

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

郭鹏程, 罗兴锜, 王勇劲, 白亮, 李辉

(西安理工大学水利水电学院, 陕西省 西安市 710048)

Identification of Shaft Centerline Orbit for Hydropower Units Based on Particle Swarm Optimization and Improved BP Neural Network

GUO Pengcheng, LUO Xingqi, WANG Yongjin, BAI Liang, LI Hui

(Institute of Water Resources and Hydroelectric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi Province, China)

ABSTRACT: In the maintenance system of hydropower units, shaft centerline orbit is an important feature for the diagnosis of the unit condition. An algorithm combining edge detection with moment feature extraction was presented. Particle swarm optimization (PSO) algorithm was used to obtain the nearest known sample with samples to be identified. This paper applied improved BP neural network for identification. It took the invariant moments of shaft centerline orbit as the characteristic parameters of neural networks. Some typical orbits were also identified. Experiments in some hydropower station show that this identification method is fast and precise, with a highly practical value.

KEY WORDS: hydropower units; shaft centerline orbit; edge moment; particle swarm optimization (PSO); improved BP neural network

摘要: 在水电机组状态检修系统中, 轴心轨迹是判断机组状态的一个重要特征。该文提出边缘检测和矩特征提取相结合的方法, 利用粒子群寻优算法来获取与待识别样本最接近的已知样本, 应用改进的 BP 神经网络进行识别, 将轴心轴迹的不变性矩作为神经网络的特征参数, 对几种典型的轴心轴迹进行了辨识。某水电站机组试验表明该方法识别速度快、精度高, 具有较高的实用价值。

关键词: 水电机组; 轴心轴迹; 边缘矩; 粒子群寻优算法; 改进 BP 神经网络

基金项目: 国家自然科学基金项目(50779056)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50779056).

0 引言

水电机组在实际运行中, 会出现各种振源引起的振动, 当振动超过一定程度时将严重影响机组的安全运行并过多消耗机组的使用寿命, 导致意外失效事故的发生。因此对水电机组振动故障的诊断是一项十分重要的工作。水电机组是结构和功能都比较复杂的大型设备, 通常故障信号处理中提取到的频谱信息有限且不完整, 而轴心轴迹作为运动状态或故障的信息载体, 其识别能更准确、有效地实现故障诊断^[1]。尤其是当数据间存在着强相关性的非线性关系、频谱特性分析缺乏有效性时, 对轴心轴迹的识别研究具有重要现实意义。

目前, 轴心轴迹的识别主要通过不变线矩特征提取, 然后, 配合先进模式识别方法进行数据分类^[2]。文献[1-3]采用不变线矩方法, 解决了图像识别过程中特征的提取; 文献[4-6]采用边缘获取算法, 并对几种边缘提取算法进行类比研究, 得出相应算法的适用性, 针对相应的边界特征对算法进行了改进; 文献[7-8]采用了粒子群算法用于寻优, 专注于局部最优中寻找全局最优的方法, 给出了粒子群寻优研究途径; 文献[9-11]建立了神经网络模型, 实现了机械系统中故障的智能分类, 分类结果说明针对特定待识别样本, 改进后的神经网络识别精度和效率具有优越性。然而, 上述算法存在 2 个问题有待解决, 一是轴心轴迹图形特征无法准确描述, 二是特征提取后出现大量冗余数据, 算法的实现和轴迹的识别难度较大。

本文基于图形边缘矩方法对水电机组轴心轨迹进行了特征提取,采用粒子群寻优算法进行了冗余数据的精简,应用BP神经网络的码值化改进进行故障特征识别,使识别过程和结果在精度和人性化方面取得满意的效果,提高了识别的准确率和效率。本文所采用的方法能够对现场获取轴心轨迹进行及时和准确识别,非常适合在大规模海量数据集下的水电机组故障分析诊断系统中应用。

