

## 基于 Pareto 烟花算法的模糊分类系统设计

罗 勇, 郭雅默, 刘 冲

(郑州大学 电气工程学院, 郑州 450001)

**摘 要:** 为提高模糊模型的精确性, 利用烟花算法并结合 Pareto 最优解集的概念, 提出一种模糊建模方法。采用模糊聚类方式构建初始模糊模型, 使用烟花算法对模型的结构和参数进行优化学习。在每次迭代运算过程中, 通过快速非支配排序算法和 Pareto 最优解集的概念对子代进行评估和选择。对 Wine 数据样本集进行仿真实验, 结果表明, 该方法能够在保证较高分类精度的前提下, 建立结构简单、易于理解的模糊分类系统。

**关键词:** 模糊系统; 烟花算法; 模糊聚类; 解释性; 精确性; 模式识别

**中文引用格式:** 罗 勇, 郭雅默, 刘 冲. 基于 Pareto 烟花算法的模糊分类系统设计[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 304-307, 316.

**英文引用格式:** Luo Yong, Guo Yamo, Liu Chong. Design of Fuzzy Classification System Based on Pareto Firework Algorithm[J]. Computer Engineering, 2017, 43(2): 304-307, 316.

## Design of Fuzzy Classification System Based on Pareto Firework Algorithm

LUO Yong, GUO Yamo, LIU Chong

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**[Abstract]** In order to increase the accuracy of the fuzzy model, a fuzzy classification model based on firework algorithm and Pareto optimal solution set is proposed. The fuzzy clustering method is applied to build the initial fuzzy model, and the structure and parameters of the model are optimized by the firework algorithm. In each iterative operation process, the concept of the fast non dominated sorting algorithm and the Pareto optimal solution set is used to evaluate and select the sub generation. Simulation results on Wine data sample set demonstrate that the proposed method can build fuzzy classification system of simple structure which is easy to understand under the premise of ensuring higher classification accuracy.

**[Key words]** fuzzy system; firework algorithm; fuzzy clustering; interpretability; accuracy; pattern recognition

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.02.051

### 0 概述

模糊模型利用符合人们思维习惯的模糊规则来阐述系统的内部机理, 具有较好的解释性能。解释性是模糊模型区别于神经网络等其他模型的一个重要特性。然而, 模糊模型的主要缺点是精确性差。为了建立能够准确模拟实际系统的模糊模型, 一些学者采用神经网络<sup>[1]</sup>或遗传算法<sup>[2]</sup>学习模型的结构和参数, 提高模型的精确性。然而这些算法往往采用了较多的规则和集合, 使模型结构变得复杂, 难以理解, 失去了解释性。为了能够同时优化模糊模型的精确性和解释性, 一些研究者采用自适应的思

想<sup>[3]</sup>或神经-模糊结构<sup>[4]</sup>来建立模糊系统。

烟花算法是模拟烟花在空中的爆炸过程而提出的一种新的群智能算法<sup>[5]</sup>, 具有较快的收敛速度和较好的全局寻优能力。文献[6]将烟花算法应用到多目标油作物生产过程的研究中, 实验结果证明该算法能够较好地处理多目标问题。

本文利用烟花算法并结合 Pareto 最优解集的概念来解决模糊系统的解释性和精确性问题。采用一种新的模糊建模方法, 即首先通过模糊聚类方法建立初始模型, 然后利用烟花算法对初始模型的参数进行优化, 并在优化过程中, 使用 Pareto 最优解集的概念处理多目标问题。

**基金项目:** 河南省重点科技攻关计划项目(152102210036); 河南省产学研合作项目(152107000058); 河南省青年骨干教师项目(2015GGJS-148)。

**作者简介:** 罗 勇(1977—), 男, 教授、博士, 主研方向为计算机控制系统、智能仪器仪表、系统优化与决策; 郭雅默、刘 冲, 硕士研究生。

**收稿日期:** 2015-10-26 **修回日期:** 2016-02-26 **E-mail:** luoyong@zzu.edu.cn

### 1 模糊分类系统

对于  $n$  维  $M$  类  $N$  样本的分类问题,  $x \in X \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  为输入特征变量,  $\{g_1, g_2, \dots, g_M\}$  为输出类别, 则经典模糊分类系统的规则可表示为<sup>[7]</sup>:

如果  $x_1$  是  $\mu_{i1}$  且  $x_2$  是  $\mu_{i2}, \dots, x_n$  是  $\mu_{in}$ , 那么:  
 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in g_i$  (1)

