形,然后将三维图形转化为二维灰度图形;根据灰度图特点及模糊数学形态学原理,提出利用模糊数学形态学提取和挖掘灰度图形中的特征信息,最后利用人工免疫进行诊断识别.在转子试验台上进行了转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障及汽流激振故障的实验,通过模糊数学形态学提取其振动参数图形特征,经人工免疫诊断结果表明所提出方法能有效地提取图形中的故障信息,为旋转机械故障诊断探索了一条新路.

1 模糊数学形态学

数学形态学提供了一种以形态或集合论为基础的图形进行分析和理解的工具,对于受噪声干扰的图形,如果着重从噪声与主体信息的形态差别去考虑以便对二者进行分割,则边缘提取就成为一个形态分析问题,因此数学形态学可有效地提取含噪声的图形特征.它的基本思想是用具有一定形态的结构元素去度量和提取图形中的对应形状以达到对图形分析和识别的目的^[6].数学形

态学的应用可以简化图形数据,保持它们的基本形状特征,并除去不相干的结构.数学形态学的算法具有天然的并行实现的结构.自 Matheron 和 Serra 等人提出数学形态学以来,在许多方面都有应用,Maragos P^[7]等系统的研究了形态滤波理论,阐明了形态滤波与中值滤波的关系;Nikolaou N G^[8]等研究了形态学算子提取轴承故障特征,胡爱军^[9]等研究了利用数学形态学降低旋转机械振动信号噪声获得较好的结果.但是在某些图形信息不完整性和不精确性时将模糊集理论应用于数学形态算子进行处理和分析,利用图形象素点的灰度值获取其隶属度进行模糊形态运算,可以获得比硬计算方法更好的效果,因此形成了模糊形态学.

数学形态学的发展首先是从二值形态学发展的.二值膨胀和腐蚀是数学形态学的两种最基本运算,由这两种基本运算可以组成多种复合运算,产生各种形态学实用算法.

1.1 二值形态运算

二值腐蚀和膨胀是最基本的形态学运算,腐蚀可以收缩图形,膨胀可以扩大图形.利用腐蚀和膨胀可以对图形进行一些特殊的处理.比如可以把相互粘连的图形分开,也可以通过膨胀填充图形的细小空隙.设 A 为图形集合, B 为结构元素,用 B 来腐蚀和膨胀 A 分别定义如下^[10]:

$$A \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq A\} \quad (1)$$

$$A \oplus B = \{x \mid [(B)_x \cap A] \neq \emptyset\} \quad (2)$$

式中 $\hat{B}$ 表示 B 对原点映射

若将 A, B 看作是向量,则腐蚀和膨胀又可以表示为

$$A \ominus B = \{x \mid (x \mid (x + b) \in A \text{ 对每一个 } b \in B)\} \quad (3)$$

$$A \oplus B = \{x \mid x = a + b \text{ 对某些 } a \in A \text{ 和 } b \in B\} \quad (4)$$

开运算和闭运算是膨胀运算和腐蚀运算的组合,开运算是由结构元素对目标图形先腐蚀然后膨胀,闭运算则是先膨胀然后腐蚀.这两种运算在数学形态学中也起着非常重要的作用.利用结构元素 B 对图形 A 作开闭运算,分别用符号 $A \circ B$ 和 $A \cdot B$ 来表示,分别定义为

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (5)$$

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (6)$$

开运算是通过计算所有能填入到图形内部的结构元素平移的并得到的,也就是说在图形每一

一个可以填入的位置作标记,计算结构元素平移到标记位时的并集便得到开运算结果.闭运算是开运算的对偶运算.开运算有磨光图形边界的作用,闭运算具有磨光内边界的作用.

1.2 模糊膨胀运算和模糊腐蚀运算

由于二值形态学不能满足灰度图形处理的要求,而灰度图形其实就是一个模糊图形.因此,一种自然的想法是将模糊逻辑的思想引入数学形态学,从而诞生了模糊形态学.长期以来人们一直尝试着在数学形态学中加入模糊集合理论进行图形特征提取^[11-16].

模糊数学同数学形态学一样是建立在集合论的基础上,模糊数学形态学的提出既是模糊数学的延伸,也是数学形态学的一个发展.模糊数学形态学是把模糊理论引入了数学形态学中,输入输出图形表示为模糊集.此时图形不再被看成硬二值化集合,而是模糊集合,集合的交、并运算由凸的交、并运算替代,形成模糊腐蚀和模糊膨胀.各像素的模糊度定义由结构元素对原图形的适应程度来确定.模糊算子的定义不同,相应的模糊形态运算的定义也不相同.本文主要采用 Sinha 和 Dougherty 的定义方法^[11-14],用有界支撑的模糊结构元素对模糊图形的腐蚀和膨胀运算按它们的隶属函数定义为^[14]

$$\mu_{A \ominus B}(x) = \inf_{y \in B} \min[1, \lambda(1 - \mu_B(y)) + \lambda(\mu_A(x + y))], \quad (7)$$

$$\mu_{A \oplus B}(x) = \sup_{y \in B} \max[0, \lambda(1 - \mu_B(y)) + \lambda(\mu_A(x - y))]. \quad (8)$$

式中 λ 函数有多种形式,可以根据不同情况选则不同的形式,较为常用的是 $\lambda_n(x) = 1 - x^n$, $n \geq 1$ 其中取 $n = 1$,此时上面两式可写为^[16]

$$\mu_{A \ominus B}(x) = \inf_{y \in B} \min[1, 1 + \mu_A(x + y) - \mu_B(y)], \quad (9)$$

$$\mu_{A \oplus B}(x) = \sup_{y \in B} \max[0, \mu_A(x - y) + \mu_B(y) - 1]. \quad (10)$$

式中 $x, y \in Z^2$, μ_A, μ_B 分别对应图形和结构元素的隶属函数.

