

文章编号:1000-582X(2011)06-026-05

# 混沌粒子群优化模糊聚类的旋转机械故障诊断

胡方霞<sup>1,2</sup>, 谢志江<sup>1</sup>, 岳茂雄<sup>3</sup>

- (1. 重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 重庆工商职业学院 计算机与电子工程系, 重庆 400052;  
3. 中国空气动力研究与发展中心, 四川 绵阳 621000)

**摘要:**提出基于混沌粒子群优化加权模糊聚类的旋转机械故障诊断算法。该算法用混沌粒子群算法取代传统的梯度下降法, 优化加权模糊 C-均值算法的各个参数, 并依据聚类有效性指标确定最优聚类数及聚类中心。应用表明, 混沌粒子群算法有效提高了模糊聚类分析的收敛速度和精度, 提高了旋转机械故障诊断的准确率。

**关键词:**旋转机械; 故障诊断; 混沌; 粒子群优化; 模糊 C-均值

TK267; TP277

文献标志码: A

## Fault diagnosis of rotating machinery based on fuzzy clustering optimized by chaos embedded particle swarm optimization

HU Fang-xia<sup>1,2</sup>, XIE Zhi-jiang<sup>1</sup>, YUE Mao-xiong<sup>3</sup>

- (1. State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;  
2. Computer and Electronic Engineering Department, Chongqing Technology and Business Institute, Chongqing 400052, P. R. China;  
3. China Aerodynamics Research & Development Center, Sichuan 617000, P. R. China)

**Abstract:** A method of weighted fuzzy clustering optimized by chaos embedded particle swarm algorithm (CPSO) is put forward and applied in vibration fault diagnosis of rotating machinery. In the method, CPSO is used to displace the traditional stochastic-gradient algorithm to optimize parameters of weighted fuzzy C-means (WFCM). The best clustering num and clustering centers are automatically attained according to clustering validity function. The experimental results show that the method effectively increases the convergence velocity and precision of WFCM and so does the correctness rate of fault diagnosis for rotating machinery.

**Key words:** rotating machinery; fault diagnosis; chaos; particle swarm optimization; fuzzy C-means

目前, 旋转机械故障诊断的研究大多采用以神经网络、专家系统、模糊技术为代表的智能诊断方法。其中, 模糊技术因其处理不确定问题的独特优势, 在旋转机械故障诊断中得到广泛应用, 尤其以模糊 C-均值(fuzzy c-means, FCM)算法为代表的模糊

聚类技术, 取得了较好的诊断效果<sup>[1-4]</sup>。但该算法存在以下 3 个方面的不足<sup>[5]</sup>: 1) 采用梯度下降法求聚类目标函数, 易陷入局部极小而得不到最优分类, 函数优化上的缺憾会导致算法对初值敏感, 不同的初值可能得到不同的聚类结果, 还可能导致无解。

收稿日期: 2011-01-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10976034)

作者简介: 胡方霞(1973-), 女, 副教授, 主要从事人工智能、故障诊断方面的研究工作, (Tel) 13272828881;  
(E-mail) hufang10@163.com。

2)需要一定的先验知识,要人工确定聚类数。3)没有考虑不同的故障征兆对分类的不同影响,有的征兆对分类结果起主导作用,有的征兆对分类结果影响较小。

粒子群优化算法(PSO)是一类新兴的随机全局优化技术<sup>[6]</sup>,与遗传算法(GA)相比,它不但具有基于种群的全局搜索策略,而且通过参数调整还可以同时具有较强的局部寻优能力,避免了复杂的遗传操作。但 PSO 算法同样存在早熟收敛和运算量较大等缺点。为此,笔者将 PSO 算法、混沌思想、FCM 算法相结合,提出一种基于混沌粒子群优化加权模糊聚类分析的算法(CPSO-WFCM),并将其用于旋转机械的故障诊断。该方法首先采用基于样本相似度的特征加权方法对样本特征进行加权,以适应各种复杂分布的样本;然后,利用混沌粒子群算法(CPSO)优化加权模糊聚类(WFCM)的目标函数,并依据聚类有效性指标自动获得最佳聚类数及聚类结果。实验结果表明,CPSO-WFCM 算法不仅迭代次数少,而且收敛精度也得到较大的提高,且优化后的 WFCM 算法具有很好的信号分类能力,能有效地对旋转机械故障进行诊断。

