

文章编号: 1001-0920(2009)10-1580-05

自适应和声搜索算法及在粗糙集属性约简中的应用

孔 芝^{1,2}, 高利群², 王立谦²

(1. 东北大学 秦皇岛分校, 河北 秦皇岛 066004; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘 要: 针对改进和声搜索算法(IHS)存在的不足,提出了自适应和声搜索算法(AHS).该算法利用和声库中变量函数的最大差值来调节 PAR 和 bw,从而提高了对多维问题的搜索效率.利用 5 个标准测试函数对 AHS 算法进行测试,并应用于粗糙集的属性约简中.仿真结果表明了该算法的有效性和实用性.

关键词: 粗糙集; 自适应和声算法; 属性约简; 属性重要度; 启发式算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Adaptive harmony search algorithm and its application in rough set reduction

KONG Zhi¹, GAO Li-qun², WANG Li-qian²

(1. Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: KONG Zhi, E-mail: kongzhi2004916@163.com)

Abstract: To the shortcomings of the improved harmony search (IHS) algorithm, The adaptive harmony search (AHS) algorithm is proposed, which uses the maximum difference of objective function values in the harmony memory to adjust PAR and bw, so as to improve the search efficiency of multidimension problems. Then, the proposed AHS algorithm is tested with five criteria, and is applied to relative attribute reduction. The simulation result shows the effectiveness and feasibility of the algorithm.

Key words: Rough set; Adaptive harmony search algorithm; Attribute reduction; Attribute significance; Heuristic algorithm

1 引 言

粗糙(Rough)集理论^[1]是一种处理模糊性和不确定性知识的软计算工具.经过近些年的研究和发展,Rough 集理论已在人工智能、机器学习、数据挖掘、模式识别和智能信息处理等领域有较成功的应用^[2-4].

属性约简是粗糙集理论中一个重要的研究课题.一般而言,知识库中的知识(属性)并不是同等重要的,而且还存在冗余,这不利于作出正确而简洁的决策.属性约简要求在保证知识库的分类和决策能力不变的条件下,删除不相关或不重要的属性.人们总期望找到最小约简,但这已被证明是一个 NP 问题.现有的约简算法主要是采用启发式搜索的方法构造所含条件属性最少的约简,但该算法并非对所有的知识表达系统都适用^[5],而且随着问题规模的

增大会越来越复杂.

智能群体优化算法近几年来逐渐兴起,如遗传算法、粒子群算法和蚁群算法等,并在粗糙集属性约简上有成功的应用^[6-10].文献[11-13]将遗传算法用于求最小属性约简,取得了一定的效果,但遗传算法计算复杂性较高.和声算法是近几年发展起来的优化方法,可用于全局优化搜索,并已应用于工程实际^[14-19],但该算法的鲁棒性不高.文献[20]将和声算法进行改进,提高了算法的收敛速度和精度,但仍没有解决算法的鲁棒性问题.为提高算法的鲁棒性,本文提出自适应和声搜索算法,并加入启发式信息应用于粗糙集属性约简,得到了很好的效果.

2 粗糙集基本概念

粗糙集对不确定概念通过上近似和下近似两个精度集来表示.给定知识库 $K = (U, R)$,对于每个

收稿日期: 2008-09-10; 修回日期: 2009-03-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60274009).

作者简介: 孔芝(1979—),女,辽宁北镇人,讲师,从事粗糙集理论与软集合理论的研究;高利群(1949—),男,沈阳人,教授,博士生导师,从事智能优化与图象处理的研究.

子集 $X \in U$ 和一个等价关系 $R = \text{ind}(K)$ 定义两个子集： $\underline{R}(X) = \bigcup \{Y \in U/R \mid Y \subseteq X\}$ 和 $\overline{R}(X) = \bigcup \{Y \in U/R \mid Y \cap X \neq \emptyset\}$ ，分别称 $\underline{R}(X)$ 和 $\overline{R}(X)$ 为 X 的 R 下近似集和 R 上近似集。集合 X 的 R 边界域定义为： $\text{BN}_R(X) = \overline{R}(X) - \underline{R}(X)$ 。同时，定义 $\text{POS}_R(X) = \underline{R}(X)$ 为 X 的 R 正域； $\text{NEG}_R(X) = U - \overline{R}(X)$ 为 X 的 R 负域。