从(9),(10)式的结果可以看出,经模糊形态腐蚀膨胀运算后的隶属函数均落在 $[0, 1]$ 的区间内.模糊形态学是传统数学形态学从二值逻辑向模糊逻辑的推广,与传统数学形态学有相似的计算结果和相似的代数特性.模糊形态学重点研究 n 维空间目标物体的形状特征和形态变换,作为

一种软计算方法,它根据给定集合的数据信息,对观察和测量所得数据进行分类,从中发现信息.因而模糊数学形态学可不依赖先验知识,直接从图形数据中获得隶属函数,通过选取适当的权值和阈值还可实现图形除噪、滤波、模糊边缘检测、模糊增强等更复杂的运算.

模糊开运算和模糊闭运算的定义同样也是模糊膨胀运算和模糊腐蚀运算的组合.模糊开运算使目标轮廓光滑,并去掉毛刺和孤立点;模糊闭运算则填平了小沟、弥合了孔洞和裂缝,模糊开、模糊闭运算具有低通特性可有效地滤除噪声.

1.3 模糊形态运算仿真

由于灰度图形本身有两类模糊性,一个是图形本身就是模糊的,二是由于在图形采集或处理过程中由于光照、角度、噪声等原因形成的,因此利用模糊形态学时首先可以把一幅灰度图形看作一个模糊集(Fuzzy set)进行相应的模糊算子操作.这时只要将一幅像素值位于 $[0, 255]$ 区间的图形映射为 $[0, 1]$ 区间,即可实现图形的模糊化,同时映射后的图形中每一点的像素值可以看作该点在多大程度上属于图形,这就是隶属度的概念.结构元素在形态学中起着重要的作用,选择不同的结构元,可以达到不同的目的和作用.传统形态学中结构元素的每个元素要么取值为0,要么取值为1,即形态运算是硬性的,要么参与运算,要么不参与运算,这在精确对象的形态运算中是有意义的.在处理模糊数据时,为了具有更好的平滑性和柔和性,有必要在结构元素中也引入模糊的概念,称为模糊结构元.图形的模糊解决了一个像元只能属于或不属于一个对象的精确性问题,允许一个像元以不同的程度隶属于多个对象,结构元素的模糊是对运算所具有的模糊性的描述,解决了结构元素中每个元素参与或不参与运算的精确性问题,允许每个元素以不同的程度参与运算.例如图1为一个灰度图形A,图2为结构元素B. Δ 表示原点位置,横坐标向右为正,纵坐标向下为正.为了进行模糊形态算子操作,首先将灰度为 $[0, 255]$ 区间的图形及结构元素映射为 $[0, 1]$ 区间,实现图形的模糊化,如图3和图4所示.

利用图4的结构元素对图3进行腐蚀运算,原图形中隶属度值小的像元数相对增加,隶属度值大的像元数相对减少.模糊腐蚀的结果见图5.

腐蚀图形的值在(1,2),(2,3)和(3,3)处的值比图形其他位置的值都大.这符合模糊填充特性,因为只有在这些点的结构元素比图形其他点能更

51 _△	77	51	77	51
26	255	255	255	77
77	255	255	255	51
51	255	255	255	77
26	51	77	26	51

图 1 灰度图形 A

Fig. 1 Gray scale image A

204	230 _△	204
-----	------------------	-----

图 2 结构元素 B

Fig. 2 Structure element B

0.20 _△	0.30	0.20	0.30	0.20
0.10	1.00	1.00	1.00	0.30
0.30	1.00	1.00	1.00	0.20
0.20	1.00	1.00	1.00	0.30
0.10	0.20	0.30	0.10	0.20

图 3 灰度图形模糊化 μ_A

Fig. 3 Fuzzy gray scale image μ_A

0.8	0.9 _△	0.8
-----	------------------	-----

图 4 结构元素模糊化 μ_B

Fig. 4 Fuzzy structure element μ_B

0.30	0.40	0.30	0.40	0.30
0.20	0.30	1.00	0.50	0.40
0.40	0.50	1.00	0.40	0.30
0.30	0.40	1.00	0.50	0.40
0.20	0.30	0.30	0.20	0.30

图 5 模糊形态腐蚀运算

Fig. 5 Fuzzy morphology erosion operation

好填充. 模糊腐蚀能量化结构元素的填充程度. 结构元素象元值越大, 填充越困难. 如果模糊图形 A 是一个有噪声的二值图形, 那么我们感兴趣的目标点是中间值为 1 的 3×3 的矩阵, 而其他点是背景. 通过利用一个四像素的水平结构元素腐蚀, 从得到的腐蚀图中看出 (1, 2), (2, 3) 和 (3, 3) 处正是我们想得到的.

