# 基于概念图的关联规则知识表示

郭晓波<sup>1,2,3</sup> 赵书良<sup>1,2,3</sup> 刘军丹<sup>1,2,3</sup> 赵娇娇<sup>1,2,3</sup> 王长宾<sup>1</sup>

(河北师范大学数学与信息科学学院 石家庄 050024)1

(河北省计算数学与应用重点实验室 石家庄 050024)2

(河北师范大学移动物联网研究院 石家庄 050024)3

摘 要 针对传统关联规则表示方式无法展现领域知识、数据项间的关系及规则中所隐含的信息等问题,提出了一种基于概念图的关联规则知识表示方法,该方法包括模式定义和模式解析,其结合概念图理论可将关联规则转换成概念图的知识表示形式。给出了关联规则的概念图知识表示算法,并以某省全员人口数据为数据源对算法进行了具体实现和分析。实验结果表明,该方法在人口信息表现方面具有良好的效果。

关键词 知识表示,概念图,关联规则,人口数据

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## Knowledge Presentation of Association Rules Based on Conceptual Graphs

GUO Xiao-bo<sup>1,2,3</sup> ZHAO Shu-liang<sup>1,2,3</sup> LIU Jun-dan<sup>1,2,3</sup> ZHAO Jiao-jiao<sup>1,2,3</sup> WANG Chang-bin<sup>1</sup> (Mathematics and Information Science College, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)<sup>1</sup> (Hebei Key Laboratory of Computational Mathematics and Applications, Shijiazhuang 050024, China)<sup>2</sup> (Institute of Mobile Internet of Things, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)<sup>3</sup>

Abstract Considering the problems aroused by the traditional association rules presentation formalizing approaches which are powerless to demonstrate the domain knowledge, especially not conducive to express the relationships of items and the implicit information of rules, this paper introduced a novel methodology for the knowledge representation of association rules based on conceptual graphs. The proposed methodology consists of schema definition and schema parse, and these two schemas can effectively parse the association rules into the conceptual graphs representation formalism by using conceptual graphs. At the end, this paper illustrated the advantages of the new method with the help of experimental data obtained from demographic data of a province, and the realistic application analysis and experimental results turn out that this methodology has much excellent representation effects for the demographic domain knowledge.

Keywords Knowledge presentation, Conceptual graphs, Association rules, Demographic data

# 1 引言

在数据挖掘研究领域中,关联规则(Association Rules)是一个重要的研究方向,其作用是从数据集中发现属性间存在的、隐藏的、新颖的、有趣的关联或相关关系,从海量数据中获取信息和知识。然而,一般方法无法将数据间存在的关联模式以领域知识的形式展现出来,不能帮助用户获得更为完备的信息。概念图(Conceptual Graphs,简称 CGs)是 Sowa<sup>[1,2]</sup>提出的一种知识表示方法,它不仅能够与自然语言进行直接映射,而且具有直观的图形化知识表示形式、较强的表达能力、严密的数学基础、便于推理等特点,使其日益受到国内外计算机科学工作者的关注,并被应用到很多知识表示领域。Kamaruddin 等<sup>[3]</sup>将财务绩效指标及其相关的叙述转换成 CGIF

(Conceptual Graph Interchange Format)形式,克服了财务报表分析中的局限性,有利于执行挖掘任务,但该方法尚未给出具体的展示形式。Hernández等[4]提出一种运用概念图进行图像检索的方法,该方法能够显示检索结果的空间关系,并且适用于基于内容的图像检索。Montes等[5]在概念图集合中挖掘关联规则,该方法便于用户查询相关规则,但是它并未将关联规则转换成有效的概念图进行知识表示,用户无法分析规则中隐含的信息。Andrews等[6]利用概念图的概念类型和关系类型构建 FCA(Formal Concept Analysis)形式背景,并将 CGs 转换成 FCA 算法应用于实际分析中,证明概念图具有良好的知识表示效果。另外,一些研究人员利用概念图进行文档聚类[8]、自然语言处理[9]、文本挖掘[10,11]、信息检索[7,12] 和知识表示[13,14]。然而,目前国内外研究人员和学者

