

非随机替代个体选择的代理模型评价策略

程 健, 郭一楠, 巩敦卫, 钱建生

(中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏徐州 221008)

摘要: 代理模型评价策略是解决交互式遗传算法中人疲劳这一瓶颈问题的主要手段. 每代中代理模型评价个体选择不同, 将导致不同的算法性能, 甚至算法不收敛. 针对该问题, 提出基于样本聚类的非随机替代个体选择策略. 给出广义近似距离、类近似距离和中心近似距离三种判断个体所属类的距离度量. 面向服装进化设计系统实例, 仿真结果表明非随机选择比随机选择在统计意义上具有更好的稳定性, 可以有效避免个体选择不良误导进化过程.

关键词: 个体选择; 聚类; 代理模型; 交互式遗传算法

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 01-190-05

Surrogate Model-based Evaluation Strategy with Non-random Selection of Substituted Individuals

CHENG Jian, GUO Yi nan, GONG Dun wei, QIAN Jian sheng

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221008, China)

Abstract: Surrogate model based evaluation strategy is a main method aiming at solving human fatigue in interactive genetic algorithms. Different substituted individuals are selected in surrogate evaluation strategy will lead to different performance, even divergence. To solve the problem, non-random selection method of substituted individuals based on clustering is proposed. Three kinds of distance, including generalized approximate distance, clustering approximate distance and center approximate distance, are given so as to judge which class individuals belong to. Taking fashion evolutionary design system as an example, simulation results indicate the methods have better stability than random selection method. They effectively avoid misguiding evolutionary process caused by irrational selection.

Key words: selection of individuals; clustering; surrogate model; interactive genetic algorithms

1 引言

交互式遗传算法是一种基于人评价获得个体适应值的遗传算法. 该算法将人的兴趣和偏好作为目标值指导进化操作, 因此广泛用于产品设计、音乐创作等考虑人的价值取向的优化操作中^[1]. 然而人在评价过程中, 如果对每个个体都进行评价, 由于人的生理特征, 容易在进化后期产生疲劳, 从而导致种群规模和进化代数都不能太大, 影响算法收敛速度和种群多样性. 因此人的疲劳问题一直是交互式遗传算法面临的主要问题.

针对人的疲劳问题, 提出采用代理模型替代人评价策略, 即学习已有个体及其评价价值构成的样本对, 获得反映人价值趋向的代理模型; 并在人疲劳时, 采用代理模型替代人评价操作, 从而减少人参与个体评价次数, 达到减缓人疲劳程度的目的. 替代评价策略的核心问题在于代理模型的泛化能力、采用代理模型替代人评价

的启动时机、每代中替代评价种群规模及替代个体选择四方面. 目前, 研究重点主要集中在前三方面, 特别是代理模型本身的研究. 一方面, 采用人工神经网络作为代理模型^[2~4], 学习用户在评价过程中的知识表达, 并利用代理模型替代人评价个体适应值. 另一方面, 采用适应值估计策略, 利用已评价个体及其适应值直接估计某些进化个体的适应值^[5~7]. 针对代理模型启动时机和替代评价种群规模问题, 文献^[8]给出基于人疲劳程度和代理模型预测精度的代理模型启动条件, 并进一步分析了替代规模与用户疲劳程度的自适应变化关系. 虽然代理模型及其启动时机方面的研究成果比较丰富, 但是针对替代个体选择问题的研究却较少.

替代个体是指种群中采用代理模型计算其适应值的个体. 替代规模是指种群中替代个体数目. 在已有的替代评价策略中, 替代个体通常按照替代规模大小在种群中随机选取. 由于用于代理模型学习的样本库规模受

人已评价个体数限制, 容易导致小样本学习使代理模型出现过拟合. 此时, 若采用随机替代个体选择策略, 当替代个体距离样本较远时, 可能会导致代理模型计算的适应度与人的实际偏好存在较大偏差, 从而误导进化过程. 为此, 本文提出一种新型替代个体选择策略, 旨在提高代理模型评价精度, 同时将人的评价精力投向未探索的搜索空间, 以减缓人的疲劳.

