

# 一种模仿人眼的汽轮机轴心轨迹识别方法<sup>\*</sup>

陈晓玥<sup>1,2</sup>, 周建中<sup>2</sup>, 肖 剑<sup>2</sup>, 付文龙<sup>2</sup>, 张炜博<sup>2</sup>,  
夏 鑫<sup>2</sup>, 李超顺<sup>2</sup>, 张勇传<sup>2</sup>

(1. 华东交通大学电气与电子工程学院 南昌, 330013) (2. 华中科技大学水电与数字化工程学院 武汉, 430074)

**摘要** 针对轴心轨迹图像的特征不易提取, 传统基于图像处理的轴心轨迹识别方法普遍存在信息提取不全面、形状表征不准确、特征向量与形状映射关系不明确等问题, 提出了一种模仿人眼的轴心轨迹识别方法。该方法首先模仿人的眼睛来提取轴心轨迹结构、区域和边界 3 方面最直观有效的信息; 然后, 通过有效信息的全面集成完成形状的综合准确表征, 使特征向量与形状之间的对应关系足够明晰; 最后, 通过反向传播(back propagation, 简称 BP) 神经网络、径向基函数(radical basis function, 简称 RBF) 神经网络和概率神经网络(probabilistic neural network, 简称 PNN) 实现汽轮机轴心轨迹的自动识别。实验表明, 提出的轴心轨迹识别方法简单、高效、准确。

**关键词** 汽轮机; 轴心轨迹; 故障诊断; 特征提取; 模仿人眼

**中图分类号** TK38; TM6; TP307; TH17

## 引 言

随着机械结构的日趋复杂, 发生故障的风险也在逐渐加大, 一旦故障发生, 将会导致生产中断, 经济损失和人员伤亡等严重后果。因此, 及时捕捉故障信息并加以识别, 对发现机械异常, 提高运行的可靠性有重要的意义。汽轮机最常见最主要的故障就是轴系振动故障<sup>[1]</sup>, 由振动信号合成的轴心轨迹, 携带了很多轴系振动信息, 因此轴心轨迹的识别是一种重要的汽轮机故障诊断途径<sup>[2-3]</sup>。在近年来的研究中, 基于图像处理的轴心轨迹识别方法备受关注<sup>[4-5]</sup>。

特征提取是轴心轨迹图像识别的一个关键环节, 所提取的特征将直接影响轴心轨迹识别和故障诊断的可靠性<sup>[1]</sup>。传统的图像特征提取方法主要包括区域特征提取和边界特征提取。区域特征提取方法包括快速傅里叶变换(fast Fourier transform, 简称 FFT)<sup>[6-7]</sup>、小波变换(wavelet transform, 简称 WT)<sup>[8-10]</sup>和脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, 简称 PCNN)<sup>[11]</sup>。其中: FFT 能够展现信号的时频域特征, 却不能描述信号的瞬时突变和图像的边缘<sup>[1]</sup>; WT 克服了 FFT 的弱点, 可以处理短期低能瞬时信号和图像的边缘, 但是浮点操作制约了它的实

时性<sup>[1]</sup>; PCNN 非常适用于实时处理, 然而其参数设置的困难一直没能克服。边界特征提取方法包括傅里叶描绘子(Fourier descriptors, 简称 FD)<sup>[12-13]</sup>、链码<sup>[4, 14]</sup>和不变矩<sup>[15-17]</sup>, 尽管 FD 可以巧妙地将二维信息转换成一维信息, 但是它对边界的起点和图像的变换非常敏感, 而链码的不稳定性导致链码不能独立准确地描述轴心轨迹形状<sup>[4]</sup>, 不变矩方法必要的去噪处理往往造成故障信息的丢失<sup>[18]</sup>。

传统的图像特征提取方法都能较准确地把握轴心轨迹图像信息, 在轴心轨迹的识别中也取得了令人满意的效果, 但以下问题仍是制约轴心轨迹准确表征和识别的瓶颈: a. 单方面的特征丢失了很多与形状密切相关的信息; b. 所得特征不是形状的决定因素, 因此特征与形状之间的联系不稳定; c. 特征与形状之间的对应关系极为复杂。

为了克服上述难题, 笔者提出一种基于模仿人眼的轴心轨迹识别方法(shaft orbit identification method based on imitating human eyes, 简称 IHE)。首先, 在文献[19]的基础上, 强化了宏观拓扑参数(macroscopic topological parameters, 简称 MTP)、全局凹凸程度(global concave-convex degree, 简称 GCCD)和边界层次特性(boundary layer