## 1 混沌粒子群优化加权模糊聚类算法

### 1.1 混沌粒子群算法

$D$  维搜索空间中有  $m$  个粒子,其中第  $i$  个粒子的位置为  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ , 其速度  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。将  $\mathbf{x}_i$  带入目标函数可计算出其适应值。记第  $i$  个粒子搜索到的最优位置为  $\mathbf{p}_i$ , 整个粒子群搜索到的最优位置为  $\mathbf{p}_g$ 。为进一步改善 PSO 算法的收敛性能,采用带收缩因子的粒子群算法<sup>[6-8]</sup>,其更新操作如下

$$\left. \begin{aligned} v_{id} &= \alpha[\omega v_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id})], \\ x_{id} &= x_{id} + v_{id}. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, n, d = 1, 2, \dots, D$ ;  $c_1$  和  $c_2$  是加速因子,为正常数; $r_1$  和  $r_2$  服从  $[0, 1]$  上的均匀分布随机数; $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$ ,  $v_{\max}$  是非负数; $\alpha$  为收缩因子,  $\alpha = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}$ ,  $\varphi = c_1 + c_2$ ,  $\varphi > 4$ ;  $\omega$  为惯性权重函数,公式如下

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\text{Iter}}{\text{MaxIter}}(\omega_{\max} - \omega_{\min}). \quad (2)$$

其中, Iter, MaxIter 分别是当前迭代步数和最大迭代步数。迭代终止的条件一般选为达到了设定的最大迭代次数,或粒子群迄今为止搜索到的最优

位置满足了设定的最小适应阈值。

由于 PSO 算法存在早熟收敛,而混沌运动具有随机性、遍历性、对初始条件的敏感性等特点<sup>[9-10]</sup>,在 PSO 中引入混沌思想,可充分利用 PSO 收敛速度较快及混沌运动的遍历性的优点<sup>[11]</sup>,从而改善 PSO 算法摆脱局部极值点的能力,提高种群的多样性和粒子搜索的遍历性,提高算法的收敛速度和精度。一般解决混沌优化问题选用经典 Logistic 映射,即

$$x_{i+1} = \mu x_i (1 - x_i), x_i \in [0, 1]. \quad (3)$$

当  $\mu = 4$  时,式(1)处于完全混沌状态。由任意初值  $x_0$ ,可迭代出 1 个确定的时间序列  $x_1, x_2, x_3, \dots$ 。

因此,可根据群体适应度方差来自适应地对粒子的位置进行混沌更新<sup>[12]</sup>。设  $F_i$  是第  $i$  个粒子的适应度,  $\bar{F}$  是目前粒子群的平均适应度,  $\sigma^2$  为粒子群的群体适应度方差

$$\sigma^2 = \sum \left[ \frac{(F_i - \bar{F})}{\bar{F}} \right]^2. \quad (4)$$

其中,  $F$  为归一化因子

$$F = \begin{cases} \max\{|F_i - \bar{F}|\}, \max\{|F_i - \bar{F}|\} \geq 1; \\ 1, & \text{其他.} \end{cases} \quad (5)$$

当  $\sigma^2$  小于设定值时,用式(3)混沌更新粒子群中每个粒子的位置;否则,利用式(1)更新粒子的位置。这样,可在迭代中产生局部最优的许多领域点,以帮助惰性粒子逃离局部极小点,快速搜寻到最优解。

### 1.2 特征加权模糊聚类

对样本数据进行特征加权的方法很多<sup>[13-14]</sup>,笔者采用文献[14]的方法,即通过使同类样本间相似度增加,非同类样本间相似度降低的原则调整权重。

对于样本数为  $N$ ,特征维数为  $M$  的样本,其加权欧氏距离为

$$d_{ij}^{(\lambda)} = \left[ \sum_{m=1}^M \lambda_m (x_{im} - x_{jm})^2 \right]^{1/2}. \quad (6)$$

