规则分层约简算法

尹林子[1,2],阳春华[1],桂卫华[1],李勇刚[1]
(1.中南大学 信息科学与工程学院,湖南 长沙 410083;2.中南大学 物理科学与技术学院,湖南 长沙 410083)

摘 要:针对传统粗糙集方法处理问题时所遇到的离散化以及属性约简的NP难题,将粗糙集中下近似概念与分层思想相结合,提出一种新的粗糙集数据处理方法——规则分层约简算法HRR.该算法直接从决策表中提取规则,利用对规则进行约简来代替属性约简,以避开NP难题,同时针对传统离散化算法对不同离散化区间采取不同编码的局限,实现了不同区间的聚类编码,并在此基础上提出等价决策表的概念.实例表明,HRR算法在计算量以及性能上具有非常明显的优势.

关键词:全局启发;规则约简;粗糙集;等价决策表
中图分类号:TP18 **文献标识码**:A **文章编号**:1673-4785(2008)06-0492-06

Hierarchical reduction of rules

YIN Lin-zi[1,2], YANG Chun-hua[1], GUI Wei-hua[1], LI Yong-gang[1]
(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. School of Physics Science and Technology, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: In order to resolve the NP-hard problem in the discretization, or reduction process, using traditional rough set theory, a new data processing approach for the rough set process-hierarchical reduction of rule (HRR) was formulated. It integrates the low approximation of the rough set and the hierarchical methods. Rules are extracted directly from decision tables and rule reduction is used to replace attribute reduction for evading the NP-hard problem. Also, the same clustering code is used for different segments, while the traditional method must use different codes for different clustering segments. An equivalent decision table is also put forward. Some examples illustrate its obvious advantage in computational time and performance.

Keywords: whole heuristic; reduction of rules; rough set; equivalent decision table

粗糙集理论是20世纪80年代由波兰的Pawlak教授提出的一种新型的处理模糊性和不确定性知识的数学工具[1],并且具有不需要外界信息和先验知识的独特优势[2].目前,粗糙集理论同神经网络、模糊理论、专家系统、遗传算法和证据理论等结合已被应用于知识获取、数据挖掘、信息融合、决策分析和决策支持、模式识别、机器学习、故障诊断和控制算法获取等各种应用领域.粗糙集对数据处理的流程如下:先把数据离散化、编码、形成决策表、约简决策表之后再提取规则.思想在于利用最简的决策表来提取最简的规则.但是这种传统的方法有一些局限性.首先,连续属性的最优离散化问题是一个NP(non-deterministic polynomial)难题[3],因此对具有丰富样本的信息系统而言,求得最优离散化结果的时间开销将是令人无法忍受的;其次,Wong和Ziarko已经证明找出一个决策表的最小约简也是NP难题[4];第三,通过传统算法得到的规则是一种被动的规则,它完全取决于离散化以及属性约简过程,而这些过程的处理目标往往又不是针对最简的规则,因此传统算法得到的规则有可能不是最简的.

为了解决属性约简的NP难题,很多学者展开了相关的研究,采用启发式算法以避免NP难题,主要包括矩阵类方法、属性重要度方法以及分层约简方法等.如文献[5]基于二进制可辩识矩阵进行属性约简,取得了良好的效果;文献[6]分析属性约简

收稿日期:2008-03-17.
基金项目:国家自然科学重点基金资助项目(60634020);国家自然科学基金资助项目(60874069).
通信作者:尹林子.E-mail:nihaoylz@126.com.

与条件信息量的关系，定义新的属性重要性，并以此为启发信息，给出了计算新的条件信息量的高效算法；文献[7]模拟人类认知的分层递阶原则，将信息系统或决策系统的知识在由部分属性所构成的多种层次和多种粒度上表示出来，然后分别对各个属性层次进行递阶约简，具有较强的实用性和较好的动态特性，但该算法中属性层次划分的依据不是来源于数据分析，而是基于数据采集难度、成本以及实时性等，对应用的场合有所依赖.