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(51079057, 51039005); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20100142110012)  
收稿日期: 2013-06-03; 修回日期: 2013-07-09

features,简称 BLF)3项轴心轨迹直观特征的定义;然后,分别从结构、区域和边界3个方面来表征轴心轨迹最直观有效的特性,实现对轴心轨迹的全面准确表征,并模仿人眼对轴心轨迹特征的全面准确把握;最后,以汽轮机轴心轨迹为实验对象,分别通过BP神经网络、RBF神经网络和概率神经网络实现轴心轨迹的自动识别。实验表明,IHE是一种简单、高效、准确的轴心轨迹识别方法

## 1 汽轮机轴心轨迹

汽轮机是一种典型的旋转机械,其轴心轨迹反映了转子旋转时轴上任意一点在其旋转平面内相对于轴承座的运行轨迹。轴心轨迹携带了很多机组轴系振动信息,其形状特征对判断机组转子轴系故障非常重要<sup>[20]</sup>。因此,轴心轨迹识别是一种重要的汽轮机故障诊断手段。研究证明,汽轮机典型故障状态下的轴心轨迹形状如表1所示<sup>[21]</sup>。笔者以汽轮机5种典型的故障轴心轨迹的识别为例,证明IHE的有效性。

表1 汽轮机5种典型故障下的轴心轨迹

Tab.1 The typical shaft orbits of steam turbine

故障状态	不平衡	油膜 涡动	不对中	不对中和 不平衡	油膜 振荡
轴心轨迹	椭圆	内“8”	外“8”	香蕉	紊乱

由于紊乱型的轴心轨迹很难通过仿真得到,因此笔者所用的紊乱型样本都是手绘后经过处理得到的,其他样本是在Matlab环境下通过式(1)仿真得到。所有的样本都是 $256 \times 256$ 的轴心轨迹图片。

$$\begin{cases} x(t) = A_1 \sin(\omega t + \alpha_1) + A_2 \sin(2\omega t + \alpha_2) \\ y(t) = B_1 \cos(\omega t + \beta_1) + B_2 \cos(2\omega t + \beta_2) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\omega$ 为角速度; $A_1, A_2, \alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 为 $x$ 方向振动基波和二次谐波的振幅和初相; $B_1, B_2, \beta_1$ 和 $\beta_2$ 为 $y$ 方向振动基波和二次谐波的振幅和初相。

## 2 基于模仿人眼的轴心轨迹的表征

### 2.1 人眼识别轴心轨迹的过程

汽轮机不同故障状态下最典型的轴心轨迹形状主要包括椭圆、内“8”、外“8”、香蕉和紊乱5种<sup>[20]</sup>。图1为人眼识别这5种典型的轴心轨迹的过程。与现有的各种轴心轨迹自动识别方法相比,其可靠性

和准确性非常突出,产生这种优势的原因如下:a.人眼只关注不同轴心轨迹之间最明显的差异,能够很好地把握最有效的信息;b.人眼能有效集成结构、区域和边界3个方面的有效信息,使轴心轨迹的表征更加准确;c.人眼所提取特征对轴心轨迹的形状有决定性作用,所得特征与轴心轨迹形状之间的对应关系明确且稳定。笔者使用宏观拓扑参数、全局凹凸性程度和边界层次特性,分别从结构、区域和边界3个方面来模仿人眼对轴心轨迹的表征,这为人眼识别轴心轨迹的自动化实现奠定了基础。

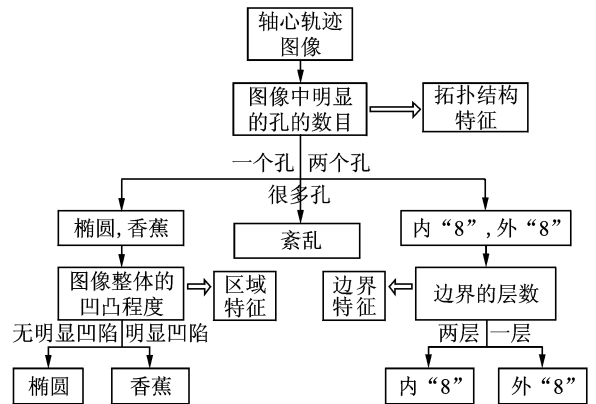


图1 人眼识别轴心轨迹的过程

Fig.1 The image recognition procedure of people

### 2.2 相似多边形

轴心轨迹的不规则性和其不平滑的边界将严重制约了轴心轨迹直观特征的准确计算,与轴心轨迹相似的多边形可以很好地克服这些弱点,且只要多边形与轴心轨迹足够的相似,它们的直观特征也是足够相近的,如图2所示。因此,笔者以相应的相似多边形代替轴心轨迹来提取直观特征。按适当的比