1 轴心轨迹的边缘获取

由于实测图形由不同频域特征的时间序列合成,小波的过滤并不能完全获得清晰的轴心轨迹图形^[12]。因此,展现出的轴心轨迹往往十分杂乱,但这些杂乱背景中的轮廓却能够真实反映出轴心轨迹的形状特征。在目标轮廓的提取中,轮廓的完整性和轮廓提取算法的稳定性关系到不变矩特征的准确度^[4]。传统的基于阈值或基于边缘检测(Canny算子)的轮廓提取算法难以满足上述要求。

本文综合文献[5-6]边缘特征提取算法,采用Canny算子对图像灰度化后数据测取,通过去除原始边缘图和Canny算子提取后的边缘图的不同灰度点进行了轮廓提纯,基于此原理改进了边缘提取算法,总体思路是:首先对边缘图 $E_1(z,y)$ 进行带阈值因子的Canny算子处理,得到该边缘图的边缘图 $E_2(z,y)$;在此基础上,由边缘图 $E_1(z,y)$ 减去边缘图 $E_2(z,y)$,将负值部分对应的边缘点的值改为零,就得到了细化的边缘图 $E_3(x,y)$;最后将 $E_3(x,y)$ 图像作为待识别对象,即 $f(x,y)$ 。

对实测主轴数据通过消噪后得到的图形如图1所示,从中选出最常见的香蕉形、内八字形、外八字形和椭圆形4种故障样本。然后,应用边缘提取算法获取其轮廓,获得图2所示的图形样本。

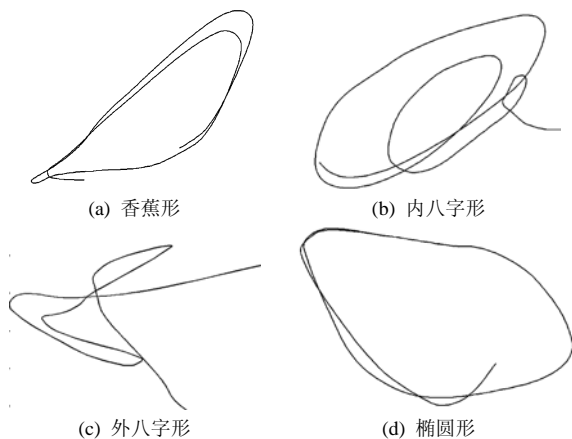


图1 实测轴心轨迹图形样本
Fig. 1 Graphic samples for measured orbits

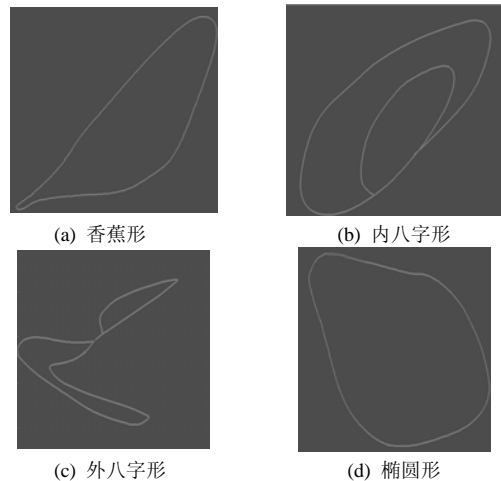


图2 实测轴心轨迹图形样本的边缘获取
Fig. 2 Obtaining the edge of the graph sample for the measured orbits

作为一个轴心轨迹自动识别系统,本文在实测前已经虚拟获取了16个轴心轨迹,分为4组,即椭圆形、香蕉形、外八字形、内八字形,每一组有4个样本,对应极坐标下的极角分别为 0° 、 30° 、 60° 、 90° 。抽取其中4个 30° 极角所对应的虚拟样本的边缘化图形,如图3所示。