利用图 4 的结构元素对图 3 进行膨胀运算, 结果如图 6 所示. 在膨胀的过程中, 隶属度小的像元被逐渐淹没, 而保留下来的像元都具有较大的隶属度值, 这跟膨胀运算的性质一致. 被淹没的隶属

度不仅跟模糊结构元素中相应元素的隶属度值有关, 还与模糊图形中该隶属度值所在像元邻域像元的隶属度值有关. 一般模糊图形中隶属度值比该像元邻域像元隶属度值大的像元经过膨胀运算会越来越多, 其他像元会越来越少, 甚至被淹没.

0.10	0.20	0.10	0.20	0.10
0.80	0.90	0.90	0.90	0.80
0.80	0.90	0.90	0.90	0.80
0.80	0.90	0.90	0.90	0.80
0.00	0.10	0.20	0.10	0.10

图 6 模糊形态膨胀运算

Fig. 6 Fuzzy morphology dilation operation

通过模糊形态学与灰值形态学相比较可以发现, 模糊形态学运算具有很好的稳定性, 因为用灰值形态学腐蚀膨胀时得到的图形不是很暗, 就是很亮, 从而不利于图形特性的提取. 而模糊形态学腐蚀膨胀得到的数值都在 0 和 1 之间, 这样使得图形的每个像素都是有效的. 但是结构元素选取也是非常重要的, 当结构元素取值不当时可能得到的相反结果.

2 基于模糊数学形态学的旋转机械状态参数图形边缘特征提取

旋转机械故障诊断的首要问题就是故障特征的提取, 也是束缚故障诊断发展的“瓶颈”问题, 而图形识别技术没有被较好地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. 图形特征提取好坏, 直接影响到诊断结果. 描述旋转机械起动停机过程的三维谱图中含有大量设备运行状态信息, 在以往的诊断中没有得到很好利用, 为此本文根据旋转机械的实际诊断问题, 经数据采集的原始振动信号为时间序列信号, 一般需要对旋转机械原始振动信号进行预处理生成三维参数谱图, 根据旋转机械振动特点, 提出将三维谱图转换为二维灰度图形, 并利用形态开闭-闭开滤波器进行图形滤波处理, 然后利用模糊形态边缘检测算子直接提取和挖掘旋转机械状态参数图形中边缘纹理特征信息, 这样可以有效地利用图形信息进行旋转机械故障诊断.

2.1 模糊形态边缘检测

边缘检测是大多数图形处理必不可少的一步, 提供了物体形状的重要信息. 基于模糊形态学的图形边缘检测的关键是如何利用形态学的各种

基本运算的组合构造形态学边缘检测算子以及如何选取结构元素来较好地解决边缘检测精度与抗噪声性能的问题。

对于二值图形,边缘检测是求一个集合 A 的边界,记为 $\beta(A)$

$$\beta(A) = A - (A \ominus B) \quad (11)$$

对于灰度图形,边缘检测是求一幅图形的形态学梯度,记为 h

$$h = (A \oplus B) - (A \ominus B) \quad (12)$$

模糊形态学运算用于边缘检测,存在对与结构元素同方向的边缘敏感,而与其不同方向的边缘(或噪声)会被平滑掉,即边缘的方向可以由结构元素的形状确定。但如果采用对称的结构元素,又会减弱对图像边缘的方向敏感性。因此结构元素的选择非常关键,它将直接影响图形特征及图形边缘检测的结果。选取不同的结构元素必然导致图形运算的结果不同。

2.2 结构元素

结构元素 B 在形态运算中的作用类似于图形处理时的滤波窗口或参考模板,其形状和大小对模糊腐蚀、模糊膨胀运算产生很大的影响。不同结构元素的选择可导致运算对不同几何信息的分析和处理,将影响到图形处理的效果和质量,同时也决定了算子所使用的数据量。结构元素的尺寸大小和结构形状都会影响图形边缘检测效果。结构元素的大小可视图形的目标体灰度均匀情况和噪声情况而定,应综合考虑目标体的清晰度和噪声的大小。目标体轮廓不清晰,应选用小尺寸的结构元素,小尺寸的结构元素虽然去噪声能力弱,但能检测到好的边缘细节;噪声颗粒较大时,应选用较大的结构元素,大尺寸的结构元素去噪声能力强,但所检测的边缘较粗。不仅如此,不同形状的结构元素对不同图形边缘的感应能力也不同。一般来说,结构元素的尺寸要明显小于目标图形的尺寸^[17]。此外,结构元素宽度越长,形状越复杂,需要的计算量也越大。结构元素的形状设计主要取决于要处理的图形形状,结构元素结构要能尽可能接近待分析图形特点。结构元素的形状、宽度和高度决定了结构元素的特征。在进行噪声消除时,相对而言,结构元素形状越复杂,其滤除信号的能力就越强,但所要耗费的时间也越长。以直线形结构元素为例,其宽度越长低通能力越强,即消噪能力越强。常用的结构元素有直线、曲线(如二次、三次等)、三角形、圆形和其他多边形(如钻石形、六角形等)及其组合等。综合考虑本文振动图