式中,  $\lambda_m$  是特征权重,  $x_{im}$  为第  $i$  个样本的第  $m$  个特征,  $x_{jm}$  为第  $j$  个样本的第  $m$  个特征。

样本的相似度指标定义为<sup>[14]</sup>

$$\rho_{ij}^{(\lambda)} = \frac{1}{1 + \beta d_{ij}^{(\lambda)}}. \quad (7)$$

式中,  $\beta$  为满足下式成立的常数

$$\frac{2}{N(N-1)} \sum_{j < i} \rho_{ij}^{(1)} = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{j < i} \frac{1}{1 + \beta d_{ij}^{(1)}} = 0.5. \quad (8)$$

其中： $\rho_{ij}(1)$ 、 $d_{ij}(1)$ 分别是特征权重等于 1 时的距离和相似度。

文献[14]定义的目标函数为

$$E(\lambda) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{j < i} \frac{1}{2} (\rho_{ij}^{(\lambda)} (1 - \rho_{ij}^{(1)}) + \rho_{ij}^{(1)} (1 - \rho_{ij}^{(\lambda)})) \quad (9)$$

特征权重的获取一般根据式(9)按梯度减小方向极小化来求解。

### 1.3 聚类有效性指标

根据聚类有效性指标随聚类数的变化选择的最优聚类数,能够客观准确地描述样本集的结构<sup>[15]</sup>。选择 PBMF 指标作为确定最佳分类数的聚类有效性指标,该指标是最优聚类数的最大化指标,指标值越大,聚类效果越好。PBMF 指标定义如下

$$\text{PBMF}(c) = \left( \frac{1}{c} \frac{E_1}{J_m} D_c \right)^2 \quad (10)$$

式中, $c$ 为聚类数; $E_1$ 为  $c=1$  时  $J_m$  的值, $m$ 为模糊度; $J_m$ 为  $c$  个类的类内压缩性度量; $D_c$ 为  $c$  个类的类间分离性度量。

### 1.4 CPSO-WFCM 算法

WFCM 的聚类目标函数为

$$\left. \begin{aligned} J(U, V, \lambda) &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m (d_{ij}^{(\lambda)})^2, \\ \sum_{j=1}^c u_{ij} &= 1. \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

用拉格朗日乘数法求解式(11),最终求得模糊隶属度  $U$  和聚类中心  $V$

$$\left. \begin{aligned} u_{ij} &= \frac{\left[ \frac{1}{d_{ij}^{(\lambda)}} \right]^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[ \frac{1}{d_{ik}^{(\lambda)}} \right]^{\frac{2}{m-1}}}, \\ v_j &= \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m}. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

FCM 算法的目标函数  $J(U, V)$  为典型的非凸函数,一般采用梯度下降法求解,导致该算法对初值敏感,且易陷入局部极小,对于聚类样本数较大的情况更明显。而兼具粒子群优化算法收敛速度快和混沌运动遍历性、随机性特点的 CPSO 算法,可初始化为均匀分布在解空间中的若干可能解,根据群体适应度方差的信息,引导粒子群进行混沌更新,有利于跳出局部极值点,寻到最优解。而且,其迭代公式简单,计算速度比梯度下降法快的多。因此,CPSO-FCM 算法能获得更好的聚类效果。

由于被优化的是聚类中心,所以可采用实数编

码方式,即每个粒子的位置向量  $x$  由  $c$  个聚类中心组成,其长度为  $c \times D$ 。以  $J(U, V, \lambda)$  作为适应度函数,误差越小表明粒子在搜索中的性能越好。算法流程如下

1) 初始化粒子群参数。设定粒子数  $n$ , 设定最大允许迭代步数 MaxIter 及加速因子  $c_1$  和  $c_2$ , 设定  $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$ ; 随机选取  $c$  个样本点作为聚类中心, 计算其隶属度矩阵, 由聚类中心组成一个粒子, 并初始化该粒子的速度, 共进行  $n$  次产生  $n$  个粒子。