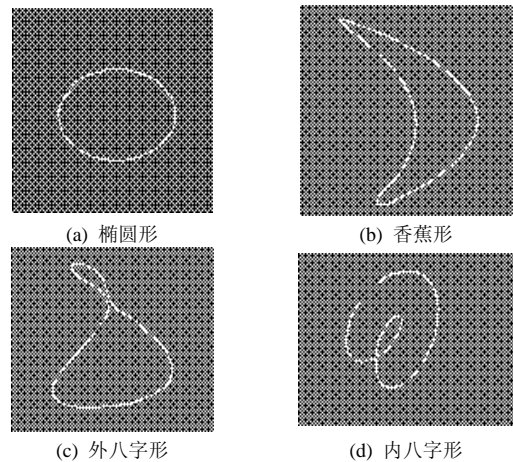


图3 虚拟轴心轨迹图形样本边缘获取
Fig. 3 Obtaining the edge of the graph sample for the virtual orbits

2 图像边缘的Hu不变线矩

由边缘获取所得的二维图像模式 $f(x,y)$ 在平面 R^2 上的 $(p+q)$ 阶矩为

$$m_{pq} = \iint_R x^p y^q f(x,y) dx dy, \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中 R 为轴心轨迹边缘区域。图像的中心可由 $\bar{x} = m_{10} / m_{00}, \bar{y} = m_{01} / m_{00}$ 表示。

为保证对于平移的不变性,图像对应的 $(p+q)$ 阶中心矩定义为

$$u_{pq} = \iint_R (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y) dx dy \quad (2)$$

对中心矩进行归一化以保证图像尺度变化的不变性。 $(p+q)$ 阶归一化的中心矩为

$$I_{pq} = u_{pq} / u_{00}^{[1+(p+q)/2]} = u_{pq} / m_{00}^{[1+(p+q)/2]} \quad (3)$$

由式(1)–(3)获得 7 个 Hu 不变矩^[13]：

$$\begin{cases} \mu_1 = I_{20} + I_{02} \\ \mu_2 = (I_{20} - I_{02})^2 + 4I_{11}^2 \\ \mu_3 = (I_{30} - 3I_{12})^2 + (3I_{21} - I_{03})^2 \\ \mu_4 = (I_{30} + I_{12})^2 + (I_{21} + I_{03})^2 \\ \mu_5 = (I_{30} - 3I_{12})(I_{30} + I_{12})[(I_{30} + I_{12})^2 - 3(I_{21} + I_{03})^2] + \\ \quad (3I_{21} - I_{03})(I_{03} + I_{21})[3(I_{30} + I_{12})^2 - 3(I_{21} + I_{03})^2] \\ \mu_6 = (I_{20} - I_{02})(I_{30} + I_{12})^2 - (I_{21} + I_{03})^2 + \\ \quad 4I_{11}(I_{30} + I_{12})(I_{03} + I_{21}) \\ \mu_7 = (3I_{21} - I_{03})(I_{30} + I_{12})[(I_{30} + I_{12})^2 - 3(I_{21} + I_{03})^2] - \\ \quad (I_{30} - 3I_{12})(I_{03} + I_{21})[3(I_{30} + I_{12})^2 - 3(I_{21} + I_{03})^2] \end{cases} \quad (4)$$

由式(4)得到图像边缘的 7 个不变矩特征，实现了待识别图像集合到不变矩数据集合的一对一映射，每个轴心轨迹图形都由唯一的边缘不变矩来标记。即通过对边缘不变矩的识别来实现对轴心轨迹图形的识别^[11]。边缘不变矩求取的特征数据如表 1 和表 2 所示。

表 1 待识别样本的不变矩数值表
Tab. 1 Moment invariant values for awaiting identification sample

待识别 样本	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_5	μ_6	μ_7
1	0.011 6	0.097 5	0.081 7	0.079 9	0.061 8	0.021 0	0.021 0
2	0.010 8	0.066 4	0.108 1	0.099 2	0.151 4	0.016 0	0.016 0
3	0.012 6	0.102 6	0.118 4	0.089 6	0.061 9	0.025 4	0.025 4
4	0.014 5	0.059 7	0.115 2	0.086 8	0.138 6	0.019 8	0.019 8

