

# 基于遗传算法的多维模糊分类器构造的研究\*

李继东<sup>+</sup>, 张学杰

(云南大学 信息学院 计算机科学与工程系, 云南 昆明 650091)

## Research on the Construction of Fuzzy Classifier System for Multidimensional Pattern Classification Using Genetic Algorithms

LI Ji-Dong<sup>+</sup>, ZHANG Xue-Jie

(Department of Computer Science and Engineering, School of Information, Yunnan University, Kunming 650091, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-871-5032797, E-mail: lijid@ynu.edu.cn, http://www.ynu.edu.cn

Received 2004-02-23; Accepted 2004-05-08

Li JD, Zhang XJ. Research on the construction of fuzzy classifier system for multidimensional pattern classification using genetic algorithms. *Journal of Software*, 2005,16(5):779-785. DOI: 10.1360/jos160779

**Abstract:** This paper discusses the application and performance of multidimensional pattern classification problems using Michigan approach based on fuzzy genetics-based machine learning mechanism, and proposes a new approach. In the approach, each fuzzy if-then rule is handled as an individual, and a fitness value is assigned to it. The approach not only retrieves fuzzy if-then rules, but also tunes the membership functions of each dimension, meanwhile the selection mechanism based on the similarity of individuals is involved to reduce the high selective pressure, keep the diversity of population, and avoid the premature convergence problem consequently. Finally the experiments prove that the approach has a better correct classification rate and a better adaptability on multidimensional pattern classification problems.

**Key words:** fuzzy genetic-based machine learning mechanism; Michigan approach; fuzzy classifier; premature convergence; elitist selection; selection mechanism based on similarity

**摘要:** 讨论了基于模糊遗传机器学习机制的密歇根方法在多维分类问题上的应用及性能问题,并提出了一种新的模糊遗传学习方法.将每一模糊规则作为遗传算法中的一个个体,且具有相应的适应度函数值.在提取模糊规则的同时,还对每个属性维的模糊划分进行学习以获取较好的模糊集合参数.另外,该方法引入了基于相似性的选择机制,减轻了选择机制对低适应函数值个体造成的选择压力,保持了种群的多样性,从而有效地避免了遗传算法收敛到局部解的问题.实验结果表明,该方法在多维模糊分类器的构造问题上具有较高的正确分类率、适应性较好等性能.

**关键词:** 模糊遗传学习机制;密歇根方法;模糊分类器;早熟收敛;精英选择;基于相似性的选择

中图分类号: TP18 文献标识码: A

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60266003 (国家自然科学基金); the Youth Natural Science Foundation of Yunnan University under Grant No.2004Q027C (云南大学青年自然科学基金)

**作者简介:** 李继东(1976—),男,云南昆明人,助教,主要研究领域为数据融合,数据挖掘,嵌入式系统;张学杰(1965—),男,博士,教授,主要研究领域为高性能计算,嵌入式系统,移动计算.

自 1965 年 Zadeh 提出模糊集合理论以来,其应用已经渗透到众多的领域,其中基于知识的模糊技术,包括模糊专家系统、模糊控制及模糊数据分析,已得到广泛应用<sup>[1]</sup>.在这些应用之中,构建合适的模糊规则集是整个系统的关键.以往对模糊规则的获取及其优化都没有系统的方法,主要依靠专家的经验 and 设计者的反复实验.随着系统复杂度的提高,直观的经验越来越难以获得,并且表达往往不清楚,更难以直接利用.

近年来的相关文献中已在探索具有自动获取模糊规则的方法,其中应用遗传算法获取模糊规则集的研究工作也取得了一些成果<sup>[2-5]</sup>.遗传算法的主要优点是运行仅由适应度数值驱动而不需要被优化对象的局部信息,对于模糊规则集合,正好符合遗传算法的所谓“积木块(building block)”假设,积木块是指长度较短、性能较好的基因片段.模糊集合的划分有相当的重叠,使得相邻的隶属函数之间能够产生强烈的相互作用和组合效应,而远离的隶属函数之间则没有或只有极小的相互影响.因此,若按顺序将这些模糊集合排列起来形成遗传算法的个体,则良好的模糊集合能够很容易地形成积木块<sup>[6]</sup>.