其中,  $\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in}$  为对应的模糊集合, 可采用高斯型隶属函数进行表示:

$$\mu_{A_j}(x_j) = \exp\left(-\frac{(x_j - v_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right)$$
 (2)

其中,  $v_{ij}, \sigma_{ij}$  分别为函数的中心和方差, 系统的输出采用胜者为王的策略<sup>[7]</sup>进行计算。对于某一样本, 模糊系统的输出类别为激励强度最大的模糊规则后件类别值。

### 2 模糊分类系统的初始化

为了降低系统的维度, 首先采用 Simba 算法<sup>[8]</sup>选择特征变量。然后, 利用模糊 C-均值 (Fuzzy C-Mean, FCM) 聚类算法<sup>[9]</sup>构建初始模型的前件参数。为计算模糊规则的后件参数, 定义下列公式:

$$M_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik} f_j(x_k)}{\sum_{k=1}^N f_j(x_k)}$$
 (3)

其中,  $u_{ik}$  代表样本  $x_k$  对第  $i$  个类的隶属度, 且  $f_j(x_k)$  为:

$$f_j(x_k) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } x_k \in g_i \\ 0, & \text{如果 } x_k \notin g_i \end{cases}$$
 (4)

那么, 规则  $R_i$  的后件的类标值为:

$$i^* = \arg(\max(M_{ij})), j = 1, 2, \dots, N_c$$
 (5)

其中,  $N_c$  为样本数据集的类总数。

然而, 初始模糊分类系统的分类精度较差, 而且结构复杂, 模糊集合和规则中存在一定的冗余。为了提高初始模型的性能, 采用 Pareto 烟花算法对初始模型的结构和参数进行优化学习。

### 3 模糊分类系统的优化

利用 FCM 算法建立的初始模糊分类系统, 分类效果差、解释性低。为提高模型的精确性和解释性, 采用烟花算法并结合 Pareto 最优解的概念对初始模型的结构和参数进行学习和优化。在进化过程中采用相似相融原理<sup>[7]</sup>对模型的结构进行约简, 降低系统的复杂度, 使得该模型更易理解和学习。

#### 3.1 烟花算法

对于  $D$  维烟花种群, 定义烟花  $x_i$  爆炸生产火花数量  $s_i$  和爆炸范围  $A_i$  为<sup>[5]</sup>:

$$s_i = m \cdot \frac{f_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^L (f_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon}$$
 (6)

$$A_i = \hat{A} \cdot \frac{f(x_i) - f_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^L (f(x_i) - f_{\min}) + \varepsilon}$$
 (7)

其中,  $m$  为一个常量参数, 用来控制产生子代火花的总数;  $\hat{A}$  为最大爆炸范围;  $L$  为父代烟花的总数;  $f(x_i)$  为适应度函数;  $f_{\max} = \max(f(x_i))$ ;  $f_{\min} = \min(f(x_i))$ ;  $\varepsilon$  为一个极小的常数。

为了避免优秀的烟花对子代造成压倒性的影响, 降低群体的多样性, 需对子代火花数量  $s_i$  的范围进行限制:

$$s_i = \begin{cases} s_{\min}, & \text{如果 } s_i < s_{\min} \\ s_{\max}, & \text{如果 } s_i > s_{\max} \\ s_i, & \text{否则} \end{cases}$$
 (8)

随机选择烟花  $x_i$  的  $z (z < D)$  个位置, 对每个被选择的位置  $x_i^k$  添加位移构成子代火花  $x_j^k (1 \leq j \leq s_i, 1 \leq k \leq z)$ 。生成  $x_j^k$  的方法有 2 种:

$$x_j^k = x_i^k + A_i \cdot \text{rand}(-1, 1)$$
 (9)

$$x_j^k = x_i^k + A_i \cdot \text{Gaussian}(1, 1)$$
 (10)

大部分火花根据式 (9) 生成, 小部分火花根据式 (10) 生成。通过这 2 种方法产生的子代火花, 如果其所在位置超出了搜索区域, 那么需将其映射到搜索区间内, 即:

$$x_j^k = x_{\min}^k + |x_j^k| \bmod (x_{\max}^k - x_{\min}^k)$$
 (11)

