

基于灰关联分析的连续值属性约减算法

张健*, 王晋东, 余定坤

(信息工程大学, 郑州 450000)

(*通信作者电子邮箱 shadowwn@126.com)

摘要:针对目前大多数属性约减算法只能用于离散值决策表的情况,将条件属性与决策属性的关联度作为属性约减的重要性测度,同时基于条件属性间的关联度和重要度定义了条件属性的重叠性测度,据此对条件属性进行去重叠化处理,提出了一种基于灰关联分析的连续值属性约减算法 CARAG,实现了对连续值属性集的约减,并在仿真实验中对算法的可行性和有效性进行了对比验证。

关键词:属性约减;灰关联分析;重叠度;连续值属性

中图分类号: TP301.4 **文献标志码:** A

Continuous-valued attributes reduction algorithm based on gray correlation

ZHANG Jian*, WANG Jindong, YU Dingkun

(Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450000, China)

Abstract: Since most current attributes reduction algorithm can be only used for discrete decision tables, the correlation degree between condition attributes and decision attributes was defined as the importance degree of attributes, and meanwhile the overlap degree was defined based on the correlation degree and importance degree among attributes. The condition attributes' importance was renewed according to the overlap degree. To achieve the reduction of continuous-valued attributes set, an attributes reduction algorithm based on gray correlation analysis was proposed. The feasibility and effectiveness of the algorithm were verified in the simulation.

Key words: attribute reduction; grey correlation analysis; overlap degree; continuous-valued attribute

0 引言

当前大多数属性约减算法是基于粗糙集的,粗糙集理论是一种用于数据挖掘和知识发现的强有力数学工具,但是粗糙集理论定义在经典的等价关系和等价类基础上,处理的是符号值或者离散值,是清晰的、非连续的数据,而对于现实应用中广泛存在的连续型属性值,如温度、湿度和网络流量等,经典粗糙集理论在进行分析处理时能力有限,表现出较大的局限性。

文献[1–2]定义了模糊粗糙集的概念,即本文中所指的连续值属性集,文中给出一种解决连续值粗糙集的方法,将属性约简问题转化为优化问题。此类方法不能直接处理连续值数据,而是通过将连续属性进行离散化处理来把粗糙集应用于连续值属性,然而离散化后的属性值与原始属性值在实数值上存在差异,导致某种程度的信息损失。在文献[3–4]中胡清华等基于度量空间邻域和邻域关系的概念提出了一种实数空间的粗糙集模型,该模型对属性样本数据进行粒化,用连续样本值在模型中的邻域关系来代替样本值的数据关系。文献[5]中提出一种基于灰色关联度的属性约简算法来消除冗余特征,但在该算法中灰关联仅仅作为属性的重要性测度,没有考虑如何评价属性之间信息重叠特性。而文献[6]中则应用灰关联分析对连续值属性间的近似性来进行分类,这样同样会出现信息损失的问题。

针对以上问题,本文在灰关联理论的基础上,分析属性的重要度和重叠度,提出一种更适合处理连续值属性约减问题的基于灰关联的连续值属性约减算法,并通过仿真实验与其他属性约减方法进行分析比较,说明本算法的合理性和高效性。

1 基本概念

1.1 属性约减

属性集的约简(Attribute Reduction)是粗糙集理论的关键问题之一。文献[7]对现有的属性约减算法进行了总结,从本质描述、算法分类、算法效率等几个方面,对决策表的冲突检测算法和属性约减算法进行了系统的分析比较。现有的属性约简算法分为三类:1) Pawlak 约简算法。这种方法按照约简的定义进行求解,但是需要对条件属性集的幂集中所有元素进行考察,该算法的理论指导意义大于其实际应用效果,但其计算速度慢,且不易计算机实现,故其实际应用的局限性较大。2) 基于差别矩阵及其改进的约简算法^[8–11],由 Skowron 教授于 1992 年提出。该算法首先根据信息系统构造一个各属性的差别矩阵,利用差别矩阵中的非空元素构造区分函数。该算法可获得信息系统的约简,但是其缺点也是显著的:一是对大规模的决策表系统,该算法需存储一个区分矩阵,占用大量存储空间;二是区分函数求解本身是一个组合问题,会出现组合爆炸情况。3) 各种启发式算法。根据属性重要度^[12]、信