2) 初始化聚类参数。给定模糊指数  $m$ , 初始聚类数  $c$ , 最大聚类数  $c_{\max}$ , 阈值  $e$ 。

3) 计算隶属度及隶属度矩阵。根据聚类算法的基本步骤, 按式(12)计算新的聚类中心及相应的隶属度矩阵, 同时组成相应的粒子。

4) 粒子适应度评价。追踪并记录每个粒子的个体极值和整个粒子群的全局极值, 根据式(4)、(5)、(11)计算群体适应度方差, 自适应地对粒子的位置进行混沌更新。

5) 重新计算隶属度及隶属度矩阵。对新得到的粒子群中的每个粒子, 计算其相应聚类中心的隶属度矩阵。

6) 判断迭代终止条件是否符合要求。如符合要求, 则计算结果计算有效性指标  $\text{PBMF}(c)$ , 算法结束, 否则返回(4)。

7) 如果  $c < c_{\max}$ , 则  $c = c + 1$ , 转向(3), 否则继续。

8) 找出  $\text{PBMF}(c)$  的最大值, 对应的  $c$  为最佳聚类数, 对应的  $U$  和  $V$  为最佳聚类结果。

## 2 CPSO-WFCM 在故障诊断中的应用

### 2.1 故障样本聚类

为检验 CPSO-WFCM 算法的有效性, 收集了某厂 200 MW 汽轮鼓风机机组(结构如图 1 所示)7 种振动故障大量的现场试验数据建立故障样本, 样本经过预处理<sup>[16]</sup>, 选取其中 60 组典型数据建立故障样本集, 样本维数为 8, 每维特征分别对应特征频谱  $0.01f - 0.39f$ 、 $0.40f - 0.49f$ 、 $0.50f - 0.51f - 0.99f$ 、 $1.0f$ 、 $2.0f$ 、 $3 \sim 5f$ 、 $>5f$  共 8 个频段的幅值, 其中  $f$  为工频。数据集分为 8 类, 分别对应不平衡、不对中、油膜振荡、转子与静子摩擦、转子横向裂纹、转子支承系统松动、气动力偶等 7 种故障状态和正常状态。

分别采用 FCM、GA-WFCM、CPSO-WFCM 对故障样本集进行聚类分析, 测试算法的有效性, 并找出各故障类型的聚类中心。模糊指数  $m=2$ , 聚类数  $c=8$ , 种群规模为 20,  $c_1=2.8$ ,  $c_2=1.3$ <sup>[7]</sup>,  $\omega$  随优化

的进程从 0.9 逐渐调整到 0.4,迭代次数为 2 000,遗传算法中的交叉概率为 0.65,变异概率为 0.1。CP-SO-WFCM 算法在聚类数为 8 时,PBMF(8)指标为最大,从而确定最佳聚类数为 8。表 1 为三种算法的实验结果,表 2 为 CPSO-WFCM 算法优化后的样本聚类中心。

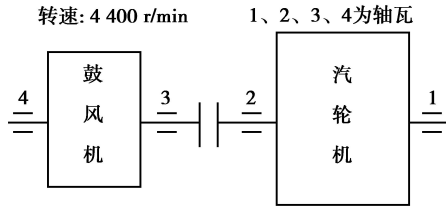


图 1 汽轮机组简图

表 1 几种算法的实验结果

算 法	迭代次数	错分 样本数	错分率	目标 函数值
FCM	1548	15	25%	0.940 1
GA-WFCM	684	4	6.6%	0.693 5
CPSO-WFCM	297	0	0	0.427 6

从实验结果可以看出,FCM 算法错分样本数很大,聚类结果与实际情况相差较远,这是由 FCM 算法的不足导致的。GA-WFCM 算法的聚类准确性得到一定提高,但随着迭代次数的增加,平均误差也在减小,但很难找到更优解。CPSO-WFCM 算法则在收敛速度、计算准确度、收敛性能方面表现更优,聚类效果显著增强,对机组故障能进行准确有效地辨识与诊断。

