

变精度粗糙模糊集实现 GRAI 模型规则获取

姜 畅, 陈海龙, 叶 飞

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对企业决策活动的模糊性问题, 提出将变精度粗糙模糊集应用于 GRAI 方法中, 实现 GRAI 模型的规则获取. 依据 GIM 方法论, 从企业运营者角度对企业的决策活动进行 GRAI 应用模型建模; 采用变精度粗糙模糊集方法对相关人员的决策信息进行属性规约, 实现 GRAI 诊断规则获取, 提高了决策活动的客观性、有效性; 最后给出具体实例并进行了该方法的应用与验证. 数据结果表明, 变精度粗糙模糊集的应用实现了诊断规则优化, 提高决策活动执行的效率及可信度.

关键词: 变精度粗糙模糊集; 属性规约; 规则获取; GRAI

中图分类号: TP391.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2012)04-0083-05

Rules Acquisition of GRAI Model with Variable Precision Rough-Fuzzy Sets

JIANG Chang, CHEN Hai-long, YE Fei

(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: For fuzziness of enterprise decision activities, a method combined with variable precision rough-fuzzy sets and GRAI Methodology is proposed to realize rules acquisition. GRAI Models are used to model the enterprise decision activities with GIM. Variable precision rough-fuzzy sets make dimensionality reduction based on the subjective decision information and realize rules acquisition. This method improves the objectivity and effectiveness of decision activities. Finally, an example is used to verify this method. Numerical results show the feasibility and effectiveness of this method.

Key words: variable precision rough-fuzzy sets; dimensionality reduction; rules acquisition; graph with results and activities interrelated

0 引 言

GRAI (graph with results and activities interrelated, 与活动和结果关联的图形) 方法是一种用以描述与分析生产管理系统的方法, 从企业的决策活动出发对企业的决策过程进行建模^[1]. GRAI 方法提

供 GRAI GRID 和 GRAI NET 两个子模型. GRAI Grid 模型是一个二维表模型, 两个维度分别定义为企业管理功能和决策周期, 二维表中的每一个单元被定义为一个决策中心, 决策中心之间通过箭头描述决策控制关系. GRAI NET 子模型用于描述每一个决策中心活动及其之间的关系. 通过 GRAI GRID 与 GRAI NET 相互结合, 利用方法论中提供的规则就

收稿日期: 2011-03-15

基金项目: 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(11541068, 12521115); 哈尔滨理工大学青年科学研究基金(2009YF017).

作者简介: 姜 畅(1978—), 男, 讲师, E-mail: unixjc@139.com;

陈海龙(1975—), 男, 副教授;

叶 飞(1972—), 男, 副教授.

可以对企业的行为进行诊断,发现有待优化的进程^[4].然而由于模型本身的信息量相对较少,规则定义的不确定性等特点,使得诊断结果同样表现出局限性和不确定性.

粗糙集理论实现不可分辨信息集合的近似处理,模糊集理论实现部分隶属概念的分析处理.变精度粗糙模糊集是指粗糙集和的输出类具有性,即输出为模糊集合情况下的一种拓展,在变精度粗糙模糊集中,近似空间具有清晰性,而决策属性具有模糊性^[5-8].

本文提出将变精度粗糙模糊集应用于 GRAI 模型的规则获取过程中,有效地解决了决策过程中决策信息的不可分辨性及决策结果的模糊性特点,对决策信息进行属性规约和决策规则生成,降低相关人员决策信息的主观性影响,提高模型决策诊断的可靠性及有效性.

1 GRAI 方法

早在七十年代中期,法国 Bordeaux 第一大学的 GRAI 实验室就提出了一种用以描述与分析生产管理系统的的方法,称为 GRAI 方法.后来发展成为分析整个企业的一种手段,称为 GIM (GRAI integrated methodology). GIM 包括参考模型、GRAI 方法、模型框架和结构化过程等内容.与 CIMOSA 不同,GIM 模型框架包含三个抽象层:概念层、结构层、实现层,不同抽象层包含不同的视图.