使用遗传算法通过对示例的学习而产生一组模糊规则集的方法称为模糊遗传机器学习机制<sup>[2]</sup>,而在传统的机器学习机制中按对遗传算法编码的不同主要分为两类经典的方法:密歇根方法(Michigan approach)和匹茨堡方法(Pitt approach)<sup>[6]</sup>.两者的区别在于,前者将一条规则描述为一个个体,而规则集对应一个种群;后者视规则集为一个个体,多个规则集对应一个种群.

密歇根方法的编码关键在于不仅要获得代表一条规则的好的个体,而且更加强调最佳协调的规则组合<sup>[6]</sup>.因此密歇根方法与经典的遗传算法一样,存在着早熟收敛的问题.这体现在采用密歇根编码的方法对模式进行分类的过程中,每条规则具有高适应度函数值并不代表整个规则集合具有良好的分类性能,因为相似或者互相包含的规则的分类效果基本上是一样的,相反某些低适应度函数值的规则由于作用于占较小比例的模式类反而不应该在选择过程中被淘汰.针对早熟收敛的问题,相关的工作主要集中在对遗传算法控制参数的选择方面.例如,采用不同的编码方法,对选择、交叉和变异等操作的参数进行选择.在选择操作方面,有 De Jong 的最优个体保留、Brindle 的联赛选择、Back 的排序选择和  $(\mu, \lambda)$  选择、Kreinovich 的适应度函数变换、De Jong, Goldberg 的小生境技术、Kao 的分裂性选择等等<sup>[7]</sup>,这些方法都能在一定程度内控制选择压力,避免早熟收敛.与上述工作不同,本文的工作主要是在模糊规则之间找到规则相似性的衡量尺度,并应用于遗传算法的选择操作之中,以防止遗传算法早熟收敛到局部解,保证模糊规则集合的性能.

## 1 模糊规则及模糊推理

对于一个模糊变量  $x$ ,  $X$  为一特定论域,在  $X$  上可定义一个相应的模糊集  $A = \{ (x, u_A(x)); x \in X, u_A(x) \in [0, 1] \}$ , 其中  $u_A(x)$  为对  $A$  的隶属度,函数  $u_A(x)$  为  $A$  的隶属度函数,则称  $A$  为  $X$  上的模糊集.由于在推理过程中使用的规则为化简模糊规则,因此称其为模糊推理.其中规则的一般形式为 if(条件)then(结论),条件部分是输入变量属于相应的模糊集的隶属度的合取,结论部分是一个常量,它表示输出变量的状态<sup>[5]</sup>.

模糊规则由于对输出结果的不同表达,存在着不同的形式,本文的模糊规则的表示类似于 Mamdani 的将模糊规则的输出表示为一个模糊集合的形式<sup>[8]</sup>.在模糊规则中,前件使用三角隶属函数的表示方法,为

$$u(x; a, b, c) = \max \left( 0, \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right) \right)$$
. 另外,由于考虑到在分类问题中的某些属性对分类结果没有影响,是不需要考虑(don not care)的属性,其  $u(x_i) \equiv 1$ <sup>[2,9]</sup>.

模糊规则经过编码即成为遗传算法种群中的个体,在每一代中,对个体的评价即是对规则的评价.首先,每条规则的前件部分生成之后,必须为它指派一个分类结果,即后件.本文的方法采用文献[2]中的启发式算法确定每一规则的结果分类.其次,在获得了模糊规则之后,根据模糊合取操作对输入模式进行计算以确定其分类,即为模糊推理过程,本文的方法采用文献[5]中的模糊推理过程.

## 2 模糊遗传学习机制

模糊遗传学习机制由 Cordon, Herrera 等人在文献[3]中归纳出了 4 种模型.(A) 使用预先定义的模糊数据组件库 DB(data base)产生模糊规则组件库 RB(rule base)模型,即先定义属性维上模糊划分及隶属函数,再通过某

种学习算法获得 RB,这样, RB 的性能在很大程度上取决于 DB 的定义.(B) 调节隶属函数模型,即在使用 DB 获取了 RB 之后,再使用学习算法来对 DB 的隶属函数进行调节,这样,在模糊划分粒度不变的情况下,可以精确地调整隶属函数的参数.但是,由于不改变 DB 之上的模糊划分的粒度,在一定程度上也面临模型 A 的问题.(c) 同时对 DB 和 RB 进行学习的模型,这样获取的 RB 性能最好,但由于面临着较大的搜索空间而使学习过程变得困难.(D) 在预先对 DB 的学习基础上产生 RB 和 DB 模型,即先采用学习算法对 DB 进行学习,再产生 DB 和 RB,这样获取的 RB 性能也比较好,但由于 DB 的学习与 RB 性能的评价割裂而使学习较为困难.