P 和 Q 为 U 中的等价关系，则集合 $\text{POS}_P(Q) = \bigcup_{X \in U/Q} \underline{P}X$ 称作 P 的 Q 正域。当 $\text{POS}_{\text{ind}(P)}(\text{ind}(Q)) = \text{POS}_{\text{ind}(P \rightarrow r)}(\text{ind}(Q))$ 时，称 $r \in P$ 为 P 中 Q 可省略的，否则为 P 中 Q 不可省略的。当 P 中每个 r 都为 Q 不可省略时，称 P 为 Q 独立的。当 S 为 P 的 Q 独立子族，且 $\text{POS}_S(Q) = \text{POS}_P(Q)$ 时，则族 $S \subseteq P$ 称为 P 的 Q 约简。

3 自适应和声搜索算法

3.1 基本和声搜索算法

基本和声搜索算法是一种启发式算法，它首先产生 M 个初始解放入和声记忆库中，以概率 HMCR 在和声记忆库内进行搜索，以 $1 - \text{HMCR}$ 概率在记忆库外搜索。当在记忆库内进行搜索时，以概率 PAR 对搜索到的新解产生扰动 bw ，当扰动后的新解优于记忆库中的最差解时，替换最差解。如此循环，直到满足终止条件为止。算法流程如图 1 所示。

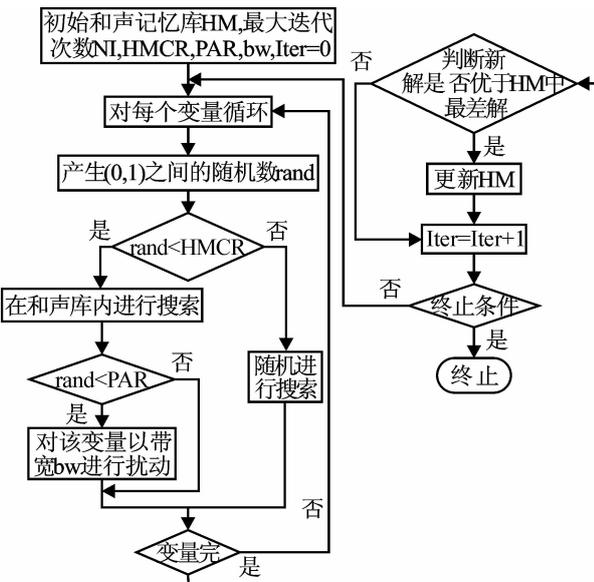


图 1 和声算法流程图

3.2 改进和声搜索算法

改进的和声算法由 Mahdavi 等人提出，此算法主要是引入了动态的 PAR 和 bw ，其表达式为 $\text{PAR}(\text{gn}) = \text{PAR}_{\min} + (\text{PAR}_{\max} - \text{PAR}_{\min})\text{gn}/\text{NI}$ ， $\text{bw}(\text{gn}) = \text{bw}_{\max} \exp(\ln(\text{bw}_{\min}/(\text{bw}_{\max} \text{NI}))\text{gn})$ 。其中： $\text{PAR}(\text{gn})$ 是每一代音符调节率， PAR_{\max} 和

PAR_{\min} 分别为音符调节率的最大和最小值， NI 为最大迭代次数， gn 为当前迭代次数， $\text{bw}(\text{gn})$ 为每一代干扰值， bw_{\max} 和 bw_{\min} 分别为干扰的最大值和最小值。

3.3 自适应和声搜索算法

在上述改进和声算法中， PAR 是迭代次数的线性函数，表达式中有两个参数 PAR_{\max} 和 PAR_{\min} 。这两个参数根据具体问题与经验来调节，如果调节的不恰当，则会影响算法的收敛速度，也就是说需要更多的时间与迭代次数使算法搜索到最优值。注意到当解变量达到最优解邻域的时候， PAR 应该以较大的概率进行微调，也就是说当和声记忆库内目标函数值相对非常接近时， PAR 的值应该比较大。 PAR 值的调节本质上不依赖于迭代次数，当 gn 很小时，有可能解变量进入最优解的邻域范围内，需要进行微调。而此时由于 gn 很小， PAR 的值也很小，就会以较大的概率在全局范围内搜索，直到 gn 相对较大时才在局部范围内搜索。因此根据上述改进和声算法的不足，自适应参数 PAR 设计如下：

$$\text{PAR}_i = \begin{cases} 1, & E_i/E_{i-1} \geq 1 \text{ or } E_{i-1} = 0; \\ E_i/E_{i-1}, & E_i/E_{i-1} < 1. \end{cases}$$