本文从另一个角度出发，利用规则约简来代替属性约简，提出了规则分层约简算法 HRR（hierarchical reduction of rule）：首先利用下近似从决策表分层提取规则，然后对规则进行约简，并通过规则约简过程得到新的数据离散化聚类，在此基础上形成等价决策表. 本算法的优势在于避开了 NP 难题，同时又不需要任何先验知识，避免了属性分层约简算法的层次划分依赖问题.

1 粗糙集的基本概念

决策表：一个决策表 S 可以定义为四元组 $S = \langle U,A,V,f\rangle$，其中：$U$ 为论域；$A = C\cup D$，C，D 分别为关于 U 的条件和决策属性集；$V = \cup_{a\in C\cup D} V_a$，$V_a$ 表示属性 a 的值域；$f:U \times (C\cup D) \to V$ 是一个信息函数，即对任意 $x\in U$，$a\in C\cup D$，有 $f(x,a)\in V_a$.

不可分辨关系：对于子集 $B\in A$，则 B 在 U 上的不可分辨关系定义为

$IND = \{ (x,x') \in U^2 \mid a \in B, a(x) = a(x') \}$.

等价类：对于元素 $x\in U$，它的等价类定义为 $[x]_B = \{ y \mid (x, y) \in IND(B) \}$.

下近似与上近似：对于任意一个对象集合 $X\in U$ 以及属性集合 $B\in A$. X 的 B 下近似定义为：$B_*X = \{x\mid [x]_B \in X\}$，$X$ 的 B 上近似定义为：$B^*X = \{x\mid [x]_B \cap X\neq\emptyset\}$.

B_*X 实际上是由那些根据已有知识判断肯定属于 X 的对象所组成的最大的集合，也称为 X 的正域（positive region）.

2 HRR 算法

HRR 算法包括了 3 个部分：基于下近似的规则分层提取、规则约简以及基于规则的聚类.

2.1 基于下近似的规则分层提取

下近似是粗糙集里面一个最基本的概念. 例如：集 X 相对于属性 B 的下近似是所有在 B 属性下肯定属于 X 的对象集合. 假设有 3 个队伍，d_1 队伍里面有 3 个三好学生，2 个五好学生；d_2 队里面有 3 个五好学生，还有 2 个差学生；d_3 队里面有 5 个差学生. 那么，可以把每一个队伍（d_1，d_2，d_3）看成是决策属性 d 的一个决策属性值，存在一个条件属性 c 的属性值则是三好学生 c_1，五好学生 c_2 以及差学生 c_3 这 3 个值，而每一个学生作为一个样本含有一个条件属性 c，一个决策属性 d. 则对于 d_1 队来说，它针对条件属性 c 的下近似为：三好学生 c_1；五好学生在边界. 也就是说，一旦某一个学生是三好学生 c_1，那么他肯定在 d_1 队，而如果它是五好学生，则可能在 d_1 队，也可能在 d_2 队.

这样就为规则的提取提供了一种思路，即一旦某一个条件属性值为某个决策属性值的下近似（即正域），那么，肯定可以使用这个条件属性值作为该决策值的一个充分规则；因此，可以将下近似理解为可以进行决策的关键特征.

然后利用分层思想，将决策表中提取出规则的相关样本删除，重新再寻找下近似，一直到决策属性值只有一个值或者所有样本均已经被规则提取. 如果这两个条件不能满足，并且不能提取新的规则，则意味着原始的决策表可能为含有不相容情况等特殊情况，剩下的样本为特殊样本.

在本算法中，对提取的规则结构进行了新的定义.

定义 1 规则的表示方法为：S_i：$C_i - > D_i(X_1)$；C_i 为规则的前件；D_i 为规则的后件；X_1 为本规则所适应的样本集合，称为规则 S_i 的关联样本集.