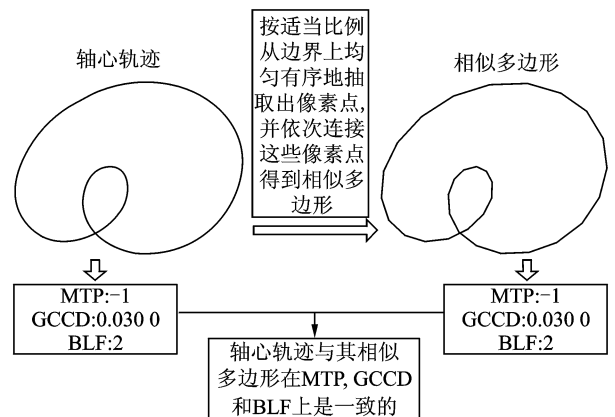


图2 相似图形的MTP, GCCD和BLF

Fig.2 The MTP, GCCD and BLF of similar images

例从图形的边界上均匀有序地取出像素点,再依次连接这些像素点,就能得到满意的相似多边形。

### 2.3 轴心轨迹直观特征的定义和计算

#### 2.3.1 MTP 的定义和计算

二维图像的欧拉数可以反应图像的拓扑结构特征,被定义为图像中连接体数与孔洞数的差<sup>[22]</sup>

$$E = C - H \quad (2)$$

其中: $E$ 为图像的欧拉数; $C$ 为图像中连接体的数目; $H$ 为孔洞的数目。

林小竹等<sup>[22]</sup>提出的基于图段和图段相邻数的二值图像欧拉数计算方法如下

$$E = \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^K (1 - V_{mk}) \quad (3)$$

其中: $M$ 为图像的行数; $K$ 为第  $m$  行上的图段数; $V_{mk}$ 为图像  $m$  行、第  $k$  个图段的上相邻数。

二值图像中,图段是每一行或每一列中连续且值为 1 的像素串,如图 3 所示,行图段的相邻数定义为图段相邻行中与此图段连接的图段数,图 3(a)中的行图段上相邻数为 3,下相邻数为 0<sup>[21]</sup>。

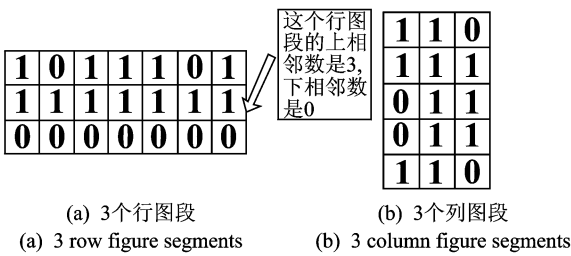


图 3 图段和相邻数

Fig. 3 Image section and adjacent count

汽轮机轴心轨迹的不规则性和噪声干扰会导致图像中存在一些不影响图形整体形状、但却能改变图形欧拉数的微型小孔,微型小孔数目的随机性严重破坏了图形欧拉数的稳定性。

为了克服上述问题,文献[19]提出了宏观拓扑参数的概念,但是它对宏观拓扑参数的定义只适合于识别水轮机 4 种典型的轴心轨迹。在此基础上,笔者从汽轮机 5 种轴心轨迹识别的需求出发,重新定义宏观拓扑参数为

$$MT = E + N_H \quad (4)$$

其中: $MT$ 为宏观拓扑参数; $E$ 为欧拉数; $N_H$ 为微型小孔数。

宏观拓扑参数能够屏蔽微型小孔的影响,准确

描述图形的宏观结构特性,成功地模仿了人眼对图形结构的宏观把握。由于微型小孔的统计可能会存在少量误差,需要结合 5 种典型轴心轨迹本身的特性,对  $E'$  作如下修正

$$MT' = \begin{cases} -3 & (MT \leq -5) \\ -1 & (-5 < MT \leq -1) \\ 0 & (MT \geq 0) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $MT'$ 为修正后的 MTP; $MT$ 为原始的 MTP。

计算 MTP 的关键是消除微型小孔的影响,笔者采用文献[19]中基于小孔填充和小孔统计相结合的方法来解决这个问题。首先,求取相似多边形;然后,填充小孔,如果某一行两个图段之间的 0 像素的个数小于填充直径( $F_T$ ),将这两个图段之间的 0 像素变成 1 像素;按照式(3)计算欧拉数( $E$ ),同时记录可能的小孔起点( $H_B$ )和小孔终点( $H_E$ ), $H_B$ 指下相邻数大于 1 的图段, $H_E$ 指上相邻数大于 1 的图段;通过  $H_B$  和  $H_E$  的匹配获得  $N_H$ ,如图 4 所示;最后,按照式(4)和式(5)计算 MTP。其中, $H_B$  和  $H_E$  匹配的条件是:两者纵横距离都不大于孔径( $H_T$ ); $H_B$  所在的行的编号小于  $H_E$  所在行的编号;每个  $H_B$  和每个  $H_E$  都只能参与一次匹配。

