

# 基于免疫量子粒子群优化的属性约简

吕士颖, 郑晓鸣, 王晓东

(福州大学数学与计算机学院 福州 350002)

**【摘要】**受生物免疫系统启发,把疫苗提取和疫苗接种思想应用到量子粒子群算法,提出了免疫量子粒子群算法。免疫接种可以指导粒子朝着更优方向进化,提高了量子粒子群的收敛速度和寻优能力。分别采用Hu算法、粒子群算法、量子粒子群、免疫量子粒子群多种算法应用于粗糙集属性约简。实验结果表明,基于免疫量子粒子群优化的约简算法在收敛速度和寻优能力都取得了更好的效果。

**关键词** 属性约简; 免疫; 粒子群; 量子; 粗糙集  
**中图分类号** TP301.6 **文献标识码** A

## Attribute Reduction Based on Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization with Immunity

LÜ Shi-ying, ZHENG Xiao-ming, WANG Xiao-dong

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University Fuzhou 350002)

**Abstract** Enlightened by biological immune system, this paper applies the idea of vaccine extraction and vaccination, this paper proposes quantum-behaved particle swarm optimization with immunity algorithm (IQPSO). In this algorithm, vaccination can guide the particles to evolve towards much better direction. Experiments show that attribute reduction based on IQPSO algorithm achieve much better result both in convergence speed and optimization capabilities in comparison with other algorithms, such as Hu algorithm, particle swarm optimization, and quantum-behaved particle swarm optimization.

**Key words** attribute reduction; immunity; PSO; quantum; rough set

属性约简是粗糙集理论研究的一个重要方面。人们总是希望找到一组包含最少属性个数的约简,即最小属性约简,并已证明找出决策表的最小约简是NP问题<sup>[1]</sup>。目前已经有许多属性约简算法, Hu算法<sup>[2]</sup>是传统的属性约简算法的代表之一,但它所求出的属性约简并不一定是最小约简。由于找出最小约简是NP问题,人们开始探索快速、有效的启发式搜索算法,出现了粒子群优化(PSO)与属性约简相结合<sup>[3-4]</sup>的方法。在PSO算法中,粒子被束缚在局部最优点、整个种群全局最优点附近进行搜索,搜索区域有限,容易陷入局部最优。人们针对这个问题做了许多改进,提出了变异粒子群算法、自适应调整粒子群算法<sup>[4]</sup>、免疫粒子群算法<sup>[5]</sup>。这些算法在一定程度上可避免PSO陷入局部最优。受量子力学启发,文献<sup>[6-7]</sup>提出了量子粒子群(QPSO)算法。在量子系统中,粒子能够以某一确定的概率出现在可行解空间中的任意位置,因此有更大的搜索范围,与传统粒

子群算法相比,更有可能避免粒子陷入局部最优。

虽然量子有更大的搜索空间,但是量子(粒子)进化过程中,缺乏很好的方向指导。针对这个缺陷,本文提出了免疫量子粒子群(IQPSO),对进化过程中的粒子进行有效疫苗接种,能够指导粒子朝着更好的进化方向发展,提高量子粒子群的收敛速度和寻优能力。为把免疫量子粒子群优化应用于属性约简,验证免疫量子粒子群的有效性,本文分别采用Hu算法、粒子群约简算法、量子粒子群约简算法和免疫量子粒子群约简算法对UCI数据进行实验,并且比较分析实验结果。结果表明,免疫量子粒子群约简算法具有更好的寻优能力和收敛速度。

### 1 粗糙集基本理论

文献<sup>[8]</sup>提出了一种分析不完整、不确定性数据的理论,其主要思想是在保持分类能力不变的前提下,通过知识约简,导出问题的决策或分类规则。

收稿日期:2007-09-09

作者简介:吕士颖(1983-),男,硕士生,主要从事数据挖掘方面的研究;郑晓鸣(1983-),女,硕士生,主要从事WEB数据挖掘方面的研究;王晓东(1957-),男,教授,主要从事数据结构、算法设计与分析方面的研究。

粗糙集以不可分辨关系为基础,给出信息系统、决策表模型,利用精确的上、下近似集逼近不精确集,赋予知识清晰的数学意义,从而提供用数理逻辑方法表达、约简、分析、推理不精确知识的新思路。下面引入一些记号,简要介绍Rough Set基本理论<sup>[9]</sup>,作为后面学习的基础。