规则分层提取算法如下：

1）将原始决策表根据条件以及决策属性值对论域进行划分，获得 U/a，$a\in A$ 以及 U/D；

2）找到每一个条件属性相对于每个决策属性值的下近似，提取规则，如果提取失败，则提取结束，否则执行步骤 3）；

3）将规则的关联样本删除；

4）判断样本集是否为空或者决策属性值只有一个，是则结束，否则，返回步骤 2）.

算法分析：步骤 1）可以采用文献[8]中的算法 E 实现，其时间复杂度为 $O(|U|^2)$，最坏情况下为 $|U| \cdot (|U| - 1)/2$. 步骤 2）可以将 U/a 中的子集与 U/D 子集比较，一旦 U/a 中的某个子集为 U/D 某个子集的子集，则 U/a 中的该子集为所寻找的下近似. 该过程的实现方法如下：设

$$U/a = \{A_1, A_2, \cdots, A_n\},$$
$$U/D = \{X_1, X_2, \cdots, X_m\}.$$

1）对于 $u_{ai1}\in A_i$，寻找 X_j 满足 $u_{ai1}\in X_j$；

2)对于 A_i 的其他样本 $u_{aik} \in A_i$，一旦 $u_{ajk} \notin X_j$，则 A_j 不是 X_j 的子集，结束；如果 A_i 中的所有样本均包含在 X_j 中，则 A_i 为 X_j 的子集.

可见，在最坏情况下的计算量为 $|U| + (|A_i| - 1)|X_j|$. 由于 $|A_i|, |X_j| \leq |U|$，时间复杂度为 $O(|U|^2)$. 因此，结合步骤1)以及步骤2)得到每层规则提取的时间复杂度为 $O(|U|^2)$. 假设进行了 n 次分层提取，则规则提取的总的时间复杂度为 $\sum_{i=1}^{n} O(|U_i|^2)$. 其中：$|U_1| = |U|$，$|U_i|$ 为第 $i-1$ 次分层提取之后剩下的样本数目.

考虑文献[9]中的决策表，见表1，条件属性集 $C = \{a, b, c\}$，决策属性集 $D = \{d\}$，$U = \{\#1, \#2, \#3, \#4, \#5\}$. 运用HHR算法提取规则.

表1　决策表1

Table1　Decision table 1

U	a	b	c	d
#1	1	0	2	1
#2	2	0	3	1
#3	1	2	1	1
#4	2	1	3	0
#5	1	0	3	0

首先，根据决策属性将 U 划分为2个子集，即 $U/R = \{X_1, X_0\}$；$X_0 = \{\#4, \#5\}$，$X_1 = \{\#1, \#2, \#3\}$. 可以寻找到相关于 X_1 的下近似为 b_2 和 c_1, c_2. 相关于 X_0 的下近似为 b_1. 因此，可以提取出第1层规则：$b_2 -> X_1(\#3)$，$c_1 -> X_1(\#3)$，$c_2 -> X_1(\#1)$，$b_1 -> X_0(\#4)$. 将含有第1层规则的样本删除，得到表2.

表2　抽取第1层规则之后的决策表

Table 2　Decision table after first abstraction

U	a	b	c	d
#2	2	0	3	1
#5	1	0	3	0

此时，$X_1 = \{\#2\}$，$X_0 = \{\#5\}$. 寻找 X_1 的下近似有 a_2. X_2 的下近似有 a_1. 因此，第2层的规则为：$a_2 -> X_1(\#2)$，$a_1 -> X_0(\#5)$. 将与第2层规则相关的样本删除，由于此时样本集为空，因此，算法结束. 得到了规则表述如下：

表3　规则表

Table 3　Rule table

$b_2 -> X_1(\#3)$，$c_1 -> X_1(\#3)$，$c_2 -> X_1(\#1)$，
$b_1 -> X_0(\#4)$；
$a_2 -> X_1(\#2)$，$a_1 -> X_0(\#5)$.