GRAI 提供了用于企业决策的模型,该模型由 GRAI Grid 与 GRAI NET 两个部分组成. GRAI Grid 模型是一个二维表模型,两个维度分别定义为企业管理功能和决策周期,二维表中的每一个单元被定义为一个决策中心,决策中心之间通过箭头描述决策控制关系. GRAI NET 用于描述每一个决策中心活动及其之间的关系^[4].通过 GRAI Grid 与 GRAI NET 相互结合,利用方法论中提供的规则就可以对企业的行为进行诊断,发现有待优化的进程.

1.1 GRAI GRID

GRAI Grid 的组成,如图 1 所示.它的纵坐标代表决策制定的时间范围(Horizon) 和调整周期(Period),即时域条件;其横坐标代表决策系统的功能划分.行和列交叉所形成的每一个矩形被称为一个决策中心.一个决策中心与其他决策中心之间存在着信息联系和决策联系,如果一个决策中心向另一个决策中心送出决策帧,在两者之间就用双箭头表示;如果两个决策中心之间存在信息联系,且这些信息

流要特别强调,则两者之间用单箭头表示.

GRAI Grid 将系统职能划分为外部信息、产品管理、计划、资源管理和内部信息五大模块.其中外部信息是指企业的外部环境,其中包括:国家的法令、政策,市场行情,用户需求,产品订单等信息.内部信息是指企业的内部环境,其中包括:原材料的库存信息、生产状态、能力状态等企业内部信息.

GRAI Grid 模型中的每一个决策帧都是一个三元组,其中包含了目标项、决策变量、评价标准等各方面内容.其中目标项包含的是决策制定单元的各项目标,决策变量中包含着可以实现目标项的过程或行为,而评价标准中则包含着一些用以评价目标进展情况的事实.

	外部信息	产品管理	计划	资源管理	内部信息
H=2Year P=1Year	市场信息		工厂级计划		
H=2Month P=1Month	订单信息	收集产品信息	车间级计划		收集车间信息
H=1Day P=1Day			生产	收集资源信息	

图1 GRAI Grid 模型图

GRAI Grid 模型对于企业决策活动的描述是采用的嵌套形式进行的,其嵌套形式如图 2.

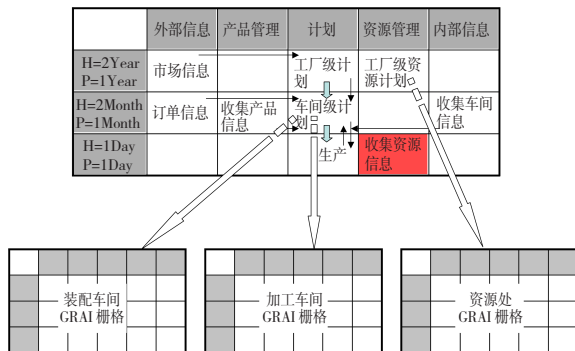


图2 GRAI Grid 的嵌套

根据图 2 发现, GRAI Grid 中的任意一个决策单元都可以嵌套一个或多个下级功能的 GRAI Grid 模型.于是,通过 Grid 的逐层嵌套,就可以实现对全部决策活动的描述.

1.2 GRAI NET

GRAI NET 是用来表示每个决策中心活动的图形工具,如图 3 所示,在 GRAI Grid 中的每个决策中心都对对应有一个 GRAI NET,以便进一步详尽而且清晰地表示其工作过程. GRAI NET 的基本组成元素有:①资源、参数、机制、方式等,均用矩形框表示;②每一个非决策活动,用横向的大箭头表示;③决策

活动,用竖向的大箭头表示.在活动之间存在逻辑上的联系,用一定的逻辑工具来表示,行成一张 GRAI NET.在 GRAI NET 之间,还存在彼此的联系,这种联系与 GRAI 格中指出的联系相对应.