信息系统是一个四元组,即  $S = \langle U, Q, V, F \rangle$ , 其中,  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为有限的非空集合,也称为论域,  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$  是有限的属性集合;  $V = \bigcup_{q \in Q} V_q$ ,  $V_q$  为属性  $q$  的一个取值;  $F$  是  $U \times Q \rightarrow V$  的映射,  $Q = C \cup D$ , 其中  $C$  为条件属性集合;  $D$  为决策属性集合。假设  $P \subseteq U$ , 那么:

$$\text{IND}(P) = \{(x, y) \in U \times U \mid \forall p \in P, f(x, p) = f(y, p)\}$$

定义 1 设  $X \subseteq U$  为论域的一个子集,  $P \subseteq C$ ,  $X$  关于  $P$  的下近似为:

$$\underline{P}X = \{x \in U : [x]_p \subseteq X\}$$

式中  $[x]_p$  表示  $U$  中所有与  $x$  在不可辨别关系  $\text{IND}(P)$  下是等价的元素构成的集合。

定义 2 设  $P \subseteq C$ , 对划分  $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_k\}$  的  $P$ -近似精度为  $\gamma_P = \sum_{i=1}^k \text{Card}(\underline{P}Y_i) / \text{Card}(U)$ , 其中  $\text{Card}(\cdot)$  表示集合的基数。

定义 3 设  $P \subseteq C$ , 若  $\gamma_P = \gamma_C$ , 且不存在  $R \subset P$ , 使得  $\gamma_R = \gamma_P$ , 则称  $P$  为  $C$  的一个相对于决策属性  $D$  的属性约简。所有  $C$  的属性约简交集称为核, 记为  $\text{Core}(C)$ 。

## 2 免疫量子粒子群优化的属性约简

### 2.1 量子粒子群算法

由于在PSO算法中,粒子搜索区域局限于全局最优点和局部最优点附近,使种群容易陷入局部最优。QPSO算法对PSO算法进化搜索策略做了根本改变,在搜索能力上优于传统PSO算法。

量子粒子群算法能够克服一般粒子群算法在收敛性能上的缺陷是由于其具有如下特点<sup>[10]</sup>:

(1) 量子系统是一个复杂的非线性系统,并且符合状态重叠原理,因此量子系统比一个线性系统具有更多的状态。

(2) 在QPSO算法中,粒子被约束在一个概率空间中,粒子能够以一定的概率出现在整个搜索空间的任何位置。因此粒子有更广泛的搜索空间,可以避免陷入局部最优。

量子模型中的粒子被称为量子,量子(粒子)状态由波函数  $\psi(x, t)$  表示,而不采用传统的位置与速度

表示。量子运动行为与传统PSO有很大的不同,量子的速度与位置不能同时确定,只知道量子出现在位置  $x$  的概率是  $|\psi(x, t)|^2$ , 所以必须对量子的位置进行测量,把量子的不确定状态转化为可测量状态,使用蒙特卡洛方法进行模拟测量,模拟过程可以表述如下<sup>[6,7]</sup>:

$$\begin{cases} x_i^{t+1} = p + \beta |Mbest - x_i^t| \ln(1/u) & \text{if } r > 0.5 \\ x_i^{t+1} = p - \beta |Mbest - x_i^t| \ln(1/u) & \text{if } r < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

式中  $x_i^t$  是  $t$  时刻第  $i$  个粒子的位置;  $\beta$  是收缩扩张因子,用来控制算法的收敛速度,可以在迭代过程中动态调节;  $u, r$  是  $(0, 1)$  之间的随机数。

群体中最优中心  $Mbest$  定义为所有  $m$  个局部最优粒子的中心位置,可表示为:

$$Mbest = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m pbest_i = \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m pbest_{i_1}, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m pbest_{i_2}, \dots, \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m pbest_{i_n} \right) \quad (2)$$

式中  $m$  是粒子的个数;  $n$  为粒子的维数;  $pbest_i$  是第  $i$  个局部最优粒子。为了保证所有粒子向最优粒子靠拢,定义  $p$  如下:

$$p = (r_1 \cdot pbest_i + r_2 \cdot gbest) / (r_1 + r_2) \quad (3)$$

式中  $r_1, r_2$  为  $(0, 1)$  之间的随机数;  $gbest$  是全局最优粒子。

### 2.2 免疫量子粒子群算法

在量子粒子群中,虽然量子(粒子)有更大的搜索空间,但是量子跳跃幅度过大,缺乏很好的方向指导。受生物免疫系统启发,通过对进化过程中的粒子接种疫苗,能够指导粒子朝着更优方向进化发展,提高量子粒子群的收敛速度和寻优能力。

