

doi:10.3772/j.issn.1000-0135.2010.06.007

面向案例的隐性知识挖掘方法研究¹⁾朱恒民¹ 施琴芬² 黄卫东² 苏新宁³

(1. 南京邮电大学经济与管理学院, 南京 210046;

2. 南京邮电大学科技处, 南京 210046; 3. 南京大学信息管理系, 南京 210093)

摘要 案例是对以往经验的知识表达,它是组织保存隐性知识的一种重要形式,从案例中挖掘隐性知识是知识管理的重要内容。案例表达是案例挖掘的首要 and 关键环节。本文提出了一种基于本体的案例表达模型,它能够基于本体中通用词汇和概念间多种关系对案例进行准确地描述和清晰地组织,且具有较高的扩展性和灵活性。为了提高案例中隐性知识的挖掘效率,提出了谓词路径图的概念和相关理论,以及基于谓词路径图的多维关联规则挖掘算法 Ex-Apriori,该算法只需一遍扫描案例库。最后,通过构建一个小型手机维修案例库,验证了该方法的有效性。

关键词 案例挖掘 隐性知识 本体 谓词路径

A Method for Mining Tacit Knowledge from Cases

Zhu Hengmin¹, Shi Qinfen², Huang Weidong² and Su Xinning³

(1. College of Economics&Management, Nanjing University of Posts&Telecommunications, Nanjing 210046;

2. Department of Science and Technology, Nanjing University of Posts&Telecommunications, Nanjing 210046;

3. Department of Information Management, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract Cases contain a great deal of past experience, and they are an important means to preserve tacit knowledge for organizations. It's one of important task of knowledge management for mining tacit knowledge from cases. Representation of case is basic and key stage. A representation model of case based on ontology is proposed, and it can describe the case exactly, organize cases clearly, and is flexible to represent all kinds of cases. In order to improve the efficiency of mining tacit knowledge from cases, the concept and related theories of predicate road graph are proposed, and an algorithm based on predicate road graph is put forward for mining multiple dimension association rules from cases, and it needs to traverse case base only once. An example of mobile maintenance testifies that this method is effective.

Keywords case mining, tacit knowledge, ontology, predicate road graph

1 引言

在知识经济时代,知识发挥着越来越重要的作

用,它是组织竞争力的源泉。知识可以分为隐性知识和显性知识,其中,隐性知识是知识的主要组成部分,它存在于人的大脑,不易被人们传播和交流使用。不管是关于知识管理的调查研究,还是企业的

收稿日期:2009年9月27日

作者简介:朱恒民,男,1974年生,博士,副教授,主要研究方向:Web挖掘、数据挖掘、知识管理。E-mail: hengminzhu@163.com。施琴芬,女,1963年生,博士,研究员,主要研究方向:知识管理。黄卫东,男,1968年生,博士,教授,主要研究方向:知识管理、数据挖掘。苏新宁,男,1955年生,教授,博士生导师,主要研究方向:信息智能处理与检索、信息分析与科学评价。

1) 本论文得到国家自然科学基金项目(项目编号:70773080和70871061)、教育部人文社会科学重点研究基地2008年度重大项目(项目编号:08JJD870225)和江苏省高校哲学社会科学基金项目(项目编号:08SJD8700003)资助。

知识管理实践,都证明隐性知识是一种更为重要的知识资源^[1,2]。如何利用各种措施和手段挖掘知识主体的隐性知识,为企业和个人服务,是当前知识管理领域研究的热点问题,引起了学者和管理者们的极大重视。尽管一些学者对隐性知识向显性知识转化过程中的理论问题,如转化障碍、制约因素和应对措施进行了深入的分析^[3];一些高科技企业利用 Intranet 平台和知识管理软件等信息技术工具,创造良好的知识环境支持员工实时共享彼此之间的成果与经验,以促进个人隐性知识的流转,但是,由于隐性知识难以表达,一些个人不愿意共享自己专有的经验和技巧,这种构建信息平台的方式并不能高效地促进隐性知识的发掘和利用。