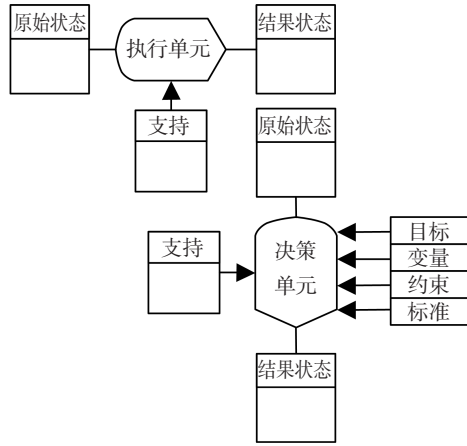


图3 GRAI NET 的执行活动和决策活动

1.3 GRAI 诊断过程

首先,在诊断过程中可以对模型的决策帧进行分析,每个决策帧主要包含目标项、决策变量、评价标准等各方面内容.通过对评价决策变量是否能够实现决策目标进行分析就可以对决策制定的合理性和有效性进行诊断,如下例.

例1:假设存在一个决策帧,其具体内容如下:

目标项:最小化短缺资源的提供时间;满足已被触发过程的资源需求;

决策变量:设定活动优先级;

评价标准:短缺资源提供时间;等待资源的操作的数目;与计划相比滞后的操作的数目;当前活动预计执行时间.

通过采用设定活动优先级的方法,可以剥夺缺少特定资源的活动的执行资源,而使那些满足要求的活动得以执行,从而达到减少滞后操作的数目.此外由于通过设定活动优先级,可以使活动能够持续进行,减少了整个过程的空闲时间,从而实现了短缺资源提供时间的相对减少.所以通过采用设置优先级的办法可以达到目标项的实现,因此该决策帧有效.

其次,根据企业的具体情况也可以对模型进行诊断,例如企业中的决策制定周期和调整周期应该呈递减趋势,于是通过对各个决策层次的决策制定周期和调整周期进行分析,就可以诊断出企业的决策过程是否遵循该事实.此外,通过模型结构也可以诊断出决策执行的复杂度等问题.

1.4 GRAI 方法局限性

通过上述分析,GRAI NET 的决策活动是一个

典型的不确定性模糊决策活动,通过模型本身提供的诊断规则在处理该决策活动时,所获得的决策结果的可信度较低.与此同时决策过程中的大量约束、标准的人为因素存在,也使得决策过程的可信度受到影响.因此在本次研究中,将变精度粗糙模糊集方法引入到 GRAI 模型的决策规则获取过程中来,通过该方法的引入,使得决策规则的属性、数量减少同时可信度增高,从而导致最终的决策结果更加合理.

2 变精度粗糙模糊集规则获取

Pawlak 于 1982 年提出粗糙集理论,主要研究粗糙非交迭类别及粗糙概念,实现不可分辨信息集合的近似处理^[4]. Zadeh 于 1965 年提出模糊集合概念,主要研究交迭集合间的模糊性,实现部分隶属概念的分析处理.变精度粗糙模糊集是指粗糙集和的输出类具有性,即输出为模糊集合情况下的一种拓展,在变精度粗糙模糊集中,近似空间具有清晰性,而决策属性具有模糊性^[5].

2.1 决策表定义

针对某一多属性决策问题, C 为给定的条件的有限非空集合, $C = (c_1, c_2, \dots, c_m)$; D 为给定的决策的有限非空集合, $D = (d_1, d_2, \dots, d_k)$. 于是对于决策 d_j , 按条件 c_i 进行度量, 得到决策 d_j 关于条件 c_i 的属性值 $t_{ij} = (\mu_{ij}, \nu_{ij})$, 其中 μ_{ij} 代表 $c_i \rightarrow d_j$ 的可信度, ν_{ij} 代表 $c_i \rightarrow d_j$ 的不可信度, 同时 $0 \leq \mu_{ij} + \nu_{ij} \leq 1$, 即 d_j 关于 c_i 的属性值由一个直觉模糊集给定, 从而得到一个决策表 $T = (t_{ij})_{mk}$ ^[6].

关于属性值的设定, 往往由于决策者个人经验以及实际情况的不同而出现异同. 于是如何从中获取相对有效的信息是一个很重要的问题. 针对这种情况, 本文采用了加权法进行属性值的设定^[7]. 设每一个决策具有一个权重 W , 则属性值为

$$\mu_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \mu_{ij}^l W_l, \nu_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \nu_{ij}^l W_l$$

2.2 规则可信度定义

针对规则的可置信度定义, 这里采用了粗糙隶属函数定义方式, 即

$$p(x) = \frac{|E(x) \cap O|}{|E(x)|}$$

其中 $E(x)$ 是定义在集合 T 中的一个等价关系, O 是一个输出集合.