表 2 虚拟样本不变矩数值表
Tab. 2 Moment invariant values for Virtual sample

待识别 样本	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_5	μ_6	μ_7
1	0.709 9	0.172 7	1.839 0	1.813 3	3.636 7	1.729 1	5.042 2
2	0.725 5	0.711 8	1.615 7	2.611 8	6.685 4	3.333 0	5.406 2
3	0.721 9	0.961 7	2.591 9	2.849 5	5.970 3	2.403 1	6.044 5
4	0.722 8	0.236 1	0.095 0	1.257 0	1.691 6	2.363 2	1.671 4
5	0.724 6	0.888 0	1.836 3	0.643 1	2.024 2	0.956 0	1.561 1
6	0.684 0	0.184 8	1.715 2	0.023 0	0.520 6	0.102 9	0.595 0
7	0.724 4	0.883 1	1.850 7	0.654 8	1.432 7	0.927 1	1.535 0
8	0.693 6	0.365 9	1.801 1	0.408 3	1.929 6	0.379 5	1.137 1
9	0.669 2	0.113 6	1.577 3	0.553 8	0.822 3	2.362 1	0.185 0
10	0.685 2	0.194 8	1.659 4	0.444 3	0.053 9	0.557 6	0.267 1
11	0.674 9	0.381 5	0.861 7	1.232 8	0.318 1	1.043 6	0.175 1
12	0.709 0	0.647 8	1.783 1	0.540 6	0.542 9	0.543 9	1.644 3
13	0.709 3	0.081 8	0.515 8	0.426 7	0.196 3	0.385 8	0.640 2
14	0.767 4	0.736 9	0.210 8	1.294 6	1.335 5	2.053 1	1.484 6
15	0.749 3	0.281 7	0.113 4	1.282 7	1.318 0	1.166 8	1.102 9
16	0.748 5	0.144 2	0.287 4	1.569 2	2.574 5	1.749 8	2.373 6

3 粒子群智能寻优算法

通过对比所获取的 16 个图形与实测 4 个图形的边缘矩数据，发现相似轴心轨迹图形的不变矩相应位的数值大小极其相似。故而将样本不变矩作为一个集合 $A_i, i=1,2,\dots,7$ ，将待识别图形不变矩作为一个集合 $B_i, i=1,2,\dots,7$ 时，通过对数据集合研究发现，相似轴心轨迹在不变矩相同位置 i, A_i 和 B_i 不变矩数值呈现出近似相等的极大值和极小值。轴心轨迹图形差异越大，其不变矩数值取的极大值和极小值数值和相应位置差异越大。

基于上述原理，并结合现有粒子群应用中存在的诸如早熟收敛等问题^[12,14]，本文对目标函数值和粒子更新方式做了相应的改进，并将粒子群算法进行了扩展，采用改进的粒子群全局寻优算法来求取数据集中最关键解集。改进的粒子群全局寻优的算法如下：

- 1) 将不变矩当做一个粒子群中的粒子，粒子的位置为 7 个不变矩中的不变矩数值对应下标(即 $i=1,2,\dots,7$)，粒子速度为不变矩数值(即 A_i 或 B_i)；
- 2) 将 2 组粒子群(即 A_i 和 B_i)中相应位置(即 $i=1,2,\dots,7$)的速度比较，寻找 7 个位置速度都接近的粒子作为寻优粒子，将寻优获取的粒子替代原来粒子 A_i ，并将其记为 X_i ；
- 3) 计算新粒子的目标函数值，如果 $f(X_i) \leq f(A_i)$ ，则更新粒子的个体最优为 $A_i = X_i$ ，同时更新惯性权重因子 w ；该全局寻优的权重因子 w 定义为

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{t_{\max}} \times t \quad (5)$$

式中： w_{\max} 、 w_{\min} 为惯性权重的初值和终值； t_{\max} 为算法最大迭代次数； t 为迭代次数。

- 4) 通过反复迭代达到全局最优，最终获得与待识别数据差异性最小的一个样本集合 X_i 。

寻优后的数据如表 3 所示。

表 3 粒子群寻优后的样本不变矩数值表
Tab. 3 Moment invariant value based on particle swarm optimization