案例是对以往经验的知识表达,记录了要想达到某目标所必须吸取的基本教训或经验^[4],这些经验或教训正是组织的隐性知识。当前许多组织通过建立案例库来保存在处理事件中所运用的隐性知识,利用案例匹配、案例推理来处理新案例并取得了一定的成效^[5]。但是在常规的案例推理中大多只注重推理的结果,即问题案例的解决方案。而对组织来说,进行案例推理不只是为了得到一个解决方案,更关心源案例中解决问题时所使用的隐性知识^[6]。为了挖掘案例中蕴含的隐性知识,张喜征等通过将专家求解案例的行为序列向知识领域映射,以揭示知识模块间的前提或后继关系^[7]。

综上所述,案例是许多组织保存隐性知识的一种重要形式,从案例中挖掘出隐性知识是知识管理的重要内容之一。目前关于案例挖掘的大部分已有研究工作多是通过案例匹配、案例推理等方法,从过去同类问题的求解中获取新问题的解决方案,并不能有效地挖掘出案例中领域专家求解问题时所使用的隐性知识。鉴于此,本文对案例中隐性知识的挖掘方法展开研究。为了提高案例表达的准确性和灵活性,能够有效地挖掘出案例中的隐性知识,本文在本体的语义框架下研究案例的表达模型;针对目前多维关联规则挖掘方法存在多遍扫描数据集等缺点,提出了一种基于谓词路径图的多维关联规则挖掘算法,以期提高案例中隐性知识的挖掘效率。

2 基于本体的案例表达模型

案例表达是案例挖掘的基础和关键环节。静态框架是目前常见的案例表达模型,此外关系数据模型也往往被用来表示和存储案例^[8]。但是,由于案

例模式复杂,很难从案例中提取出固定的框架或特征属性集;而且随着大量新案例的出现,静态框架或关系模型在表达新模式案例时常显得力不从心。因此,迫切需要定义一个能够灵活地表示出不同模式案例的通用表达模型,并且要具备较好的扩展性。

本体是“对世界上客观存在物的系统描述”^[9],最著名并被引用最多的定义是 Gruber 提出的:“本体是概念模型的明确的规范说明”^[10]。本体概念的规范性,以及良好的概念层次结构和对逻辑推理的支持,使其能够捕获领域中本质的概念结构。因此,用基于本体的语义框架来描述案例,可以提高案例表达的通用性和扩展性,以及语义描述能力。

案例的内容模块是相对固定的,一般由以下三部分组成:① 问题或情景描述,即案例发生时要解决的问题及周围世界的状态;② 解决方案,即对问题的解决方法和过程的描述;③ 结果,即执行解决方案后导致的周围世界新的状态。问题和解决方案是案例中必不可少的,而结果部分可能在一些案例中是没有的。此外,案例库中的案例数量众多,每个案例隶属于特定的主题分类,因此需要采用一定的策略来组织好案例。

鉴于上述考虑,本文提出基于分类本体、元本体和案例本体的三层本体结构来描述案例。其中,分类本体描述案例的主题及其分类;元本体描述案例的模式,即包含的结构要素;案例本体是元本体的实例化。

分类本体采用三元组的形式表示,即 $\{C, R, J\}$ 。其中 C 是本体中的概念集; R 是本体中的关系集,常见的概念之间的关系有: Instance-of、Is-of、Attribute-of 和 Part-of; J 为公理集,根据概念间的关系推导出本体蕴含的各种知识,一般采用规则形式表示。

元本体采用五元组形式表示,即 $\{C, R, J, A, I\}$ 。其中, C 和 J 分别是本体中的概念集和公理集; A 为元本体描述的案例特征的集合; I 为案例集,是由隶属于元本体的所有案例构成的集合;关系集 R 除了具备分类本体中常见的概念间关系以外,还包含关系 Character-of 和 Case-of,前者用于描述案例特征与元本体之间的关系,后者描述具体案例和元本体之间的关系。