其中： E_i 为第 i 代和声记忆库中解变量的目标函数值最大值与最小值之差，设 $E_0 = 1$ 。

PAR_i 是随着和声库内目标函数值的最大差值而变化的。由于目标函数值的随机性， PAR_i 也同样具有随机性，但 PAR_i 从开始迭代到最终算法结束有一个整体的逐步增加的趋势，它在 0 和 1 之间取值。算法开始时，和声库相邻两代解的差异较大，而 E_i/E_{i-1} 的值相对较小，这样可保持算法以较小的概率 PAR_i 进行微调，加速算法的搜索。随着最优解的逐步接近，算法在最优解的附近进行搜索，这时和声库内的相邻两代的差异较小，因此 E_i/E_{i-1} 的值相对较大，这样就可以较大的概率 PAR_i 对和声库内的解进行扰动。注意到在和声记忆库内，目标函数值越接近， E_i 的值就越小，当在最优解的邻域范围内搜索时，微调的概率将趋近于 1。

参数 bw 是微调的步长，在改进和声算法中，它也是迭代次数的线性函数，并依赖于 bw_{\max} 、 bw_{\min} 和 gn 进行调节。在工程实际中，每个变量的取值范围有可能不同，而上述算法在每个变量中使用相同的干扰步长 bw ，这会使某个变量很难找到最优解。例如：一个目标函数有 3 个决策变量分别为： $x_1 \in [-0.2, 0.2]$ ， $x_2 \in [-10, 10]$ ， $x_3 \in [-100, 100]$ 。如果目前的迭代次数是 100，则 $\text{bw}(100) = 0.1$ 。可以看出，该扰动值对于 x_1 而言相对有点大，对于 x_3 而言相对有点小。 bw 是以固定的线性形式进行变化

的,并没有考虑到在当前记忆库中的变量变化幅度是多少.根据以上不足,bw 设计如下:

$$bw(i) = c_1(HM(i, \max) - HM(i, \min)) + c_2(x_{upper}^i - x_{lower}^i)/gn.$$

其中:gn 是当前的迭代次数; x_{upper}^i 和 x_{lower}^i 是变量 x_i 的上界和下界;HM(i, \max),HM(i, \min) 是当前和声记忆库中 x_i 变量的最大值和最小值; c_1, c_2 是两个常数,一般在 0 和 1 之间取值.当 c_1 取较大值时, HM(i, \max) 和 HM(i, \min) 起的调节作用较大;当 c_2 取较大值时,则 $(x_{upper}^i - x_{lower}^i)/gn$ 起的调节作用较大.由于目标函数的多样化,导致它对这两个参数的调节没有固定规律.一般而言,如果目标函数是多峰函数且峰比较陡峭,应选择 c_1 值大些,而当 NI 较大时,则应选择 c_2 值大些.两个参数主要靠仿真实验调节.在算法开始时,由于和声库内的变量值之间存在的差异较大和迭代次数 gn 较小,这两部分共同起作用.当算法陷入局部最优,和声库内的变量值都相对接近时, HM(i, \max) - HM(i, \min) 的值趋近于 0, $(x_{upper}^i - x_{lower}^i)/gn$ 起主要的微调作用,帮助算法跳出局部最优.当迭代次数很大,但算法还没有收敛时, $(x_{upper}^i - x_{lower}^i)/gn$ 的值趋近于 0,这时 HM(i, \max) - HM(i, \min) 起主要微调作用.这种设计可有效避免前面所分析的许多变量用同一个扰动值不合理的缺点,而且有助于算法跳出局部最优.

4 自适应和声搜索算法在粗糙集属性约简中的应用

4.1 属性约简模型

由于自适应和声算法在求解复杂问题中表现出优越性,本文将自适应和声算法应用于属性约简.属性约简就是找出最少个数的一组条件属性集作为最终的属性约简,因此本文以条件属性的个数为目标函数.为提高属性约简的效果及可理解性,文献[21]给出了属性约简的信息表示,文献[10]建立了属性约简的模型,即

$$\begin{aligned} \text{Min } z &= \sum_{i=1}^n x_i. \\ \text{s. t. } I(C; D) &= I(R; D); \\ x_i &= \begin{cases} 0, & c_i \notin R; \\ 1, & c_i \in R. \end{cases} \end{aligned}$$

4.2 自适应和声属性约简算法描述

输入:属性集 C, D 和论域 U ;

输出:条件属性集 C 的最小约简.