### 2.2 故障诊断实例

实例 1:汽轮鼓风机在运行过程中,2 瓦、3 瓦轴振动超标,对 2 瓦水平方向采集到的振动频谱进行特征提取并模糊预处理后,得到故障模式  $x_1$ ,如表 3 所示。

实例 2:机组的汽轮机经过大修且过了大约一个月后,机组振动异常,相位很不稳定,振动随转速升高明显加大,振动频谱的主要分量是基频,并带有明显的  $2f$ 、 $3f$  和低频分量,其振动故障模糊隶属度见表 3 所示。

表 2 故障聚类中心

聚类中心	$0.01f \sim 0.39f$	$0.40f \sim 0.49f$	$0.50f$	$0.51f \sim 0.99f$	$1.0f$	$2.0f$	$3f \sim 5f$	$>5f$
$F_0$ 正常状态	0.010	0.020	0.014	0.028	0.145	0.091	0.13	0.018
$F_1$ 不平衡	0.025	0.032	0.079	0.112	0.853	0.171	0.079	0.054
$F_2$ 不对中	0.011	0.014	0.022	0.036	0.843	0.362	0.140	0.052
$F_3$ 油膜振荡	0.074	0.887	0.180	0.164	0.279	0.043	0.038	0.018
$F_4$ 转子与静子摩擦	0.182	0.161	0.119	0.164	0.579	0.181	0.206	0.149
$F_5$ 转子横向裂纹	0.015	0.023	0.048	0.062	0.798	0.364	0.178	0.089
$F_6$ 转子支承系统松动	0.854	0.187	0.118	0.086	0.164	0.041	0.017	0.141
$F_7$ 气动力偶	0.032	0.398	0.227	0.712	0.077	0.045	0.030	0.241

表 3 待检故障样本

待检故障样本	$0.01f \sim 0.39f$	$0.40f \sim 0.49f$	$0.50f$	$0.51f \sim 0.99f$	$1.0f$	$2.0f$	$3f \sim 5f$	$>5f$
实例 1( $x_1$ )	0.010	0.107	0.004	0.003	0.328	0.401	0.132	0.003
实例 2( $x_2$ )	0.991	0.281	0.187	0.083	0.678	0.345	0.623	0.005

表 4 诊断结果

待检样本	最优分类数	分 类
$x_1$	8	$(F_0), (F_1), (x_1, F_2), (F_3), (F_4), (F_5), (F_6), (F_7)$
$x_2$	7	$(F_0), (x_2, F_1, F_6), (F_2), (F_3), (F_4), (F_5), (F_7)$

将表 3 的故障样本  $x_1$ 、 $x_2$  分别与表 2 的 8 个标准故障中心一起构成数据集进行聚类分析,故障样本与哪几种标准故障中心聚为一类,则说明该故障

属于与聚类中心同类的故障,诊断结果如表 4 所示。对实例 1,指标 PBMF(8)最大,表明最佳聚类数为 8,此时  $x_1$  与  $F_2$  聚为一类,表明该故障属于  $F_2$  故障模式,即机组发生了不对中故障,与现场检查结果一致。对实例 2,指标 PBMF(7)最大时,表明最佳聚类数为 7,此时  $x_2$  与  $F_1$ 、 $F_6$  聚为一类,其余各中心自为一类,表明该故障模式属于  $F_1$  和  $F_6$  的多发故障,即转子不平衡和转子支承系统松动两种故障。这与机组实际检测结果完全吻合。

实例表明,笔者提出的混沌粒子群优化加权模

糊聚类的方法具有很好的信号分类能力,既可正确判断单一故障,又可有效诊断振动复合故障。

### 3 结 论

在分析了FCM及PSO算法缺点的基础上,提出了CPSO-WFCM算法,并将其用于旋转机械振动故障诊断。算法采用混沌粒子群算法优化加权模糊C-均值算法中的各个参数,并依据PBMF聚类有效性指标获得最优聚类数及聚类中心,有效提高了模糊聚类分析的收敛速度和收敛精度,而且聚类效果也显著提高。汽轮鼓风机故障诊断实例表明,该方法能有效地用于旋转机械故障诊断类问题,具有较高的诊断可靠性和实用性。

