

粒度决策演化模型的决策稳定性研究

胡玉文^{1,2} 徐久成¹ 孙林¹

(河南师范大学计算机与信息技术学院 新乡 453007)¹ (河南师范大学图书馆 新乡 453007)²

摘要 粒度决策演化模型是粗糙集基于时间序列对动态数据进行预测的一种方法。在处理动态数据方面,该模型有着较好的效果。但是在预测之后的下一个时间点 t_{i+1} 得到的实际决策 f_{i+1} 与预测得到的决策 f'_{i+1} 出现不相同情况时,其未说明如何处理这种冲突模型。在粒度决策演化模型的基础上引入进化博弈论方法,将实际决策 f_{i+1} 与预测得到的决策 f'_{i+1} 组成博弈矩阵,通过计算决策收益来判断粒度决策在时间点 t_{i+1} 时的演化是否稳定。

关键词 粗糙集,粒度决策,决策稳定性,进化博弈论

中图分类号 TP18 文献标识码 A

Research on Decision Stability of Evolution Model of Granular Decision

HU Yu-wen^{1,2} XU Jiu-cheng¹ SUN Lin¹

(Computer & Information Technology College, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)¹

(Library, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)²

Abstract Evolution model of granular decision is a method based on time series data of rough set in dynamic prediction which has good effects on dealing with dynamic data. But after the forecast, the next timing t_{i+1} gets an actual decision f_{i+1} which is different from the decision f'_{i+1} that we calculate. The solution of how to deal with this conflict mode is not illustrated. Therefore, this paper introduced game theory into the evolution model of granular decision to solve the conflict. The actual decision f_{i+1} and the calculated decision f'_{i+1} compose game matrix, and calculating the decision benefit can judge the evolution of granular decision is stable or not at the time t_{i+1} .

Keywords Rough set, Granular decision, Decision stability, Evolutionary game theory

1 引言

在数据挖掘和数据库知识发现的诸多方法中,粗糙集理论^[1]对于处理复杂系统不失为一种有效的方法,已经成为信息科学中最为活跃的研究领域之一。目前大多数的粗糙集研究大都集中在静态信息表的处理上^[1-5],而在许多实际的数据中,大多数的数据库是以时间序列的形式表现出来的。为弥补粗糙集在处理动态数据方面的不足,文献[6]提出了一个多粒度时间序列下粒度决策的演化模型,但在预测之后的下一个时间点 t_{i+1} 得到的实际决策 f_{i+1} 与预测得到的决策 f'_{i+1} 出现不相同情况时如何处理这种冲突并没有涉及。本文利用进化博弈论的方法对粒度决策演化模型在预测后得到预测决策与实际决策的冲突进行研究。将实际决策 f_{i+1} 与预测得到的决策 f'_{i+1} 组成博弈矩阵,通过计算决策收益来判断粒度决策在时间点 t_{i+1} 时的演化是否稳定。

2 相关理论

2.1 粒度决策演化模型^[6]

定义 1^[6] 一个信息系统 $S=(U, A)$, 其中 $U=\{u_1, u_2,$

$\dots, u_n\}$, $A=\{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 。 $\forall a \in A$, 有一个映射 $a:U \rightarrow a(U)$, 且 $a(U)=\{a(u) | u \in U\}$ 称为属性 a 的值域。一个信息系统可以用一个信息表来表示, 当没有重复元组时, 信息表是一个关系数据库。如果 $A=C \cup D, C \cap D = \emptyset$, 则称信息系统 (U, A) 为一个决策表, 其中 C 为条件属性, D 为决策属性。

定义 2^[6] 设在时间点 X_i 下, 决策表信息系统 $S_{X_i}=(U, C_{X_i} \cup D_{X_i})$, $C_{X_i} \cap D_{X_i} = \emptyset, \forall c \in C_{X_i}, d \in D_{X_i}$, 其值域分别为 Vc_{X_i} 和 Vd_{X_i} ; 在时间点 X_{i+1} 下, 决策表信息系统 $S_{X_{i+1}}=(U, C_{X_{i+1}} \cup D_{X_{i+1}})$, $C_{X_{i+1}} \cap D_{X_{i+1}} = \emptyset, \forall c \in C_{X_{i+1}}, d \in D_{X_{i+1}}$, 其值域分别为 $Vc_{X_{i+1}}$ 和 $Vd_{X_{i+1}}$, 若满足