收稿日期:2013-08-02;修回日期:2013-09-25。 基金项目:国防预研项目。

作者简介:张健(1989–),男,山东滨州人,硕士研究生,主要研究方向:风险评估、属性约减;王晋东(1966–),男,河南郑州人,教授,主要研究方向:资源管理、风险评估、嵌入式系统安全;余定坤(1991–),男,广东广州人,硕士研究生,主要研究方向:评估指标体系、可信计算。

息熵^[1,13]或差别集^[14]等启发信息来寻求信息系统的约简,如把区分矩阵中属性出现次数作为启发信息。这类算法主要优点是采用多项式时间进行求解,且可以对大规模数据集进行处理。

1.2 灰关联分析

灰关联分析是一种多属性分析方法,是以各属性的样本数据为依据,根据数据所表现出来各属性变化态势的相似或相异程度衡量属性间的接近程度。近年来,灰关联分析从很多方面进行了改进,如基于面积的改进灰关联度算法^[15]和线性灰关联度算法^[16]。灰关联分析法具有对样本要求低、计算量小等优点,因此在环境质量评价、水质评价、经济评价等许多方面获得了广泛应用,其主要过程如下文所述。

1) 属性数据。

有 n 个条件属性 c_1, c_2, \dots, c_n , 一个决策属性 d , 现有 m 个决策对象(或样本)的数据 u_1, u_2, \dots, u_m , 可以得到决策数据表如下:

$$\begin{matrix} & c_1 & c_2 & \cdots & c_n & d \\ \begin{matrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{matrix} & \begin{pmatrix} a_1(1) & a_2(1) & \cdots & a_n(1) & d(1) \\ a_1(2) & a_2(2) & \cdots & a_n(2) & d(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ a_1(m) & a_2(m) & \cdots & a_n(m) & d(m) \end{pmatrix} \end{matrix}$$

2) 数据标准化。

由于各属性之间单位和量级的不同,属性值存在不可公度性,不能直接进行比较。因此,为了尽可能反映真实情况,避免发生不合理现象,在进行灰关联分析之前必须把全部属性数据按某种效用函数归一化到某个无量纲区间。属性值的无量纲化,就是属性数据的规范化、标准化,是利用数学变换来消除原始数据单位的影响的过程。

为了使用灰关联对决策表中的数据进行分析,首先对决策表中的数据进行标准化,将其中数据转化为(0,1)内,并且尽量保持数据的线性特性。

对于效益型数据的标准化:

$$x_i(j) = \frac{a_i(j) - \min(a_i(j))}{\max(a_i(j)) - \min(a_i(j))}$$

对于成本型数据的标准化:

$$x_i(j) = \frac{\min(a_i(j)) - a_i(j)}{\max(a_i(j)) - \min(a_i(j))}$$

其中 $x_i(j)$ 为标准化后的属性值($i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$)。

3) 计算关联系数和关联度。

定义1 设有决策表 $S = (U, Q, V, F)$, 在样本 u_k 中条件属性 c_i 与决策属性 d 之间的关联系数 $\xi_{di}(k)$ 可定义为

$$\xi_{di}(k) = \frac{\min_i \min_k |d(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |d(k) - x_i(k)|}{|d(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |d(k) - x_i(k)|}$$

其中: $\min_i \min_k |d(k) - x_i(k)|$ 为条件属性值与决策属性值在相同样本下的最小差; $\max_i \max_k |d(k) - x_i(k)|$ 为条件属性值与决策属性值在相同样本下的最大差; $x_i(k)$ 为第 k 个样本的第 i 个条件属性值, $d(k)$ 为第 k 个样本的决策属性值, $i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m$; ρ 为(0,1)区间内的分辨系数,一般取0.5。各个数列的关联度大小,反映了各个评价属性相对于给定属性数列的关联程度。设不同样本中数据的权重不同,则权

向量可表示为 $\omega_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im})$ 。

若 $\xi_{id}(k) = 1, \forall k$, 则称 c_i 与 d 完全相关,这时表明 c_i 与 d 在所有样本对象中的属性值都相同;若至少存在一个 $1 \leq k \leq m$ 使得 $\xi_{id}(k) \leq 1$ 成立,则称 c_i 与 d 非完全相关,这时表明 c_i 与 d 的相关程度与完全相关存在着差异。这种差异程度可用广义权距离表示为

$$e_{id} = \sqrt[p]{\sum_{k=1}^m [\omega_{ik}(1 - \xi_{id}(k))]^p}$$

其中:由样本的重要性可知第 i 个属性的第 k 个样本值在所有样本中的权重系数 ω_{ik} ; p 为距离参数, $p = 1$ 时为海明距离, $p = 2$ 时为欧氏距离。 c_i 与 d 的灰关联度可定义为 1 与广义权距离的差,即

$$\gamma(c_i, d) = 1 - e_{id} = 1 - \sqrt[p]{\sum_{k=1}^m [\omega_{ik}(1 - \xi_{id}(k))]^p}$$