2 非随机替代个体选择策略

该策略的核心思想是, 对样本库中已评价个体及其评价进行聚类; 构建每个样本类的代理模型; 选取种群中进化个体与样本库中样本(或样本聚类中心)之间距离最接近的个体作为替代个体, 采用代理模型计算其适应值. 以第 t 代非随机替代个体选择策略为例, 描述其算法步骤如下:

Step1: 根据人疲劳程度确定替代规模 $N_S(t)^{[8]}$;

Step2: 将样本库聚类成子样本集(类);

Step3: 采用人工神经网络建立各个子样本类的代理模型;

Step4: 计算进化个体与每个样本(或每个子样本类)之间的近似距离;

Step5: 根据近似距离依降序排列进化个体, 并选择前 $N_S(t)$ 个个体作为替代个体;

Step6: 根据替代个体所属于子样本类, 采用相应的代理模型计算其适应度.

可见, 本策略中的核心为样本聚类、代理模型学习和替代个体选择三部分. 本文着重讨论样本聚类和替代个体选择对系统性能的影响.

2.1 样本聚类

样本聚类的两个关键问题是样本库构建和聚类个数选取.

选取种群中每代由人评价的个体 $x_H(t)$ 及其评价 $f(x_H(t))$ 构成样本. 由于人在评价过程中存在认知变化, 导致人对同一个体在不同进化代数中的评价可能不同. 为确保样本能反映人的最新认知状态, 采用邻近保留机制, 即样本库中只保留同一个体的最新评价. 因此, 样本库描述为:

$$Q(t) = \{(x_H, f(x_H)) \mid x_H^l \neq x_H^k, l, k = 1, 2, \dots, |Q(t)|\}$$

采用模糊 C 均值算法实现样本种群聚类^[8], 生成子样本类 $Q_i(t)$, $i = 1, \dots, M$, 其中 M 为聚类个数. 则各样本类聚类中心为:

$$c_i(t) = \frac{\sum_{l=1}^{|Q_i(t)|} u_{il}^m(t) x_H^l(t)}{\sum_{l=1}^{|Q_i(t)|} u_{il}^m(t)}, i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中, $u_{il} \in [0, 1]$ 表示样本 $x_H^l(t)$ 对 $Q_i(t)$ 的隶属程度,

满足 $\sum_{i=1}^M u_{il} = 1, \forall l = 1, 2, \dots, |Q(t)|; m \in [1, \infty)$ 为加权指数. M 通常根据先验知识确定, 往往会由于 M 选得不合适而导致错误的分析结果. 借鉴文献[10]中的比较法, 设 $M = 2, 3, \dots, K, (K < |Q(t)|)$, 分别对测试集进行泛化检验, 计算泛化结果的均方根误差, 根据所得的均方根误差来选择最适宜的 M 值.

2.2 替代个体选择

替代个体选择的核心在于确定替代规模和定义近似距离. 前者限制了替代个体数目, 后者直接影响到进化种群中哪个个体将被选作替代个体和代理模型适用范围. 替代规模通常采用固定比例和自适应动态比例^[8]两种方式确定. 本文采用固定比例, 即每代种群中替代个体数目固定.

近似距离是个体与每个样本(或每个样本类)之间的距离度量. 根据作为度量依据的样本个体选取不同, 提出以下三种近似距离描述. 记 $|X|$ 为种群规模, $x^j(t)$ 为个体, L 为个体长度.

(1) 中心近似距离 $D1$

采用各子样本类的聚类中心 $c_i(t)$ 作为度量依据, 以 $x^j(t)$ 与各聚类中心之间的最小距离作为该个体的中心近似距离:

$$D1^j = \min_{i \in \{1, 2, \dots, M\}} d1(x^j(t), c_i(t)) \quad (2)$$

若个体采用实数编码, $d1$ 描述为

$$d1(x^j(t), c_i(t)) = \sqrt{\sum_{h=1}^L (x^{jh}(t) - c_i^h(t))^2} \quad (3)$$

若个体采用二进制编码, $d1$ 描述为

$$d1(x^j(t), c_i(t)) = \bigcup_{h=1}^L (x^{jh}(t) \oplus c_i^h(t)) \quad (4)$$

由于计算中心近似距离仅考虑 M 个聚类中心, 因此, 其计算复杂度为 $O(|X|M)$.