每次爆炸后, 选择最优个体作为烟花进入下一代, 并根据距离概率选择其他  $L - 1$  个火花作为下一代的父代烟花。

#### 3.2 染色体编码

设定种群所包含个体数为  $L$ , 染色体表示为  $H_p (p = 1, 2, \dots, L)$ 。初始模糊模型的前件参数可构造第 1 条染色体。  $v_{ij}$  和  $\sigma_{ij}$  为对应隶属函数的中心和方差, 则第 1 条染色体的编码为:

$$H_1 = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{cn}, \sigma_{11}, \sigma_{12}, \dots, \sigma_{cn})$$
 (12)

其中,  $c$  为模糊规则数目;  $n$  为特征变量数目。搜索范围为  $[H^{\min}, H^{\max}]$ 。

$$H^{\min} = (v_{11}^{\min}, v_{12}^{\min}, \dots, v_{cn}^{\min}, \sigma_{11}^{\min}, \sigma_{12}^{\min}, \dots, \sigma_{cn}^{\min})$$
 (13)

$$H^{\max} = (v_{11}^{\max}, v_{12}^{\max}, \dots, v_{cn}^{\max}, \sigma_{11}^{\max}, \sigma_{12}^{\max}, \dots, \sigma_{cn}^{\max})$$
 (14)

其中,  $v_{ij}^{\min}, v_{ij}^{\max}, \sigma_{ij}^{\min}, \sigma_{ij}^{\max}$  为对应隶属函数中心和方差的最小最大极限值, 其余的  $L - 1$  条初始染色体则在  $H_1$  附近并且在搜索范围内随机生成。在初始种群中, 每一条染色体对应于一个模糊模型。然而这些初始模型的性能较差, 需采用烟花算法, 对种群中

的个体进行优化和学习,提高模型的分类效果并简化模型的结构。

### 3.3 适应度函数

模糊建模时需要同时考虑2个问题:精确度和解释性。这里采用模型错误划分样本的数目来衡量系统的精确性指标:

$$J_{ACC} = \sum_{k=1}^N e_k \quad (15)$$

其中:

$$e_k = \begin{cases} 0, & \text{如果 } x_k \text{ 被正确分类} \\ 1, & \text{如果 } x_k \text{ 被错误分类} \end{cases} \quad (16)$$

与精确性不同,关于模糊系统的解释性,目前尚无统一的定义。通常认为,模糊系统的解释性与模型的特征变量、模糊集合以及模糊规则的特性<sup>[10]</sup>密切相关。一般情况下,模型包含的规则和集合数目越多,其复杂度越高,人们越难通过该模型来学习实际问题的内部机理。若要提高系统的解释性,则应在保证精确性要求的前提下,采用尽可能少的规则和集合。另外,模糊系统的规则库必须满足完整性和一致性,输入变量的模糊集合应覆盖整个输入论域,而且相邻的模糊集合应满足可区分性。这里采用模糊分类系统所包含的模糊规则数和模糊集合数来衡量系统的解释性指标:

$$J_{nRule} = R \quad (17)$$

$$J_{nFS} = FS \quad (18)$$

其中, $R$ 为规则数目; $FS$ 为集合数目。

性能良好的模型不仅能够准确地模拟实际问题,而且结构简单,易于理解和学习。因此,适应度函数需要同时考虑模型精确性和解释性指标,即同时降低 $J_{ACC}$ , $J_{nRule}$ 和 $J_{nFS}$ 的函数值,则适应度函数为:

$$\min J_{ACC}, \min J_{nRule}, \min J_{nFS} \quad (19)$$

### 3.4 进化策略

首先利用烟花算法产生子代火花,然后计算个体的适应度函数值,并根据快速非支配排序算法(NSGA-II)<sup>[11]</sup>,对所有的子代火花和父代烟花进行排序。选择位于最前的(最优秀的)个体为下一代的烟花,而其他的 $L-1$ 个烟花则在前 $2L$ 个个体中随机挑选。其中位于第一非支配水平的个体放入最优解集 $NP$ 中,这样随着进化代数的增加, $NP$ 中个体的数量会超过其设定的数量范围。因此,需要对 $NP$ 中的个体进行筛选和更新。如此,不断地迭代,直到找到最优个体或者满足终止条件。

### 3.5 模糊分类系统的设计步骤

基于Pareto烟花算法的模糊分类系统的设计具体步骤如下:

#### 步骤1 初始化

1) 进行特征变量的选择,以降低系统的维度。利用FCM聚类算法构建初始模糊模型。

2) 基于初始模型建立初始种群 $P$ ,并对 $P$ 进行染色体编码。

**步骤2** 根据相似相融原理,对模型的集合和规则进行约简。

**步骤3** 根据式(6)、式(8)计算每一个烟花所产生子代火花的数量,由式(7)得出子代火花的爆炸范围,然后根据式(9)~式(11)产生子代火花。

**步骤4** 计算所有个体的适应度函数值,利用NSGA-II算法对所有的子代火花和父代烟花进行排序。选择位于最前的个体,并在前 $2L$ 个个体中随机选择 $L-1$ 个个体作为下一代烟花。

**步骤5** 选择位于第一非支配水平的个体来更新最优解集 $NP$ 。

**步骤6** 判断是否满足步长终止条件,如果不满足,返回步骤2;否则,算法执行结束。

在基于Pareto烟花算法的模糊分类系统的设计流程中,利用模糊聚类算法构建初始模型只运行一次,而模糊集合和规则的相似性融合、烟花算法优化则经过反复迭代,直至满足终止条件。在每一次迭代中,烟花通过爆炸产生子代火花,选择 $L$ 个个体作为下一代的烟花。因此,在烟花算法中,每一代需要进行约 $L+m$ 次适应度函数评估。设定迭代次数为 $T$ ,那么可以得出烟花算法的复杂度为 $O(T \times (L+m))$ 。

## 4 实验与结果分析

对UIC机器学习库中的Wine数据集进行仿真。Wine数据集由178个样本组成,共可分为3类。其中,每个样本包含13个特征变量,即 $x_1$  alcohol,  $x_2$  malic acid,  $x_3$  ash,  $x_4$  alkalinity of ash,  $x_5$  magnesium,  $x_6$  total phenols,  $x_7$  flavonoids,  $x_8$  nonflavonoid phenols,  $x_9$  proanthocyanins,  $x_{10}$  color intensity,  $x_{11}$  hue,  $x_{12}$  OD280/OD315 of diluted wines,  $x_{13}$  proline。首先采用Simba算法对特征变量进行选择,以降低系统的维度,最终选择 $x_1, x_7, x_{10}, x_{13}$ 为系统的输入变量。采用FCM聚类算法建立初始分类系统,但初始模型的分类正确率低,而且模型结构较为复杂、解释性差。

为提高初始模型的性能,采用Pareto烟花算法对模型的结构和参数进行优化学习,并利用相似度原理对规则和集合进行约简。在参考文献[5,7,12-13]的基础上,经过反复实验确定算法中的相关参数。通过多次实验分析,最终设定种群的大小 $L=40$ ,最优解集 $NP$ 所含个体数量为

15, 进化代数 为 100, 模糊集合和规则的相似性融合的阈值分别为 0.4 和 0.9。烟花算法的参数设定为:  $m = 80$ ,  $\hat{A} = 40$ ,  $s_{\max} = 40$ ,  $s_{\min} = 1$ 。