本文的学习模型基本上与模型 C 相同,即在获取模糊规则的同时也对所有属性维的模糊划分粒度及隶属函数参数进行学习,虽然面临着较大的搜索空间,但由于引入了精英选择和基于相似性的选择,在增强遗传算法方向性的同时,又避免了遗传算法收敛到局部解,因此可以获取具有良好性能的模糊规则集合.

### 2.1 编码和初始基因池策略

遗传算法中进化过程是建立在编码机制基础上的,由于采用二进制的编码在多维连续实数模式分类问题中面临着庞大的搜索空间,本文采用浮点数编码.对于一个候选的模糊规则  $R_j, j=1, \dots, M$  ( $M$  为种群大小), Rule  $R_j$ : if  $x_1$  is  $A_{j1}$  and ... and  $x_n$  is  $A_{jn}$  then Class is  $C_j$  采用实数值  $a_{j1}, b_{j1}, c_{j1}, \dots, a_{jn}, b_{jn}, c_{jn}$  来分别表示  $A_{j1} \dots A_{jn}$  的三角隶属度函数参数,因此  $R_j$  编码用浮点数串  $(a_{j1}, b_{j1}, c_{j1}, \dots, a_{jn}, b_{jn}, c_{jn})$  表示,将这些个体组织起来,就形成了具有  $M$  条染色体(规则)的种群  $R, R = (R_1, \dots, R_M)$ .

在编码的基础上,生成初始基因池的过程分为两步:第 1 步,根据具体训练示例中某个特征属性的取值生成在其附近的三角隶属度函数值<sup>[10]</sup>.第 2 步,根据每维特征属性的取值范围生成给定划分粒度(granularity)的强覆盖度(strong converge)为 0.5 的均匀模糊划分,其中划分粒度为某维上的模糊集合数目<sup>[3]</sup>,强覆盖度为某维上任意取值的最小模糊隶属度值<sup>[11]</sup>.划分粒度可以在某个范围内随机波动,如 4~10 个划分数目,并且对于某维的特征属性,可以根据设定的概率按  $u(x_i) \equiv 1$  的不需要考虑的方法来处理.

具体地,对于每一个输入变量  $x_j$ ,设它的实际变化范围为  $U_j = [a_j, b_j]$ .首先从训练集  $E_p$  中选取部分的  $t$  个训练例( $E_i \subseteq E_p$ ),设  $t = \min\{|E_p|, M/2\}$ ,对于每一个训练例的构造方法为,假设训练例  $e^k \in E_i$ ,并且构成  $e^k$  的一个属性部分  $ex_j^k \in [a_j, b_j]$ ,设  $\Delta ex_j^k = \min\{ex_j^k - a_j, b_j - ex_j^k\}$ ,且  $\delta(ex_j^k)$  为范围  $[0, \Delta ex_j^k]$  中的一个随机值,对于此部分的三角隶属度函数就可以设置为  $(ex_j^k - \delta(ex_j^k), ex_j^k, ex_j^k + \delta(ex_j^k))$ ,对于  $e^k$  剩余的部分也采取类似的构造方法.其次,对初始种群中剩下的  $M-t$  条染色体采用随机选取已生成的均匀模糊划分中某一模糊集合的方法来构造.

### 2.2 模糊遗传操作

本文的选择操作主要为轮盘赌选择结合精英选择及基于相似性的选择,按轮盘赌选择对个体  $R_j$  的选择概率为

$$P(R_j) = \frac{fitness(R_j)}{\sum_{i=1}^M fitness(R_i)}$$

对于精英选择及基于相似性的选择将在第 3 节详细加以介绍.

交叉操作为均匀交叉,即独立地以交叉概率把父体中的第 1 个个体相应的分量交换为第 2 个父体的相应分量,从而得到交叉结果,如图 1 所示,其中的  $A_{j1} \dots A_{j5}$  均为两个个体中模糊集合分量.