案例本体是对案例内容的具体描述,采用四元组形式表示,即 $\{C, R, J, D\}$ 。其中 C, J 分别是概念集和公理集。 D 为数据集,指具体案例的特征值构成的数据集,数据可以是单个的任何类型的值

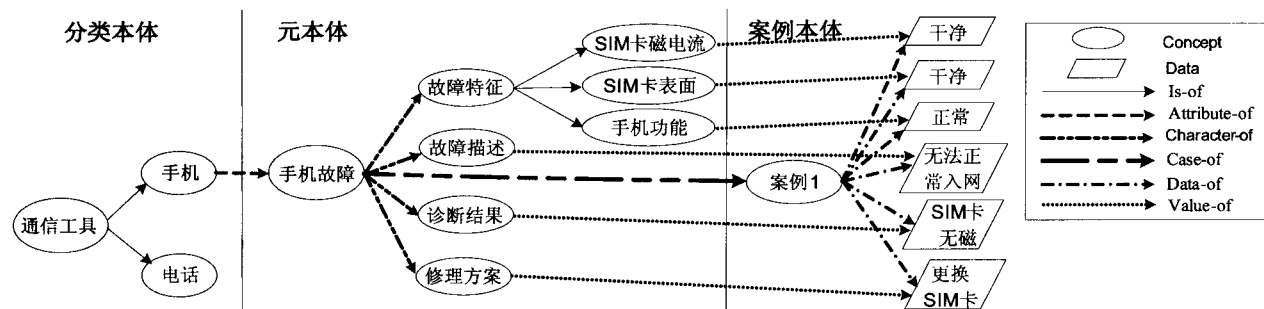


图1 基于本体的手机故障案例表达结构

数据,也可以是一组动作序列。关系集 R 中除了常见关系外,还补充了三种关系: Data-of、Value-of 和 Succeed-of。其中, Data-of 将特征数据和具体案例关联起来; Value-of 用于表示特征和值之间关系; 后继关系 Succeed-of 用于表示某些案例中的行为序列具有一定的先后关系,经常用于描述案例中问题的解决方案。

采用上述三层本体结构,对文献[11]中的一则手机维修案例进行表达,如图1所示。

上述基于本体的案例表达模型具有如下优点: 首先,本体中的领域词汇和概念间的多种关系,可以对案例进行准确的描述,分类本体又能够对大量案例进行清晰的组织;其次,将元本体和案例本体分开,可以利用本体中的通用概念、良好的概念层次结构和对逻辑推理的支持,定义出能够捕获案例本质结构的元本体,使本体表达模型具备良好的通用性和扩展性。

3 基于多维关联分析的案例隐性知识挖掘方法

案例中蕴含了丰富的领域专家求解问题时所使用的经验和知识,即隐性知识。由于案例的复杂性和周围环境在不断地变化,这类隐性知识对决策人员的帮助,要比通过案例匹配得到的问题解决方案来得更大。当组织搜集了大量的案例时,这些隐性知识就具有一定的统计特征,因此可以借鉴数据挖掘的方法进行知识开采。专家求解问题时所使用的隐性知识可以表达成多维关联规则形式,形如: $A_i(x, v_i) \wedge A_j(x, v_m) \wedge \dots \Rightarrow A_k(x, v_n) \wedge \dots$, 其中谓词 $A_i(x, v_i)$ 表示: 案例 x 在特征 A_i 上取值为 v_i 。因此,可以采用多维关联分析方法从案例中挖掘出隐性知识。

3.1 多维关联分析的研究现状

多维关联分析是指采用一定算法从数据集中发现两个或多个谓词的关联规则。最著名的关联挖掘算法是 Apriori 算法及其扩展^[12,13],它使用逐层搜索的迭代方法,需要多遍扫描数据集才能搜索出各层频繁模式,挖掘效率受到了限制。Fu Yongjian 和朱恒民等学者提出和研究了元规则制导的关联规则挖掘算法,采用规则模板描述所期望发现的规则形式,为了发现所有多维关联规则将需要定义太多的规则模板^[14,15]。为了减少数据库的遍历次数,刘波等提出了一种基于频繁模式图的多维关联规则挖掘算法^[16],该算法通过一遍扫描数据库构建的数据表图较为清晰地表达出每个谓词在数据库中出现的频率,但是为了避免在评价模式支持度时再次扫描数据库,构建的数据表图需要累计顶点数据项对应的记录标识,并通过多次计算顶点记录标识交集来评价模式的支持度。综上所述,现有的多维关联规则挖掘算法需要多次遍历数据库或者多次使用记录标识求交集,一定程度上影响了算法的空间和时间效率的提高。