#### 参考文献:

- [1] SARAVANAN N, CHOLAIRAJAN S, RAMACHANDRAN K I. Vibration-based fault diagnosis of spur bevel gearbox using fuzzy technique[J]. *Expert Systems With Applications*, 2008, 36(2): 3119-3135.
- [2] EL-SHAFAEI A, HASSAN T A F, ZEYADA Y, et al. Neural network and fuzzy logic diagnostics of 1x faults in rotating machinery[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2007, 129(3): 703-710.
- [3] ZIO E, BARALDI P, POPESCU I C. From fuzzy clustering to a fuzzy rule-based fault classification model[J]. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2008, 1(1): 60-76.
- [4] 齐继阳, 竺长安. 设备故障智能诊断方法的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2006, 27(10): 1270-1275.  
QI JI-YANG, ZHU CHANG-AN. Research on intelligent fault diagnosis method of the equipments [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(10): 1270-1275.
- [5] 雷亚国, 何正嘉, 譬艳阳, 等. 混合聚类新算法及其在故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2006, 42(12): 117-121.  
LEI YA-GUO, HE ZHENG-JIA, ZI YAN-YANG, et al. Novel hybrid clustering algorithm and its application to fault diagnosis[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2006, 42(12): 117-121.
- [6] SHI Y, EBERBART R C. A modified swam optimizer [C] // *IEEE International Conference of Evolutionary Computation*. May 4-9, 1998, Anchorage, Alaska, USA. [s. l.]: Institute of Electrical and Electronic Engineers, 1998.
- [7] 毛玉星, 韩倍涛, 冯莲, 等. 粒子群优化算法实现仿射不变性形状识别[J]. *重庆大学学报*, 2010, 33(3): 65-71.  
MAO YU-XING, HAN BEI-TAO, FENG LIAN, et al. Affine invariant shape recognition with particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Chongqing University*, 2010, 33(3): 65-71.
- [8] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm-exploration, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 58-73.
- [9] 戴冬雪, 王祁, 阮永顺, 等. 基于混沌思想的粒子群优化算法及其应用[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2005, 33(10): 53-55.  
DAI DONG-XUE, WANG QI, RUAN YONG-SHUN, et al. Chaos-based particle swarm optimization algorithm and its application[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition*, 2005, 33(10): 53-55.
- [10] 仇国庆, 唐贤伦, 庄陵, 等. 基于混沌粒子群优化的神经网络在旋转机械故障诊断中的应用[J]. *中国机械工程*, 2008, 19(21): 2642-2645.  
QIU GUO-QING, TANG XIAN-LUN, ZHUANG LING, et al. Application of neural network trained by chaos particle swarm optimization to fault diagnosis for rotating machinery[J]. *China Mechanical Engineering*, 2008, 19(21): 2642-2645.
- [11] 姚俊峰, 杨献勇. 基于混沌变量的变步长梯度下降优化算法[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2003, 43(12): 1676-1678.  
YAO JUN-FENG, YANG XIAN-YONG. Decreasing gradient optimization algorithm with variable step length based on chaotic variables[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2003, 43(12): 1676-1678.
- [12] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. *电子学报*, 2004, 32(3): 416-420.  
LV ZHEN-SU, HOU ZHI-RONG. Algorithm of particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2004, 32(3): 416-420.
- [13] 李洁, 高新波, 焦李成. 基于特征加权的模糊聚类新算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(1): 89-92.  
LI JIE, GAO XIN-BO, JIAO LI-CHENG. A new feature weighted fuzzy clustering algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(1): 89-92.
- [14] YEUNG D S, WANG X Z. Improving performance of similarity-based clustering by feature weight learning [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(4): 556-561.
- [15] PAKHIRA M K, BANDYOPADHYAY S, MAULIK U. Validity index for crisp and fuzzy cluster[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(3): 487-501.
- [16] 李化. 汽轮发电机组振动故障智能诊断模型的理论及方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 1999.