待识别 样本	μ_1	μ_2	μ_3	μ_4	μ_5	μ_6	μ_7
1	0.709 9	0.172 7	1.839 0	1.813 3	3.636 7	1.729 1	5.042 2
2	0.725 5	0.711 8	1.615 7	2.611 8	6.685 4	3.333 0	5.406 2
6	0.684 0	0.184 8	1.715 2	0.023 0	0.520 6	0.102 9	0.595 0
8	0.693 6	0.365 9	1.801 1	0.408 3	1.929 6	0.379 5	1.137 1
10	0.685 2	0.194 8	1.659 4	0.444 3	0.053 9	0.557 6	0.267 1
11	0.674 9	0.381 5	0.861 7	1.232 8	0.318 1	1.043 6	0.175 1
15	0.749 3	0.281 7	0.113 4	1.282 7	1.318 0	1.166 8	1.102 9
16	0.748 5	0.144 2	0.287 4	1.569 2	2.574 5	1.749 8	2.373 6

由上述寻优结果可知, 实测获取了4个样本, 然而虚拟中获取的轨迹图形可能的各种预测有16个样本, 过多的冗余数据使智能识别算法在准确性和效率方面无法兼顾, 故而在智能识别前先进行了寻优算法的类比寻优, 保留了最关键的数据, 降低了冗余度。算法通过不断调整式(5)中的权重因子, 获得全局较优的新粒子, 通过迭代进一步获得最优; 寻优后获得关键样本为样本1、样本2、样本6、样本8、样本10、样本11、样本15、样本16; 将寻优后的图形样本与已知样本库图形样本对比发现, 寻优样本库完整的包含了所要识别的4个图形样本, 并且排除了会引起干扰的紊乱形和梅花形。

4 改进BP神经网络对轴心轨迹智能识别

本文对某水电站机组轴系实测信号进行处理获得轴心轨迹。该电站机组的水轮机型号为HL-LJ-100, 发电机型号为SF6000-8/2600, 其额定转速为600 r/min, 实测信号的采样频率为200Hz, 数据长度为1024。在上导、下导、水导+X/-Y方向各设置一个涡流传感器测量大轴摆度, 键相传感器设置在水导-Y方向, 上架、下机架、顶盖各设置1个垂直和2个水平振动测点。选取16个仿真轴心轨迹图形的不变矩作为样本, 样本分为4组, 即椭圆形、香蕉形、外八字形、内八字形; 为了便于区分各组图形不变矩, 采用了计算机编码中的4位二进制加权码为各组不变矩做标记; 编码标记如下椭圆形为0001, 其他3个依次为0010、0011、0100, 即4位二进制加权码值^[13]中的1、2、3、4; 在神经网络中作为目标, 进行智能识别, 通过将识别结果中各数值位取8421加权求和, 得到了1、2、3、4各样本识别值, 达到对轴心轨迹的识别; 改进的BP神经网络设计^[15]中, 引入了4位的加权码值, 在十进制中分别代表1、2、3、4(即4个样本图形), 在神经网络中初始化各个权值 w_{ij} 和阈值 θ_{ij} , 使其为介于区间(0, 1)中的随机数; 输入输出样本的个数为 P 个, 其中系统样本个数为 $p=(1, 2, \dots, P)$, $x_p^{(0)} = \{x_{p1}^{(0)}, x_{p2}^{(0)}, \dots, x_{pno}^{(0)}\}$ 为系统激活样本, $d_p = \{d_{p1}^{(0)}, d_{p2}^{(0)}, \dots, d_{pno}^{(0)}\}$ 为系统输出响应的目标值。利用这2组数据构成一个学习样本集, 对神经网络进行训练, 使输出响应与期望输出之间的误差达到系统要求。