人工免疫算法<sup>[11]</sup>通过模仿生命科学的免疫系统,在保留原有算法优良特性的前提下,根据求解问题的先验知识,有选择、有目的地提取出一些特征信息,形成有效“疫苗”,并通过“接种疫苗”和“免疫选择”指导搜索过程,抑制优化过程中可能出现的退化现象,提高算法的优化性能。在这个过程中,疫苗的选择有关键性的作用,好的疫苗一方面可以促进有利抗体的增长,另一方面可以抑制不利抗体的增长。

免疫量子粒子群算法(IQPSO)如下:

步骤1 初始化  $m$  个粒子的初始位置,组成第一代种群  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 第  $i$  ( $1 \leq i \leq m$ ) 个粒子的初始位置为  $x_i^1 = (x_{i_1}^1, x_{i_2}^1, \dots, x_{i_n}^1)^T$ 。设置迭代次数  $t = 1$ , 初始化局部最优  $pbest_i$  和全局最优  $gbest$ 。

步骤2 计算  $t$  时刻第  $i$  个粒子的适应度值

fitness( $i$ ), 更新  $pbest_i$  和  $gbest$ 。取种群中最优粒子适应度为全局最优值。

步骤3 按照式(1)、(2)和(3)更新粒子位置。

步骤4 根据具体问题的先验知识, 抽取疫苗, 对粒子  $x_i$  按位进行疫苗接种, 产生更优粒子  $x'_i$ 。

步骤5  $t=t+1$ , 如果  $t < T$  或未达到预定最优值, 转步骤2。  $T$  为迭代次数

步骤6 输出全局最优粒子  $gbest$ 。

## 2.3 免疫量子粒子群与属性约简结合

### 2.3.1 属性约简的粒子模型

在粗糙集属性约简过程中, 对于信息系统、决策表  $S$ , 属性集合  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ,  $Q = C \cup D$ , 其中  $C$  为条件属性集合;  $D$  为决策属性集合。把属性的组合表示成一组 0, 1 组合的二进制串  $p$ , 也称为粒子,  $p = [p_1, p_2, \dots, p_n]$ 。  $p_k = 0$  表示属性  $q_k$  没有被选择,  $p_k = 1$  表示属性  $q_k$  已经被选择, 其中  $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。粒子  $p$  对应的  $P$ -近似精度为  $r_p$ , 粒子  $p$  的基数为:

$$\text{Card}(p) = \sum_{i=1}^n a_i$$

当  $r_p = r_c$ , 粒子  $p$  为一个属性约简; 当  $r_p < r_c$ , 且  $\text{Card}(p)$  取得最小值, 约简即为最小属性约简。  $n$  个属性总共有  $2^n$  组合, 每一组合都可能是解空间的一组解。

为了把量子粒子群算法应用于粗糙集的属性约简, 必须对量子粒子群模型进行适当修改, 转换成二进制粒子群。

粒子的适应度主要取决于两个方面: (1) 粒子的近似精度  $r_p$  越接近于  $r_c$ , 粒子的适应度越大。 (2) 粒子中“1”的个数越少, 粒子的适应度越大。因此定义粒子适应度为:

$$\text{fitness}(p) = k_1 \frac{r_p}{r_c} + k_2 \frac{\text{Card}(C) - \text{Card}(p)}{\text{Card}(C)} \quad (4)$$

式中  $k_1$  和  $k_2$  为参数;  $\text{Card}(C)$  为所有条件属性总数;  $\text{Card}(p)$  为粒子  $p$  包含的属性个数。

粗糙集信息系统的粒子是二进制粒子, 粒子的位置可能是“0”或“1”。量子系统中粒子的位置是一个不确定的实数, 因此必须对粒子位置做如下的相应转换:

$$f(x) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{10x} & x > 0.5 \\ \frac{1}{10(1-x)} & x < 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} 0 & \text{rand} > f(x_{id}^{t+1}) \\ 1 & \text{rand} < f(x_{id}^{t+1}) \end{cases} \quad d \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (6)$$