- (1) $C_{X_{i+1}} = C_{X_i}$
- (2) $D_{X_{i+1}} = D_{X_i}$
- (3) $Vc_{X_{i+1}} = Vc_{X_i}$
- (4) $Vd_{X_{i+1}} = Vd_{X_i}$

则称决策表信息系统 S_{X_i} 到决策表信息系统 $S_{X_{i+1}}$ 的变化为同源演化; 否则称为多源演化。

定义 3^[6] 设 g_i 和 g_{i+1} 为粒集 $\{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 在时间序列上相邻的两个时间粒, 由 g_i 和 g_{i+1} 得到相应的具有相同决策属性值的决策规则 $Decision_{L_{g_i}}$ 和 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$, 将 $Deci-$

到稿日期: 2012-02-03 返修日期: 2012-07-02 本文受国家自然科学基金(60873104, 61040037), 河南省教育厅自然科学基金(2008B520019), 河南省科技厅科技攻关(重点项目)(112102210194)资助。

胡玉文(1982-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为粗糙集理论、粒计算、数据挖掘, E-mail: huyuwen611@qq.com; 徐久成(1963-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为粗糙集理论、粒计算、数据挖掘等; 孙林(1979-), 男, 博士生, 讲师, 主要研究方向为数据挖掘、粗糙集理论、粒计算。

$Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 中具有和 $Decision_{L_{g_i}}$ 相同条件属性 c 的个数与 $Decision_{L_{g_i}}$ 的所有条件属性的个数的比值称为 g_{i+1} 相对于 g_i 的属性继承度,记为 $InA(g_{i+1}|g_i)$:

$$InA(g_{i+1}|g_i) = \frac{|Decision_{L_{g_{i+1}}} \cap Decision_{L_{g_i}}|}{|Decision_{L_{g_i}}|}$$

由定义 3 可知, $0 \leq InA(g_{i+1}|g_i) \leq 1$ 。当 $InA(g_{i+1}|g_i) = 0$ 时,称 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 相对于 $Decision_{L_{g_i}}$ 没有继承性;当 $InA(g_{i+1}|g_i) = 1$ 时,称 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 完全继承 $Decision_{L_{g_i}}$;当 $0 < InA(g_{i+1}|g_i) < 1$ 时,称 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 部分继承 $Decision_{L_{g_i}}$ 。

定义 4^[6] 设 g_i 和 g_{i+1} 为粒集 $\{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 在时间序列上相邻的两个时间粒,由 g_i 和 g_{i+1} 得到相应的具有相同决策属性值的决策规则 $Decision_{L_{g_i}}$ 和 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$,将 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 中具有和 $Decision_{L_{g_i}}$ 相同的条件属性值 cv 的个数与 $Decision_{L_{g_i}}$ 的所有条件属性值的个数比值称为 g_{i+1} 相对于 g_i 的属性值继承度,记为 $InAV(g_{i+1}|g_i)$:

$$InAV(g_{i+1}|g_i) = \frac{|Decision_{L_{g_{i+1}cv}} \cap Decision_{L_{g_i cv}}|}{|Decision_{L_{g_i}}|}$$

由定义 4 可知, $0 \leq InAV(g_{i+1}|g_i) \leq 1$ 。当 $InAV(g_{i+1}|g_i) = 0$ 时,称 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 相对于 $Decision_{L_{g_i}}$ 没有属性值继承性;当 $InAV(g_{i+1}|g_i) = 1$ 时,称 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 完全继承 $Decision_{L_{g_i}}$ 的属性值;当 $0 < InAV(g_{i+1}|g_i) < 1$ 时,称 $Decision_{L_{g_{i+1}}}$ 部分继承 $Decision_{L_{g_i}}$ 的属性值。

由定义 3 和定义 4 可知,属性继承度 InA 是属性值继承度 $InAV$ 存在的前提,只有先存在属性继承度 InA 才会有后续的属性值继承度 $InAV$ 。