(2) 类近似距离 $D2$

采用各子样本类中的所有样本作为度量依据, 以 $x^j(t)$ 与各子样本类中所有样本之间的最小平均距离作为该个体的类近似距离:

$$D2^j = \min_{i \in \{1, 2, \dots, M\}} d2(x^j(t), Q_i(t)) \quad (5)$$

若个体采用实数编码, $d2$ 描述为

$$d2(x^j(t), Q_i(t)) = \frac{1}{|Q_i(t)|} \sum_{n=1}^{|Q_i(t)|} \sqrt{\sum_{h=1}^L (x^{jh}(t) - x_{H_i}^{nh}(t))^2} \quad (6)$$

其中, $x_{H_i}(t)$ 表示属于第 i 个子样本类的样本.

若个体采用二进制编码, $d2$ 描述为

$$d2(x^j(t), Q_i(t)) = \frac{1}{|Q_i(t)|} \sum_{n=1}^{|Q_i(t)|} [\bigcup_{h=1}^L (x^{jh}(t) \oplus x_{H_i}^{nh}(t))] \quad (7)$$

由于 $|Q(t)| = \sum_{i=1}^M |Q_i(t)|$, 因此类近似距离计算的计算复杂度为 $O(|X||Q(t)|)$.

(3) 广义近似距离 $D3$

采用样本种群中所有样本作为度量依据, 以 $x^j(t)$ 与所有样本之间的最小平均距离作为该个体的广义近似距离:

$$D3 = \min_{i \in \{1, 2, \dots, |Q(t)|\}} d3(x^j(t), x_H^i(t)) \quad (8)$$

若个体采用实数编码, $d3$ 描述为

$$d3(x^j(t), x_H^i(t)) = \sqrt{\sum_{h=1}^k (x^{jh}(t) - x_H^{ih}(t))^2} \quad (9)$$

若个体采用二进制编码, $d3$ 描述为

$$d3(x^j(t), x_H^i(t)) = \bigcup_{h=1}^l (x^{jh}(t) \oplus x_H^{ih}(t)) \quad (10)$$

广义近似距离计算每个个体与所有样本的距离, 因此其计算复杂度为 $O(|X||Q(t)|)$.

对比分析上述三种近似距离的计算复杂度, 可见: 广义近似距离和类近似距离具有相同的计算复杂度; 不失一般性, 子样本类个数不大于样本种群规模 ($|Q(t)| \geq M$), 因此中心近似距离的计算复杂度较其它两种近似距离计算方法要小.

3 实验验证与结果分析

本文采用服装进化设计系统作为交互式遗传算法的实现平台, 分析验证非随机替代个体选择策略的合理性和有效性. 服装进化设计系统的设计目的是从服装库中找到令某人最满意的一套服装. 系统采用 VB6.0 和 Access 开发了人机交互系统; 采用 Matlab 6.5 实现代理模型的学习.

3.1 个体编码和实验参数设置

每套服装由领子、裙子、袖子构成, 每一个部分包括款式和颜色两个子部分. 若每个子部分采用两位二进制编码, 则一款服装的个体编码为 12 位, 其等位基因意义单元取值如表 1 所示.

表 1 基因意义单元取值

单元名称	衣服款式	袖子款式	裙子款式	颜色
名称	中领	长袖	长裙	粉红
编码	00	00	00	00
名称	高领	中袖	礼裙	兰色
编码	01	01	01	01
名称	宽领	短袖	中长	黑色
编码	10	10	10	10
名称	吊带	无袖	短裙	白色
编码	11	11	11	11

实验中代理模型采用径向基函数网络构成, 实验参数取值如下: 交叉概率 = 0.6; 变异概率 = 0.01; $|X| = 8$; 进化终止代数 = 40; 样本库规模 = 20; 替代规模 = 4.

3.2 算法性能测度

采用三种测度分析对比替代个体选择策略.

进化收敛代数 T : 指满足进化终止条件或者找到人满意个体时的进化代数, 表示为

$$T = \arg \min_t |f(x(t)) - f^*| \leq \delta \quad (11)$$

人评价个体总数 N_U : 指整个进化过程中人参与评价的个体总数, 表示为

$$N_U = \sum_{t=1}^T (|X| - N_S(t)) \quad (12)$$

代理模型评价偏差 E_F : 描述替代个体的代理模型评价值 $f_S(x_S(t))$ 与人评价值 $f_S(x_S(t))$ 之间的均方根误差, 记为

$$E_F(t) = \frac{1}{N_S(t)\bar{f}} \sum_{k=1}^{N_S(t)} \sqrt{(f_S(x_S^k(t)) - f_S(x_S^k(t)))^2} \quad (13)$$

其中, \bar{f} 为评价值上限. 这里, 替代个体的人评价值在实验中只作为参考值, 不参与进化过程.