到稿日期;2012-10-31 返修日期;2013-01-11 本文受河北省科学技术研究与发展计划项目(072435158D,09213515D,09213575D),河北师 范大学硕士基金(201102002)资助。

**郭晓波**(1986一),男,硕士生,CCF 学生会员,主要研究方向为数据挖掘、智能信息处理,E-mail;xb\_guo@163.com;赵书良(1967一),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理(通信作者);刘军丹(1987一),女,硕士生,主要研究方向为应用数学、智能信息处理;赵矫娇(1986一),女,硕士生,主要研究方向为自然语言处理、智能信息处理;王长宾(1984一),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘。

对关联规则知识表示形式的研究主要集中于关联规则的一般表示方法与可视化<sup>[15]</sup>,大都存在以下不足:无法展示数据项间的关系及规则中所隐含的信息;缺少领域知识的表现效果;挖掘结果可解释性较差等。

本文给出一种基于概念图的关联规则知识表示方法,运用概念图理论将关联规则转换成概念图的知识表示形式。该方法包括模式定义和模式解析两部分,通过引入概念关系把数据项有机地组织起来,使数据项之间的关系利用概念节点和关系节点准确简洁地表现出来,展示结果接近自然语言形式,具有较强的可解释性,便于用户对规则进行深入分析和研究。本文给出了基于概念图的关联规则表示算法,并以某省全员人口数据为基础对算法进行了实现和分析。实验结果表明,该方法具有良好的领域知识表现效果,能够帮助用户获得更加准确和完备的信息。

## 2 概念图与关联规则

## 2.1 概念图基本概念

概念图是一个二分有向图,用来表示语义层面上的知识结构。概念图由节点和有向边构成,其中节点分为概念节点和关系节点。概念节点对应一个具体的或抽象的概念,表示实体、属性、状态和事件,而关系节点表示概念之间存在的关系,有向边用来连接概念节点和关系节点。在概念图中,矩形节点表示概念节点,椭圆节点表示关系节点,如图1所示。

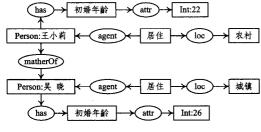


图 1 概念图(CGs)

概念图 G=(V,E),V 表示不相交集合  $V_c$ , $V_c$  组成的并集,其中  $V_c$  代表概念节点集合, $V_c$  代表关系节点集合, $e \in E$  表示连接概念节点和关系节点的有序对。每个概念节点由两部分组成:类型标签(如图 1 中的"person","int")和个体标识(如图 1 中的"吴晓")。若概念节点的标识为 \*,则称这个节点为一般概念节点,其余的称为个体概念节点。一般标识代表该概念类型下的任何一个个体,是一个一般性的概念。

定义 1 简单概念图是一个基于字母表 $\partial$ 的概念图集合。字母表 $\partial$ 是一个五元组(C,R,E,I,coref),其中(C,R,E)是一个有限二分有向图,记作 graph(G);C 表示概念节点集合,R 表示关系节点集合(G) 的节点集合  $V=C\cup R$ ),E 表示边的集合,I 表示节点的类型标签,coref 表示概念节点集 C 上的等价关系。若两个个体概念有相同的标识,则它们属于同一互指类。

在概念图中,关系节点通过有向边与概念节点相连接,其中每个关系节点只有一个类型标签(如图 1 中的"agent", "has")。概念图中的部分人口信息节点分类如图 2 所示。

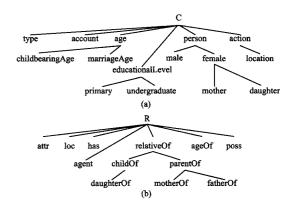


图 2 概念图中的概念节点(a)和关系节点(b)