针对基于本体表达和组织的案例库,本文提出了一种基于谓词路径图的多维关联规则高效挖掘算法 Ex-Apriori。该算法通过扫描案例库构建谓词路径图,基于频繁谓词路径图挖掘出频繁模式。在挖掘过程中只需扫描一遍案例库,而且不需要对每个案例的标识进行存储或计算其交集,算法的时间效率得到了显著提高。

3.2 算法基本概念

假设案例库 D 的特征集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, 特征 t_i (离散型) 的值域记为 $\text{Dom}(t_i)$, 每一个具体案例 D_j 记为 $(t_{1j}, t_{2j}, \dots, t_{mj})$, 其中 t_{ij} 表示谓词项在

特征 t_i 上取值为 t_{ij} , 且 $t_{ij} \in \text{Dom}(t_i)$ 。

定义 1 谓词路径。案例在每个特征上的取值称作一个谓词。任意指定多个特征的某一种排列 P , 依据排列 P , 每个案例在各特征上的取值就对应了一条谓词路径。

定义 2 谓词路径频率。案例库中有 n 个案例对应了同一条谓词路径 r , 称谓词路径 r 的频率为 n , 记作 $\text{num}(r) = n$ 。

定义 3 谓词路径图 $\text{Predi-G}(V, E, N)$ 。 V 是案例库 D 的所有谓词集合, 按特征名分为 m 个子集, 即 $\bigcup V_i = V$, 其中 V_i 仅包括特征名为 t_i 的谓词项; E 是同一案例中两个相邻谓词的有向弧的集合, 即 $E = \{ \langle v_i, v_j \rangle \mid v_i \in V_i, v_j \in V_j, \text{其中 } v_i \text{ 与 } v_j \text{ 为同一案例中相邻数据项} \}$; N 是不同路径上同名谓词间连接的有向弧集合, 即 $N = \{ \langle v_i^m, v_i^n \rangle \mid v_i^m = v_i^n = v_i, \text{且 } v_i^m, v_i^n \text{ 属于不同的谓词路径} \}$ 。

由谓词路径图的定义可知, 路径图中谓词间的连接方式有相邻谓词连接和同名谓词连接两种, 前者构成了谓词路径, 后者产生了同名谓词链表, 用于区分不同路径的同名谓词。

谓词路径图中每个数据项对应一个谓词, 数据项结构如图 2 所示。其中, 指针 road_before 指向谓词路径中该谓词的前置谓词, samePredi_next 指向同名谓词链表中该谓词的后继谓词, t_{ij} 表示该谓词在对应特征 t_i 上的取值, num 为该谓词的频率。

假设一案例库 D 中每个案例有四个共同的特征 $t_i (1 \leq i \leq 4)$, 共有六个案例: $D_1 = (t_{11}, t_{21}, t_{31}, t_{41})$, $D_2 = (t_{12}, t_{21}, t_{31}, t_{41})$, $D_3 = (t_{11}, t_{21}, t_{31}, t_{41})$, $D_4 = (t_{13}, t_{22}, t_{31}, t_{41})$, $D_5 = (t_{11}, t_{22}, t_{31}, t_{42})$, $D_6 =$

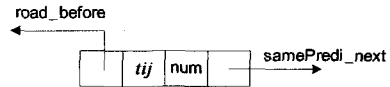


图 2 谓词路径图中数据项结构

$(t_{13}, t_{23}, t_{32}, t_{42})$ 。则构造的谓词路径图如图 3 所示。

定义 4 频繁谓词路径图。如果一个谓词路径图 $\text{Predi-G}(V, E, N)$ 的每一个谓词 v_i 都是频繁的, 即 v_i 的所有同名谓词频率之和大于等于最小支持度, 则称它为频繁谓词路径图。