在本文的决策表约减算法中,令 $p = 1, \omega_i$ 为归一化的等权向量,则可计算 c_i 与 d 的关联度 γ_{id} 为

$$\gamma(c_i, d) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \xi_{id}(k)$$

2 属性重要度

决策数据表是进行属性约减的基础,是原始数据的综合体现,对决策表的定义如下。

定义2 决策表 S 是一个四元组 $T = (U, Q, V, f)$, 其中: U 是一组对象的非空有限集合(称为论域),设有 m 个对象,则 U 可表示为 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$; Q 是属性集合; V 为属性的值域集; f 是 $U \times Q \rightarrow V$ 的映射。 $Q = C \cup D$, 其中:条件属性集合 C 中有 n 个属性 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$; 决策属性集 D 中的元素一般只有一个,用 d 来表示, c_i 和 d 的取值是连续的。

属性重要度是条件属性的关键性质,而条件属性与决策属性的关联度是其相互影响程度的体现,对决策属性的取值影响越大的条件属性一般来说更加重要,由此可以定义条件属性的重要度。

定义3 在决策表中任意条件属性 c_i 相对决策属性 d 的重要度 $IMP(c_i, d)$ 定义为

$$IMP(c_i, d) = \gamma(c_i, d)$$

$\gamma(c_i, d)$ 越大,属性 c_i 与决策属性 d 之间的关联性就越强,说明属性 c_i 对 d 的影响就越显著,则该属性重要度比较高;反之, $\gamma(c_i, d)$ 越小,属性 c_i 与决策属性 d 之间的关联性就越弱,说明属性 c_i 对 d 没有显著影响,则该属性重要度较低。

3 属性重叠度

3.1 属性重叠度

每个属性表示信息系统某一方面的信息,因此,不同属性虽然描述方式不一样,但是属性之间有着千丝万缕的联系,为了表示这种联系,本文用属性信息重叠度来表示属性之间的信息重叠特性^[13]。两个属性的重叠度越大,则属性对信息系统描述的相似程度就越大,两个属性对信息系统的描述方面就越接近。

由关联度的定义,可以得到 n 个条件属性相互之间的关联度 $\gamma(c_i, c_j)$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$), 表示属性 c_i 与 c_j 之间的相关程度。建立条件属性的关联模型, c_1, c_2, c_3, c_4 四个条件属性之间的关系如图1所示。

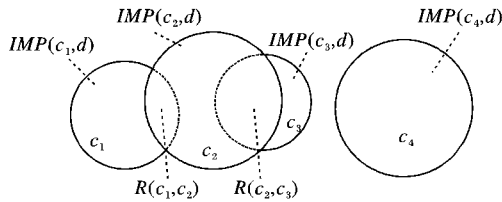


图1 属性重叠关系

对属性是否重叠有以下两方面的认识:

1) 在一个决策系统中,两个属性完全重叠时的充分必要条件是:

- ①两个属性的重要性相同 $IMP(c_i, d) = IMP(c_j, d)$;
- ②属性之间关联度为 $\gamma_{ij} = 1$ 。

两个属性完全重叠的意义:两个属性完全重叠表示这两个属性实际是同一个属性,是对系统同一方面的不同表述。此时,两个属性可以看作是一个属性,其重要性为其中任意一个的重要性。

2) 两个属性完全没有重叠时的充分必要条件是:属性之间关联度为 $\gamma_{ij} = 0$ 。

由上述两个有关属性关联度的启发信息可以定义属性的重叠度。

定义4 当两个属性不是完全重叠时,可以用重叠度 $R(c_i, c_j)$ 来表示条件属性的这种信息重叠性质:

$$R(c_i, c_j) = \frac{\min[IMP(c_i, d), IMP(c_j, d)]}{\max[IMP(c_i, d), IMP(c_j, d)]} \cdot \gamma(c_i, c_j)$$