形的特点和本文算法特点,选取长度为3的直线形的结构元素,其与水平方向成 0° 角,这样在保持图形细节特征和平滑边缘等方面,会取得了较好的效果。

2.3 旋转机械参数图形的边缘纹理特征提取

虽然利用模糊数学形态学提取了图形边缘纹理特征,但是在诊断中这些直观图形难以用精确的语言来描述,给诊断带来许多困难,因此在实际的应用中还需要提取数字特征,从而可以实现机器自动识别,真正达到故障识别的智能化。本文根据模糊形态学提取边缘后灰度图形的纹理分布特点,提出利用能同时描述图形灰度空间分布特性和空间相关性的灰度共生矩阵分析边缘纹理特性,然后从共生矩阵中直接提取和挖掘旋转机械状态参数图形的共生角二阶矩(ASM)、共生熵(ENT)、共生对比度(CON)、共生逆差矩(IDM)和共生相关度(CORR)信息特征,将这5个量作为诊断的图形特征向量(T)进行诊断^[18]。

$$T = [ASM, ENT, CON, IDM, CORR] \quad (13)$$

3 基于免疫智能的旋转机械故障诊断

根据上文提取的图形纹理特征,利用人工免疫智能进行状态识别。基于免疫机理发展的人工免疫通过学习外界物质的自然抵御机理的学习技术,提供了无导师学习、自组织等进化学习机理,结合了分类器、神经网络等学习系统的一些优点,具有强大的鲁棒信息处理能力。

生物免疫系统是一种具有学习、记忆、模式识别及不断学习新的抗原改进自身免疫功能的自适应系统。生物免疫系统主要由B细胞组成,B细胞由骨髓产生,在人体内约有 10^{12} 个不同种类的B细胞,B细胞在其表面产生Y型抗体,用于识别和杀伤某种特定的抗原^[19-20]。免疫系统的最大特点是免疫记忆特性、抗体的自我识别能力和免疫的多样性等。免疫系统的抗体对抗原的识别就如同同一把钥匙只能开与其匹配的锁,抗体和抗原识别的匹配模式越接近,其结合强度越大,识别效果越好,抗原和抗体的亲和力就越大。抗原和抗体识别示意图如图7所示。在抗原表面能够被抗体识别的部位成为抗原表位,抗体上能够识别抗原表位的部位成为对位,同时,每种抗体上都有被其他抗体所识别的表位,称为抗体表位。Tarakanov^[21-22]学者通过研究抗原抗体之间的识别原理,提出了抗体识别抗原的能量模型,认为只有最低结合能量的抗原抗体对才具有最稳定的识别。

模型如下：

$$w = - u^T M v \tag{14}$$

式中 u, v 表示一个抗原与一个抗体识别对； M 为抗原 u 与抗体 v 的结合模式矩阵； w 表示抗原抗体之间的结合能量。

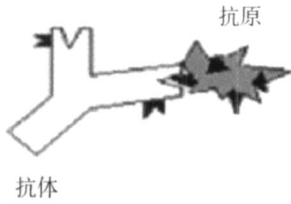


图 7 抗原和抗体识别示意图

Fig. 7 Figure of antigen and antibody recognition

由文献[22]可知：矩阵 M 只有与自身的抗原抗体对结合才具有最低能量，而与其他矩阵的抗原抗体对结合能量都大于该最低能量，当改变结合矩阵 M 时，结合能量增大，改变量越大，结合能量增量越大， u 与 v 只与母体矩阵才具有最低结合能量。

根据生物抗体对抗原的识别机理，先利用训练样本特征向量构造每种故障模式矩阵，通过奇异值分解，得出每类故障的抗原抗体对。当诊断时，将待诊断样本特征向量构造模式矩阵，根据结合最低能量原理，即可得到样本的诊断结果。

为了利用人工免疫的抗原抗体之间互识别过程中结合能量来实现对设备的故障诊断，首先应该根据故障样本的特征向量构造故障模式矩阵，对于每种故障模式样本：

$$X_{ij} = (x_{ij1}, x_{ij2}, \dots, x_{ijn})$$
$$i = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, q \tag{15}$$

式中 x_{ij} 表示第 i 类故障的第 j 个故障样本； n 为样本特征向量的维数。对于每类故障，一般都有多个故障样本，对于每类故障模式样本，通过以下方法构造模式平均向量：

$$X_i = \left(\sum_{j=1}^q x_{ij1}/j, \sum_{j=1}^q x_{ij2}/j, \dots, \sum_{j=1}^q x_{ijn}/j \right) \tag{16}$$

把每种故障模式平均向量（维数为 n ）折叠成 n_1 行 n_2 列的故障模式矩阵 $M_1, M_2, \dots, M_p$ 。当故障模式平均向量的维数不能分解成两整数相乘时，可将模式平均向量最后补零的方式增加向量维数，以使其能进行分解。

然后，对于每种故障模式矩阵 $M_1, M_2, \dots, M_p$ ，通过奇异值分解，求出每个故障模式的抗原抗体对： $(u_{11}, v_{11}), (u_{21}, v_{21}), \dots, (u_{p1}, v_{p1})$ 。以上

抗原抗体对产生了对各种故障模式的记忆，故障样本的学习和训练就是指训练对应不同故障模式的抗原抗体对。

诊断时首先将待诊断的样本以同样的方式折叠成与故障模式矩阵具有相同维数的模式矩阵 M^* ，然后通过 M^* 与所训练的各抗原抗体对 u_{i1} 和 v_{i1} 相结合，求出结合能量，即 $w_i = - u_{i1}^T M^* v_{i1}$ ，则 M^* 属于结合能量最小的抗原抗体对所决定的类，即 $M^* \in \text{class}(\min(w_i))$ ， class 表示分类函数，这样就得到了诊断结果。