由谓词路径图生成频繁谓词路径图的主要步骤为: 首先统计谓词路径图中每个谓词的频率, 判断其是否频繁; 如果有一谓词 v_i 不频繁, 则对于经过 v_i 的所有谓词路径, 将 v_i 从路径中删除, 同时在 v_i 前、后两谓词间增加有向弧, 保证路径的连通。

例如, 对于图 2 中的谓词路径图, 假设最小支持度 $\min_sup = 2/N$ (N 为案例总数), 则得到频繁谓词路径图如图 4 所示。

定理 1 在频繁谓词路径图中, 一个频繁模式 (t_{ia}, \dots, t_{jb}) 的支持度 $\text{sup}(t_{ia}, \dots, t_{jb}) = \frac{1}{N} \sum_{r_k \text{ 存在}}^{\text{存在}} \text{num}(r_k)$ 。其中 N 为案例总数, r_k 为一条包含 t_{ia}, \dots, t_{jb} 的路径。

证明: 由模式支持度的定义可知, $\text{sup}(t_{ia}, \dots, t_{jb}) = \text{包含}(t_{ia}, \dots, t_{ib}) \text{ 的案例数} / N$ 。由定义 1 可知, 在谓词路径图中, 每个案例有且仅有一条谓词路径与其相对应。案例与谓词路径的对应分两种情况: ①如果案例 d 与谓词路径 r 是一一对应的, 则