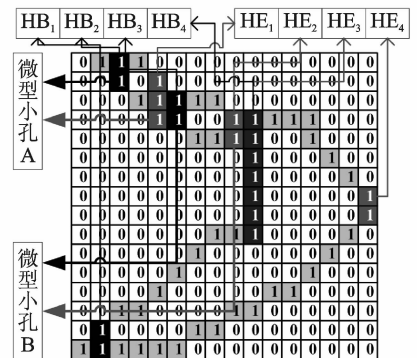


图 4  $H_B$  和  $H_E$  的匹配

Fig. 4 The matching of  $H_B$  and  $H_E$

#### 2.3.2 GCCD 的定义和计算

凹凸性是一种重要的图像特征,被广泛用于图像识别<sup>[23]</sup>。对轴心轨迹识别,传统图像凹凸性还存在以下缺陷:a. 工程实际中轴心轨迹是不规则、不平滑的,整体的凹凸性很容易被局部的凹陷性蒙蔽;b. 不可避免的噪声干扰会导致和加强第 1 个问题;c. 传统的凹凸性基本不能反应不同轴心轨迹之间的差异,图像整体的凹凸程度才能区分不同的轴心轨迹图形。

为了克服上述难题,笔者应用文献[19]提出的全局凹凸程度概念,其定义为

$$GCD = ON / \left[ \frac{PD(PD-1)}{2} \right] \quad (6)$$

其中:GCD 为全局凹凸程度的值;PD 为从图形边界上按一定比例均匀抽取的像素点的数目;这 PD 个像素点中任意两个之间都有一条线段;ON 为这些线段中经过图形外部区域的线段的数目。

只要 PD 的取值适当,GCCD 就能屏蔽图形局部的凹陷性,准确反映图形整体的凹凸程度,成功模仿人眼对图形凹凸程度的整体把握。另外,GCCD 的抗噪声干扰能力和计算速度也有可观的提高。

然而,外“8”和香蕉的 GCCD 分布范围很广,且其中较小的取值更接近于椭圆和内“8”的 GCCD 分布范围,这将导致不同轴心轨迹特征的混叠,不利于识别,严重影响了椭圆和香蕉的准确识别。为了克服这个问题,对 GCCD 作如下修正

$$GCD' = \begin{cases} GCD & (GCD \leq f_c) \\ GCD + g & (GCD > f_c) \end{cases} \quad (7)$$

其中:GCD' 为修正后的全局凹凸性;GCD 为全局凹凸性的原始值; $f_c$  为一个阈值,这里取椭圆的最大 GCD 和香蕉的最小 GCD 的均值; $g$  为一个人为加入的间隔值。

GCCD 的具体计算过程如下:获得相似多边形;填充多边形,使其内部、边界和外部的像素值分别为 2,1,0;从边界上均匀取出 PD 个像素点;对于这 PD 个像素点中任意两个像素点之间的连线段,如果其 6 个 7 等分点的像素值包含 0,则此线段经过图形外部区域,这样就能求得 ON;最后按照式(6)和式(7)计算 GCCD。

### 2.3.3 BLF 的定义和计算

边界的层数反映了一些直观且重要的图形信息,文献[19]利用 BLF 来描述这一特征,为了满足汽轮机 5 种轴心轨迹识别的需要,笔者将其定义扩展为

$$B = \begin{cases} 1 & (l_c = 1) \\ 2 & (l_c = 2) \\ 3 & (l_c > 2) \end{cases} \quad (8)$$

其中: $B$  表示边界层次特性; $l_c$  为边界的层数。

BLF 反映了一项非常明显、有效且能够在一定程度上决定图形形状的特性,它完全准确地模仿了人眼对轴心轨迹边界特征的宏观准确把握。

BLF 的具体计算步骤如下。

图像	ISSS
0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0	I(1) "1"
0 0 0 0 1 1 2 2 2 2 1 1 0 0 0 0	I(2) "121"
0 0 0 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 0 0 0	I(3) "121"
0 0 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 0 0	I(4) "121"
0 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 0	I(5) "121"
0 1 2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 1 0	I(6) "12121"
1 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 1	I(7) "1212121"
1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1	I(8) "1212121"
1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1	I(9) "1212121"
1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1	I(10) "1212121"
1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1	I(11) "1212121"
1 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 1	I(12) "1212121"
1 2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 1	I(13) "12121"
1 2 2 2 2 2 1 1 0 0 1 1 2 2 2 2 1	I(14) "121121"
0 1 2 2 1 0 0 0 0 0 0 1 2 2 1 0	I(15) "121121"
0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0	I(16) "11"