对于实际诊断问题，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，并对灰度图形进行形态滤波处理，然后利用模糊形态学对进行边缘检测，以提取和挖掘旋转机械状态参数图形中边缘纹理信息，最后灰度共生矩阵分析边缘纹理特性，提取灰度共生矩阵及其统计量特征，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，就可以按照上面的方法进行构造模式矩阵，并进行奇异值分解，得到抗原-抗体对后即可实施诊断。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特征提取。故障诊断过程如图 8 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，需诊断的样本只需与有限个抗原抗体对（与学习、诊断时的故障种类数相同）结合，即可实现快速诊断。

4 基于图形识别的旋转机械实例诊断

为了应用模糊数学形态学提取图形的特征，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、转子不对中故障及汽流激振故障 4 种状态试验研究。试验台装置主要包括 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 9 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。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 HG0-G2 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 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，每个样本数据采集 1 024

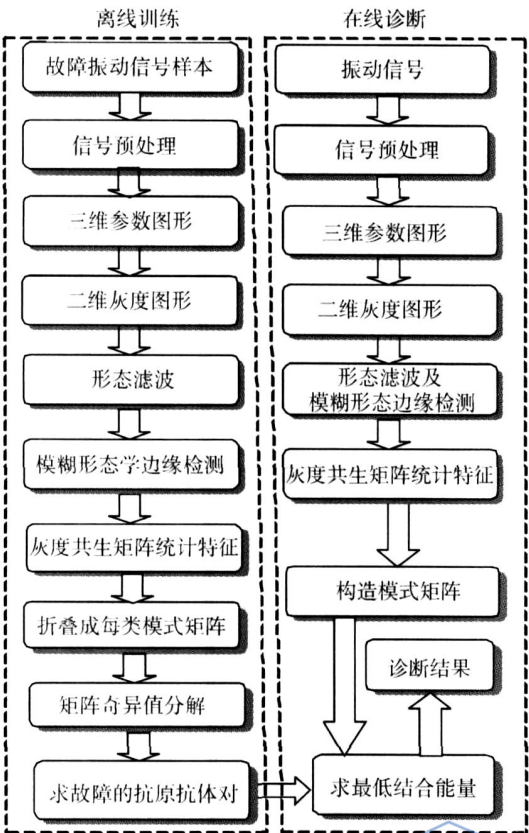


图 8 基于人工免疫智能的故障诊断流程图

Fig.8 Block diagram of fault diagnosis method based on artificial immune system

个数据,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. 为了应用模糊数学形态学图形特征提取进行故障诊断,试验中采集了转子正常、转子不平衡故障、转子不对中故障及转子汽流激振故障 4 种状态的启停机样本. 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 10 到图 13 分别为 4 种状态下的三维谱图,由于篇幅所限,文中以转子正常状态和转子汽流激振故障为例进行说明. 根据旋转机械图形的特点,将三维图形转换成二维灰度图形,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(左测为低频),转速为纵轴(下测为低转速),灰度图形中像素点灰度值为该转速下、该频率下幅值大小,灰度图中的竖线为倍频线,与三维谱图中倍频线相对应. 转换后的灰度图形是 256 ×100 像素,256 个灰度级别,如图 14 和图 15 所示为上述 2 种状态三维谱图转化的二维灰度图. 从三维谱图中可以看出倍频的幅值与其他幅值相差的数

量级很大,且不同的倍频之间幅值数量级也很悬殊,但是由于旋转机械的特殊性,这些不同倍频的峰值的变化蕴含着设备的状态好坏,因此在进行图形转变成二维灰度图形时不能仅按峰值高低简单地确定灰度值,因为某些成分的峰值所占的比重可能不显著,但是这一不显著比重成分的峰值可能正是由于旋转机械某一故障引起的,因此本文首先根据领域知识研究各频率段上的故障敏感区域及旋转机械振动峰值分布特点,采用非线性变换算法进行处理,加大故障敏感区域的灰度值,提高灰度值的信噪比.

由于图形中普遍存在噪声,而图形边缘纹理和噪声均为高频分量,这样给诊断带来很大困难. 为此在进行图形边缘纹理提取时先进行滤波消噪处理.

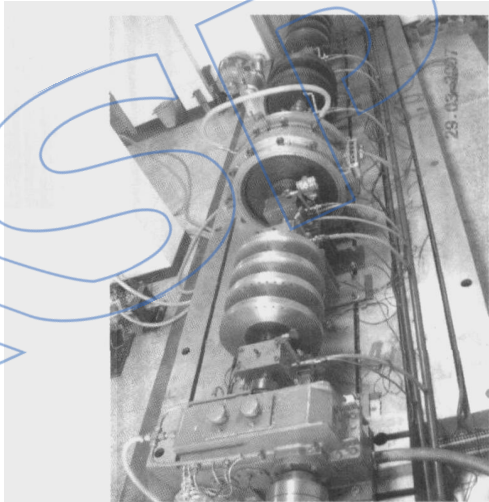


图 9 600 MW 超临界汽轮发电机组轴系实验台
Fig.9 Rotor-bearing system test-bed of 600 MW supercritical steam unit turbine