可见, 前两种测度直接影响人的疲劳程度, T 越大, N_U 越大, 人越疲劳. 而代理模型评价偏差反映代理模型的泛化能力.

3.3 实验分析与比较

(1) 不同选择策略对算法性能的影响

采用“适合于夏季, 偏爱蓝色”作为满意服装目标. 16 人分为 4 组, 分别采用随机选择和三种非随机选择策略进行实验. 不失一般性, 认定人对被评价服装的价值偏好包含三个等级: 喜欢、一般、不喜欢, 因此选取样本库中的样本聚类个数 $M = 3$. 每组 4 人所获得的 T 和 N_U 平均值如表 2 所示.

表 2 不同替代个体选择策略对系统性能的影响

测度	随机选择	非随机选择(D1)		非随机选择(D2)		非随机选择(D3)	
		数值	与随机选择比较	数值	与随机选择比较	数值	与随机选择比较
T	18	14	↓ 22.2%	12	↓ 33.3%	12	↓ 33.3%
N_U	112	92	↓ 17.9%	76	↓ 32.1%	80	↓ 28.6%

可见: (a) 采用随机选择方式, 在统计意义下收敛性能较差. 这是由于基于人工神经网络的代理模型, 针对小样本学习的泛化能力较差. 若替代个体随机选择, 当替代个体距离样本个体都较远时, 会产生较大的个体评价偏差; (b) 人对具有相同特征的满意服装可能不止一款, 因此本实验给出的满意服装目标本质上是一个隐性多峰函数. 由于基于 $D2$ 和 $D3$ 的非随机选择策略都从样本个体的分布考察了个体接近程度, 所以算法性能较好. 基于 $D1$ 的非随机选择策略只考虑了聚类中心的分布, 导致个体信息缺失, 在评价过程中会产生较大代理模型评价偏差波动, 使算法性能变差.

为进一步说明评价过程中不同进化策略对算法性

能的动态影响, 每组选取 1 人, 记录其进化过程中的代理模型评价偏差, 如图 1 所示。

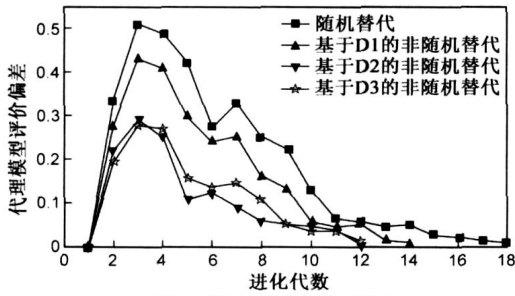


图1 代理模型评价偏差

可见: (a) 无论何种替代个体选择策略, 进化过程中 E_F 都呈现出凸形变化趋势。进化前期, 由于人疲劳度较低, 根据代理模型启动条件^[8], 代理模型不参与评价, 处于模型训练阶段; 且由于人认知模糊, 导致模型评价偏差度大。随着进化代数增加, 人的认知偏好逐渐明确, 且代理模型随样本库规模的增加, 以较小评价偏差与人的认知偏好保持一致; (b) 采用 $D2$ 和 $D3$ 的非随机选择策略最大限度的保留了样本个体信息, 使模型评价偏差较小, 从而有效避免误导进化操作, 且从整个进化过程来看, 采用类近似距离的评价稳定性较好。

为分析对比每代中各种选择个体策略所选个体的差异性。某人分别采取上述 4 种替代个体选择策略, 对比每代中不同策略选定的替代个体差异, 如表 3 所示。其中, 记 $N_{SD}(t)$ 为差异个体数目。

表 3 不同选择策略所选差异个体数目

代数	6	7	8	10	11	12	15	18
随机选择	$N_S(t)$	0	0	0	4	4	4	4
非随机选择 $D1$	$N_S(t)$	0	0	0	4	4	4	-
	$N_{SD}(t)$	0	0	0	4	3	2	-
非随机选择 $D2$	$N_S(t)$	0	4	4	4	4	-	-
	$N_{SD}(t)$	0	4	4	4	3	-	-
非随机选择 $D3$	$N_S(t)$	0	0	4	4	4	-	-
	$N_{SD}(t)$	0	0	4	4	3	3	-