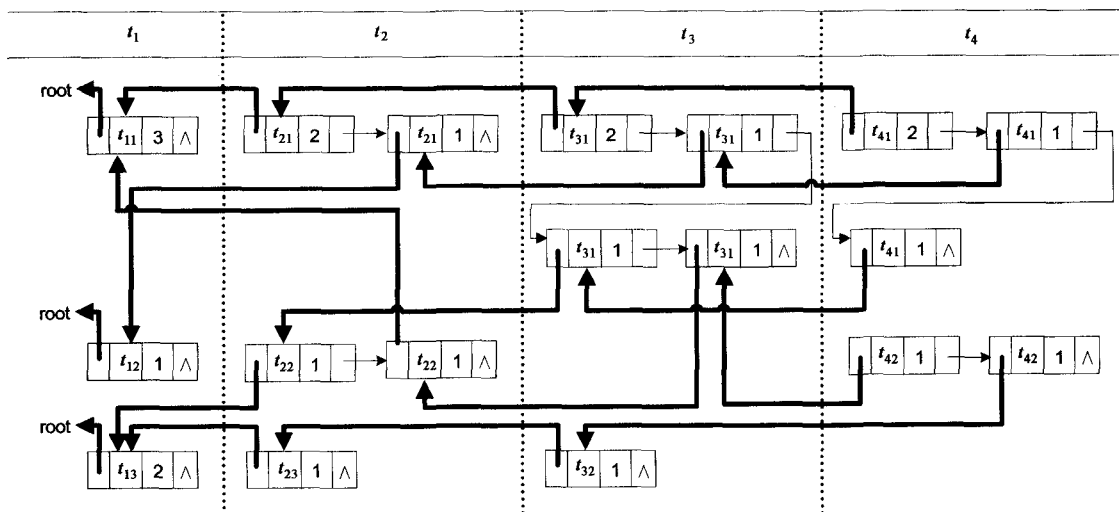


图 3 谓词路径图

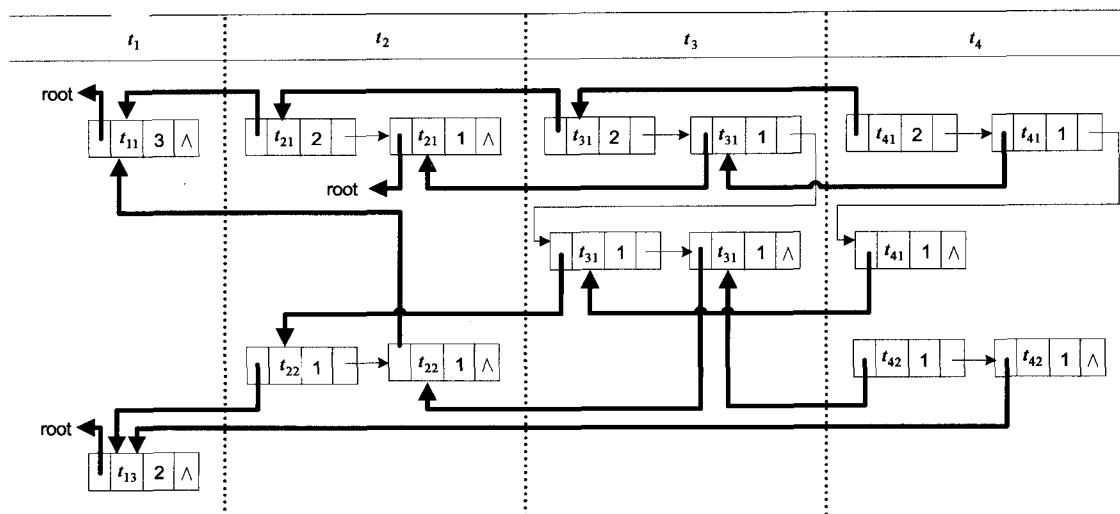


图4 频繁谓词路径图

$\text{num}(r) = 1$; ② 如果 n 个案例对应了同一条谓词路径 r , 根据定义 2 可知, $\text{num}(r) = n$ 。令包含 (t_{ia}, \dots, t_{jb}) 的案例集合 D 对应着谓词路径图中的 m 条谓词路径, 则可将 D 划分成 m 个子集, 使得每个子集 D_i 的所有案例对应着同一条谓词路径 r_i 。令 $|D_i|$ 表示案例子集 D_i 中的案例数量, 则包含 (t_{ia}, \dots, t_{jb}) 的案例数 $= |D_1| + \dots + |D_m| = \text{num}(r_1) + \dots + \text{num}(r_m)$, 所以 $\sup(t_{ia}, \dots, t_{jb}) =$

$$\frac{1}{N} \sum_{t_{ia}, \dots, t_{jb} \in r_k}^{\text{存在}} \text{num}(r_k) \text{ 成立。}$$

由定理 1 可知, 在频繁谓词路径图中, 我们可以通过计算覆盖模式的谓词路径频率, 完成模式支持度的评价, 从而避免了多遍扫描案例库或者计算案例标识的交集, 提高了挖掘效率。

3.3 基于谓词路径图的多维关联规则挖掘算法 Ex-Apriori

基于谓词路径图的概念和相关理论, 本文对经典关联挖掘算法 Apriori 进行了改进, 提出了基于谓词路径图的多维关联规则挖掘算法 Ex-Apriori。

遵从 Apriori 的基本思想, Ex-Apriori 算法也是由低项至高项产生各级候选项集和频繁项集, 改进地方在于 Apriori 算法需要遍历数据库来评价候选项集的支持度, 而 Ex-Apriori 算法是基于谓词路径的频率计算完成支持度的评价。Ex-Apriori 算法主要步骤见算法 1。

算法 1 Ex-Apriori()

Input: 案例库 D , 最小支持度 min_sup 。

Output: 各级频繁项集 L 。

- (1) 初始化 $L = \phi$;
- (2) 通过一次遍历案例库, 逐个将案例表达成谓词路径, 构造谓词路径图 G ;
- (3) 通过删除 G 中不频繁谓词, 生成频繁谓词路径图 PG ;
- (4) 罗列出 PG 中的谓词, 得到 1 项频繁项集 L_1 ;
- (5) for ($k = 2$; L_k 存在; $k++$) {
- (6) $C_k = \text{GenCandidate}(L_{k-1})$;
- (7) 根据定理 1 评价 C_k 的支持度, 筛选出 k 项频繁集 L_k ;
- (8) if L_k 存在 then $L = L \cup L_k$;
- (9) return L 。