Step1: 初始化.和声库中和声的个数为 HMS, 变量维数为属性的个数 card(C).对和声库中的 HMS 组变量赋值 1,并计算目标函数值,给定 NI.

Step2: For $j = 1$ to card(U).

Step3: 随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的数 rand1, (rand1 \leq HMCR),则从 $(r_{1j}, r_{2j}, \dots, r_{\text{card}(C)_j})$ 随机选取一个值赋给新解变量 newr 的第 j 个临时分量 newr $_j$,再随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的数 rand2, (rand2 \leq PAR $_j$),则对 newr $_j$ 进行扰动,有

$$\text{newr}_j = \begin{cases} \text{newr}_j + \text{rand} * \text{bw}, & \text{newr}_j = 0; \\ \text{newr}_j - \text{rand} * \text{bw}, & \text{newr}_j = 1; \end{cases}$$

$$\text{newr}_j = \begin{cases} 1, & \text{rand} < \text{sig}(\text{newr}_j); \\ 0, & \text{rand} \geq \text{sig}(\text{newr}_j). \end{cases}$$

若 rand1 \geq HMCR,则在 $\{0, 1\}$ 中随机选取一个值赋给第 j 个分量.rand 是 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数,函数 sig(x) 表示 sigmoid 函数,即

$$\text{sig}(x) = 1/(1 + \exp(-x)).$$

Step4: $j = j + 1$,当 $j = \text{card}(U)$ 时停止,这样产生一个新解 newr.

Step5: 判断新解是否满足约束条件,如满足,则转 Step6;否则,在 newr $_j$ 变量值为 0 的属性中,选择 SGF(a, P, Q) 最大的属性 a ,将其值置为 1,重新判断约束条件.

Step6: 评价 newr 是否优于和声库中最差的变量,若是,则替换最差的变量;否则,保持不变.

Step7: iteration = iteration + 1,若 iteration $<$ NI,则转 Step2;否则,输出和声库中的最好解,算法结束.

5 实验及结果分析

仿真 1 为了检测自适应和声算法的性能,5 个测试函数如表 1 所示.文献[15]中改进的和声算法与遗传算法、和声算法、分支定界法等进行了比较.为了简便,本文将此算法与 IHS,PSO,SA 进行比较,比较结果如表 2 所示.为统计算法的结果,每种算法单独运行 100 次.其中: m 为均值, v 为方差, g 为最好解, w 为最差解, s 为达优率.对 5 个函数的优化结果如表 2 所示.

表 1 测试函数

函数	函数名称	阈值	最优解	维数
f_1	Sphere	0.1	0	10
f_2	Rosenbrock	100	0	10
f_3	Schaffer	0.00001	0	10
f_4	Ackley	0.1	0	2
f_5	Griewank	0.1	0	10

Sphere 和 Rosenbrock 为单峰函数,虽然在表 2 中,Sphere 函数中 AHS 的最好解没有 IHS 的最好解好.但从其他几项指标中,特别是从均值 m 和达优率 s 上来看,AHS 算法比其他算法优越得多.由于 Schaffer, Ackley 和 Griewank 是多峰函数,AHS 算