本节所有公式、函数的记号表示的意义与前文相同。

### 2.3.2 属性约简的疫苗定义

在粗糙集属性约简中, 可以根据属性重要性, 提取疫苗对粒子进行疫苗接种。粒子  $p = [p_1, p_2, \dots, p_n]$  的任一位  $p_k$  与属性  $q_k$  相对应, 每个属性  $q_k$  对应一个权重  $w_k = r_{\text{Core}(C) \cup q_k} - r_{\text{Core}(C)}$ , 把所有  $w_k$  映射到  $[0, 1]$  区间的实数。理论上, 权重大的属性被选择的可能性比较大, 权重小的属性被选择的可能性比较小。根据这一先验知识, 可以对粒子的每一位进行免疫接种, 生成更优粒子。

假设粒子  $p$  的第  $k$  位为  $p_k$ ,  $p_k$  对应的属性  $q_k$  的重要性为  $w_k$ 。  $w_k$  越接近 0, 说明属性  $q_k$  越不重要, 此时通过疫苗接种,  $p_k = 0$  的机率比较大。  $w_k$  越接近 1, 说明属性  $q_k$  越重要, 此时通过疫苗接种,  $p_k = 1$  的机率比较大。设  $\beta$  疫苗接种发生的变异概率, 本文采用  $\beta = k_1(w_k - p_k)^2 - k_2$  进行疫苗接种, 其中  $k_1$  和  $k_2$  为参数, 本文取  $k_1 = 0.2$ 、 $k_2 = 0.05$ 。

$$\text{if}(\text{rand} < \beta) \quad p_k = 1 - p_k \\ \text{else} \quad p_k = p_k$$

$w_k$  与  $p_k$  相差越大,  $\beta$  值越大, 变异概率越大;  $w_k$  与  $p_k$  相差越小, 变异概率越小, 甚至永远不会发生变异。

### 2.3.3 免疫量子粒子群算法应用于属性约简

步骤1 (1) 求出核属性  $\text{Core}(C)$ 。核属性在属性约简中为必选属性, 因此核属性不必参与解空间搜索, 可降低解空间维数。假设除核属性之外, 其他属性为  $q_1, q_2, \dots, q_n$ 。 (2) 计算每个属性权重。属性  $q_k$  对应的权重为  $w_k = r_{\text{Core}(C) \cup q_k} - r_{\text{Core}(C)}$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。  $w_k = \frac{w_k - \min(w_i)}{\max(w_i) - \min(w_i)}$  映射到  $[0, 1]$

区间,  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。 (3) 根据属性的权重, 随机初始化  $m$  个粒子。本文取  $m = 20$ 。属性  $q_k$  的权重  $w_k$  越大,  $p_k = 1$  的概率越大, 权重  $w_k$  越小,  $p_k = 0$  的概率越大。本文根据公式  $p_k = \begin{cases} 0 & \text{rand} > w_k \\ 1 & \text{rand} < w_k \end{cases}$  产生粒子。

(4) 初始化  $pbest_i$ 、 $gbest$ ,  $t = 1$ 。

步骤2 (1) 根据式(4)计算  $t$  时刻第  $i$  个粒子的适应度  $\text{fitness}(i)$ 。 (2) 更新局部最优  $pbest_i = \max(pbest_i, \text{fitness}(i))$ 。 (3) 更新全局最优粒子, 取种群中粒子最优适应度粒子为全局最优粒子, 即  $gbest = \max(pbest_i, gbest)$ 。

步骤3 根据式(1)、(2)和(3)更新粒子位置。

步骤4 根据式(5)和(6)对粒子进行编码转换。

步骤5 对于每个粒子  $p$  , 按位进行疫苗接种 , 产生新粒子  $p'$  。具体过程如下 :

```
for(int k=1 ; k<=n; k++){  $\beta=k_1(w_k - p_k)^2 - k_2$ 
    if(rand <  $\beta$ ) ,  $p'_k = 1 - p_k$ 
    else  $p'_k = p_k$ 
}
```

if (fitness( $p'$ ) > fitness( $p$ )) ,  $p = p'$  。其中 , fitness( $p$ ) 为粒子  $p$  的适应度 ; fitness( $p'$ ) 为新粒子  $p'$  的适应度。如果接种得到更优粒子 , 则更新粒子 , 否则保留原粒子。