函数 $\text{GenCandidate}(L_{k-1})$ 是由 $(k-1)$ 项频繁谓词集经过连接、剪枝生成的 k 项候选谓词集。具体步骤见算法 2。

算法 2 GenCandidate(L_{k-1})

Input: $k-1$ 项频繁集 L_{k-1} 。

Output: k 项候选集 C_k 。

- (1) 初始化 $C_k = \phi$;
- (2) for (L_{k-1} 中任意两个频繁谓词集 l_1 和 l_2) do {
- (3) if (l_1 和 l_2 有 $k-2$ 个项相同) and (第 $k-1$ 项分别是来自不同案例特征的谓词) then { // 判断连接条件;
- (4) $C = l_1 \triangleright \triangleleft l_2$; // 连接;

(5) if C 的所有子集都属于 L_{k-1} then $C_k = C_k \cup C$;

(6) else Delete C ; } //剪枝;

(7) } return C_k .

文献[17]证明了:判断一个数据库中是否存在至少包括 t 个属性、支持度为 σ 的频繁项集是 NP 完全问题。因此,提高挖掘频繁项集算法效率的主要途径是减少对数据库的扫描次数。Ex - Apriori 算法是基于频繁谓词路径图完成候选集支持度的评价,只有在构造谓词路径图时需要一次遍历案例库,而且不需要对每个案例的标识进行存储和计算其交集,大大地减少了算法 I/O 时间,提高了挖掘效率。

4 实例分析

考虑到手机维修人员在维修过程中使用了大量的经验和知识,本文通过对手机维修案例进行挖掘来验证方法的有效性。我们花了大量时间,通过网络、专业书刊、同专业人员访谈等多种方式,搜索整理出 156 条手机维修案例。基于本体表达模型构建的案例库如图 5 所示(部分)。

采用多维关联分析模型挖掘案例库中隐性知识。首先遍历案例库,构建谓词路径图如图 6 所示。然后生成频繁谓词路径图,基于 Ex-Apriori 算法挖掘

出频繁项集,并将其转换为关联规则(取 $\min_sup = 3/156, \min_conf = 70\%$)。部分列举如下:

(1)外观 = “浸水” \Rightarrow 修理方案 = “清洗主板”(支持度 $s = 4/156$, 可信度 $c = 100\%$);

(2)故障描述 = “无网络信号” \wedge 外观 = “被摔过” \Rightarrow 诊断结果 = “元件脱焊” \wedge 修理方案 = 先“加焊无线开关”,再“加焊射频 IC”($s = 3/156, c = 100\%$);

(3)机型 = “摩托罗拉” \wedge 故障描述 = “不能入网” \Rightarrow 故障诊断 = “Q202 故障” \wedge 修理方案 = “更换 Q202”($s = 3/156, c = 100\%$);

(4)机型 = “爱立信 388” \wedge 故障描述 = “无法开机” \Rightarrow 故障诊断 = “多模转换器脱焊” \wedge 修理方案 = “加焊多模转换器”($s = 3/156, c = 75\%$)。

(5)机型 = “西门子 C2588” \wedge 故障描述 = “振铃小” \Rightarrow 故障诊断 = “L300 损坏” \wedge 修理方案 = “更换 L300”($s = 3/156, c = 75\%$)。

从挖掘出的关联规则来看,部分规则同先验知识是一致的,具有可解释性,这也验证了方法的有效性。需要指出的是,挖掘规则的质量在很大程度上取决于案例的数量和质量。由手机维修案例可看出,虽然案例具有一定的结构,但是各个案例的故障特征差异很大,案例的模式也不尽相同。本文提出的本体表达模型具有良好的通用性和扩展性,能够