图 5 图像扫描字符串集

Fig. 5 The scanning string set

1) 求取相似多边形,填充多边形,使其内部、边界和外部的像素值分别为 2,1,0。

2) 扫描图形,并获得相应的扫描字符串集(image scanning string set,简称 ISSS),如图 5 所示。对于多边形的每一行,当像素值发生变化且不为 0 时,记录其像素值,并将每一行记录的所有像素值按顺序连接成一个字符串存入 ISSS

$$ISSS(I(1), I(2), \dots, I(n)) \quad (9)$$

其中: $n$  为 ISSS 的大小; $I(k)$  为扫描多边形的第  $k$  行得到的字符串。

椭圆、香蕉、内“8”和外“8”的边界层数相对简明,且其 ISSS 中每一个  $I(k)$  的长度都小于 8,而紊乱型轴心轨迹的边界关系复杂,总有一部分  $I(k)$  的长度大于或者等于 8。

3) 统计 ISSS 中长度大于或者等于 8 的  $I(k)$  的个数 IN;如果 IN 不大于  $i_i$ ,统计其中与“1212121”相同的字符串的数目 NS。

4) 通过下式计算 BLF。

$$B = \begin{cases} 1 & (IN \leq i_i \cap NS \leq b_i) \\ 2 & (IN \leq i_i \cap NS > b_i) \\ 3 & (IN > i_i) \end{cases} \quad (10)$$

其中:NS 为第 4 步得到的值; $i_i$  和  $b_i$  为一个阈值。

## 2.4 特征向量有效性分析

表征形状的特征向量是一个决定轴心轨迹识别效果的重要因素,必须要有很好的变换不变性和很强的轴心轨迹区分能力。从定义可以看出,MTP, GCCD 和 BLF 都只与轴心轨迹的形状相关,具有对旋转、平移和缩放变换的不变性,因此特征向量也继承了这种不变特性。MTP, GCCD 和 BLF 从结构、区域和边界 3 个方面集成了反应不同轴心轨迹最明

显差别的重要信息,且三项信息相互补充,增强了区分能力,显然特征向量能够很好地区分不同的轴心轨迹。

特征向量的不变性和区分能力都可以用欧拉距离来衡量:原始图像特征向量与其变换形式特征向量之间的欧拉距离越小,说明特征向量的变换不变性越好;不同轴心轨迹特征向量之间的欧拉距离越大,说明特征向量的区分能力越强。欧拉距离(the Euclidean distance of metric space, 简称 MSE)定义<sup>[24]</sup>为

$$MSE = \sqrt{\sum_i (h(i) - g(i))^2} \quad (11)$$

其中: $i=1,2,\dots,n$  为特征向量的维度; $h$  和  $g$  为两个维数相同的向量;MSE 为这两个向量之间的欧拉距离。

### 3 轴心轨迹识别实验

实验样本包括椭圆、内“8”、外“8”、香蕉和紊乱的轴心轨迹数据各 100 组,部分样本如图 6 所示,实验流程图如图 7 所示。实验参数设置为:FT=2, HT=4, PD=11,  $f_c=0.0303$ ,  $g=0.3$ , CP=1/10,  $b_t=5$ ,  $i_t=5$ ,这些参数值都是通过多次实验取的近似最优值。

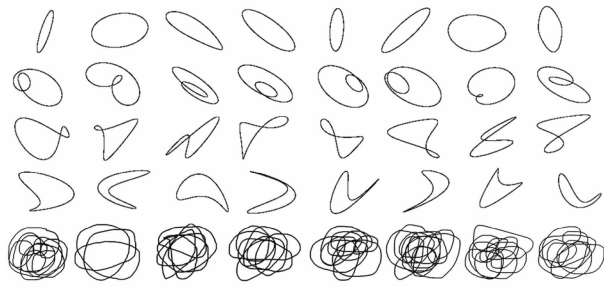


图 6 样本数据

Fig. 6 The samples

#### 3.1 MTP, GCCD 和 BLF 的有效性验证

计算 100 组样本数据的 MTP, GCCD 和 BLF 如表 2 所示。表 2 显示:椭圆、内“8”、外“8”、香蕉和紊乱的 MTP 分别为 0, -1, -1, 0 和 -3。样本 GCCD 数据反应如下结论:大部分椭圆样本是凸的,只有少量是局部微弱凹陷的;大部分的内“8”样本是凸的或者是局部微弱凹陷的,只有少量是凹的;外“8”和香蕉样本都明显是凹的,紊乱样本基本都是局部微弱凹陷的;内“8”的 BLF 为 2,紊乱的 BLF 为