定义 5^[6] 设由粒 $g_i \in \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 推出决策规则 $Decision_l$ 中存在条件属性 c ,将条件属性 c 在所有决策属性值为 $Decision_l$ 的决策规则出现次数与所有决策规则总数的比值称为条件属性 c 相对于决策规则 $Decision_l$ 的支持度,简称属性支持度,记为 $Sup_D(c|Decision_l)$:

$$Sup_D(c|Decision_l) = \frac{|Decision_{L_c}|}{|Decision_l|}$$

当 $Sup_D(c|Decision_l) = 1$ 时,表明在所有推出决策 $Decision_l$ 的决策规则中都有条件属性 c 。

定义 6^[6] 设由粒 $g_i \in \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ 推出的决策规则 $Decision_l$ 中存在条件属性值 cv ,将条件属性值 cv 在所有决策属性值为 $Decision_l$ 的决策规则出现次数与所有决策规则总数的比值称为条件属性值 cv 相对于决策规则 $Decision_l$ 的支持度,简称属性值支持度,记为 $Sup_{DV}(cv|Decision_l)$:

$$Sup_{DV}(cv|Decision_l) = \frac{|Decision_{L_{cv}}|}{|Decision_l|}$$

定义 7^[6] 将所有对决策规则 $Decision_l$ 的支持度 $Sup_D(c|Decision_l) = 1$ 的条件属性 c 组成的集合称为决策规则 $Decision_l$ 的属性支持核,记为 $coreS(Decision_l)$ 。

同样的道理,可以得到属性值支持核的定义。

定义 8^[6] 将所有对决策规则 $Decision_l$ 的属性值支持度 $Sup_{DV}(cv|Decision_l) = 1$ 的条件属性值 cv 组成的集合称为决策规则 $Decision_l$ 的属性值支持核,记为 $coreSV(Decision_l)$ 。

2.2 博弈论^[7]

策略式博弈由 3 种元素组成:参与者集合 $i \in \mathcal{I}$,设为有限

集合 $\{1, 2, \dots, I\}$,对每个参与者 i ,有纯策略空间 S_i 以及收益函数 u_i ,这一函数对每种策略组合 $s = (s_1, \dots, s_I)$ 给出参与者 i 的冯·诺依曼-摩根斯坦效用 $u_i(s)$ 。将除了参与者 i 之外的所有其他参与者称为“参与者 i 的对手”,记为“ $-i$ ”。

双人零和博弈是使得对所有 s 有 $\sum_{i=1}^2 u_i(s) = 0$ 的博弈。在一个双人零和博弈中,任何一个参与者的收益都是另一个参与者的损失。

混合策略 σ_i 是纯策略上的一种概率分布。每个参与者的随机化及其对手的随机化是统计独立的,混合策略的组合收益是相应纯策略的期望值。将参与者 i 混合策略空间记为 Σ_i ,其中 $\sigma_i(s_i)$ 是 σ_i 赋予 s_i 的概率。混合策略组合的空间记为 $\Sigma = \times_i \Sigma_i$,它的元素是 σ 。混合策略 σ_i 的支撑集是 σ_i 赋予了正概率的纯策略的集合。组合 σ 下参与者 i 的收益是 $\sum_{s \in S} (\prod_{j=1}^I \sigma_j(s_j)) u_i(s)$ 。

混合策略下参与者的收益是参与者 i 的混合概率 σ_i 的线性函数。因为参与者的收益是策略组合的多项式函数,所以其是连续的。因为混合策略 σ_i 中包含着退化的概率分布,所以混合策略集合包含纯策略。

定义 9^[7] 如果存在 $\sigma'_i \in \Sigma$ 使得

$$u_i(\sigma'_i, s_{-i}) > u_i(s_i, s_{-i}), s_{-i} \in S_{-i} \quad (1)$$

则纯策略 s_i 对于参与者 i 来说是严格劣势的;如果存在 σ'_i 使得式(1)的不等式以弱不等式形式成立,而且至少对一个 s_{-i} 不等式严格成立,则策略 s_i 是弱劣势的。