2.2　规则约简与聚类原则

从上面的实例可以看出，分层提取所得到的规则往往存在冗余，需要约简. 规则约简的基础是基于规则关联样本集的隶属关系. 顺序为：先行后列，先同属性后不同属性. 约简的过程可以遵循以下的一些定理进行，同时，在约简的时候将产生相应的聚类约束.

定义2　聚类约束：$P_i: C[v] -> C[w](X_1)$，$C[v]$ 为约束的前件，$C[w]$ 为约束的后件，X_1 为本约束所适应的样本集合，即样本 X_1 对应 C 属性的属性值 v 转化为 w.

定理1　如果有某个条件属性在同一层的不同属性值指向同一个决策属性值，即 $S_1: C_1 -> D_1(X_1)$ 且 $S_2: C_2 -> D_1(X_2)$，则这两条规则可以合并，新规则的关联样本为 $X = X_1 \cup X_2$.

聚类原则1：对于定理1中的规则合并，被约掉的规则的前件可以转换成任何一个值，考虑最大聚类的情况，应该将其改为保留规则的前件，并产生对应的聚类约束.

定理2　于规则 $S_i: C_i -> D_i(X_1)$，如果同一层与其具有相同后件的其他规则集 $S(X) = \{S_j | C_j -> D_j(X_j), C_j \neq C_i, D_j = D_i, X = \cup X_j\}$ 满足 $X_1 \subseteq X$，则规则 S_i 可以约掉.

聚类原则2：对于定理1中约掉的规则，其前件可以转换成任何一个值，考虑最大聚类的情况，应该将其转化为该属性值中有但是没有在规则中出现过的属性值.

考虑聚类原则1，可以得到定理3.

定理3　第 i 层某个规则 $S_{i1}: C_i -> D_i(X_1)$，第 $i+1$ 层的规则中与 S_{i1} 具有不同后件的规则集 $S_{i+1}(X) = \{S_j | C_j -> D_j(X_j), D_j \neq D_i, X = \cup X_j\}$，且 S_{i1} 的关联样本集 X_1 的属性中不含有 C_j，则规则 S_{i1} 可以转到第 $i+1$ 层.

证明　规则 $S_{i1}: C_i -> D_i(X_1)$ 如果要转到下一层，则要保证该规则与规则集 S_{i+1} 没有冲突，即不会产生规则歧义，因为在第 $i+1$ 层引入了新的样本集 X_1，因此，需要保证 X_1 中每一个样本的所有属性中不含有 C_j 值，否则，肯定会产生冲突. 由此得证.

定理4　在规则里面出现过的条件属性为冗余属性，可以约掉.

聚类原则3：对于规则里面没有出现过的条件属性值，可以将其聚类为同一个值.

定理5　对于最后一层的规则，如果后件一致，均为 D_i，则倒数第二层中规则后件为 D_i 的规则可以转到最后一层；同时，最后一层的规则以及属性不

需要保留.

对于表 1 所提取出来的规则，可以利用上述定理进行约简.

第 1 层，先考虑同属性约简，c_1 和 c_2 均可以用来判断 X_1，因此，可以将 c 属性的属性值 1 和 2 统一起来，即可以将 1 变成 2 或者将 2 变成 1，这样的改变在现有规则下不会产生歧义.

假设约掉 $c_2->X_1$(#1)，即将决策表中的 c_2 变成 c_1，得到 $c_1->X_1$(#1，#3). 再来考虑不同属性约简，规则 $b_2->X_1$(#3)，$c_1->X_1$(#1，#3)，b_2 的关联样本集为{#3}，c_1 的关联样本集为{#1，#3}，因此规则 $b_2->X_1$ 可以约掉，b_2 可以转换为任何一个值. 考虑到粗糙集的连续数据离散化过程，应该将 b_2 转换为 b 属性已有的且未在规则中出现过的值，所以，本例中 b_2 应该转换为 b_0. 因此，得到了约简的规则如表 4.