Fig.1 Crossover and mutation (\* denotes a crossover or a mutation position)

图1 交叉和变异操作(\*表示交叉或者变异位置)

变异操作为单点变异,即以变异概率随机地改变父体中的一个分量的取值.由于数据组件库对模糊分类器性能存在着影响<sup>[3]</sup>,交叉操作无法对数据组件库进行学习,故变异操作要考虑 3 种情况:(1) 以分量  $v_k^*$  代替原有分量  $v_k$ ,变化限制范围为  $[v_k^{\min}, v_k^{\max}]$ ,目的是在局部范围内调节隶属函数的形状;(2) 从均匀模糊划分中随机选取一个代替原有的分量,目的是使属性维上具有不同划分粒度的模糊集合;(3) 使用不需要考虑的属性替换原有分量,目的是排除对分类无关的特征属性.

### 2.3 适应度函数

在文献[10,12]中,作者采用的高频值(high frequency value)及对正例的高平均覆盖度(high average covering degree over positive examples)作为适应度函数对规则进行评价,在模式识别中,如果维数过多并存在不需要考虑的属性时,模糊内积( $t$ -norm 如  $u_{R_k}(x_i) = u_{R_k}(x_{i1}) \times \dots \times u_{R_k}(x_{in})$ )取值变化范围过大,不利于选择操作.因此直接采用每一规则对应的正确分类的数目为目标作为适应度函数较为合理一些,即为

$$fitness(R_j) = \begin{cases} NCP(R_j) - w_{error} \cdot NMP(R_j), & NMP(R_j) \leq m \\ 0, & NMP(R_j) > m \text{ or } fitness(R_j) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $NCP(R_j)$  为个体  $R_j$  对应的正确分类的训练例数目,  $NMP(R_j)$  为  $R_j$  错误分类的训练例数目,  $w_{error}$  为错误分类的惩罚值,  $m$  为容许的最大错误分类的数目.其中  $w_{error} \in [0.2, 0.4]$ ,  $m$  在种群规模的  $1/10 \sim 1/5$  之间.

### 3 早熟收敛问题的研究及解决

遗传算法早熟收敛指的是种群演化到一种非全局的最优状态,它使得种群的进一步迭代已不可能产生更好的可行解.如果仅仅只使用适应度函数式(1),忽略了个体(规则)之间的组合,就会使具有不同分类效果的低适应度函数值个体生存的概率较小,从而不能获得更好的可行解.以下从两方面加以说明.

(1) 不失一般性,假设分类问题中的  $c_1$  分类数目为  $l_1$ ,  $c_2$  分类数目为  $l_2$ ,  $c_3$  分类数目为  $l_3$ ,它们互不相等,  $l_1 > l_2 > l_3$ , 并且  $NMP(R_j) \approx 0$ , 则  $c_1$  分类的适应度函数值  $fitness(R_j) \approx l_1$ ,  $c_2$  分类的  $fitness(R_j) \approx l_2$ ,  $c_3$  分类的  $fitness(R_j) \approx l_3$ , 因此按照轮盘赌的选择操作容易使种群中充满适应度函数值为  $fitness(R_j) \approx l_1$  的个体.

(2) 假设分类问题中,分类在某个特征属性上区别最大,并且假设图2在此属性上的模糊划分对于规则分类是正确(适用)的,其中具有“/”和“\”阴影的为  $c_1$  分类的模糊集合,中间的为  $c_2$  分类的模糊集合,假设由“/”阴影对应的训练示例数目为  $l_{11}$ , 由“\”阴影对应的训练示例数目为  $l_{12}$ , 且  $l_{11} > l_{12}$ . 明显地,在此属性维上,必须使用两条模糊规则来对应  $c_1$  分类,一条规则对应  $c_2$  分类,则按照轮盘赌的选择操作容易使种群中充满适应度函数值为  $fitness(R_j) \approx l_{11}$  的规则个体.需要说明的是,不能简单地把“\”阴影对应的示例视为噪音数据.例如,在一个超市的客户购买数据中,年轻人喜欢购买某商品(如啤酒),老年人和少年不喜欢购买,并且年轻人和老年人由于经常到超市购买商品,而少年较少单独购买,故老年人和年轻人的数据占大部分比例.因此在无相关领域知识时,“\”阴影对应的示例必须加以考虑.