定义 2 设简单概念图  $G=(C_1,R_1,E_1,I_1,coref_1)$ , $H=(C_2,R_2,E_2,I_2,coref_2)$ ,若  $\pi$  满足对于  $\forall x,y \in C_1$ ,都有  $coref_1(x,y) \rightarrow coref_2(\pi(x),\pi(y))$ 成立,则称映射  $\pi$  是 G 到 H 的同态,于是:

 $\forall (c,r,i) \in G$ ,均有 $(\pi(c),\pi(r),i) \in H$ 成立;  $\forall c \in C_1, r \in R_1$ ,若 $c = V_G(r)$ ,则 $\pi(c) = V_H(\pi(r))$ 。

## 2.2 关联规则

关联规则挖掘是从数据集中发现隐藏的、有趣的关联或相关关系,将概念图应用到关联规则知识表示形式中具有直观性、可理解性与可解释性等优点,便于用户深入分析与研究规则信息。关联规则一般分为前件和后件两部分,在基于概念图的关联规则知识表示形式中,规则前件部分和后件部分都是概念图集合,而且在规则前件和后件的概念图集内部,各个概念图之间一般均为"AND"关系。

人口数据关联规则的文本形式一般表示为〈母亲,初婚年龄,户口性质〉==>〈女儿,初婚年龄,户口性质〉(66.80%,15.80%),将其实例化结果〈王小莉,22,农村〉==>〈吴晓,26,城镇〉以概念图的形式进行展现,如图 3 所示。

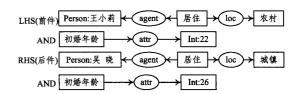


图 3 概念图表示关联规则

定义 3 设概念图中的语义规则  $\lambda$ -rule R 是一个  $N \rightarrow C$  语义关系集合,N 和 C 之间存在双射关系  $i_i \rightarrow c_i$ , $i=1,2,\cdots$ ,n,记作  $R: N \langle i_1, i_2, \cdots, i_n \rangle \rightarrow C \langle c_1, c_2, \cdots, c_n \rangle$ ,其中  $i_i$  表示规则中的项, $c_i$  表示规则中对应项的概念节点。对于  $\Phi(R) = \forall \sigma_p(\Phi(N) \rightarrow \Phi(C))$ ,p > 0, $\sigma$  表示  $i_i$  到  $c_i$  之间的语义映射,即  $\Phi(N)$ 与  $\Phi(C)$ 存在语义关系  $\Phi(R) = \forall \sigma_i (\exists i_i \in N \rightarrow \exists c_i \in C)$ , $i=1,2,\cdots,p$ 。

定义 4 设关联规则的概念图集  $CG=(F,\mathcal{R})$ ,其中 F 表示事实概念图集合, $\mathcal{R}$  表示语义规则集合。若对于任意  $R\in \mathcal{R}$ ,存在  $\sigma$  使  $\Phi(R)=\forall \sigma_i (\exists i_i\in N \to \exists c_i\in F)$  成立,则 G'=(F,R),同理若  $G'=(F,\mathcal{R})$ ,则 CG 是一个由 $(G_1,G_2,\cdots,G_n)$  构成的概念图集合。如图 4 所示, $\mathcal{R}=(R_1,R_2)$ , $G'=(F,\mathcal{R})$  是由  $R_1$  的概念序列 $\langle c_1,c_2,c_3,c_4 \rangle$  映射到  $F\langle c_5,c_6,c_7,c_8 \rangle$ 产生的。

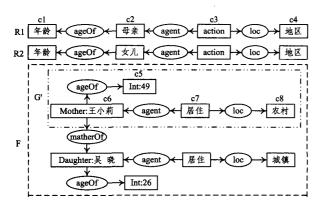


图 4 规则概念图推导

# 3 基于概念图的关联规则表示方法

在关联规则表示方法中,如何将挖掘结果转换成相关的 领域知识是一个核心问题。本文提出的基于概念图的关联规则知识表示方法包括模式定义和模式解析两部分,引入概念 关系将规则中所涉及的属性信息及其相互关系转换成概念节 点和关系节点,使得属性间的关系准确简洁地展现出来,具体内容如下。