表 4　约简规则表

Table 4　The concise rule table

$c_1->X_1$(#1，#3)，$b_1->X_0$(#4)；
$a_2->X_1$(#2)，$a_1->x_0$(#5).

相应的聚类约束为：$c[2]->c[1]$(#1)；$b[2]->b[0]$(#3).

定义 3　等价决策表：将原始决策表按照基于下近似提取的分层规则进行约简所获得的聚类约束进行重编码，获得新的决策表称为原始决策表的等价决策表.

此时得到的等价决策表如表 5 所示.

表 5　等价决策表

Table 5　Equivalence decision table

U	a	b	c	d
#1	1	0	2->1	1
#2	2	0	3	1
#3	1	2->0	1	1
#4	2	1	3	0
#5	1	0	3	0

可见，如果该决策表来自于连续数据的离散化，则可以修改离散化的聚类规则，将 b_2 和 c_2 的编码去掉；从而可以达到减少离散化断点的目的，得到更优的离散聚类集. 同时，在等价决策表中，样本#1 和#3 是相同的，因此减少了决策表的样本数目.

2.3　等价决策表研究

等价决策表有 2 个约束条件：一个是约简得到的规则；还有一个是规则约简时所产生的聚类约束. 只有在这 2 个前提下才是等价的. 如果抛开这 2 个约束条件，那么，在考虑相容性不变的情况下，可以把等价决策表认为是原来决策表经过离散聚类之后形成的，即在相容性不变基础上的数据离散化过程的可能结果之一.

等价决策表与传统的最简决策表相比可能会更简单，比如对决策表 1 的规则提取，以传统的观点来看，其决策表已经是最简的，无法做属性以及样本约简；但是通过 HRR 算法，可以把样本#1 和#3 化为重复样本，从而减少了样本数目. 也可以利用等价决策表直接用传统的方法提取规则，该规则与 HRR 算法得到的规则本质上是一致的，但是泛化能力相对弱一些. 因此，可以根据需要任意选取哪一种形式的规则.

HRR 算法的流程图以及与传统算法流程图的比较见表 1.

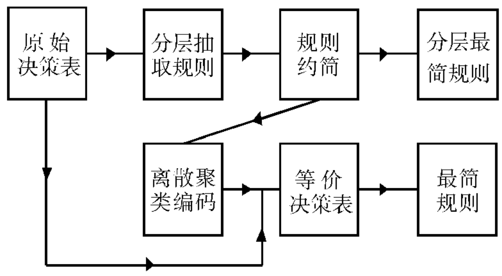


图 1　HRR 算法的流程图

Fig. 1　Flow chart of HRR

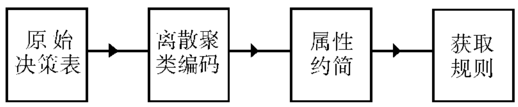


图 2　传统算法的流程图

Fig. 2　Flow chart of traditional rough set

3　HRR 算法应用与比较

3.1　与分层递阶属性约简算法的比较

HRR 算法吸收了分层递阶的思想，但是与其他的分层递阶属性约简算法不相同. 通常的分层递阶约简算法属于一种局部启发式算法，如文献[10]在规则的判断上采用了基于条件属性选择的判断方法，先查看某一组条件属性，将相容部分提取规则，对于不相容部分则转入下一组属性处理. 它的缺点是：

1）属性值组的划分以及选择问题. 属性分组的顺序对最后的约简结果有重要的影响，排在前面的属性很难被约掉；因此，由一个不合适的属性分组情况所产生的属性约简效果不一定好. 文献[10]基于数据采集难度、成本以及实时性等来划分，但是这种

划分方式不可避免的引入了先验知识,同时因为不能从整体上把握,所以可能会掩盖其他属性的某些关键特征;

2)不能够对离散化的结果有指导作用,相反,对离散化的结果有依赖性.