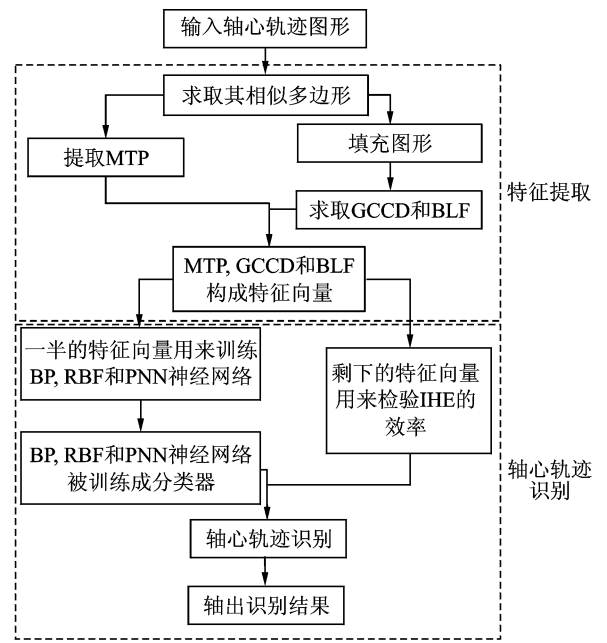


图 7 轴心轨迹识别流程图

Fig. 7 The flowchart of shaft orbit identification

3,其他 BLF 都为 1。这与人眼对轴心轨迹特征的把握是一致的,很显然, MTP, GCCD 和 BLF 成功实现了人眼对轴心轨迹特征的宏观准确把握,为轴心轨迹的识别奠定了基础。

表 2 轴心轨迹的特征值

Tab. 2 The eigenvalues of shaft orbits

样本类型	MTP	GCCD	平均 GCCD	BLF
椭圆	全为“0”	0~0.015	0.0026	全为“1”
内“8”	全为“-1”	0~0.345	0.0227	全为“2”
外“8”	全为“-1”	0.345~0.736	0.6564	全为“1”
香蕉	全为“0”	0.345~0.736	0.5754	全为“1”
紊乱	全为“-3”	0.015~0.345	0.0427	全为“3”

#### 3.2 特征向量有效性的证明

计算图 8 中轴心轨迹图形特征向量和不同特征向量之间的欧拉距离,特征向量如图 9 所示。原始图形与其自身变换之间的欧拉距离及不同原始图形之间的欧拉距离如表 3 所示。轴心轨迹与其自身变换之间的欧拉距离可以忽略,这说明 5 种典型的轴心轨迹和其变换形式在特征向量上基本一致,证明了特征向量具有缩放、旋转和平移的不变性。不同轴心轨迹之间的欧拉距离都是明显的,这说明它们

的特征向量差别明显,证明了特征向量对不同轴心轨迹的区别能力很强。图9显示,各轴心轨迹与其自身变换的特征向量无明显差别,不同轴心轨迹的特征向量之间的差别非常明显,这进一步证明了笔者模仿人眼提取的轴心轨迹特征具有很好的变换不变性和区分性能。

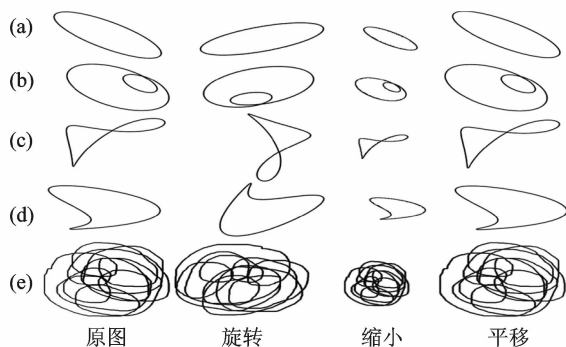


图8 汽轮机轴心轨迹

Fig. 8 The shaft orbits of stream turbines

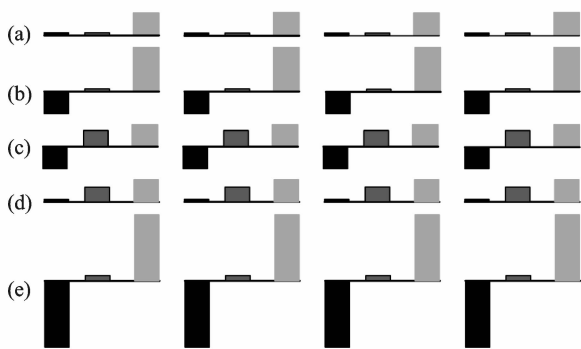


图9 轴心轨迹的特征向量

Fig. 9 The feature vectors of shaft orbits

表3 轴心轨迹的欧拉距离

Tab. 3 The MSE between the shaft orbits

	MSE	旋转	尺度	平移		
轴心轨迹 与自身变 换之间的 欧拉距离	(a)	0	0	0		
	(b)	0.015	0	0		
	(c)	0.015	0.015	0		
	(d)	0	0.015	0		
	(e)	0	0.015	0		
不同轴心 轨迹之 间的欧 拉距离	MSE	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
	(a)	0	1.414	1.314	0.691	3.606
	(b)	1.414	0	0.853	1.574	2.236
	(c)	1.314	0.853	0	1.118	2.950
	(d)	0.691	1.574	1.118	0	3.668
(e)	3.606	2.236	2.950	3.668	0	