可见, 在启动代理模型评价后, 每代中随机选择策略选择的替代个体与非随机选择策略所选的替代个体不同; 采用不同近似距离度量的非随机选择策略, 其选择的替代个体也不同。

(2) 聚类个数对各种选择策略的性能影响

样本库聚类个数分别选取 $M=3, 6$ 和自适应变化取值。在各种聚类个数取值情况下, 采用不同替代个体选择策略实例运行, 结果如表 4 所示。

可见: (a) 采用同一替代个体选择策略, 样本聚类中心数目越合理, 个体所属类别越准确, 模型评价偏差度减小, 从而加速进化收敛, 减少人评价个体数, 改善算法

性能; (b) 无论采用何种近似距离度量, 非随机替代个体选择方法比随机选择方法具有更好的收敛性。其中, 采用 $D2$ 获得的算法稳定性较好。这是因为采用该距离度量, 各聚类中心对类所属样本信息丢失量减少, 模型评价偏差度减小, 使代理模型可以尽早参与评价过程, 从而降低人评价个体数目, 使人疲劳度得到缓解。

表 4 不同聚类个数下各种选择策略的性能比较

M	测度	随机选择	非随机选择 ($D1$)		非随机选择 ($D2$)		非随机选择 ($D3$)	
			数值	与随机选择比较	数值	与随机选择比较	数值	与随机选择比较
3	T	18	14	↓ 22.2%	12	↓ 33.3%	12	↓ 33.3%
	N_U	112	92	↓ 17.9%	76	↓ 32.1%	80	↓ 28.6%
6	T	17	12	↓ 29.4%	11	↓ 29.4%	12	↓ 35.3%
	N_U	108	80	↓ 25.9%	76	↓ 29.6%	84	↓ 22.2%
自适应	T	15	11	↓ 26.7%	12	↓ 20.0%	11	↓ 26.7%
	N_U	100	72	↓ 28.0%	76	↓ 24.0%	76	↓ 24.0%

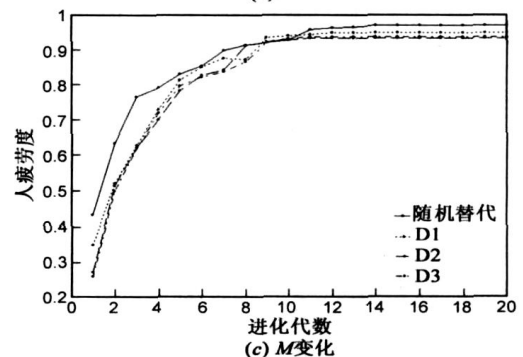
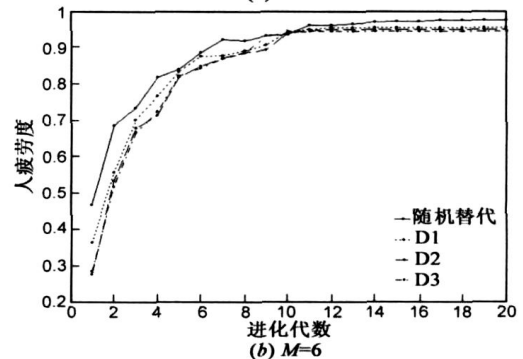
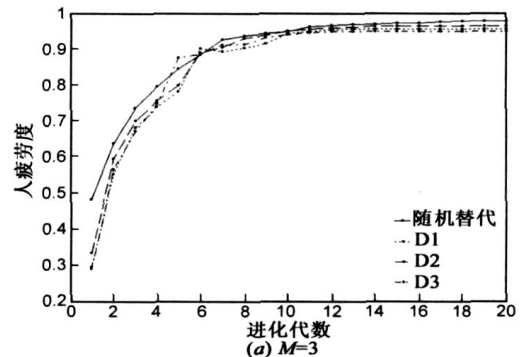


图2 人疲劳度变化趋势

为更加直观的比较不同替代个体选择策略对人疲劳度的影响, 根据文献[8]给出的人疲劳度度量方法, 针对不同 M , 获得进化过程中人疲劳度变化趋势, 如图 2 所示. 可见, 不论采用何种个体选择方式, 样本聚类个数越合理, 人疲劳度都有所缓解; 且基于 D_2 和 D_3 的个体选择方式所产生的人疲劳度较小.