试验中, 避开了过多的人工选择, 选用了图形

的边缘矩作为识别和待识别对象来研究; 首先计算了4组16个仿真样本的边缘矩和4个经过小波消噪后的实测轴心轨迹的边缘矩; 然后, 通过智能筛选算法全局寻优, 将实测不变矩数据与样本不变矩数据进行对比筛选, 获得了8寻优样本库。将寻优后的样本库作为输入样本向量 X , 与对应期望输出向量 T 建立改进BP神经网络模型, 训练精简后的已知样本库和待识别样本库间的映射关系, 映射关系通过8421码值来度量即作为网络输出码值, 码值结果很好地识别了轴心轨迹图形形状。

为了验证改进BP神经网络在识别方面的准确率和效率, 本文针对表1和表3的特征数据建立了改进BP神经网络模型、常规BP神经网络模型、常规RBF神经网络模型的对比实验, 各识别模型的识别精度和CPU耗时如表5所示。表中, 常规BP神经网络模型和常规RBF神经网络模型学习时间长, 识别精度差; 改进后的BP神经网络模型具有较高的识别精度, 对本文所选的4个测试样本做到完全正确的识别, 且识别速度快, 从开始训练到完成识别, CPU的耗时能够满足水电机组故障在线诊断系统的要求。

表4 训练后对应位的网络实际输出值、有效位数值、四舍五入结果

Tab. 4 Trained actual network output value, valid data bits value and rounding result

样本编号	输出编码有效位	四舍五入结果	识别结果
1	0.1, 0.9, 0.1	0, 1, 0	香蕉形
2	0.8, 0.1, 0.1	1, 0, 0	内八字形
3	0.1, 0.9, 0.7	0, 1, 1	外八字形
4	0.0, 0.3, 0.9	0, 0, 1	椭圆形

表5 各模型识别效果

Tab. 5 Recognition effects of different models

比较项	识别模型		
	改进BP神经网络	BP神经网络	RBF神经网络
识别率/%	100	86.31	89.54
CPU耗时/s	1.25	2.39	3.72

由识别结果可以发现, 改进BP神经网络较好的识别了轴心轨迹最常出现的椭圆形、香蕉形、外八字形、内八字形4个图形; 应用上述结果对该机组轴系进行故障诊断, 取识别出的轴心轨迹特征即椭圆形、香蕉形、外八字形、内八字形进行诊断, 样本1、样本3的轴心轨迹与转子不对中相关; 样本2与轴承油膜涡动相关; 样本4的轴心轨迹与转子部件不平衡或大轴轴线不直相关。因此, 试验组基于该识别结果对轴系各个部件进行了局部的校

正, 结果使该机组振动和摆度都大大减弱, 进一步验证了轴心轨迹作为诊断依据的有效性。

5 结论

本文对水电机组实测轴心轨迹进行了智能识别, 采用了边缘矩和粒子群来寻找关键故障特征, 然后应用了加权神经网络进行识别, 结论如下:

1) 对于水电机组现场采集获取的轴心轨迹图形边缘模糊性问题, 采用边缘获取来消除模糊性, 有效还原了轴系运行中实际轨迹图形, 提高了故障特征准确性。

2) 针对描述轴心轨迹的特征数据存在冗余的现象, 引入粒子群寻优算法, 有效降低了冗余。

3) 通过边缘矩正确提取图形特征, 应用粒子群寻优算法来消除冗余, 降低了识别过程的随机性, 优化了识别步骤, 编码化的 BP 神经网络算法对识别结果的处理, 使识别结果在智能化和人性化方面得到提高, 增强了人机交互性, 识别结果令人满意。但由于粒子群算法中伪最优值的辨别和 BP 神经网络算法存在局部极小点, 使识别算法收敛速度慢、训练时间长的问题成为接下来需要解决的关键问题。