### 3.3 轴心轨迹识别实验

求取500组样本的特征向量,通过BP神经网络

[25]、RBF神经网络[26]和PNN神经网络[27]实现轴心轨迹的自动识别。对于每一种方法,随机抽取一半的特征向量训练神经网络,再用另一半检验识别效率。重复上述过程10次,实验结果如表4所示。在相同的环境下用相同的数据和PNN神经网络实现对比实验[22]的结果如表5所示。笔者提出的IHE对椭圆、内“8”、外“8”、香蕉和紊乱的平均识别率分别为100%,99.6%,99.73%,99.53%和100%,且识别一条样本数据的总时间能满足实时应用的需求,这充分证明IHE轴心轨迹识别方法准确高效,对比实验的结果也显示了它的优越性。

表4 IHE的实验结果

Tab. 4 The experimental results of IHE

轴心轨迹	故障状态	准确识别率/%		
		BP	RBF	PNN
椭圆	不平衡	100	100	100
内“8”	油膜涡动	99.2	99.8	99.8
外“8”	不对中	99.8	99.6	99.8
香蕉	不对中	99.6	99.8	99.2
紊乱	油膜振荡	100	100	100

表5 4种不同轴心轨迹识别方法的对比

Tab. 5 The experimental results of different methods

方法	平均识别率/%	平均特征提取时间/ms	平均训练时间/ms	平均识别时间/ms
IHE+PNN	99.76	57	4.39	27
Walsh+PNN	93.24	49	8.92	36
PCNN+PNN	92.56	1 237	7.68	37
链码+PNN	85.44	41	5.73	31

## 4 结束语

针对轴心轨迹识别中特征难以提取、形状表征不够准确和特征向量与形状映射关系不明确的问题,提出了一种模仿人眼的轴心轨迹识别方法。首先,从结构、区域和边界3个方面模仿人的眼睛来提取轴心轨迹最直观有效的信息;然后,通过有效信息的全面集成和互补来完成形状的综合准确表征,使得特征向量与形状之间的对应关系足够明晰;最后,通过3种方法进行轴心轨迹的自动识别。实验证明,IHE实现了轴心轨迹自动识别方法在有效性和准确性上的突破。

## 参 考 文 献

- [1] Wang Changqing, Zhou Jianzhong, Qin Hui, et al. Fault diagnosis based on pulse coupled neural network and probability neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(11):14307-14313.
- [2] 翁桂荣, 薛峰. 几种特征描述方法在轴心轨迹识别中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2007, 27(4):295-299.
- Weng Guirong, Xue Feng. Application of several feature description methods to identification of shaft orbit[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2007, 27(4):295-299. (in Chinese)
- [3] 江志农, 李艳妮. 旋转机械轴心轨迹特征提取技术研究[J]. 振动、测试与诊断, 2007, 27(2):98-101.
- Jiang Zhinong, Li Yanni. Research on feature extraction of shaft orbit for rotating machine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2007, 27(2):98-101. (in Chinese)
- [4] Wang Changqing, Zhou Jianzhong, Kou Pangao, et al. Identification of shaft orbit for hydraulic generator unit using chain code and probability neural network[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(1):423-429.
- [5] Xiang Xiujiao, Zhou Jianzhong, Li Chaoshun, et al. Fault diagnosis based on Walsh transform and rough sets[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4):1313-1326.
- [6] Liu Yukun, Guo Liwei, Wang Qixiang, et al. Application to induction motor faults diagnosis of the amplitude recovery method combined with FFT[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(8):2961-2971.
- [7] Rai V K, Mohanty A R. Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert-Huang transform[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6):2607-2615.
- [8] Hadad K, Pourahmadi M, Majidi-Maraghi H. Fault diagnosis and classification based on wavelet transform and neural network[J]. Progress in Nuclear Energy, 2011, 53(1):41-47.
- [9] Lou X, Loparo K A. Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(5):1077-1095.
- [10] 申骏, 黄树红, 韩守木, 等. 旋转机械轴心轨迹信号的复数小波分析[J]. 振动、测试与诊断, 2000, 20(4):264-268.
- Shen Tao, Huang Shuhong, Han Shoumu, et al. Rotating machinery orbit analysis using complex wavelet transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2000, 20(4):264-268. (in Chinese)
- [11] Wang Zhaobin, Ma Yide, Cheng Feiyan, et al. Review of pulse-coupled neural networks[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1):5-13.
- [12] Kunttu I, Lepistö O L, Rauhamaa J, et al. Multiscale Fourier descriptors for defect image retrieval[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(2):123-132.
- [13] Fu Bo, Zhou Jianzhong, Chen Wenqing, et al. Identification of the shaft orbits for turbine rotor by modified Fourier descriptors[C]// Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Shanghai:[s.n.], 2004.
- [14] Hodge V J, O Keefe S, Austin J. A binary neural shape matcher using Johnson Counters and chain codes[J]. Neurocomputing, 2009, 72(4):693-703.
- [15] 郭鹏程, 罗兴琦, 王勇劲, 等. 基于粒子群算法与改进BP神经网络的水电机组轴心轨迹识别[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(8):93-97.
- Guo Pengcheng, Luo Xingqi, Wang Yongjin, et al. Identification of shaft centerline orbit for hydropower units based on particle swarm optimization and improved BP neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(8):93-97. (in Chinese)
- [16] 许飞云, 钟秉林, 黄仁. 轴心轨迹自动识别及其在旋机诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2):141-145.
- Xu Feiyun, Zhong Binglin, Huang Ren. Automatic recognition of shaft orbit and its application to fault diagnosis of rotating machinery[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(2):141-145. (in Chinese)
- [17] 万书亭, 李永刚, 李和明. 基于不变矩特征和新型关联度的轴心轨迹形状自动识别[J]. 热能动力工程, 2005, 20(3):239-241, 245.
- Wan Shuting, Li Yonggang, Li Heming. Automatic identification of Axle-center trajectory shape based on invariable-moment characteristics and a new type of correlativity[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2005, 20(3):239-241, 245. (in Chinese)
- [18] 张征凯, 薛松, 张优云. 基于特征参数的旋转机械智能故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(3):