定义 10^[7] 混合策略组合 σ^* 是一种纳什均衡,如果对于所有参与者 i 有

$$u_i(\sigma_i^*, \sigma_{-i}^*) \geq u_i(s_i, \sigma_{-i}^*), s_i \in S_i \quad (2)$$

纯策略纳什均衡是满足同样条件的纯策略组合。由于期望效用是“概率的线性函数”,因此如果一个参与者在纳什均衡中使用了非退化的混合策略,则对于赋予正概率的所有纯策略会是无差异的。

如果一种纳什均衡中每个参与者具有对对手策略的唯一最有反应,那么这种纳什均衡称为是严格的。当且仅当它是一种纳什均衡时 s^* 是一种严格均衡,而且对于所有 i 和所有 $s_i \neq s_i^*$ 有:

$$u_i(s_i^*, s_{-i}^*) > u_i(s_i, s_{-i}^*) \quad (3)$$

3 粒度决策演化模型的决策稳定性

在时间点 $X_i \in X = \{X_1, X_2, \dots, X_i, X_{i+1}, \dots\}$,存在决策表信息系统 $S = (U, C \cup D)$,其中条件属性 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$,决策属性 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$,条件属性 $c_i \in C$ 的值域为 $CV = \{cv_1, cv_2, \dots, cv_y\}$,决策属性 $d_i \in D$ 的值域为 $DV = \{dv_1, dv_2, \dots, dv_z\}$ 。

设使用粒度决策演化模型对决策表信息系统 S 在时间点 X_{i+1} 进行预测时,得到预测决策 f_{i+1} ,其条件属性核为 $coreS_f(c_i)$, $c_i \in C$,条件属性 $c_j \notin coreS_f(c_i)$,其时间点 X_i 下属性支持度为 $Sup_D(c_j|f_{i+1})$ 。决策表信息系统 S 在时间点 X_{i+1} 得到的实际决策为 f'_{i+1} ,其条件属性核为 $coreS_f(c'_i)$, $c'_i \in C$ 。条件属性 $c'_i \notin coreS_f(c'_i)$,其时间点 X_i 下属

性支持度为 $\text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1})$ 。根据粒度决策演化模型和博弈论方法建立博弈矩阵,如图 1 所示。参与人 f_{i+1} 和参与人 f_{i+1}' 的策略空间分别为 $S_f = \{0, 1\}$ 和 $S_{f'} = \{0, 1\}$ (0 代表不出现, 1 代表出现), 收益函数分别为 u_f 和 $u_{f'}$, 单元格 (x, y) 中的第一项是相应的策略组合下参与人 f_{i+1} 的收益, 第二项是参与人的收益 f_{i+1}' 。

		参与人 f_{i+1}'	
		0	1
参与人 f_{i+1}	0	$\text{Sup}D_0, \text{Sup}D_0'$	$\text{Sup}D_1, \text{Sup}D_1'$
	1	$\text{Sup}D_1, \text{Sup}D_0'$	$\text{Sup}D_1, \text{Sup}D_1'$

图 1 博弈矩阵

图 1 中, $\text{Sup}D_0, \text{Sup}D_0', \text{Sup}D_1, \text{Sup}D_1'$ 分别为参与人 f_{i+1} 和参与人 f_{i+1}' 在时间粒 t_{i+1} 下不出现和出现时所对应的属性支持度。参与人 f_{i+1} 混合策略是一个向量 $(\sigma_f(0), \sigma_f(1))$ 使得 $\sigma_f(0), \sigma_f(1)$ 非负, 参与人 f_{i+1}' 的混合策略是一个向量 $(\sigma_{f'}(0), \sigma_{f'}(1))$ 使得 $\sigma_{f'}(0), \sigma_{f'}(1)$ 非负, 而且 $\sigma_f(0) + \sigma_f(1) = 1, \sigma_{f'}(0) + \sigma_{f'}(1) = 1$ 。组合 $\sigma_f = (1 - \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}), \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}))$ 和 $\sigma_{f'} = (1 - \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}'), \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}'))$, $c_i, c_j' \in C$ 下的收益为:

$$u_f(\sigma_f, \sigma_{f'}) = (1 - \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}))(((1 - \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}'))\text{Sup}D_0 + \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}')\text{Sup}D_0) + \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1})((1 - \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}'))\text{Sup}D_1 + \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}')\text{Sup}D_1));$$

$$u_{f'}(\sigma_f, \sigma_{f'}) = (1 - \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}'))(((1 - \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}))\text{Sup}D_0' + \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}')\text{Sup}D_0') + \text{Sup}_D(c_j' | f_{i+1}')((1 - \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}))\text{Sup}D_1' + \text{Sup}_D(c_i | f_{i+1}')\text{Sup}D_1'))$$

根据进化博弈论原理^[7,8]和混沌理论^[9-11], 系统在演化过程中会选择利益最大化的方向进行演化。如果 $u_f(\sigma_f, \sigma_{f'}) > u_{f'}(\sigma_f, \sigma_{f'})$, 则说明在时间粒 t_{i+1} 下时间粒 g_{i+1} 的决策演化是不稳定的。如果 $u_f(\sigma_f, \sigma_{f'}) < u_{f'}(\sigma_f, \sigma_{f'})$, 则说明在时间粒 t_{i+1} 下时间粒 g_{i+1} 的决策演化是稳定的。

4 实例分析

本文对文献[6]的例子进一步进行博弈选择分析。

举例: 设时间序列, 在时间点 X_i 下, 决策表信息系统 $S = (U, C \cup D)$, 条件属性 $C = \{a, b, c, d, e\}$, 决策属性 $D = \{f\}$, 每个属性的值域均为 $\{0, 1, 2\}$, 该决策表信息系统 S 发生的是同源演化。对决策表信息系统 S 进行粒度划分得 $G_{X_i} = \{g_1, g_2, g_3, g_4, g_5\}$, 对粒 $g_i (i=1, 2, 3, 4, 5)$ 分别进行规则提取处理得到表 1。

表 1 时间序列下各粒度的决策规则

粒度	决策规则	粒度	决策规则	粒度	决策规则
g_1	$a_0 b_1 c_1 d_2 \rightarrow f_0$	g_2	$b_1 c_1 d_2 \rightarrow f_0$	g_3	$a_0 c_1 d_2 e_2 \rightarrow f_0$
	$a_2 b_0 c_2 d_2 \rightarrow f_1$		$a_1 b_0 c_2 d_2 e_0 \rightarrow f_1$		$a_2 b_0 c_2 \rightarrow f_1$
	$b_2 c_1 d_2 e_0 \rightarrow f_2$		$a_2 b_2 d_2 e_1 \rightarrow f_2$		$a_2 c_1 d_2 \rightarrow f_2$
粒度	决策规则	粒度	决策规则		
g_4	$a_0 c_1 d_2 \rightarrow f_0$	g_4	$b_1 c_1 d_2 e_0 \rightarrow f_0$		
	$a_1 c_2 d_2 e_1 \rightarrow f_1$		$b_0 c_2 d_2 e_2 \rightarrow f_1$		
	$a_2 c_1 d_2 e_2 \rightarrow f_2$		$a_1 b_2 c_2 d_1 \rightarrow f_2$		

对表 1 进行整理, 将得到相同决策属性值的决策规则聚合在一起得到表 2。本文以决策 f_0 作为观测点来进行说明。

表 2 经过整理的粒度决策

决策	决策规则	决策	决策规则	决策	决策规则
f_0	$a_0 b_1 c_1 d_2 \rightarrow f_0$	f_1	$a_2 b_0 c_2 d_2 \rightarrow f_1$	f_2	$b_2 c_1 d_2 e_0 \rightarrow f_2$
	$b_1 c_1 d_2 \rightarrow f_0$		$a_1 b_0 c_2 d_2 e_0 \rightarrow f_1$		$a_2 b_2 d_2 e_1 \rightarrow f_2$
	$a_0 c_1 d_2 e_2 \rightarrow f_0$		$a_2 b_0 c_2 \rightarrow f_1$		$a_2 c_1 d_2 \rightarrow f_2$
	$a_0 c_1 d_2 \rightarrow f_0$		$a_1 c_2 d_2 e_1 \rightarrow f_1$		$a_2 c_1 d_2 e_2 \rightarrow f_2$
	$b_1 c_1 d_2 e_0 \rightarrow f_0$		$b_0 c_2 d_2 e_2 \rightarrow f_1$		$a_1 b_2 c_2 d_1 \rightarrow f_2$