优化后模型具有 7 个模糊集合和 4 条模糊规则, 结构较为简单, 其隶属函数的分布如图 1 所示。

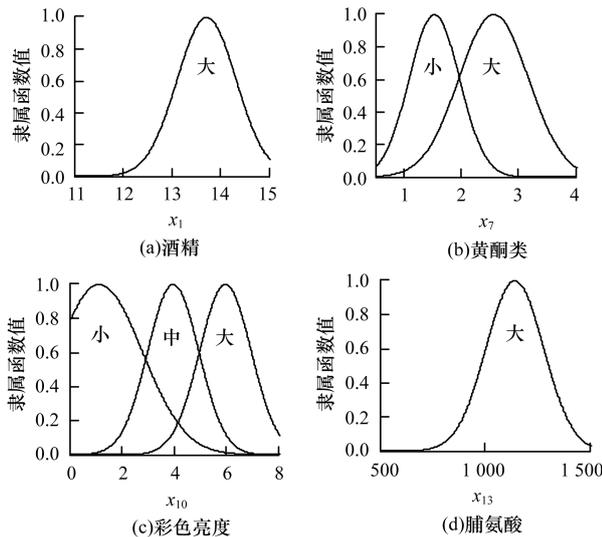


图 1 优化后模糊模型的隶属函数

优化后的系统错误划分样本的数目为 4, 模型的精确度高达 97.75%, 所得模型的模糊规则如下。

**规则 1** 如果  $x_1$  是大,  $x_7$  是大,  $x_{10}$  是中且  $x_{13}$  是大, 那么  $x$  属于类 1。

**规则 2** 如果  $x_1$  是大,  $x_7$  是大且  $x_{10}$  是小, 那么  $x$  属于类 2。

**规则 3** 如果  $x_7$  是大且  $x_{10}$  是大且  $x_{13}$  是大, 那么  $x$  属于类 1。

**规则 4** 如果  $x_1$  是大,  $x_7$  是小且  $x_{10}$  是大, 那么  $x$  属于类 3。

将 Pareto 烟花算法与协同进化算法<sup>[14]</sup>、多目标遗传算法<sup>[15]</sup>、混合共生算法<sup>[16]</sup>等进行比较, 比较结果如表 1 所示。文献[16]中的模型实现了所有样本的正确分类, 但模型结构过于复杂、解释性差。文献[17]采用融合、简化、一致性分析以及优化过程来建立模糊系统, 实现了解释性和精确性的折中, 但所获得模型与其他模型相比精确性最差, 而且解释性也不理想。文献[14]中的模型分类精确度与本文所建模型相同, 但其结构稍微复杂。文献[15]中模型的精确度为 98.31%, 比本文模型的分类精度稍高, 但其模型结构中包含 10 个模糊集合, 比本文中的模型多了 3 个模糊集合, 模型结构相对较为复杂、解释性较差。总之, 基于 Pareto 烟花算法所建立的模糊分类系统精确度高, 结构简单, 易于理解, 较好地处理了模糊建模过程中同时追求高精度和高解释性的问题。

表 1 Wine 分类问题不同建模方法的性能比较

算法	模糊规则数	模糊集合数	分类正确率/%
文献[14]算法	4.0	9.0	97.75
文献[15]算法	4.0	10.0	98.31
文献[16]算法	6.0	28.0	100.00
文献[17]算法	6.2	14.5	92.70
本文算法	4.0	7.0	97.75

## 5 结束语

为了建立具有较高分类精度同时又结构简单、易于理解和学习的模糊分类系统, 本文提出了基于 Pareto 烟花算法的模糊分类系统设计方法。采用 FCM 模糊聚类算法构建初始模糊模型, 利用烟花算法对模型的结构和参数进行学习。在进化过程中, 利用快速非支配排序算法对所有个体进行排序, 适应度函数同时考虑模型的精确性和解释性指标, 性能较好的个体被选择进入下一代。同时, 在每一次迭代过程中利用相似相融原理对规则和集合进行约简, 以简化系统结构, 提高模型的解释性。实验结果表明, 将烟花算法应用到模糊建模领域具有较好的研究意义和前景。然而, 采用烟花算法进行模糊建模计算量较大, 因此, 下一步将研究如何降低建模过程中的计算量。

## 参考文献

- [1] 张景元. 基于神经网络的自适应模糊控制系统[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(10): 3613-3616.
- [2] 姜蕴珈, 宋珂, 张桐. 基于遗传算法的增程式电动车模糊控制器设计[J]. 计算机工程, 2014, 40(7): 286-290.
- [3] 肖乐, 常晋义. 仿人机器人下楼梯的自适应模糊控制方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(13): 193-195.
- [4] Cpalka K, Lapa K, Przybyl A, et al. A New Method for Designing Neuro-fuzzy Systems for Nonlinear Modelling with Interpretability Aspects[J]. Neurocomputing, 2014, 135(13): 203-217.
- [5] Zheng Shaoqiu, Janecek A, Tan Ying. Enhanced Fireworks Algorithm[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 2069-2077.
- [6] Zheng Yujun, Song Qin, Chen Shengyong. Multi-objective Fireworks Optimization for Variable-rate Fertilization in Oil Crop Production[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(11): 4253-4263.
- [7] Zhang Yong, Wu Xiaobei, Xing Zongyi, et al. On Generating Interpretable and Precise Fuzzy Systems Based on Pareto Multi-objective Cooperative Co-evolutionary Algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 1284-1294.
- [8] 张永, 吴晓蓓, 向峥嵘, 等. 基于多目标进化算法的高维模糊分类系统的设计[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(1): 210-215.