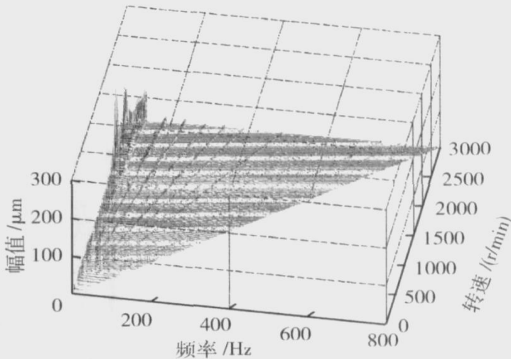


图 10 转子正常振动三维谱图
Fig. 10 3-D spectrum of normal rotor vibration

图 10 转子正常振动三维谱图
Fig. 10 3-D spectrum of normal rotor vibration

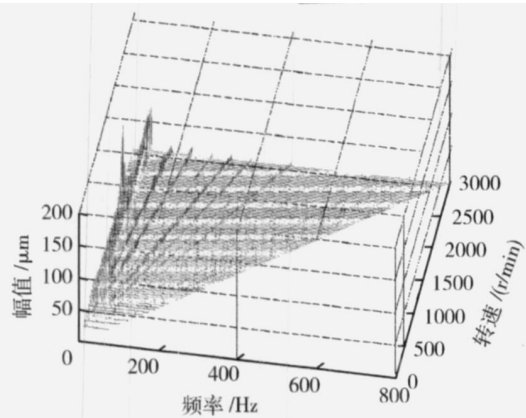


图 11 转子不平衡故障振动三维谱图

Fig. 11 3-D spectrum of rotor unbalanced fault vibration

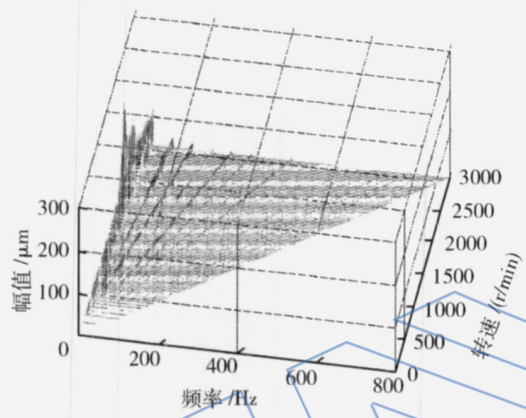


图 12 转子不对中故障振动三维谱图

Fig. 12 3-D spectrum of rotor misalignment fault vibration

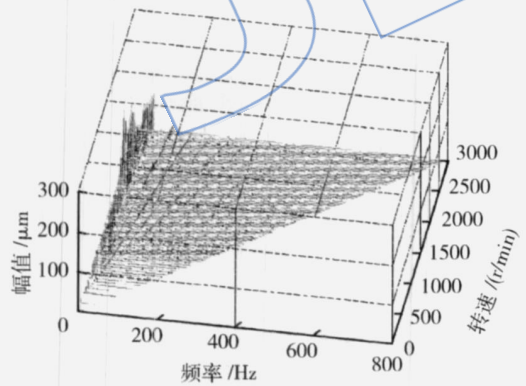


图 13 汽流激振振动三维谱图

Fig. 13 3-D spectrum of steam exciting vibration fault

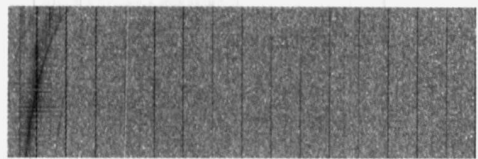


图 14 转子正常振动灰度图

Fig. 14 Gray scale image of normal rotor vibration

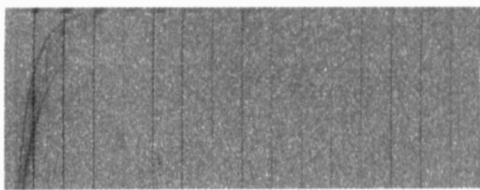


图 15 转子汽流激振灰度图

Fig. 15 Gray scale image of steam exciting vibration fault

由模糊形态学基本运算的定义可知,模糊开运算消除散点、“毛刺”和小桥,即对图形进行平滑,模糊闭运算则填平小洞或将两个邻近的区域连接起来.为了有效地进行滤波,通常采用模糊形态开\模糊形态闭的级联形式. Maragos^[23]提出的采用相同的结构元素,通过不同顺序级联开、闭运算,定义了模糊形态开-闭和模糊形态闭-开滤波器.

$$g_{\alpha} = A \circ B \cdot B \tag{17}$$

$$g_{\omega} = A \cdot B \circ B \tag{18}$$

由以上定义可知,上述两种滤波器具有开闭运算的所有性质,可有效地滤除噪声,但是开运算具有收缩性导致开-闭滤波器的输出偏小,闭运算的扩张性导致闭-开滤波器的输出偏大,因而直接影响到滤波器的抑制噪声功能,所以单独使用它们不能取得较好的效果.为了有效地抑制各种噪声,采用级联模糊开-闭运算,构造适当的模糊形态组合滤波器对图形进行噪声的滤除.文中构造如下开闭-闭开滤波器:

$$g_{fmm} = \alpha A \circ B + (1 - \alpha) A \cdot B \tag{19}$$

α 为模糊开运算的权值,权值 α 对最终滤波的效果有较大影响,本文中选取 0.5. 滤波后的图形如图 16 和图 17 所示.