在决策 f_0 下属性继承度分别为: $\text{In}A(g_2 | g_1) = 3/4, \text{In}A(g_3 | g_2) = 2/3, \text{In}A(g_4 | g_3) = 3/4, \text{In}A(g_5 | g_4) = 2/3$ 。

属性值继承度分别为: $\text{In}AV(g_2 | g_1) = 3/4, \text{In}AV(g_3 | g_2) = 2/3, \text{In}AV(g_4 | g_3) = 3/4, \text{In}AV(g_5 | g_4) = 2/3$ 。

各属性的支持度分别为: $\text{Sup}_D(a | f_0) = 3/5, \text{Sup}_D(b | f_0) = 3/5, \text{Sup}_D(c | f_0) = 1, \text{Sup}_D(d | f_0) = 1, \text{Sup}_D(e | f_0) = 2/5$ 。

在决策 f_0 下出现的属性值为 $a_0, b_1, c_1, d_2, e_0, e_2$, 它们的属性值支持度分别为: $\text{Sup}_{DV}(a_0 | f_0) = 3/5, \text{Sup}_{DV}(b_1 | f_0) = 3/5, \text{Sup}_{DV}(c_1 | f_0) = 1, \text{Sup}_{DV}(d_2 | f_0) = 1, \text{Sup}_{DV}(e_0 | f_0) = 1/5, \text{Sup}_{DV}(e_2 | f_0) = 1/5$ 。在当前时间点属性支持核 $\text{core}S(f_0) = \{c, d\}$, 属性值支持核 $\text{core}SV(f_0) = \{c_1, d_2\}$ 。将决策 f_0 下属性继承度组成序列 $I = \{3/4, 2/3, 3/4, 2/3\}$, 将决策 f_0 下属性值继承度组成序列 $IV = \{3/4, 2/3, 3/4, 2/3\}$, 利用移动平均技术^[12], 在时间序列 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_i, X_{i+1}\}$ 的时间点 X_{i+1} 下新增加的粒 g_6 对 g_5 的属性继承度 $\text{In}A = (3/4 + 2/3 + 3/4 + 2/3)/5 = 17/24$, 属性值继承度 $\text{In}AV = (3/4 + 2/3 + 3/4 + 2/3)/5 = 17/24$ 。依据粒度决策演化模型的性质可知, 粒度 g_6 所产生的决策 f_0 中将同时含有属性 $\{c, d\}, \{a, c, d\}$ 和 $\{b, c, d\}$ 的概率分别为 $1, 3/5$ 和 $3/5$; 决策规则中含有 $\{c_1, d_2\}$ 的概率为 $1, \{a_0, c_1, d_2\}$ 的概率为 $3/5, \{b_1, c_1, d_2\}$ 的概率为 $3/5$ 。

假设在时间点 X_{i+1} 新增的时间粒 g_6 下得到的实际决策为 $c_1 d_2 e_1 \rightarrow f_0$, 由粒度决策演化模型的性质^[6]可知, 在时间点 X_i 下进行预测时属性 e 不属于优先演化属性。若属性 a 和属性 b 具有相同的属性支持度, 则在预测时具有相同的优先度。属性 a 和属性 e 的博弈同属性 b 和属性 e 的博弈具有相同结果。本文以属性 a 为例, 建立博弈矩阵, 如图 2 所示。

		参与人 e	
		0	1
参与人 a	0	2/5, 2/5	2/5, 1/2
	1	2/3, 1/3	2/3, 1/2

图 2 博弈矩阵

由计算得到数据可知 $u_a = 14/25 = 0.56, u_e = 52/125 = 0.416$, 由于 $u_e = 0.416 < u_a = 0.56$, 所以在时间序列 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_i, X_{i+1}\}$, 在时间点 t_{i+1} 下时间粒 g_6 的决策 f_0 演化是不稳定的。