(下转第 316 页)

## 参 考 文 献

- [1] 殷坤龙,朱良峰. 滑坡灾害空间区划及 GIS 应用研究[J]. 地学前缘,2001,8(2):279-284.
- [2] 柯福阳,李亚云. 基于 BP 神经网络的滑坡地质灾害预测方法[J]. 工程勘察,2014,42(8):55-60.
- [3] 陈玉萍,袁志强,周 博,等. 遗传算法优化 BP 网络在滑坡灾害预测中的应用研究[J]. 水文地质工程地质,2012,39(1):114-119.
- [4] 许 冲,徐锡伟. 基于 GIS 与 ANN 模型的地震滑坡易发性区划[J]. 地质科技情报,2012,31(3):116-121.
- [5] 向喜琼,黄润秋. 基于 GIS 的人工神经网络模型在地质灾害危险性区划中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报,2009,11(3):23-27.
- [6] Pradhan B, Lee S. Regional Landslide Susceptibility Analysis Using Back-propagation Neural Network Model at Cameron Highland, Malaysia [J]. Landslides, 2010, 7(1):13-30.
- [7] 卢建中,程 浩. 改进 GA 优化 BP 神经网络的短时交通流预测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2015,38(1):127-131.
- [8] 刘密新,罗国安,张新荣,等. 仪器分析[M]. 北京:清华大学出版社,2002.
- [9] 张葛祥,金炜东,胡来招. 粗集理论中连续属性的广义离散化[J]. 控制与决策,2005,20(4):372-376.
- [10] 熊忠阳,刘道群,张玉芳. 用改进的遗传算法训练神经网络构造分类器[J]. 计算机应用,2005,25(1):31-34.
- [11] 史 峰,王小川,郁 磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010:21-25.
- [12] 毛伊敏,彭 喆,陈志刚,等. 基于不确定决策树分类算法在滑坡危险性预测的应用[J]. 计算机应用研究,2014,31(12):3646-3650.
- [13] 吴树仁,石菊松,张春山,等. 滑坡风险评估理论与技术[M]. 北京:科学出版社,2012.
- [14] Sabokbar H, Roodposhti M, Tazik E. Landslide Susceptibility Mapping Using Geographically-weighted Principal Component Analysis [J]. Geomorphology, 2014,226:15-24.
- [15] Guo Xiaohua, Lai Zhongping, Sun Zheng, et al. Luminescence Dating of Suozi Landslide in the Upper Yellow River of the Qinghai-Tibetan Plateau, China [J]. Quaternary International, 2014, 349:159-166.
- [16] 辛 鹏,吴树仁,石菊松,等. 基于降雨响应的黄土丘陵区滑坡危险性预测研究——以宝鸡市麟游县为例[J]. 地球学报,2012,33(3):349-359.
- [17] 庄建琦,彭建兵,张利勇. 不同降雨条件下黄土高原浅层滑坡危险性预测评价[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2013,43(3):867-876.

编辑 顾逸斐

(上接第 307 页)

- [9] Ma Feng, Wu Qing, Yan Xinping, et al. Classification of Automatic Radar Plotting Aid Targets Based on Improved Fuzzy C-means [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 51:180-195.
- [10] Cordón O. A Historical Review of Evolutionary Learning Methods for Mamdani-type Fuzzy Rule-based Systems: Designing Interpretable Genetic Fuzzy Systems [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2011, 52(6):894-913.
- [11] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.
- [12] Zheng Yujun, Xu Xinli, Ling Haifeng, et al. A Hybrid Fireworks Optimization Method with Differential Evolution Operators [J]. Neurocomputing, 2015, 148(19):75-82.
- [13] Imran A M, Kowsalya M, Kothari D P. A Novel Integration Technique for Optimal Network Reconfiguration and Distributed Generation Placement in Power Distribution Networks [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 63:461-472.
- [14] 张 永,吴晓蓓,张 宏,等. 基于 Pareto 协同进化算法的高维模糊分类系统设计[J]. 东南大学学报(自然科学版),2008,38(4):626-631.
- [15] 邢宗义,候远龙,贾利民. 基于多目标遗传算法的模糊分类系统设计[J]. 东南大学学报(自然科学版),2006,36(5):725-731.
- [16] Riid A, Rüstern E. An Integrated Approach for the Identification of Compact, Interpretable and Accurate Fuzzy Rule-based Classifiers from Data [C]//Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Intelligent Engineering. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011:101-107.
- [17] Alonso J M, Magdalena L, Guillaume S. HILK: A New Methodology for Designing Highly Interpretable Linguistic Knowledge Bases Using the Fuzzy Logic Formalism [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2008, 23(7):761-794.

编辑 顾逸斐