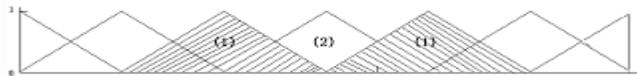


Fig.2 Correct fuzzy partitions for classification

图2 分类正确的模糊划分

对早熟收敛的情况 1,可以采用对不同分类保存其适应度函数值较大的一部分个体来解决,即精英选择<sup>[7]</sup>.这样避免了种群中充满某一分类的个体,而没有其他分类的个体.

对于情况 2,采用基于相似性的元组语义贴近度的方法来保存具有不同特征但具有相同分类的个体来解决,即为基于相似性的选择.其中相似性是针对两个模糊集合而言的,元组的语义贴近度则是针对两条模糊规则而言的.

**定义 1.** 假设  $A, B$  为两个需要比较的模糊集合,  $\cup, \cap$  分别为模糊集合上的交集和并集操作符,则  $A, B$  之间的相似性度量值可以记为  $S(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$ .

**定义 2.** 在模糊集合相似性度量值的基础上,模糊规则之间的语义贴近度可以记为

$$SP(R_x, R_y) = \min_{1 \leq i \leq n} \{S(R_{xi}, R_{yi})\}.$$

本文的方法在进行选择操作时,根据轮盘赌选出的规则与一部分已有规则进行语义贴近度的计算,如果大于某个设定的阈值,则按照一定概率丢弃选出的规则.这在一定程度上加大了遗传算法的时间复杂度,但并非为对所有规则组合的选取.根据上文的思路,我们给出了基于相似性选择的算法.

**算法 1.** 基于相似性的选择.

输入:第  $t$  代的遗传算法的种群  $R$ .

输出:使用相似性选择选出的个体(即用于交叉和变异的母体).

- (1) 按照轮盘赌选择操作选出  $l$  条在种群中序号不同的个体.
- (2) 从  $l$  个个体中选出一条与种群中适应度大于 0 的个体进行贴进度计算.
- (3) 对贴进度大于设定参数  $u$  的次数  $n$  进行计数.
- (4) 按照与  $n$  有关的概率  $p$  决定是否丢弃该个体.
- (5) 将  $l$  值减 1,如果  $l$  值等于 0,则算法结束,否则继续算法第(2)步.

在算法 1 中,参数一般设置为  $l \approx M/10$ ,  $u \leq 0.4$ , 丢弃概率  $p = \min(0.9, n \times C/M)$ ,  $C, M$  分别为分类数和种群规模.

**4 实验结果**

实验使用了 3 个数据集,为玻璃、图像分段及酒类分类.其中玻璃数据集较为复杂,此实验用于说明本文方法具有较高分类率的原因;图像分段数据集含有较多的示例及特征属性,属于规模较大的模式识别问题;酒类数据集相对于本文的方法来说较为特殊,用于说明本文的方法适应性.

**4.1 实验1**

实验采用玻璃分类(glass)和图像分段(segment)数据集,两个数据集均来源于加利福尼亚大学的标准模式识别 Irvine 数据库,玻璃数据集中含有 214 条示例,9 个特征,6 个分类;图像分段含有 2 310 条示例,19 个特征,7 个分类.

对于玻璃数据集,文献[3]使用 1R 算法和文献[14]中的 C4 算法,平均分类率分别为 53.8%及 63.2%;文献[2]采用预先定义的模糊集合结合对规则设定权值的遗传算法,平均分类率为 64.4%.本文进行了具有相同参数的 10 次实验,其中种群大小为 72(其中 12 个存放 6 分类的最优次优个体),一致交叉概率为 0.9,单点变异概率为 0.2,终止条件为 600 代.结果中最佳分类率为 69.6%,平均分类率为 65.4%,最差为 58.4%.在玻璃分类的实验参数设置的基础上(种群大小为 126,其中 21 个存放 7 分类中的最优较优个体),对图像分段数据集实验获得的最佳分类率为 95.4%,平均分类率为 92.2%,最差为 88.7%.此分类率在文献[15]的多种方法中也属于较优的结果.