表 2 5 种测试函数 4 种优化算法对比结果

函 指 数 标	IHS	PSO	SA	AHS	
f_1	m	43.0208	1.1094e+003	3.8389e+005	0.061
	v	1.6745e+006	89.5771	1.3751e+004	2.8822
	b	1.4749e-004	1.157e+002	1.0738e+005	0.0318
	w	326.6951	2.3781e+003	5.6342e+005	0.0947
	s	8	0	0	100
f_2	m	127.0910	3.3237e+007	1.7454e+006	28.9468
	v	1.3571e+007	4.9511e+006	1.2961e+005	7.1639e+005
	b	7.4637	8.1e+005	1.908e+005	6.9537
	w	661.8535	1.6586e+008	4.0837e+006	440.727
	s	58	0	0	92
f_3	m	0.0044	0.1926	7.3117e-004	8.7835e-004
	v	0.0141	0.0364	8.4332e-005	6.1333e-004
	b	1.2465e-009	4.4e-005	9.8435e-006	1.5686e-011
	w	0.0049	0.6307	2.6306e-003	0.0049
	s	10	0	2	42
f_4	m	0.8251	18.8371	15.7207	0.0302
	v	500.2497	0.2009	0.1269	0.6909
	b	0.0012	14.9615	12.7398	0.0146
	w	2.5104	20.9596	17.0175	0.0619
	s	18	0	0	100
f_5	m	0.8251	18.8371	15.7207	0.0302
	v	500.2497	0.2009	0.1269	0.6909
	b	0.0012	14.9615	12.7398	0.0146
	w	2.5104	20.9596	17.0175	0.0619
	s	18	0	0	100

法取得了较好的优化效果,其中在表 2 中 Ackley 函数的最好解不如 IHS 算法,但 AHS 算法的最差解与最好解在同一个数量级上,说明该算法具有很好的鲁棒性。

仿真 2 为验证本文提出方法的有效性,对一个关于汽车的决策表^[22]进行考察.其中:论域 $U = \{1, 2, \dots, 21\}$,条件属性集为 $C = \{\text{类型, 汽缸, 涡轮式, 燃料, 排气量, 压缩率, 功率, 换档, 质量}\}$,决策属性 $D = \{\text{里程}\}$.利用 AHS 算法对其进行求解,最后和声库内的最好解为 100110001,则最小相对约简为 $\{\text{类型, 燃料, 排气量, 质量}\}$,与文献[23]中的方

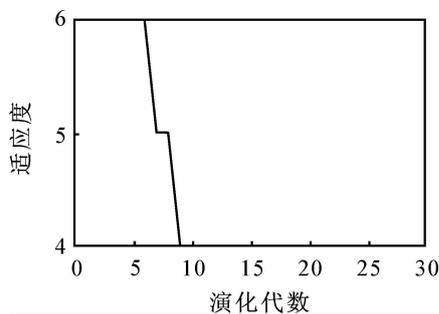


图 2 Car 约简

法所得到的结果相同。

图 2 为汽车约简,从图中可以看出,随着迭代次数的增加,属性个数逐渐减少.最终在第 9 代找到了最小相对约简,而文献[23]在第 34 代才找到最小相对约简.这说明自适应和声搜索算法在处理属性约简问题中比遗传算法优越。

6 结 论

本文首先针对改进和声搜索算法存在的不足,提出了自适应和声搜索算法,并在其中加入启发式信息;然后将其应用于粗糙集相对约简.本文分两组进行仿真研究:仿真 1 针对 5 个标准的测试函数,利用 AHS 算法与 PSO, IHS 和 SA 进行比较,结果表明, AHS 算法能搜索到最优解并具有能跳出局部极值的能力;仿真 2 针对 car 决策表进行相对约简,结果表明 AHS 算法比遗传算法更快搜索到最小相对约简。

参考文献(References)

- [1] Skowron A, Rauszer C. The discernibility matrices and functions in information system[C]. Intelligent Decision Support: Handbook of Application and Advances of the Rough Sets Theory. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1992: 331-362.
- [2] Hu X H, Cercone N. Learning in relational databases: A rough set approach [J]. Int J of Computational Intelligence, 1995, 11(2): 323-338.
- [3] Jelonek J, Krawiec K, Slowinski R. Rough set reduction of attributes and their domains for neural networks[J]. Int J of Computational, 1995, 11(2): 339-347.
- [4] Wong S K M, Ziarko W. On optimal decision rules in decision tables [J]. Bulletin of Polish Academy of Sciences, 1985, 33(11/12): 693-696.
- [5] Wang J, Miao D Q. Analysis on attribute reduction strategies of rough set[J]. J of Computer Science and Technology, 1998, 13(2): 189-192.
- [6] 颜艳, 杨惠中, 基于遗传算法的粗糙集属性约简算[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(31): 156-158.
(Yan Y, Yang H Z. Rough set attribute reduction algorithm based on GA[J]. Computer Engineering and Application, 2007, 43(31): 156-158.)
- [7] 石峰, 娄臻亮, 张永清. 一种改进的粗糙集属性约简启发式算法[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(4): 478-481.
(Shi F, Lou Z L, Zhang Y Q. A modified heuristic algorithm of attribute reduction in rough set[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2002, 36(4): 478-481.)
- [8] 何明, 冯博琴, 马兆丰, 等, 一种改进的 Rough 属性约简启发式遗传算法[J]. 西安石油大学学报, 2004, 19