步骤6  $t = t + 1$  , 如果 ( $t < T$ ) 或未达到预定最优值 , 转步骤2。

步骤7 输出全局最优粒子 gbest 位置 , 即为所求的最优属性约简。

### 3 实验结果

为验证所改进算法的有效性和正确性 , 本文采用UCI机器学习数据库<sup>[12]</sup>中的五个标准数据集进行测试。

表1 属性约简结果

数据集	属性数	记录数	约简属性数	运行时间/ms
Sponge	45	76	Hu算法	8 1 532
			PSO	12 6 188
			QPSO	8 6 375
			IQPSO	8 10 750
Zoo	17	101	Hu算法	6 1 000
			PSO	6 1 575
			QPSO	5 1 984
			IQPSO	5 2 516
Lymphography	19	148	Hu算法	6 1 954
			PSO	7 21 219
			QPSO	6 30 651
			IQPSO	6 31 250
Soybean_large	36	307	Hu算法	10 5 828
			PSO	12 44 750
			QPSO	10 61 359
			IQPSO	9 95 016
Vote	17	435	Hu算法	9 3 375
			PSO	10 130 578
			QPSO	9 135 594
			IQPSO	8 176 531

实验开发环境为 : (1) CPU : P4 2.0GHz。 (2) 内存 : DDR512MB。 (3) Windows XP操作系统。 Visual C++6.0。 分别采用Hu算法、粒子群约简算法(PSO)、量子粒子群约简算法(QPSO)以及免疫量子粒子群约简算法(IQPSO)对UCI数据进行运算。各算法属性

约简实验结果如表1所示。

为了比较PSO、QPSO、IQPSO三个约简算法的收敛速度和寻优能力 , 本文对三个算法的进化过程进行详细分析。限于篇幅 , 本文仅画出两个数据集 sponge和Soybean\_large进化过程适应度值的变化曲线 , 如图1和图2所示。

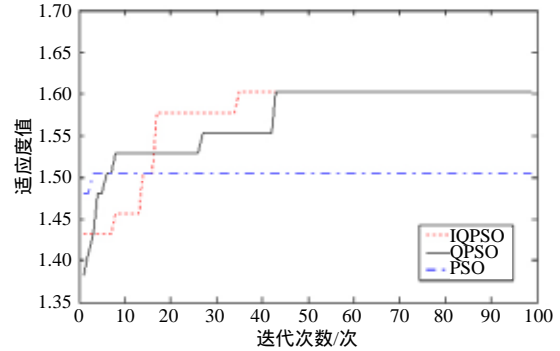


图1 Sponge进化过程适应度值变化曲线

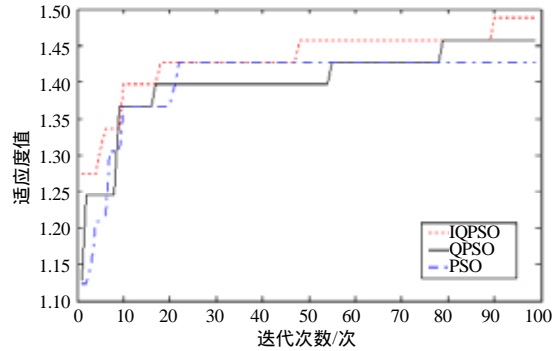


图2 Soybean\_large进化过程适应度值变化曲线

表1实验结果表明 , IQPSO约简算法比Hu算法、PSO、QPSO约简算法取得了更好的结果 , 表现在IQPSO约简算法取得了包含更少属性个数的约简结果。IQPSO算法利用了量子特性 , 因为量子处于不稳定态 , 因此具有更大的搜索空间。另外IQPSO结合生物免疫系统思想 , 对进化过程的量子进行免疫接种 , 可以更好地指导量子的进化方向。所以IQPSO算法具有更好的收敛速度和寻优能力。图1和图2的曲线图是迭代次数与适应度值之间的关系图 , 适应度值越大说明约简结果越优。从两图中可以看出IQPSO约简算法比QPSO和PSO约简算法具有更好的收敛速度和寻优能力。

从实验时间来看 , Hu算法所用的时间最少 , 那是因为Hu算法采取属性权重优先选择贪心策略 , 很快就可以得到约简结果。但Hu算法得到的结果经常并不是最小的属性约简。另外 , IQPSO约简算法运行时间比PSO、QPSO约简算法都多 , 这是由于IQPSO约简算法是在QPSO算法基础上引入免疫算