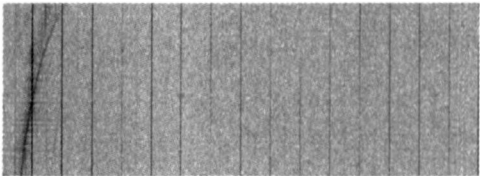


图 16 转子正常振动滤波

Fig. 16 Filter of normal rotor vibration

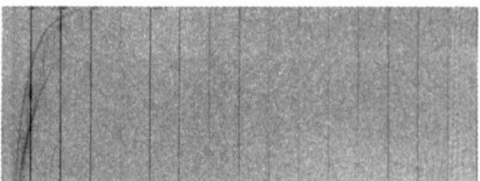


图 17 转子汽流激振滤波

Fig. 17 Filter of steam exciting vibration fault

图形滤波后即可利用模糊形态边缘纹理检测算子对图形进行边缘检测.模糊形态边缘检测算子具有不受噪声的干扰,且在噪声环境中仍然可以提取出完整清晰的目标轮廓,对噪声不敏感,而且很好地满足了“保边去噪”的要求,具有很强的鲁棒性,而且细节保持方面也十分精细,得到的边缘更加细腻,比经典的检测方法提供了更多有价值的边缘信息,并且检测计算过程快速、可靠,算法具有良好的抗干扰能力,实验的检测结果和人的视觉具有良好的一致性,可有效地检测出旋转机械振动灰度图形的边缘特征.如图 18 和图 19 所示.从图形细节、边缘简洁、杂乱程度可以得出模糊形态边缘检测能较好地提取图形特征.

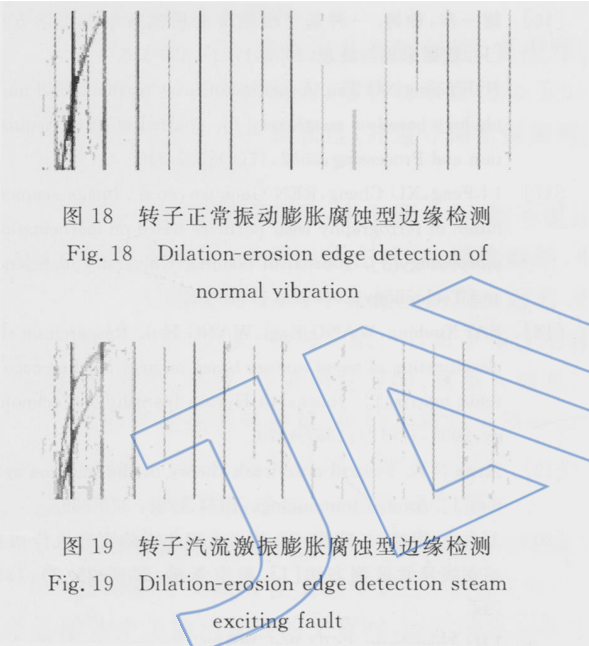


图 18 转子正常振动膨胀腐蚀型边缘检测

Fig. 18 Dilation-erosion edge detection of normal vibration

图 19 转子汽流激振膨胀腐蚀型边缘检测

Fig. 19 Dilation-erosion edge detection steam exciting fault

通过实验可以得出结构元素的尺寸选取对边缘检测有较大影响,本文所确定的小尺寸线型结构元素较好地适应了原图形.所述方法具有比较好的抑制噪声能力,同时,边缘细腻、平滑,在细节和特征方面保持得更好.

通过对旋转机械振动参数图形进行边缘纹理检测后,利用其图形特征即可进行故障诊断.虽然能从灰度图形的边缘纹理特征中区分其各种故障.但是为了实现机器诊断自动化,必须从图中进一步提取数字特征,文中对提取边缘纹理特征的灰度图形采用灰度共生矩阵方法自动提取图形状态数字特征.本文从共生矩阵中直接提取和挖掘旋转机械状态参数图形的角二阶矩、熵、对比度、逆差矩和相关度 5 个特征组成特征向量 T .利用灰度共生矩阵得到的纹理特征值可以用来判断不同图形间的纹理粗细、方向、疏密程度,进而实现

诊断.

为了利用人工免疫进行诊断,首先进行训练抗原-抗体对,从每类 20 个训练样本的融合特征向量集中求出正常或故障模式平均向量 X_1, X_2, X_3, X_4 ,由每种故障模式平均向量以移动步长为 1 折叠成 4 个 3×3 的故障模式矩阵 $M_1, M_2, \dots, M_4$,

如 $M_1 = \begin{bmatrix} T_1 & T_2 & T_3 \\ T_2 & T_3 & T_4 \\ T_3 & T_4 & T_5 \end{bmatrix}$, $[T_1, T_2, \dots, T_5]$ 为特征

向量.然后,进行矩阵奇异值分解训练抗原抗体对 $(u_1, v_1), (u_2, v_2), (u_3, v_3), (u_4, v_4)$,对于每类 30 个测试样本,也需经过同样的预处理、特征提取,然后将每个样本折叠成模式矩阵 M^* .由所训练的 4 个抗原抗体对分别与 M^* 结合,求出具有最低结合能量的抗原抗体对,此抗原抗体对所属的故障类别即为诊断结果.

表 1 给出了利用提取的特征进行人工免疫识别的结果,每种状态的 30 个测试样本分别错分了 2 个,5 个,4 个和 3 个,诊断准确率为 93.3%,83.3%,86.7%,90.0%,诊断准确率高 于 80%,由此可以得出本文所提出的基于模糊数学形态学及免疫智能的旋转机械故障诊断方法的可行性.