## 3.1 模式定义

本文定义了将关联规则转换成概念图的 3 种模式:主模式、辅助模式和实例模式,这些模式能够将规则解析转换成信息完备的概念图形式。

主模式:将规则中的项转换成概念节点集合{ $\{c_1:item_1\}$ ,  $\{c_2:item_2\}$ ,  $\{c_3:item_3\}$ , …,  $\{c_n:item_n\}$ }和节点信息集合{ $\{info_1:value_1\}$ ,  $\{info_2:value_2\}$ , …,  $\{info_n:value_n\}$ ,  $item_i$  表示规则中的项,而  $value_i$  表示项值。如图 3 中的规则{母亲,初婚年龄,户口性质} ==>{女儿,初婚年龄,户口性质} (66.80%,15.80%),其中项{母亲}转换为概念节点{mother:母亲}和节点信息{person;王小莉}。

辅助模式:将规则中隐含的一种或多种属性值以及其它信息转换成概念节点集合 $\{\{c_1:attr_1\},\{c_2:attr_2\},\{c_3:attr_3\},\dots,\{c_n:attr_n\}\}$ 和节点信息集合 $\{\{info_1:value_1\},\{info_2:value_2\},\dots,\{info_n:value_n\}\},attr_i$ 表示隐含属性信息, $value_i$ 表示属性值。为了更好地解释关联规则和展现项间的关系,将规则中隐含的信息以概念图形式进行展示,如图 3 规则中所隐含的文化程度、生育年龄等,其中文化程度转换为概念节点 $\{educationalLevel:文化程度\}$ 和信息节点 $\{string:初中\}$ 。

实例模式:结合概念图与相关领域知识,添加表示领域信息的概念节点 $\{\{c_1: case_1\}, \{c_2: case_2\}, \{c_3: case_3\}, \cdots, \{c_n: case_n\}\}$ 。在某省全员人口数据库中并不存在表示目的、位置、用途等字段值,则在规则转换过程中为其添加必要的概念节点,如图 3 规则中的位置节点 $\{action:$ 居住 $\}$ 。

#### 3.2 模式解析

本节介绍如何将关联规则转换为对应的概念图形式,主要包括3步:

- 1)将主模式内容和实例模式内容转换成概念图形式;
- 2)将辅助模式内容转换成概念图形式;
- 3)组合各个概念图生成唯一的事实概念图。

在模式解析中概念图包含多种概念元素:概念类型、关系

类型等。如 class\_item 表示不同类别的概念节点, differ\_item表示同类中概念节点, desc\_item表示概念节点的实际值。

1)根据主模式的概念节点集合、节点信息集合和实例模式的项集内容,将关联规则中的项转换成概念图形式。主模式的一般描述形式如图 5(a)所示,如图 3 规则前件{母亲,初婚年龄,户口性质}。根据定义 3 识别个体标识或项集所对应的类型标签,将每个项{母亲,初婚年龄,户口性质}映射到与之相关的概念节点集合{{mother:母亲},{marriageAge:初婚年龄},{account:户口性质},{action:居住}},并生成节点信息集合{{person:王小莉},{int:22},{string:农村}},其中{{person:王小莉},{int:22},{string:农村}}是规则项的属性值,添加的节点{action:居住}表示实例模式概念节点,结果如图 5 (b)所示。

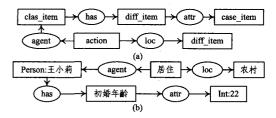


图 5 主模式推导

2)根据辅助模式中的概念节点集合和节点信息集合,将 关联规则中所隐含的信息转换成概念图形式。辅助模式的一般描述形式如图 6(a)所示,如图 3 规则前件的隐含信息{文 化程度,生育年龄}。根据定义 3 将项{文化程度,生育年龄} 映射到与之相关的概念节点{{educationalLevel:文化程度}, {childbearingAge:生育年龄}},并生成节点信息集合 {{string;初中},{int;23}},结果如图 6(b)所示。