其中: $R(c_i, c_j) \in (0, 1)$, 当两个属性完全重叠时, $R(c_i, c_j) = 1$; 当两个属性完全没有重叠时, $R(c_i, c_j) = 0$ 。一般来说,条件属性的重要性越大,与其他属性的重叠度越小,则该条件属性就越关键,对决策属性的影响就越大;反之,条件属性对决策属性的影响就越小。

3.2 属性的去重叠化

图1中四个圆形的面积表示每个属性的重要性,不失一般性,假设由上文计算出的属性重要度分别为 $IMP(c_1, d) = 0.5, IMP(c_2, d) = 0.7, IMP(c_3, d) = 0.4, IMP(c_4, d) = 0.8$ 。可以看出, c_1, c_2, c_3 之间有一定的重叠,这种重叠关系便以条件属性的重叠度来表示,假设 c_1 和 c_2 之间的重叠度 $R(c_1, c_2) = 0.1, c_2$ 和 c_3 之间的重叠度 $R(c_2, c_3) = 0.2$ 。

在这种情况下,属性的重叠部分是属性描述中的冗余信息,将属性的重叠信息分离的操作称为属性的去重叠化,去重叠化的原则为两个有重叠的属性对重叠部分重新分配,为简单起见,每个属性获得重叠部分的一半。若互相重叠的两个属性 c_i 和 c_j 之间的关联度为 $R(c_i, c_j)$, 则去重叠化后的属性重要度分别为

$$I(c_i, d) = IMP(c_i, d) - \frac{1}{2}R(c_i, c_j)$$

$$I(c_j, d) = IMP(c_j, d) - \frac{1}{2}R(c_i, c_j)$$

对上述4个属性之间执行去重叠化操作的结果为: $I(c_1, d) = 0.45, I(c_2, d) = 0.55, I(c_3, d) = 0.3, I(c_4, d) = 0.8$, 可以看出,去重叠化后的属性重要度减小,这样就得到了每个属性去重叠化后的重要度。

定义5 在判断选择中条件属性 c_i 能否进入约简集中

时,定义 $(0, 1)$ 区间上的实数 t 为该约简过程的重要度阈值。将该属性的重要度 $I(c_i, d)$ 与 t 作比较,若 $I(c_i, d) \geq t$, 则可以认为该条件属性比较重要,则将其选入约简集;若 $I(c_i, d) < t$, 则认为该条件属性不够重要,则不作为约简集的元素。

3.3 属性约简算法

由此我们可以定义基于灰关联的属性约简算法,它是以 Bottom-up 的方式求相对约简的。它以决策表数据为基础,依据本文所定义的属性重要度和重叠度,逐次选择最关键属性添加到约简集中,直到终止条件满足。属性约简算法的步骤如下所示。

基于灰关联的连续值属性约简算法 CARAG (Continuous-valued Attributes Reduction Algorithm based on Grey-correlation)。

输入 决策表 $T = (U, Q, V, f)$; 约简阈值 t 。

输出 决策表在约简阈值 t 下的约简属性集 B 。

步骤1 对决策表数据进行标准化处理;

步骤2 令 $B = \emptyset$, 对条件属性集 C 中每个属性 c_i , 计算 c_i 与决策属性 d 之间的关联度 $\gamma(c_i, d)$, 即属性重要性 $IMP(c_i, d)$;

步骤3 对条件属性集 C 中的元素进行去重叠化处理;

1) 对条件属性集 C 中每个属性 c_i , 计算 c_i 与其他条件属性的关联度 $\gamma(c_i, c_j)$, $j = 1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, n$;

2) 比较 $IMP(c_i, d)$ 和 $IMP(c_j, d)$, 计算属性之间的重叠度 $R(c_i, c_j)$, 按照去重叠化的原则对属性的重要度进行更新;

步骤4 对所有去重叠化后的属性 c_i , 若 $I(c_i, d) \geq t$, 则将其选入约简集 B ; 若 $I(c_i, d) < t$, 则将其约简, 不作为约简集 B 的元素。

步骤5 最后得到的集合 B 就是 C 相对于 D 在约简阈值 t 下的一个属性约简。

CARAG 是对连续值属性约简新思路的探索性研究, 算法试图通过完整保留原始数据信息, 以得到更加合理的属性约简集。该算法的时间消耗主要用于计算属性重要度和重叠度, 时间复杂度为 $O(mn^3)$, 其中 m 表示样本数, n 表示条件属性数; 而算法的空间消耗则主要用于存储原始数据矩阵。