- (3): 80-85.
(He M, Feng B Q, Ma Z F, et al. A modified heuristic genetic algorithm for reduction of attribute in rough set theory[J]. J of Xi'an Jiaotong University, 2004, 19 (3): 80-85.)
- [9] 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): 550-552.
(Liao J K, Ye D Y. Minimal attribute reduction algorithm based on particle swarm optimization with immunity[J]. J of Computer Applications, 2004, 27 (3): 550-552.)
- [10] Jiang Y C, Liu Y Z. An attribute reduction method based on ant colony optimization[C]. Proc of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, 2006: 3542-3546.
- [11] Jakub W. Finding minimal reducts using genetic algorithm[C]. Proc of the 2nd Annual Join Conf on Information Sciences, Wrightsville Beach, 1995: 186-189.
- [12] 李订芳, 章文, 李贵斌, 等. 基于可行域的遗传约简算法[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(2): 312-315.
(Li D F, Zhang W, Li G B, et al. Genetic reduction algorithm based on feasible region[J]. J of Chinese Computer System, 2006, 27(2): 312-315.)
- [13] Dai J H, Li Y X. Heuristic genetic algorithm for minimal reduction decision system based on rough set theory[C]. Proc of 2002 Int Conf on Machine Learning and Cybernetics. Beijing, 2002: 833-836.
- [14] Geem Z W, Kim J H, Loganathan G V. A new heuristic optimization algorithm; Harmony search[J]. Simulation, 2001, 76(2): 60-68.
- [15] Kim J H, Geem Z W, Kim E S. Parameter estimation of the nonlinear Muskingum model using harmony search [J]. J of American Water Resources Association, 2001, 37(5): 1131-1138.
- [16] Geem Z W. Optimal cost design of water distribution networks using harmony search [J]. Engineering Optimization, 2006, 38(3): 259-280.
- [17] Kang S L, Geem Z W. A new structural optimization method based on the harmony search algorithm[J]. Computer and Structures, 2004, 82(9/10): 781-798.
- [18] Kang S L, Geem Z W. A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization; harmony search theory and practice[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2005, 194 (36-38): 3902-3933.
- [19] Geem Z W, Tseng C, Park Y. Harmony search for generalized orienteering problem: Best touring in China [J]. Springer Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3412: 741-750.
- [20] Mahdavi M, Fesanghary M, Damangir E. An improved harmony search algorithm for solving optimization problem [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 188(2): 1567-1579.
- [21] 苗夺谦, 王珏. 粗糙集理论中概念与运算的信息表示 [J]. 软件学报, 1999, 10(2): 113-116.
(Miao D Q, Wang J. An information representation of the concepts and operations in rough set theory[J]. J of Software, 1999, 10(2): 113-116.)
- [22] Shan N, Ziarko W, Hamilton H J, et al. Using rough sets as tools for knowledge discovery [C]. First Int Conf on Knowledge Discovery and Data Mining. Menlo Park, 1995: 263-268.
- [23] 代建华, 李元香. 粗集中属性约简的一种启发式遗传算法[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(2): 1286-1290.
(Dai J H, Li Y X. Heuristic genetic algorithm for reduction of attributes in rough set theory[J]. J of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(2): 1286-1290.)

下 期 要 目

- 一种跟踪问题中次优非线性预测控制算法 王亚锋, 孙富春
- 钢铁企业集团订单分配模型研究 刘晓冰, 王宇春
- 具有时延的多个体系统的一致性问题综述 刘成林, 田玉平
- 基于 Agent 的分形供应链自适应协同计算 周建频, 张 勤
- 两种求解非正定核 Laplace-SVR 的 SMO 算法 周晓剑, 马义中
- 机器人系统全局渐近稳定非线性 PD+ 轨迹跟踪控制 苏玉鑫, 郑春红
- 具有区间时变时滞的离散 Markov 跳变系统鲁棒 H_∞ 控制 刘健辰, 章 兢
- 基于带有随机时滞的多通信通道的网络控制系统的镇定 邓玮璋, 费敏锐