参考文献

- [1] 倪传坤, 周建中, 付波. 基于改进不变矩的发电机组轴心轨迹识别[J]. 电力科学与工程, 2004(2): 16-18.
Ni Chuankun, Zhou Jianzhong, Fu Bo. Automatic identification of shaft orbits of generator sets based on improved moment invariant [J]. Electric Power Science and Engineering, 2004(2): 16-18(in Chinese).
- [2] 付波, 周建中, 彭兵, 等. 基于仿射不变矩的轴心轨迹自动识别方法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2007, 35(3): 119-122.
Fu Bo, Zhou Jianzhong, Peng Bing, Zhao Bing. Auto-recognition of shaft orbits using affine moment invariants [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science, 2007, 35(3): 119-122(in Chinese).
- [3] Wong R Y, Hall E L. Scene matching with invariant moments [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1978, 8(1): 16-24.
- [4] 李向吉, 丁润涛. 脉冲噪声污染图象中的数学形态边缘检测器[J]. 中国图象图形学报, 1998, 3(11): 903-906.
Li Xiangji, Ding Runtao. Mathematical morphological edge detectors for noisy images corrupted by impulses[J]. Journal of Image and Graphics, 1998, 3(11): 903-906(in Chinese).
- [5] 曹茂永, 孙农亮, 郁道银. 几种边界特征描述方法的比较研究[J]. 光学技术, 2003, 29(3): 284-287.
Cao Maoyong, Sun Nongliang, Yu Daoyin. Comparative study of boundary feature description methods for object recognition [J]. Optical Technology, 2003, 29(3): 284-287(in Chinese).
- [6] 李琛旭. 遥感图像边缘特征提取与融合方法研究[J]. 计算机工程与用, 2009, 45(29): 171-176.
Li Jingxu. Remote sensing images edge detection and fusion method[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(29): 171-176(in Chinese).
- [7] 焦卫东, 杨世锡, 常永萍, 等. 多峰值函数优化的改进粒子群算法[J]. 机械工程学报, 2008, 44(9): 113-116.
Jiao Weidong, Yang Shixi, Chang Yongping, et al. Multimodal function optimization using an improved swarm optimizer[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(9): 113-116(in Chinese).
- [8] Shi Yuhui, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization [C]/IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Seoul, South Korea, 2001(1): 101-106.
- [9] Vyas N S, Satishkumar D. Artificial neural network design for fault identification in a rotor-bearing system[J]. Mechanism and Machine Theory, 2001, 36(2): 157-175.
- [10] 邓艾东, 赵力, 包永强. 粒子群优化小波神经网络用于摩擦声发射源定位[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(32): 83-87.
Deng Aidong, Zhao Li, Bao Yongqiang. Localization of acoustic emission source based on particle swarm optimizer wavelet neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(32): 83-87(in Chinese).
- [11] Zhang G P. Neural networks for classification: a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2000, 30(4): 451-462.
- [12] 刘佳, 李丹, 高立群, 等. 多目标无功优化的向量评价自适应粒子群算法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31): 22-28.
Liu Jia, Li Dan, Gao Liqun, et al. Vector evaluated adaptive particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(31): 22-28(in Chinese).
- [13] 张征凯, 薛松, 张饶云. 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 Yaoyun. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using characteristic parameters[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(3): 256-260(in Chinese).
- [14] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 1-466.
Chen Baolin. Optimization theory and algorithms[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998: 1-466(in Chinese).
- [15] McEliece R J. 信息论与编码理论[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2004: 268-290.
McEliece R J. The theory of information and coding[M]. 2nd Edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004: 268-290(in Chinese).



郭鹏程

收稿日期: 2010-08-25。

作者简介:

郭鹏程(1975), 男, 博士, 副教授, 主要从事水力机械计算流体力学与优化设计、水力机组监测与诊断的研究, guoyicheng@126.com;

罗兴镒(1962), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事水力机械现代优化设计理论及水力机组故障诊断技术的研究, luoxq@xaut.edu.cn;

王勇劲(1986), 男, 硕士研究生, 主要从事水力机组监测与诊断的研究, wyjwpwhy@163.com;

白亮(1974), 男, 博士, 讲师, 主要从事水力机组故障诊断技术研究, bird-bai@sina.com;

李辉(1977), 男, 博士生, 讲师, 主要从事水力机组故障诊断技术研究, lihui@mail.xaut.edu.cn。

(责任编辑 车德竞)