4 实验和仿真

4.1 算法有效性验证

为考察本属性约简算法的有效性, 本文选取加州大学的 UCI 机器学习数据库中的4个属性数据集, 数据集的基本情况如表1所示。

表1 UCI 数据集基本信息

数据集	对象数	条件属性数	数据集	对象数	条件属性数
Iris	150	4	Ion	351	34
Glass	214	9	Water2	527	38

同时选择文献[3]中介绍的代数约简算法 (Algebra Reduction Algorithm, ARA)、信息熵约简算法 CEBARKCC 和基于区分矩阵的约简算法 AM-RASR 来进行对比实验。设本文

算法的重要性阈值为 0.5,在 Matlab 中分别运行四种算法,分别对四个数据集做属性约简的结果记录如表 2 所示。

表 2 不同约简算法下数据集约简属性集的比较

数据集	ARA	CEBARKCC 算法	AM-RASR 算法	本文算法
Iris	{2, 4}	{1, 4}	{3, 4}	{2, 4}
Glass	{2, 3, 4, 5, 7, 8}	{1, 2, 4, 7, 8}	{1, 2, 3, 4, 7, 8}	{1, 3, 4, 7, 8}
Ion	{3, 5, 7, 8, 9, 15, 18, 22, 26, 31}	{3, 5, 7, 9, 15, 16, 26, 31}	{3, 5, 7, 9, 15, 17, 19, 22, 26, 31, 34}	{7, 9, 15, 18, 22, 26, 31, 34}
Water2	{6, 7, 11, 13, 18, 21, 27, 32, 37}	{6, 7, 10, 11, 13, 21, 27, 29, 37}	{2, 6, 7, 11, 13, 18, 21, 27, 29, 37}	{6, 11, 18, 27, 29, 32, 37}

由表 2 可知,本算法能够得到一个有效的约简结果,而且可以看出本文算法中的关联阈值 t 的设置稍高,导致算法约简结果与其他算法相比显得更为精简,可以通过阈值调整来得到使用者希望达到的约简精度。

4.2 算法运行效率分析

为了分析本文算法的运算效率,分别从每个对象集中取前 M 个对象作为实验样本, M 分别为 5,10,15,⋯,50,实验机器为主频为 2.0 GHz 的 Pentium4 处理器,512 MB 内存的主机。设置本算法的重要性阈值为 0.5,分别在不同数据集上运行各算法,并记录算法得到各自约简结果的运行时间。其运行时间与其他算法的比较如图 2~5 所示。

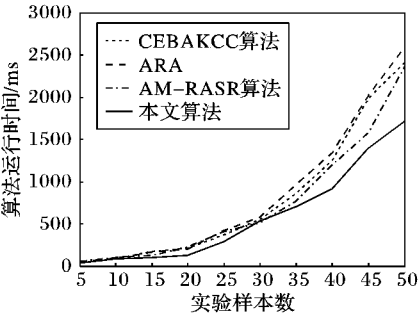


图 2 Iris 数据集运行结果

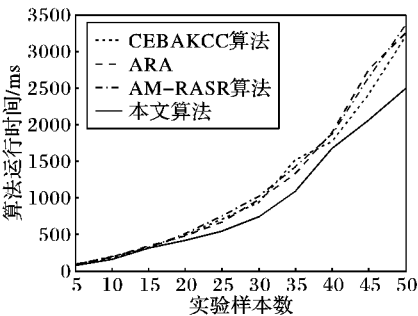


图 3 Glass 数据集运行结果

可以看出,本文算法在低样本空间并无明显优势,随着样本空间的增加,本文算法的运行时间明显少于其他算法。但是随着属性空间维度的增加,本文算法的优势变小,以至于在 Water2 数据集上的表现与其他算法相差不多,但是运算效率上依然有提高。所以本文算法更适合于样本数较多且属性数较少情况下的属性约简。

4.3 算法特点分析

综合上述实验结果,总结本算法有以下特点及优势:

- 1) 算法能够处理离散值属性和连续值属性,以及二者同时存在的混合决策表等复杂情况。
- 2) 算法对条件属性集进行去重叠化操作,使属性之间相互独立,有效降低了属性之间的关联对约简结果产生影响。