而本文的规则是:首先提取所有属性针对于决策值的规则,将含有规则的关联样本去掉,然后依次提取次级的规则.可见,HRR算法属于全局启发式算法,不存在属性值组的划分以及选择的问题,直接从整体上把握,保证所有的关键特征不会遗漏.同时,本算法利用规则约简来代替属性约简,由于规则数目不多,因此,约简过程所需要的时间较少.

3.2 与属性重要性离散算法的比较

参考文献[11]中,连续数据的决策表为表6所示.

表6 决策表2

Table 6 Decision table 2

U	a	b	D
x_1	0.8	2.0	1
x_2	1.0	0.5	0
x_3	1.3	3.0	0
x_4	1.4	1.0	1
x_5	1.4	2.0	0
x_6	1.3	1.0	1
x_7	1.6	3.0	1
x_8	4.0	3.0	1

经过属性重要性离散化算法得到的断点集为$\{(a,1.15),(a,1.5),(b,1.5)\}$.

最后得到的信息表如表7所示.

表7 属性重要性离散化之后的决策表

Table 7 Decision table after significance of attributes algorithm

U	a	b	D
x_1	0	1	1
x_2	0	0	0
x_3,x_5	1	1	0
x_4,x_6	1	0	1
x_7,x_8	2	1	1

经过HRR算法得到规则为:$a_1->D_1(x_1,x_7,x_8)$,$b_1->D_1(x_4,x_6)$.可直接写成一般的形式为:$a_1\vee b_1->D_1$;聚类约束为:$a[0.8]->a[1](x_1)$, $a[1.6]->a[1](x_7)$, $a[4]->a[1](x_8)$,其余样本a的属性值编码为0;$b[1]->b[1](x_4,x_6)$,其余样本b的属性值编码为0.等价决策表为表8所示.

表8 HRR算法之后的等价决策表

Table 8 Equivalence decision table after HRR

U	a	b	D
x_1,x_7,x_8	1	0	1
x_2,x_3,x_5	0	0	0
x_4,x_6	0	1	1

这个结论优于文献[11]上的聚类结果.

HRR算法打破了传统的离散聚类算法的局限,传统离散聚类算法总是基于断点集划分的连续区间,不同区间的编码值不同;同时,传统离散聚类算法与规则没有直接联系,它针对的是最优断点集,而不是规则.而HRR算法则是服从规则约简的聚类,可以将不同的区间视为等价类,从而编码成为同一个值.因此,通过聚类得到的等价决策表有可能比传统算法要更加精简.

4 结束语

HRR算法将下近似以及分层规则提取相结合,得到了分层规则,再经过规则的约简得到简洁的规则.这种算法的优点在于通过规则约简过程取代属性约简过程,避开了数据离散化阶段以及属性约简阶段的NP难题,计算量大大减少;其次,HRR算法每一步的目标都是针对最简单的规则,而对于传统算法,离散化针对的是最优断点集,属性约简只针对最少属性,因此,HRR算法的目的性更强,获得规则的过程更加直接;最后,HRR算法是一种全局启发式算法,保证了所有关键特征的提取,符合人们对于新事物的认识过程. HRR算法依赖于规则约简定理的运用,目前还停留在手工阶段,如何利用计算机来实现规则的快速约简是下一步的研究任务.

参考文献:

[1]PAWLAK Z. Rough sets[J]. Communications of ACM, 1995,38(11): 89-95.

[2]PAWLAK Z, SKOWRON A. Rudiments of rough sets[J]. Information Sciences, 2007,177(1): 3-27.

[3]权光日,文光远,叶 风,等.连续属性空间上的规则学习算法[J].软件学报,1999,10(11):1225-1232.
QUAN Guangri, WEN Guangyuan, YE Feng, et al. A rule learning algorithm on continuous attributes space[J]. Journal of Software,1999,10(11):1225 -1232.