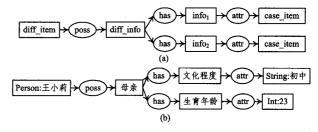


图 6 辅助式推导

3)将1)和2)生成的概念图进行概念图组合,并生成唯一的事实概念图。组合模式的一般描述形式如图7(a)所示。图3规则前件的模式解析概念图如图7(b)所示。

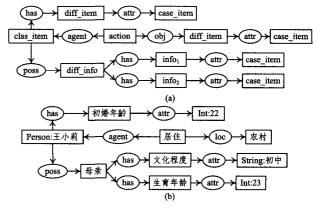


图 7 结合模式推导

# 4 基于概念图的关联规则表示算法描述

本节主要介绍了如何将关联规则以概念图的形式进行知 识表示。

算法思想;首先将关联规则中的属性项转换成相应的概念节点;然后将关联规则前件与后件中所有的概念节点和关系节点连接成唯一CG图;接着根据定义2合并概念图CG中的冗余节点;最后输出关联规则的概念图知识表示形式。具体实现过程如下。

算法 1 RuleSetToCGs()//关联规则概念图表示

输入:关联规则 RuleSet。

输出:规则的概念图表示 CGs。

RuleSetToCGs(RuleSet)

- (1)FOR Rs∈RuleSet DO{//将 Rs 前件和后件的项转换成相应的概 念节点
- (2) FOREACH choose item n<sub>i</sub> ∈ Rs DO{
- (3) Rs(n;→c;);
- (4) }//end foreach
- (5)} //end for
- (6) FOREACH R<sub>lhs</sub>, R<sub>rhs</sub> ∈ Rs DO{
- (7) R<sub>lhs</sub>→CG<sub>lhs</sub>, R<sub>rhs</sub>→CG<sub>rhs</sub>;//将规则前件与后件中的概念节点连接成唯一概念图
- (8) CGs=CGs∪{RuleToCG(((CG<sub>lbs</sub>,CG<sub>rbs</sub>)))};//根据 CG=(F, 第) 将每条规则转换成概念图
- (9)} //end foreach
- (10)FOR CG∈CGs DO{
- (11) FOREACH choose conceptual node c<sub>i</sub> ∈ CG DO{
- (12) IF( $\forall$  (c<sub>i</sub>, r<sub>i</sub>, i<sub>i</sub>)  $\in$  CG, (c<sub>i</sub>, r<sub>i</sub>, i<sub>j</sub>)  $\in$  CG, coref( $\pi$ (F(c<sub>i</sub>)),  $\pi$ (F (r<sub>i</sub>)), i<sub>i</sub>)=coref( $\pi$ (F(c<sub>i</sub>)),  $\pi$ (F(r<sub>i</sub>)), i<sub>j</sub>)) && i $\neq$ j THEN
- (13)  $CG=CG-\pi(CG(r_i));//合并关系节点 r_i,$ 如图 7 中的关系节点 has
- (14) }//end foreach
- (15)}//end for
- (16) return CGs;

注: 若 $r_i$ ,  $r_j$  具有相同的节点类型且连接同一概念节点,则它们属于同一类型 $\pi(F(r_i))$ 。

算法2 RuleToCG()//语义规则转换成概念图

输入:规则 死(CGths, CGrhs)。

输出:概念图 CG。

RuleToCG(R)

- (1)FOR G∈ R DO{
- (2) FOREACH R: N→C∈G DO{
- (3) IF new homomorphism σ: R→F THEN
- (4)  $CG=CGU\{(R,\sigma)\};$
- (5) }//end foreach
- (6)}//end for
- (7)FOREACH(R,σ) ∈ CG DO{
- (8) F←σ(R);//根据定义 4 将每个概念节点映射到 F 上
- (9)} //end foreach
- (10) return CG;