2.3 近似质量与近似约简

属性约简是指保持和决策属性相同或接近的最

小条件的属性子集. 即存在 C 的最小属性集合 S , 满足条件 $\gamma_s(X) = \gamma_c(X)$, 且则集合 S 称为集合 C 的一个约简, 记做 $\text{red}(P)$ [1]. 本文从近似质量角度出发, 采用 β 约简法, 给出了变精度粗糙模糊集的近似质量与近似约简. 变精度粗糙模糊集的近似质量定义为

$$\gamma_s^\beta(D) = \frac{|U\{p \geq \beta\}|}{|U|}, \quad 0.5 \leq \beta \leq 1$$

变精度粗糙模糊集的近似简约 $\text{red}_s^\beta(C, D)$ 定义为: 给定阈值 β , 满足 $\gamma_s^\beta(D) = \gamma_c^\beta(D)$ 的最小子集 $S \subseteq C$, 称为条件集合 C 到决策集合 D 的一个约简 [1].

经过约简后的最终输出即为模型的规则. 因此称近似约简过程为规则获取过程.

2.4 规则获取算法

算法: 变精度直觉粗糙模糊集规则获取算法.

输入: 条件属性集 C , 决策属性集 D .

输出: 目标信息系统的最小属性约简, 即决策规则.

SET seduce(CONC, DECD) {

SET ret;

CON eqv

DEC out;

ret = C;

由 C 生成等价集合 eqv;

由 D 生成输出集合 out;

计算输出集合 out 中的每个决策的可置信度

$p_{\text{out}_i}(\text{eqv}_i)$;

根据指定 β , 计算所有条件属性集 C 的分类可置信度 $\gamma_c^\beta(D)$;

for($i = 1$; $i \leq n$; $i++$) {

计算 $\gamma_{R-(c_i)}^\beta(D)$;

If($\gamma_{\text{ret}-(c_i)}^\beta(D) = \gamma_{\text{ret}}^\beta(D)$)

then 从 ret 中删除 c_i ;

}

}

3 算例

假设存在一个决策帧, 其具体内容如下:

目标项: 最小化短缺资源的提供时间; 满足已被触发过程的资源需求;

决策变量: 设定活动优先级;

评价标准: 短缺资源提供时间; 等待资源的操作的数目; 与计划相比滞后的操作的数目; 当前活动预计执行时间.

针对当前决策活动, 通过离散化后生成决策表, 如表 1 所示. 表 1 中: c_1 表示短缺资源提供时间; c_2 表示等待资源的操作数量; c_3 表示与计划相比滞后的操作数量; c_4 表示当前活动预计执行时间; d 表示活动优先级.

表 1 决策活动信息表

	c_1	c_2	c_3	c_4	d
x_1	1.0	1	0	0.8	1
x_2	0.5	0	1	1.2	1
x_3	4.3	9	8	0.5	5
x_4	2.5	5	4	0.7	3
x_5	1.4	3	2	1.5	2
x_6	0.0	0	0	1.5	1
x_7	3.4	6	5	1.3	4
x_8	2.5	4	5	1.1	3
x_9	1.2	1	1	1.0	2
x_{10}	5.0	10	8	0.5	5
x_{11}	1.2	0	1	1.2	1
x_{12}	1.7	2	3	1.0	2
x_{13}	3.7	5	4	1.6	4
x_{14}	1.3	4	4	1.3	3
x_{15}	1.5	2	2	0.8	2

针对当前决策活动, 邀请多位决策者对当前决策信息进行区间值划分, 生成决策活动区间信息表, 如表 2 所示, 对决策属性值进行指定, 然后根据各决策者能力进行权重设置, 从而计算出当前决策活动的决策表, 决策表如表 3 所示.