- 256-260.
- Zhang Zhengkai, Xue Song, Zhang Youyun. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using characteristic parameters[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009,29(3):256-260. (in Chinese)
- [19] Chen Xiaoyue, Zhou Jianzhong, Xiao Han, et al. Fault diagnosis based on comprehensive geometric characteristic and probability neural network[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 230: 542-554.
- [20] 赵林度, 盛昭瀚, 张静. 汽轮发电机组轴心轨迹自动识别系统的开发[J]. 汽轮机技术, 1997, 39(6): 329-332. Zhao Lindu, Sheng Zhaohan, Zhang Jing. The shaft orbit automatic identification system development of turbine[J]. Turbine Technology, 1997, 39(6): 329-332. (in Chinese)
- [21] 赵林度, 盛昭瀚, 张静. 汽轮发电机组轴心轨迹自动识别系统的开发[J]. 汽轮机技术, 1997, 39(6): 10-13. Zhao Lindu, Sheng Zhaohan, Zhang Jing. The automatic identification system for steam turbine shaft orbits[J]. Turbine Technology, 1997, 39(6): 10-13. (in Chinese)
- [22] 林小竹, 沙芸, 籍俊伟, 等. 计算二维图像欧拉数的新公式[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(11): 158-161. Lin Xiaozhu, Sha Yun, Ji Junwei, et al. A new formula for 2D image euler number[J]. Microelectronics & Computer, 2005, 22(11): 158-161. (in Chinese)
- [23] 陈亚婷, 严泰来, 朱德海. 基于辛普森面积的多边形凹凸性识别算法[J]. 地理与地理信息科学, 2010, 26(6): 28-30, 55. Chen Yating, Yan Tailai, Zhu Dehai. An algorithm for identifying convex-concave vertices of polygon based on simpson formula[J]. Geography and Geo-information Science, 2010, 26(6): 28-30, 55. (in Chinese)
- [24] 张便利, 常胜江, 李江卫, 等. 基于彩色直方图分析的智能视频监控系统[J]. 物理学报, 2006, 55(12): 6399-6404. Zhang Bianli, Chang Shengjiang, Li Jiangwei, et al. Intelligent control of video monitoring system based on the color histogram analysis[J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55(12): 6399-6404. (in Chinese)
- [25] 时建峰, 程珩, 许征程, 等. 小波包与改进 BP 神经网络相结合的齿轮箱故障识别[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(3): 321-324. Shi Jianfeng, Cheng Hang, Xu Zhengcheng, et al. Fault diagnosis of gearbox using wavelet package and improved BP neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(3): 321-324. (in Chinese)
- [26] 李方溪, 陈桂明, 朱露, 等. 基于经验模态分解与 RBF 神经网络的混合预测[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5): 817-822. Li Fangxi, Chen Guiming, Zhu Lu, et al. Optimal sensor placement for bridge structure based on improved effective independence[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5): 817-822. (in Chinese)
- [27] 鄢腊梅, 管力明, 胡更生, 等. 基于 DWT 和 PNN 的印刷过程实时监测和故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(3): 236-239. Yan Lamei, Guan Liming, Hu Gengsheng, et al. Real-time vibration monitoring and diagnosis of printing machine using discrete wavelet transform and probabilistic neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(3): 236-239. (in Chinese)



**第一作者简介:**陈晓玥,女,1988年12月生,博士研究生。主要研究方向为水力发电机组信号分析及故障诊断、模式识别、人工智能。  
E-mail: 970644194@qq.com