#### 5 实验结果与分析

本文以某省全员人口数据库为数据源对算法进行了具体 实现。下面是对由育龄妇女的文化程度、年龄、初婚年龄、生 育年龄、户口性质、间隔(育龄妇女生育世代间隔差)等人口属 性信息构成的关联规则进行的具体分析。

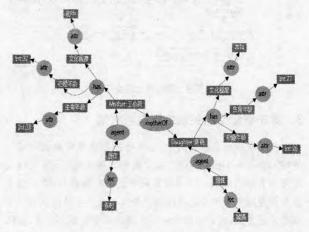


图 8 人口数据关联规则实例图

依据算法1和算法2将人口数据规则(母亲,初婚年龄, 户口性质}==>{女儿,初婚年龄,户口性质}(Sup= 66.80%, Conf=15.8%) 中的项及项间关系转换为实例化概念 图的知识表示形式,如图 8 所示。关联规则前件中{{mother: 母亲}, {person: 王小莉}}, 其{{educational Level: 文化程度}, {string: 初中}}, {{marriageAge: 初婚年龄}, {int: 22}}, {{childbearingAge:生育年龄},{int:23}}且{{action:居住}}, {{account: 户口性质}, {string: 农村}}。而规则后件中 {{daughter:女儿}, {person:吴晓}}具有{{educationalLevel: 文化程度},{string:本科}},{{marriageAge:初婚年龄},{int: 26}},{{childbearingAge:生育年龄},{int:27}}且{{action:居 住}},{{account:户口性质},{string:城镇}}。从图 8 中我们 可以得到以下信息:"女儿的初婚(或生育)年龄一般比母亲的 初婚(或生育)年龄大,二者相差4岁;母女生育世代间隔差为 4年,表明文化程度对生育年龄、生育世代间隔差有一定的影 响,并且文化程度与生育年龄、生育世代间隔差成反比关系"。

同样,依据算法 1 和算法 2 将规则{母亲,初婚年龄,文化程度,地区,户口性质}==>{间隔}(Sup=20%,Conf=70%)转换为实例化概念图的知识表示形式。对于{{mother:母亲},{person:王小莉}},拥有{{educationalLevel:文化程度},{string:初中}},{{marriageAge:初婚年龄},{int:22}},{{action:居住}},{{account:户口性质},{string:农村}},{{area:地区},{string:lli区}}且{{generateInterval:世代间隔},{int:4}}。而{{mother:母亲},{person:刘敏}},其{{educationalLevel:文化程度},{string:大专}},{{marriageAge:初婚年龄},{int:26}},{{action:居住}},{{account:户口性质},{string:农村}},{{string:农村}},{{account:户口性质},{string:农村}},{{area:地区},{string:平原}}且{{generateInterval:世代间隔},{int:1}}。从图 9 中我们能够发现以下信息:"育龄妇女的文化程度,所处地区和户口性质对本

人的生育世代间隔差存在一定的影响,并且文化程度、所属地 区与生育世代间隔差成反比关系"。

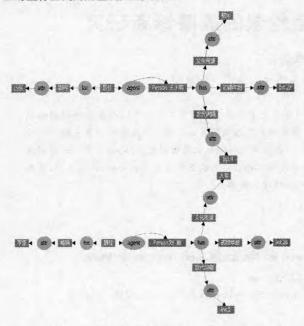


图 9 关联规则对比实例图

与传统关联规则知识表示算法<sup>[3,5,15]</sup>相比,算法 RuleSet-ToCGs()能够有效地将人口数据关联规则转换成准确而完备的概念图知识表示形式,用概念节点和关系节点将人口属性信息连接起来进行直观展示,从而帮助用户理解与分析规则之间的内部关系和隐含信息。实验结果表明,本文提出的方法具有以下优点:表现力强、结构严谨和非模糊性;良好的领域知识表现效果;满足用户充分研究规则中所包含的人口信息的需求;展示形式类似于自然语言,具有较强的可解释性。