3) 算法在保持属性约简能力的同时,约简过程更加高效。样本数目越大本算法优势越显著;而随着属性数目的增加,本文算法的优势逐步减弱。所以本文算法更适合于大样本空间、小属性空间的情形。

4) 算法提出关联阈值概念,能够主动地控制算法的约简精度,有着更加广泛的适用性。

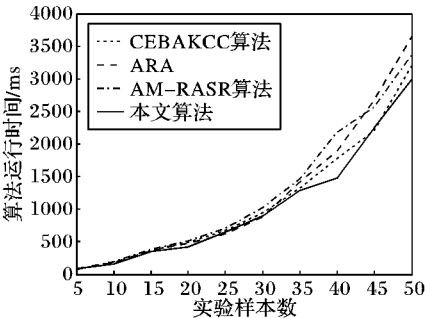


图 4 Ion 数据集运行结果

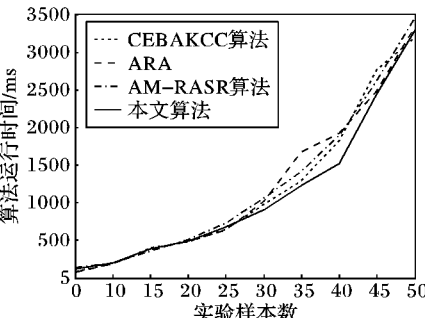


图 5 Water2 数据集运行结果

5 结语

本文介绍了属性约简和灰关联分析的基本内容和概念,对条件属性与决策属性之间整体关联度进行了定义,并基于此提出了一种基于整体灰关联度的属性约简算法 CARAG。该算法能够直接处理离散值属性决策表和连续值属性决策表,以及二者同时存在的混合决策表,从而有效避免了将连续值转化为离散值时的信息损失,约简结果更加精确。该约简算法在能够得到一个合理结果的基础上更加高效,同时能够通过关联阈值来主动控制约简精度,可以适应不同环境的需要。

本文将属性之间的关联性分为两种:一种是条件属性与决策属性之间的关联,作为评价指标重要性的依据;另一种是条件属性相互之间的关联,作为评价属性重叠率的依据。通过计算属性之间的关联度,对条件属性进行去重叠化,得到更新后相互独立的条件属性,再根据属性重要度来判断是否对属性进行约简。同时在约简过程中定义属性重要度阈值来控制

制属性的约简精度,达到按照需要约简属性集的目的。

参考文献:

- [1] XU F, MIAO D, WEI L, *et al.* Mutual information-based algorithm for fuzzy-rough attribute reduction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(6): 1372 – 1375. (徐菲菲, 苗夺谦, 魏莱, 等. 基于互信息的模糊粗糙集属性约简[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(6): 1372 – 1375.)
- [2] WANG S, ZHANG D, BI D, *et al.* Attribute reduction method based on fuzzy rough sets and artificial bee colony algorithm[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2013, 44(1): 172 – 178. (王世强, 张登福, 毕笃彦, 等. 基于模糊粗糙集和蜂群算法的属性约简[J]. *中南大学学报: 自然科学版*, 2013, 44(1): 172 – 178.)
- [3] HU Q, YU D, XIE Z. Numerical attribute reduction based on neighborhood granulation and rough approximation[J]. *Journal of Software*, 2008, 19(3): 640 – 649. (胡清华, 于达仁, 谢宗霞. 基于邻域粒化和粗糙逼近的数值属性约简[J]. *软件学报*, 2008, 19(3): 640 – 649.)
- [4] HU Q, ZHAO H, YU D. Efficient symbolic and numerical attribute reduction with neighborhood rough sets[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 21(6): 732 – 738. (胡清华, 赵辉, 于达仁. 基于邻域粗糙集的符号与数值属性快速约简算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2008, 21(6): 732 – 738.)
- [5] ZHU H, ZHONG Y. Syntactic feature selection based on rough sets and gray correlation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(35): 6 – 13. (朱颢东, 钟勇. 基于粗糙集和灰色关联度的综合性特征选择[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(35): 6 – 13.)
- [6] WANG L, WANG J, SHEN F. Variable precision rough set model based on grey absolute correlation degree[J]. *Journal of Chongqing Institute of Technology*, 2012, 26(5): 123 – 126. (王磊, 王金山, 沈浮. 一种基于灰色绝对关联度的变精度粗糙集模型[J]. *重庆理工大学学报*, 2012, 26(5): 123 – 126.)
- [7] ZHANG R, BAI X, YU L, *et al.* Survey of decision table research of attribute reduction[J]. *Computer Science*, 2011, 38(11): 1 – 6. (张任伟, 白晓颖, 郁莲, 等. 决策表的属性约简算法综述[J]. *计算机科学*, 2011, 38(11): 1 – 6.)
- [8] FENG S, ZHANG D. Increment algorithm for attribute reduction based on improvement of discernibility matrix[J]. *Journal of Shenzhen University: Science and Engineering*, 2012, 29(5): 405 – 411. (冯少荣, 张东站. 基于改进差别矩阵的增量式属性约简算法[J]. *深圳大学学报: 理工版*, 2012, 29(5): 405 – 411.)
- [9] WANG X, WANG T, ZHAI J. An attribute reduction algorithm based on instance selection[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2012, 49(11): 2305 – 2310. (王熙熙, 王婷婷, 翟俊海. 基于样例选取的属性约简算法[J]. *计算机研究与发展*, 2012, 49(11): 2305 – 2310.)
- [10] KAHRAMANLI S, HACIBEYOGLU M, ARSLAN A. Attribute reduction by partitioning the minimized discernibility function[J]. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 2011, 7(5): 2167 – 2186.
- [11] YAN D, LI K, CHI Z. Soft discernibility matrix and attribute reduction for information systems[J]. *Journal on Communications*, 2009, 30(8): 45 – 50. (闫德勤, 李克秋, 迟忠先. 信息系统属性约简的柔性差别矩阵[J]. *通信学报*, 2009, 30(8): 45 – 50.)
- [12] GAO X, DING J. A new attribute algorithm for reduction of information system[J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2007, 27(1): 131 – 136. (高学东, 丁军. 一种新的信息系统属性约简算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2007, 27(1): 131 – 136.)
- [13] LIU Z, LIU S, WANG J. An attribute reduction algorithm based on the information quantity[J]. *Journal of Xidian University: Natural Science*, 2003, 30(6): 835 – 838. (刘振华, 刘三阳, 王珏. 基于信息量的一种属性约简算法[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2003, 30(6): 835 – 838.)
- [14] GE H, LI L, YANG C. Heuristics attribute reduction algorithm based on discernibility set[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2013, 34(2): 380 – 385. (葛浩, 李龙涛, 杨传健. 基于差别集的启发式属性约简算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2013, 34(2): 380 – 385.)
- [15] WANG J, ZHU W, ZHANG Y. Improved algorithm of grey incidence degree based on area[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(4): 777 – 779. (王靖程, 诸文智, 张彦斌. 基于面积的改进灰关联度算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(4): 777 – 779.)
- [16] YANG W, WU J. A new expression of grey relation coefficient[J]. *Journal of Hohai University: Natural Sciences*, 2008, 36(1): 40 – 43. (杨文慧, 吴建华. 一种新的灰关联系数表达式[J]. *河海大学学报: 自然科学版*, 2008, 36(1): 40 – 43.)
- [17] SU W. Research on multi-indications comprehensive evaluation theory and methods[D]. Xiamen: Xiamen University, 2000. (苏为华. 多指标综合评价理论与方法问题研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2000.)

(上接第390页)

- [8] BAZARGAN K, KASTNER R, SARAFZADEH M. Fast template placement for reconfigurable computing systems[J]. *IEEE Design & Test of Computers*, 2000, 17(1): 68 – 83.
- [9] LOTFIFAR F, SHAHRIAR H S, KHANZADI H. Dependency aware placement in reconfigurable computing systems [C]// *Proceedings of the 2011 2nd International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation*. Piscataway: IEEE, 2011: 272 – 276.
- [10] BANERJEE S, BOZORGZADEH E, DUTT N. Physically-aware HW-SW partitioning for reconfigurable architectures with partial dynamic reconfiguration [C]// *Proceedings of the 42nd Design Automation Conference*. New York: ACM Press, 2005: 335 – 340.
- [11] YU-KWONG K, ISHFAQ K. Static scheduling algorithms for allocating directed task graphs to multiprocessors [J]. *ACM Computing Surveys*, 1999, 31(4): 300 – 360.
- [12] CLEMENTE J A, RESANO J, MOZOS D. A hardware implementation of a run-time scheduler for reconfigurable systems [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration Systems*, 2011, 19(7): 1263 – 1276.