表 2 决策活动区间信息表

	c_1	c_2	c_3	c_4	d
x_1	[1, 2]	[0, 2]	[0, 2]	[0, 1]	1
x_2	[0, 1]	[0, 2]	[0, 2]	[1, 2]	1
x_3	[4, +∞)	[8, +∞)	[8, +∞)	[0, 1]	5
x_4	[2, 3]	[4, 6]	[4, 6]	[0, 1]	3
x_5	[1, 2]	[0, 2]	[2, 4]	[1, 2]	2
x_6	[0, 1]	[0, 2]	[0, 2]	[1, 2]	1
x_7	[3, 4]	[6, 8]	[4, 6]	[1, 2]	4
x_8	[2, 3]	[4, 6]	[4, 6]	[1, 2]	3
x_9	[1, 2]	[0, 2]	[0, 2]	[1, 2]	2
x_{10}	[4, +∞)	[8, +∞)	[8, +∞)	[0, 1]	5
x_{11}	[1, 2]	[0, 2]	[0, 2]	[1, 2]	1
x_{12}	[1, 2]	[2, 4]	[2, 4]	[1, 2]	2
x_{13}	[3, 4]	[4, 6]	[4, 6]	[1, 2]	4
x_{14}	[1, 2]	[4, 6]	[4, 6]	[1, 2]	3
x_{15}	[1, 2]	[2, 4]	[2, 4]	[0, 1]	2

1) 首先, 根据条件集合生成等价类 eqv:

$\text{eqv} = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\} = \{\{x_1, x_2, x_9, x_{11}\}, \{x_3, x_7, x_{13}\}, \{x_4, x_8\}, \{x_5, x_{12}, x_{14}, x_{15}\}, \{x_6\}, \{x_{10}\}\}$

2) 针对决策集合 D , 生成输出类 out:

$\text{out} = \{\text{out}_1, \text{out}_2, \text{out}_3, \text{out}_4, \text{out}_5\} = \{\{x_1, x_2, x_6\},$

$x_{11}\}, \{x_5, x_9, x_{12}, x_{15}\}, \{x_4, x_8, x_{14}\}, \{x_7, x_{13}\}, \{x_3, x_{10}\}\}$

3) 计算输出类 out 中每个决策类 out_i 的可信度 $p(out_i)$, 以 X_1 等价类对 out_1 的可信度为例, 有

$$p(out_i) = \frac{|E(x) \cap O|}{|E(x)|} = \frac{|X_1 \cap out_1|}{|X_1|}$$

$$p_{out_1}(X_1) = (0.88 + 0.90 + 0.85) / 4 = 65.75\%$$

4) 指定 $\beta = 0.5$, 计算所有条件属性集 C 的分类可置信度 $\gamma_C^\beta(D)$:

$$\gamma_s^\beta(D) = \frac{|\cup\{p \geq \beta\}|}{|U|} = \frac{12}{15} = 80\%$$

5) 针对等价类中的每个子类中的每个属性, 判断剔除该属性后当前子类针对决策类的可置信度是否与未删除前可置信度相等, 如相等则证明该属性为冗余属性, 可删除. 重复执行当前操作, 直到获取决策条件集合的最小等价类, 实现属性规约, 从而生成诊断规则.

表3 优先级隶属度模糊划分表

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d
x_1	0.88	0.12	—	—	0	1
x_2	0.90	0.10	—	—	—	1
x_3	—	—	—	0.20	0.80	5
x_4	—	—	0.93	0.07	—	3
x_5	—	0.75	0.25	—	—	2
x_6	1	—	—	—	—	1
x_7	—	—	—	0.83	0.17	4
x_8	—	—	0.86	0.14	—	3
x_9	0.30	0.70	—	—	—	2
x_{10}	—	—	—	—	1	5
x_{11}	0.85	0.15	—	—	—	1
x_{12}	—	0.84	0.16	—	—	2
x_{13}	—	—	—	0.77	0.23	4
x_{14}	—	0.21	0.79	—	—	3
x_{15}	—	0.91	0.09	—	—	2

经过属性约简后得到当前决策表的一个最简属性集 $\{c_1, c_2, c_3\}$. 根据最简属性集生成最终决策规则集, 如表4所示.