结束语 在实际情况中, 决策表信息系统在决策演化过程中实际决策与预测决策不同的情况是存在的, 而当出现这种冲突时, 会存在实际决策导致决策表信息系统演化不稳定的异常情况, 因此要对这些实际得到的决策进行稳定性研究。通过使用进化博弈论方法, 对实际得到决策和预测决策进行分析研究, 并给出相应的分析结果, 这对于异常点分析判断有着实际的意义。

参考文献

[1] 黄海, 王国胤, 吴渝. 一种不完备信息系统的直接约简方法[J].

小型微型计算机系统, 2005, 26(10): 1761-1769

[2] 王国胤. 决策表核属性的计算方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(5): 611-615

[3] 赵军, 王国胤, 吴中福. 一种高效的属性核计算方法[J]. 小型微型计算机系统, 2003, 24(11): 1950-1953

[4] 闫德勤. 不相容信息系统的规范化格式与差别矩阵[J]. 计算机工程应用, 2004, 40(36): 45-46

[5] 徐凤生, 李海军. 不相容决策表的求核方法[J]. 计算机工程与科学, 2007, 29(11): 84-85

[6] 胡玉文, 徐久成. 多粒度时间序列下粒度决策的演化模型研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(20): 117-120

[7] 朱·弗登博格, 让·梯若尔. 博弈论[M]. 北京: 中国人民大学出

版社, 2010

[8] 管廷全, 朱天博. 博弈论的粗集模型[J]. 中国传媒大学学报: 自然科学版, 2010, 17(2): 19-26

[9] 万武辉, 陆鑫. 基于混沌理论的时间序列区间预测[J]. 成都信息工程学院学报, 2005, 20(5): 527-528

[10] 刘伟, 王科俊, 邵克勇. 混沌时间序列的混合粒子群优化预测[J]. 控制与决策, 2007, 22(5): 562-565

[11] 韩敏, 魏茹. 基于改进典型相关分析的混沌时间序列预测[J]. 大连理工大学学报, 2008, 48(2): 292-297

[12] Taha H. Operations Research an Introduction eighth edition [M]. Beijing, Post & Telecom Press, 2008: 735-738

(上接第 215 页)

$$m(B_i) = |B_i| / |U| \neq 0$$

证据函数的正交运算为:

$$m_1 \oplus m_2(B_i) = \sum_{X \cap Y = B_i} m(X)m(Y)$$

由于 $R' = R_1 \cap R_2$, 则 $X \cap Y \in R'$, 即 $X \cap Y = A_j (B_i \subset A_j)$, 因此 $X \cap Y \neq B_i$.

故对于 $B_i \subset A_j$, $m_1 \oplus m_2(B_i) = 0$, 则 $m(B_i) \neq m_1 \oplus m_2(B_i)$.

综上所述, $m(B) \neq \sum_{X \cap Y = B} m(X)m(Y)$.

定理 8 设论域 U 上任意两个等价关系 R_1 与 R_2 , R' 是 R_1 与 R_2 的任意上界, 且它导出的划分为 $U/R' = \{A_1, A_2, \dots, A_p\}$, R_1 与 R_2 的下确界为 R'' , 等价关系 R'' 所导出的划分为 $U/R'' = \{B_1, B_2, \dots, B_k\}$. 对于所有的上界, 都有上界中的划分对应的质量函数并不对应于证据理论中证据函数的正交组合运算, 即 $m(A) \neq \sum_{X \cap Y = A} m(X)m(Y)$.

证明: 下确界中 $m(B) \neq \sum_{X \cap Y = B} m(X)m(Y)$.