结束语 通过对概念图和关联规则知识表示方法的分析与研究,本文提出了一种新的基于概念图的关联规则知识表示方法,并将其用于人口数据的关联规则表示。该方法将关联规则所涉及的概念属性信息及相互关系转换成概念节点和关系节点,并能够准确、简洁且充分地展示规则信息。文中介绍了模式定义和模式解析,利用某省全员人口数据对基于概念图的关联规则表示算法进行了具体实现与分析。实验结果表明该方法具有良好的人口信息展示效果,转换结果具有较强的可解释性,便于用户获取更加准确和完备的信息。在下一步的研究中,我们将针对元知识、概念图的信息聚类模式进行具体研究与应用。

## 参考文献

- Sowa J F. Conceptual Structures: Information Processing in Mind and Machine [M]. Boston; Addison Wesley, 1984
- [2] Sowa J F. Conceptual graphs summary [C]///Conceptual Structures; Current Research and Practice, New Jersey; Ellis Hor-

- wood Upper Saddle River, 1992: 3-52
- [3] Kamaruddin S, Hamdan A, Bakar A, et al. Conceptual graph interchange format for mining financial statements [C] // RSKT 2009; Rough Sets and Knowledge Technology 4th International Conference, LNCS 5589. Berlin; Springer-Verlag, 2009; 579-586
- [4] Hernández-Gracidas C, Sucar L. Modeling spatial relations for image retrieval by conceptual graphs [C]//CWPR 2009; First Chilean Workshop on Pattern Recognition; Theory and Applications. Washington, DC; IEEE Computer Society, 2009
- [5] Montes-y-Gómez M, Gelbukh A, López-López A. Discovering association rules in semi-structured data sets [C]//IJCAI-2001; Workshop on Knowledge Discovery. Washington, DC; Morgan Kaufmann, 2001
- [6] Andrews S, Polovina S. A mapping from conceptual graphs to formal concept analysis [C]//ICCS'11; Proceedings of the 19th International Conference on Conceptual Structures for Discovering Knowledge, LNAI 6828. Berlin; Springer-Verlag, 2011; 63-76
- [7] Varga V. Conceptual graphs based representation and querying of databases [C]//AQTR 2010; IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics. Berlin; Springer-Verlag, 2010; 1-6
- [8] 陈宁,陈安. 基于模糊概念图的文档聚类及其在 Web 中的应用 [J]. 软件学报,2002,13(8):1598-1605
- [9] 杨选选,张蕾.基于语义角色和概念图的信息抽取模型[J]. 计算 机应用,2010,30(2);411-414
- [10] Kamaruddin S. Dissimilarity algorithm on conceptual graphs to mine text outliers [C]//DMO'09;2nd Conference on Data Mining and Optimization. Washington, DC; IEEE Computer Society,2009;46-52
- [11] Bogatyrev M, Kolosff A. Using conceptual graphs for text mining in technical support services [C] // PReMI 2011; Proceedings of the 4th International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence, Berlin; Springer-Verlag, 2011; 466-471
- [12] Comparot C. An easy way of expressing conceptual graph queries from keywords and query patterns [C]//ICCS'10; Proceedings of the 18th International Conference on Conceptual structures; from Information to Intelligence, Berlin; Springer-Verlag, 2010;84-96
- [13] Ślusarczyk G. Visual language and graph based structures in conceptual design [J]. Advanced Engineering Informatics, 2012, 26 (2):267-279
- [14] Croitoru M. Graphical norms via conceptual graphs [J]. Know-ledge-Based Systems, 2012, 29; 31-43
- [15] Bruzzese D, Davino C. Visual mining of association rules [C]// Visual Data Mining; Theory, Techniques and Tools for Visual Analytics, LNAI 6208. Berlin; Springer-Verlag, 2008; 103-122