表 1 诊断结果统计表

Table 1 Statistics of fault diagnosis result

状态类型(样本 30 个)	错分样本个数	诊断准确率/ %
转子正常	2	93.3
转子不平衡	5	83.3
转子不对中	4	86.7
汽流激振	3	90.0

5 结 论

以旋转机械振动状态参数图形为研究对象,提出了基于模糊数学形态学及免疫智能的旋转机械故障诊断方法,通过实验验证了利用本文所提出的特征进行人工免疫诊断准确率达到 80%以上,证明了所提出方法的有效性.模糊数学形态学对图形的处理具有直观上的简明性和数学上的严谨性,在定量描述图形的形态特征上具有独特的优势,为基于形状细节进行图形处理提供了强有力的手段.在本文中利用构造优良的模糊数学形态学算子可直接提取和挖掘旋转机械状态参数图形特征信息,可以较好地解决边缘检测精度与抗噪声性能的协调问题,获得较好的边缘纹理特征.实例诊断结果表明所提出方法可较准确地诊断旋转机械

的故障,为旋转机械故障诊断提供一条新路.

参考文献:

- [1] Stelios H, Taxiarchis B, Maria R. Automatic detection of clustered microcalcifications in digital mammograms using mathematical morphology and neural networks[J]. Signal Processing, 2007, 87(7): 1559-1568.
- [2] Soille P, Pesaresi M. Advances in mathematical morphology applied to geo science and remote sensing[J]. IEEE Trans on Geosci Remote Sensing, 2002, 40(9): 2043-2055.
- [3] Pedro P, Luis R, Fernando M. A mathematical morphology contribution to study some aspects of hydrogeological systems[J]. Computers and Geosciences, 2001, 27: 1061-1069.
- [4] 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.
- [5] 吴振锋, 左洪福, 孙有朝. 磨粒分析技术及其在发动机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2001, 16(4): 316-323.
WU Zhenfeng, ZUO Hongfu, SUN Youchao. Debris analysis technology and its application to aeroengine fault diagnosis field[J]. Journal of Aerospace Power, 2001, 16(4): 316-323.
- [6] 岳洪伟, 李扬, 蔡肯, 等. 数学形态学在图像处理中的应用与展望[J]. 影像技术, 2006, (2): 19-21.
YUE Hongwei, LI Yang, CAI Ken, et al. Application and prospect of mathematical morphology in image processing [J]. Image Technology, 2006, (2): 19-21.
- [7] Maragos P, Schafer R W. Morphological filters-Part I: Their set-theoretic analysis and relation to linear shift-invariant [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1987, 35(8): 1153-1169.
- [8] Nikolaou N G, Antoniadis I A. Application of morphological operators as envelope extractors for impulsive-type periodic signals[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2003, 17(6): 1147-1162.
- [9] 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.
- [10] 章毓晋. 图象处理和分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [11] Chatzis A, Pitas I. A generalized fuzzy mathematical morphology and its application in robust 2-D and 3-D object representation[J]. IEEE Transactions On Image Processing, 2000, 9(10): 1798-1810.
- [12] Gasteratos A, Andreadis I, Tsalides Ph. Fuzzy soft mathematical morphology[J]. Image Signal Processing, 1998, 145(1): 41-49.
- [13] Bloch I, Maitre H. Fuzzy mathematical morphologies: a comparative study[J]. Pattern Recognit, 1995, 28, (9): 1341-1387.
- [14] Shinha D, Dougherty E R. Fuzzy mathematical morphology[J]. Vision, Communication and Image and Representation, 1992, 3(3): 286-302.
- [15] 杜世宏, 秦其明, 王桥, 等. GIS 中的模糊形态学运算[J]. 地理与地理信息科学, 2005, 21(1): 12-15.
DU Shihong, QIN Qiming, WANG Qiao, et al. Fuzzy morphological operations in GIS[J]. Geography and Geo-Information Science, 2005, 21(1): 12-15.
- [16] 胡一萍, 徐涛. 一种基于粗糙集的模糊数学形态学方法[J]. 数据采集与处理, 2002, 17(3): 333-336.
HU Yiping, XU Tao. A method of fuzzy mathematical morphology based on rough sets[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2002, 17(3): 333-336.
- [17] LI Feng, XU Cheng, REN Guoquan, et al. Image segmentation of ferrography wear particles based on mathematical morphology[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2005, 29(1): 70-72.
- [18] BAI Xuebing, WANG Keqi, WANG Hui. Research on the classification of wood texture based on gray level co-occurrence matrix[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(12): 1667-1670.
- [19] Jerne N K. Toward a network theory of the immune system[J]. Annual Immunology, 1974, 125c: 373-389.
- [20] 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 Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(3): 739-744.
- [21] Tarakanov A, Dasgupta D. A formal model of an artificial system[J]. Biosystems, 2000, 55(1-3): 151-158.
- [22] Tarakanov A. Mathematical models of bio-molecular information processing: formal peptide instead of formal neuron [J]. Journal of Problem of Information, 2001, 1(2): 46-51.
- [23] 杨照华, 浦昭邦, 祁振强. 基于数学形态学和遗传优化的图形去噪[J]. 光学技术, 30(3): 330-332.
YANG Zhao-hua, PU Zhao-bang, QI Zhen-qiang. Noise removal from image data based on mathematical morphology and genetic optimization[J]. Optical Technique, 30(3): 330-332.