因为所有上界与下确界相比都较粗, 即 $R'' < R'$, 所以 $k > p$. 则存在论域 $\{1, 2, \dots, k\}$ 的一个划分 E 使得 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_p\}$ 满足 $A_j = \bigcup_{i \in E_j} B_i$:

① 当 $|E_j| = 1$ 时, 可知 $m(A_j) \neq \sum_{X \cap Y = A_j} m(X)m(Y)$;

② 当 $|E_j| > 1$ 时, $A_j = \bigcup_{i \in E_j} B_i (i \in E_j)$, 则上界对应的质量函数为:

$$m(A_j) = |A_j| / |U| \neq 0$$

证据函数的正交运算为:

$$m_1 \oplus m_2(A_j) = \sum_{X \cap Y = A_j} m(X)m(Y)$$

由于 $R'' = R_1 \cap R_2$, 则 $X \cap Y \in R''$, 即 $X \cap Y = B_i (B_i \subset A_j)$, 因此 $X \cap Y \neq A_j$.

故对于 $A_j \supset B_i$, $m_1 \oplus m_2(A_j) = 0$, 则 $m(A_j) \neq m_1 \oplus m_2(A_j)$.

综上所述, $m(A) \neq \sum_{X \cap Y = A} m(X)m(Y)$.

上面分别证明了论域 U 上任意两个等价关系 R_1 与 R_2 , 它们在细分偏序格上的上、下界的划分对应的质量函数并不对应于证据理论中证据函数的正交组合运算。原因可以解释为: 证据理论中的质量函数合成时的焦点是两个等价关系的交运算, 对于其他的划分而言, 它的质量函数都为 0; 而任意上、下界中划分对应的质量函数并不为 0, 因此两者并没有对应相等。尽管证据理论中质量函数合成时是通过交运算获取焦点, 但在合成过程中使用了乘法与规范化运算, 因此也并不对应于划分的交所对应的质量函数。因此, 在细分偏序格上找不到一个划分, 使它的质量函数对应于证据理论中质量函

数的正交运算。

结束语 粗糙集中通过划分获取质量函数, 划分的粒度不同, 获取的质量函数也不同。质量函数随粒度的单调减小而单调不增, 随粒度的单调增加而单调不减, 因此具有很强的直观性。粗糙集和证据理论在合成质量函数方面既有区别又有联系。本文通过对这粗糙集和证据理论中合成质量函数的方法不同而进行分析, 试图在细分偏序格上找到一种划分获取的质量函数对应于证据理论中的正交组合运算。通过分析, 分别证明了在细分偏序格的上、下确界与所有上、下界所对应的划分中, 获取的质量函数并不对应于证据理论中质量函数正交运算的结论, 从而澄清了不同知识粒度下粗糙集中所有划分获取的质量函数与证据理论中正交运算之间的关系。

参考文献

[1] 苏运霖, 管纪文, Bell D A. 证据论与约集论[J]. 软件学报, 1999, 10(3): 277-282

[2] Pawlak Z. Rough Sets and Intelligent Data Analysis [J]. Information Sciences, 2002, 147(1): 1-12

[3] 苗夺谦, 李道国. 粗糙集理论、算法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 150-189

[4] 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. 计算机学报, 2009, 7(32): 1229-1246

[5] 焦占亚, 胡子濮. 划分与传递闭包[J]. 兰州理工大学学报, 2004(30): 130-132

[6] Liang J Y, Shi Z Z. The information entropy, rough entropy and knowledge granulation in rough set theory [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2004, 12(1): 37-46

[7] Liu Ye-zheng, Jiang Yuan-chun, Liu Xiao, et al. A combination strategy for multi-class classification based on multiple association rules[J]. Knowledge-Based Systems, 2008(21): 786-793

[8] 吴馨, 王加阳. 基于粗糙集的证据获取与合成方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(12): 34-35

[9] Yao Y Y. Information granulation and rough set approximation [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2001, 16: 87-104

[10] Yao Y Y. Information granulation and approximation in a decision-theoretic modal of rough sets[M]//Pal S K, Polkowski L, Skowron A, eds. Rough-Neural computing: Techniques for Computing with Words. Berlin: Springer, 2003: 491-518

[11] 徐久成, 沈钧毅, 安秋生, 等. 基于信息粒度与粗糙集的决策细化研究[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(4): 335-338

[12] 王国胤, 张清华. 不同知识粒度下粗糙集的不确定性研究[J]. 计算机学报, 2008, 31(9): 1588-1598