以玻璃数据集为例,图 3 所示的是钙属性的数据分布, $y$  轴为属性取值, $x$  轴为每分类排序后的标号,其中 2 分类的数据在取值 [13,16] 之间的 7 条示例与 [7,12] 之间的 69 条示例被分类为 1,5,7 的数据割断.如果获取的规则包含此 7 条示例,则分类率将提高大约 3%(与训练集抽样有关).

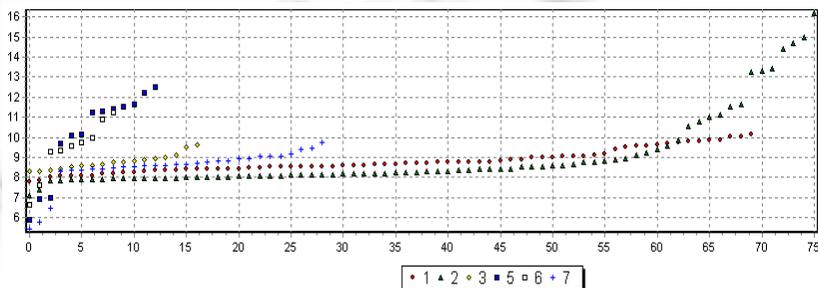


Fig.3 Data distribution of 'Calcium' attribute

图 3 “钙”属性的数据分布

表 1 给出了某次实验中一代个体在钙属性维上的模糊隶属函数,可以看出,这些模糊集合设置较为合理,在 20 次实验中,在使用基于相似性的选择后,最优种群中与表 1 第 1 行较为相似的模糊集合出现了 9 次,而在不使用(相关的密欧根编码的方法),相似的集合只出现了 2 次,在分类率较高的分类算法中,如果添加了含有此模糊集合的规则,则分类率将提高 3%左右.

**Table 1** Different fuzzy sets definition of 'Calcium' attribute**表 1** “钙”属性上不同特征的模糊集合

The id of examples in glass dataset	Class	Membership function
106,107,113	2	12.603~14.397~16.190
1,12,17,18,19,21,22,23,24,26,29,31,32,33,34,35,36,37,38,39,40,41,42,43,44,45,46,47,48,49,50,51,52,53,54,55,56,61,63,65,66,67,68,69,70	1	8.504~10.041~11.579
74,75,76,77,78,79,80,81,82,83,84,86,87,88,89,90,94,114,118,119,120,122,123,124,133,134,135,138,139,140,141,144	2	7.857~8.050~8.221
165,166,167,168,169,170,171,174,176	5	10.041~11.579~13.116

## 4.2 实验2

实验采用酒分类问题数据集(<ftp://ftp.ics.uci.edu/pub/machine-learning-databases>).数据集中含有 178 条示例,13 个属性,3 个结果分类.文献[9]采用匹兹堡编码,分类率最佳为 100%,平均为 99.5%,最差为 98.3%;文献[2]的分类率最佳为 99.4%,平均为 98.5%,最差为 97.8%.另外,文献[2]只使用 3 条模糊规则,即每一分类只具有一条模糊规则,本文第 3 节提到的造成早熟收敛的情况 2 在此并不会发生,引用此实验结果的原因是,展示基于相似性的选择操作基本不影响特殊数据集下的分类率.

在基本不改变实验 1 参数的情况下(种群大小为 66,其中 6 个存放 3 分类的最优次优个体),本文的方法最佳分类率为 99.4%,最差为 96.6%,平均为 98.3%.图 5 给出了一次实验的各代分类率图,从总体上来说,正确分类率(大部分在 95%之上)和收敛速度(200 代前收敛)都是可以接受的.

图 4 中,CorrectClass 曲线是正确分类的比例,MisClass 曲线是错误分类的比例,UnClass 是不能分类的比例.点之间的连线为近似的变化趋势.