子,而且几组算法的迭代次数都一样,所以IQPSO约简算法耗费时间比较多。但是IQPSO约简算法比QPSO和PSO约简算法有更好的收敛速度和寻优能力,它可以在更少的迭代次数找出最优解,IQPSO约简算法可以在比PSO、QPSO约简算法更少的运行时间内得到最优解。

## 5 总结

本文把疫苗提取和疫苗接种思想运用于量子粒子群算法,提出了免疫量子粒子群算法。实验表明,免疫量子粒子群算法在收敛速度和寻优能力得到了改进,它与基于粗糙集的属性约简算法结合是可行的,而且得到了较好的效果。

### 参 考 文 献

- [1] WONG S K M, ZIARKO W. On optimal decision rules in decision tables[J]. Bulletin of Polish Academy of Science, 1985, 33(11-12): 693-696.
- [2] HU Xiao-hua, CERONE N. Learning in relational database: a rough set approach[J]. Computational Intelligence, 1995, 11(2): 323-337.
- [3] WANG Xiang-yang, YANG Jie, TENG Xiao-long. Feature selection based on rough sets and particle swarm optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 459-471.

- [4] YANG Xue-ming, YUAN Jin-sha, YUAN Jiang-ye, et al. A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 189: 1205-1213.
- [5] 廖建坤, 叶东毅. 基于免疫粒子群优化的最小属性约简算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(3): 550-555.
- [6] SUN J, FENG B, XU W. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//In: Proceedings of Congress on Evolutionary Computation. Portland: [s.n.], 2004.
- [7] LIU J, XU W, SUN J. Quantum-behaved particle swarm optimization with mutation operator[C]//In: Proceedings of Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI'05). Hong Kong, China: IEEE Press, 2005.
- [8] ZDZISLAW P. Rough sets[J]. International Journal of Computer and Information Sciences, 1982, 11(5): 341-356.
- [9] 王国胤. 粗糙集理论与知识获取[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2001.
- [10] 周 丹, 须文波, 孙 俊, 等. QPSO算法优化的非线性观测器设计方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, (33): 22-25.
- [11] 王 磊, 潘 进, 焦李成. 免疫算法[J]. 电子学报, 2000, 28(7): 75-78.
- [12] UCI. Repository of machine learning databases[DB/OL]. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>, 2007-07-08.

编辑 熊思亮

(上接第1259页)

从以上仿真结果可以看出,FCM算法函数值下降非常迅速,但马上又陷入了局部最小值,这是算法本身很难避免的结果,而改进过的遗传算法在跳出局部最优方面,表现比较出色。所以,针对选择、交叉和变异等环节所做的改进,对于取得函数最小值有较大的帮助,对于聚类而言,也得到了较好的分类结果。

## 4 结 论

本文通过对遗传算法的改进,既保留了遗传算法进行求解的全局性特点,又增强了局部搜索能力,避免了遗传算法求解的早熟现象发生,提高了计算效率。给出的算例表明,该改进遗传算法用于优化模糊C-均值聚类是完全可行的,有着很好的推广应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective

- function algorithms[M]. New York: Plenum, 1981.
- [2] 于 剑. 论模糊C均值算法的模糊指标C17[J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 968-973.
- [3] ESCHRICH S, K E J, HALL L O, et al. Fast accurate fuzzy clustering through data reduction[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(2): 262-270.
- [4] OPPNER F H, KLAWONN F A. A new approach to fuzzy partitioning [C]//Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference. Vancouver: [s.n.], 2001: 1419-1424.
- [5] 候惠芳, 刘素华. 一种改进的基于遗传算法的模糊C-均值算法[J]. 计算机工程, 2005, 31(17): 152-154.
- [6] 张红云, 刘向东, 段晓东, 等. 数据挖掘中聚类算法比较研究[J]. 计算机应用与软件, 2003, (2): 5-6.
- [7] 胡玉锁, 陈宗海. 基于混合遗传算法的聚类分析[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(3): 352-356.
- [8] 陈 明, 王 静, 沈 理. 基于遗传算法的Fuzzy规则自动获取的研究[J]. 软件学报, 2000, 11(1): 85-90.
- [9] 赵艳厂, 谢 帆, 宋俊德. 一种新的聚类算法: 等密度线算法[J]. 北京邮电大学学报, 2002, 25(2): 8-13.
- [10] 韩 力, 李 辉, 杨顺昌. 应用改进遗传算法的电力变压器优化设计[J]. 重庆大学学报, 2002, 25(9): 8-11.

编辑 税 红