表4 优先级隶属度模糊划分表

决策规则	可信度/%
$c_1 \in [0, 1) \wedge c_2 \in [0, 2) \wedge c_3 \in [0, 2) \rightarrow d = 1$	95
$c_1 \in [4, +\infty) \wedge c_2 \in [8, +\infty) \wedge c_3 \in [8, +\infty) \rightarrow d = 5$	90
$c_1 \in [2, 3) \wedge c_2 \in [4, 6) \wedge c_3 \in [4, 6) \rightarrow d = 3$	89.5
$c_1 \in [1, 2) \wedge c_2 \in [4, 6) \wedge c_3 \in [4, 6) \rightarrow d = 3$	79
$c_1 \in [1, 2) \wedge c_2 \in [0, 2) \wedge c_3 \in [0, 2) \rightarrow d = 1$	67.7
$c_1 \in [1, 2) \wedge c_2 \in [2, 4) \wedge c_3 \in [2, 4) \rightarrow d = 2$	87.5
$c_1 \in [1, 2) \wedge c_2 \in [0, 2) \wedge c_3 \in [2, 4) \rightarrow d = 2$	75
$c_1 \in [3, 4) \wedge c_2 \in [6, 8) \wedge c_3 \in [4, 6) \rightarrow d = 4$	83
$c_1 \in [3, 4) \wedge c_2 \in [4, 6) \wedge c_3 \in [4, 6) \rightarrow d = 4$	77

实例分析表明, 针对当前实例, 通过本算法的应用, 将决策属性由4个减少到3个, 决策规则由15个减少到9个. 决策属性及决策规则数量的规约必将很大程度上提高决策活动执行的效率及可信度.

4 结 语

企业决策制定对于企业的发展和运作来说都是一项非常重要工作. 采用 GRAI 方法可以对企业的经营决策活动进行详细的建模, 利用方法本身提供的规则可以对企业决策的整体流程进行诊断. 针对企业决策过程中的大量细节问题应用变精度粗糙-模糊集理论实现决策诊断规则获取, 有效解决了决策过程中决策信息的不可分辨性及决策结果的模糊性, 实现从海量决策信息中获取具有高可信度的决策规则, 为企业决策活动进行有效支持.

参 考 文 献:

- [1] 范玉顺, 王刚, 高展. 企业建模理论与方法学导论 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001: 56-59.
- [2] 李伟, 王刚, 问晓先. 一个基于 GRAI 方法的企业诊断模型 [J]. 机械设计与制造, 2004 (1): 32-34.
- [3] MIESZKOWICZ-Rolka A, ROLKA L. Remarks on Approximation Quality in Variable Precision Fuzzy Rough Sets Model [J] // Heidelberg: Springer-Verlag, 2004: 402-411.
- [4] 付清, 张小红. 一种应用软粗糙模糊集的多属性决策方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(30): 39-43.
- [5] ASHARAF S, NARASIMHA M M. A Rough Fuzzy Approach to web Usage Categorization [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 148(1): 119-129.
- [6] PAWLAK Z, SKOWRON A. Rough Sets and Boolean Reasoning [J]. Information Sciences, 2007, 177: 41-73.
- [7] 余承依, 李进金. 基于依赖空间的不协调决策信息系统的分配约简 [J]. 模糊系统与数学, 2011, 25(5): 129-135.
- [8] SINGH S, DEY L. A Rough-fuzzy Document Grading System for Customized Text Information Retrieval [J]. Information Processing and Management, 2005, 41(2): 195-216.
- [9] 管利荣, 刘思峰. 粗糙模糊决策表概率决策分析的扩展粗糙集方法 [J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2006, 36(5): 842-846.
- [10] 何亚群, 胡寿松. 一种基于粗糙模糊集集成模型的决策分析方法 [J]. 控制与决策, 2004, 19(3): 315-318.
- [11] INUIGUCHI M. Structure-Based Approaches to Attribute Reduction in Variable Precision Rough Set Models [J] // Beijing: IEEE GrC2005, 2005: 34-39.

(编辑: 付长缨)