综上所述, 采用类近似距离和广义近似距离可以获得较好的算法性能和评价稳定性, 但计算复杂度较高; 采用中心近似距离虽然降低了计算复杂度, 但算法性能降低. 考虑到人偏好分布的多模态性, 以及交互式遗传算法中相对较小的样本库规模, 分析表明: 类近似距离相对于另两种距离度量更适合于交互式遗传算法. 同时, 非随机替代个体选择策略能够有效减少人评价个体数, 加快进化收敛速度, 综合性能优于随机选择方法.

4 结语

代理模型评价策略是解决交互式遗传算法中人疲劳的主要手段. 每代中代理模型评价个体选择不同, 将导致不同的算法性能. 针对该问题, 提出基于样本聚类的非随机替代个体选择策略, 并给出三种判断个体所属类的距离度量. 基于服装进化设计系统, 仿真结果表明非随机选择比随机选择在统计意义上具有更好的稳定性, 有效避免个体选择不良所导致的收敛速度缓慢. 分析对比不同距离度量形式, 表明广义近似距离评价稳定性好但计算复杂度高, 中心近似距离计算复杂度小但评价稳定性较差. 由于交互式遗传算法中样本库规模相对较小, 因此采用类近似距离更有利于算法性能. 该结论对代理模型评价策略在交互式遗传算法中的更好应用具有明确指导意义.

参考文献:

- [1] H Takagi. Interactive GA for system optimization: problems and solution [A]. Fourth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing Proceedings [C]. Aachen, Germany: Verlag Mainz, 1996. 1440- 1444.
- [2] Biles J A, Anderson P G, Loggi L W. Neural network fitness functions for a musical IGA [A]. International Symposium on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing [C]. Canada: Int. Comput. Sci. Conventions. 1996. 39- 44.
- [3] 周勇, 巩敦卫, 郝国生, 等. 交互式遗传算法基于 NN 的个体适应度分阶段估计 [J]. 控制与决策. 2005, 20(2): 234- 236.
Zhou Y, Gong D W, Hao G S, et al. Neural network based phase estimation of individual fitness in interactive genetic algorithm [J]. Control and Decision, 2005, 20(2): 234- 236. (in Chinese)

- [4] 魏兆旺, 梁昌勇, 陆青, 等. 基于径向基网络与交互式遗传算法的服装设计 [J]. 计算机工程与设计. 2008, 29(2): 493- 495.
Wei Z W, Liang C Y, Lu Q, et al. Fashion design system based on radial basis function networks and interactive genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(2): 493- 495. (in Chinese)
- [5] Sugimoto F, Yoneyama M. Hybrid fitness assignment strategy in IGA [A]. Proceedings of 2002 IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002. 284- 291.
- [6] Jin Y, Olhofer M, Sendhoff B. A framework for evolutionary optimization with approximate fitness functions [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002, 6(5): 481- 494.
- [7] Kim H S, Cho S B. An efficient genetic algorithms with less fitness evaluation by clustering [A]. Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001. 887- 894.
- [8] Guo Y N, Cheng J, Gong D W. Knowledge inducing Interactive Genetic Algorithms Based on multi-agent [A]. Lecture Notes in Computer Science [C]. Germany: Springer. 2006. 4221: 759- 768.
- [9] Karayiannis N B, Bezdek J C. Integrated approach to fuzzy learning vector quantization and fuzzy c means clustering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1997, 5(4): 622- 630.
- [10] Cheng J, Guo Y N, Qian J S. A multiple neural network architecture based on fuzzy c means clustering algorithm [A]. 6th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006. 3: 1875- 1878.

作者简介:



程 健 男, 1974 年生于四川平昌. 中国矿业大学信息与电气工程学院副教授. 研究方向为机器学习、智能计算.
E-mail: nanfly@126.com



郭一楠 女, 1975 年生于山西太原. 中国矿业大学信息与电气工程学院副教授. 研究方向为智能优化算法、多 agent 技术.