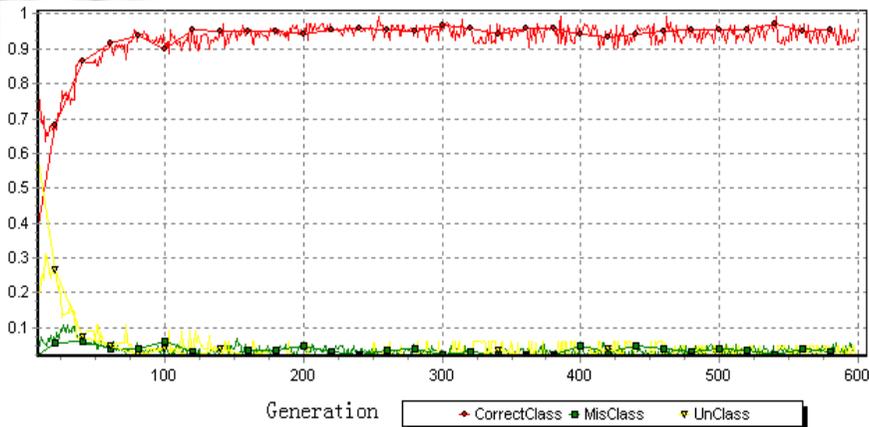
**Fig.4** Classification rate of each generation

图 4 一次实验的各代分类情况

## 5 结 语

本文讨论了基于模糊遗传机器学习机制的密歇根方法在多维分类问题上的应用及性能研究,并给出了一种新的模糊遗传学习方法,实验结果表明,此方法在多维的分类问题上具有较为良好的性能,但是本文方法没有涉及模糊语义限制的要求,如合适的集合数目、可以区分的集合、对输入模式合适的覆盖等要求<sup>[4,11]</sup>.因此,在后续的研究中还要对这方面的要求进行研究.

## References:

- [1] Ruan D, Huang CF. Fuzzy Sets and Operations Research for Decision Suppor. Beijing: Normal University Press, 2000.
- [2] Ishibuchi H, Nakashima T, Murata T. Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multi-dimensional pattern classification problems. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1999,29(5):601-618.

- [3] Cordon O, Herrera F, Villar P. Generating the knowledge base of a fuzzy rule-based system. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 2001, 9(4):667–674.
- [4] Roubos JA, Setnes M. Compact and transparent fuzzy models and classifiers through iterative complexity reduction. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 2001,9(4):516–524.
- [5] Chen M, Wang J, Shen L. Research on automatic fuzzy rule acquisition based on genetic algorithms. *Journal of Software*, 2000,11(1):85–90 (in Chinese with English abstract).
- [6] Wang XP, Cao LM. *Genetic Algorithm—Theory, Application and Software Implement*. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002 (in Chinese).
- [7] Zhang WX, Liang Y. *Mathematical Foundation of Genetic Algorithm*. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1999 (in Chinese).
- [8] Mamdani EH, Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Int'l Journal of Man-Machine Studies*, 1975,7(1):1–13.
- [9] Corcoran AL, Sen S. Using real-valued genetic algorithms to evolve rule sets for classification. In: *Proc. of the 1st IEEE Int'l Conf. on Evolutionary Computation*. Orlando: 1994. 120–124. <http://www.informatik.uni-trier.de/~ley/db/conf/icec/icec1994-1.html>
- [10] Cordon O, Herrera F, Verdegay JL. A learning process for fuzzy control rules using genetic algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, 1998,100(1~3):143–158.
- [11] De Oliverira JV. Semantic constraints for membership function optimization. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, 1999,29(1):128–138.
- [12] Hoffmann F. Boosting a genetic fuzzy classifier. In: *Proc. of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS Int'l Conf.* 2001. 1564–1569. <http://morden.csee.usf.edu/Nafipsf/ifsanafips2001/allPapers.html>
- [13] Holte RC. Very simple classification rules perform well on most commonly used dataset. *Machine Learning*, 1993,11(1):63–91.
- [14] Quinlan JR. Simplifying decision trees. *Int'l Journal of Man-Machine Studies*, 1987,27(3):221–234.
- [15] Kleinberg EM. On the algorithmic implementation of stochastic discrimination. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000,22(5):473–490.

#### 附中文参考文献:

- [5] 陈明,王静,沈理.基于遗传算法的 Fuzzy 规则自动获取的研究. *软件学报*,2000,11(1):85–90.
- [6] 王小平,曹立明. *遗传算法—理论、应用与软件实现*.西安:西安交通大学出版社,2002.
- [7] 张文修,梁怡. *遗传算法的数学基础*.西安:西安交通大学出版社,1999.