[4]WONG S K M , ZIARKO W. On optimal decision rules in decision tables[J]. Bulletin of Polish Academy of Sciences, 1985, 33: 693- 696.

[5]CHEN Honghua, PEI Zheng, ZHANG Li. Knowledge reduction based on binary discernibility matrix in variable precision rough set[C]//2006 International Symposium on Com-

munications and Information Technologies. Bangkok, Thailand, 2006:949-954.

[6]钱　进，叶飞跃，孟祥萍，等．一种基于新的条件信息量的属性约简算法[J]．系统工程与电子技术，2007，12：2154-2157.

QIAN Jin , YE Feiyue , MENG Xiangping, et al. Attribute reduction algorithm based on newconditional information quantity[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 12:2154-2157.

[7]LI Yurong, QIAO Bin. Hierarchical reduction algorithm of rough sets[C]//Proceedings of Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Jinan, China, 2006, 1: 497-502.

[8]GUAN J W, BELL D A. Rough computational methods for information systems[J]. Artificial Intelligence, 1998, 105 (1/2):77-103.

[9]裴小兵，吴　涛，陆永忠．最小化决策规则集的计算方法[J]．智能系统学报，2007，2(6):65-67.

PEI Xiaobing, WU Tao, LU Yongzhong. Calculating method for a minimal set of decision rules[J]. CAAI Transactions on Intelligence Systems, 2007, 2(6):65-67.

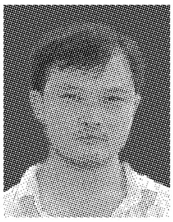
[10]乔　斌，李玉榕，蒋静坪．粗糙集理论的分层递阶约简算法及其信息论基础[J]．控制理论与应用，2004，21(2):195 - 199.

QIAO Bin, LI Yurong, JIANG Jingping. Hierarchical reduction approach of rough sets theory and its basis on the information theory [J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(2) :195-199.

[11]候利娟，王国胤，聂　能，等．粗糙集理论中的离散化问题[J]．计算机科学，2000，12(27):89-94.

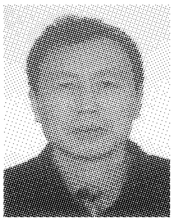
HOU Lijuan, WANG Guoyin, NIE Neng, et al. Discretization in rough set theory[J]. Computer Science, 2000, 12 (27):89-94.

作者简介：



尹林子，男，1980 年生，讲师，博士．主要研究方向为智能信息处理与人工智能．发表学术论文 5 篇．

阳春华，女，1965 年生，教授，博士生导师．中国有色金属学会计算机学术委员会秘书长，中国自动化学会应用专业委员会委员，中国人工智能学会智能控制与智能管理专业委员会委员，湖南省自动化学会常务理事等．主要研究方向为智能信息处理、复杂工业过程建模、仿真与优化、智能自动化控制系统等．主持国家自然科学基金、国家 863 计划、国家高技术产业化等国家和省部级科研项目 30 多项．获国家科技进步二等奖 2 项，省部级科技进步奖 12 项，申请和授权国家发明专利 15 项．发表学术论文 180 余篇，被 SCI、EI 等收录 100 余篇．



桂卫华，男，1950 年生，教授，博士生导师．中国自动化学会理事，中国自动化学会技术过程故障诊断专业委员会副主任委员，过程控制专业委员会常务理事，中国有色金属学会理事，计算机学术委员会主任委员，湖南省自动化学会理事长．主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化、工业大系统理论、故障诊断技术．主持国家自然科学基金重点项目、国家 863 和 973 计划、国家高技术产业化项目 45 项．获国家科技进步二等奖 2 项，省部级科技进步奖 15 项，申请和授权国家发明专利 16 项．发表学术论文 400 余篇，其中 SCI 收录 55 篇，EI 收录 165 篇，出版专著、译著各 2 部．