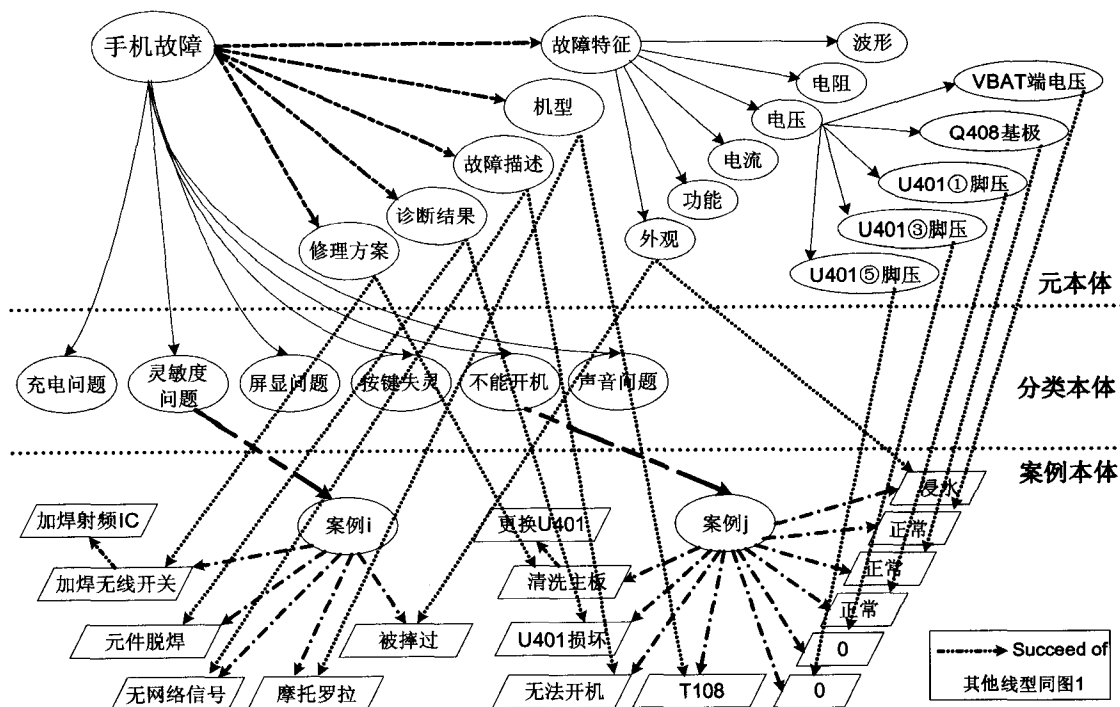


图5 基于本体的手机维修案例库(部分)

图6 手机维修案例库的谓词路径图(部分)

对不同模式的案例进行描述。

5 结束语

本文提出了面向案例的隐性知识挖掘方法,在本体的语义框架下研究了案例的表达模型,能够基于本体中的通用词汇和概念间多种关系对案例进行准确的描述和清晰的组织。相对于其他表达方式,本体表达模型具有较高的扩展性和灵活性,能够对不同模式的案例进行表达。针对 Apriori 算法需要多遍扫描数据集等缺点,该方法提出了基于谓词路径图的多维关联规则挖掘算法 Ex-Apriori,只需一遍扫描案例库即可挖掘出频繁模式,显著提高了算法的时间效率。

基于本体表达的案例库目前还需要人工方式来构建,耗时耗力,构建效率低。基于本体表达模型探索案例库的自动构建方法,将是作者今后努力的方向。

参考文献

- [7] 张喜征,陈博,傅荣. 基于案例的隐性知识挖掘研究[J]. 情报杂志, 2006(7): 8-9.
- [8] 王雪华,张旭娟,王春雨. 刑事案件的多维关联分析模型研究[J]. 情报学报, 2008, 27(3): 451-458.
- [9] 邓志鸿,唐世渭,张铭,等. Ontology 研究综述[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2002(5): 730-738.
- [10] Gruber T R. A translation approach to portable ontology specifications[J]. Knowledge Acquisition, 1993(5): 199-220.
- [11] 高晓云. 基于本体的隐性知识转化模型[D]. 西安电子科技大学硕士论文, 2007.
- [12] Agrawal R, Imielinski T, Swami A. Mining association rules between sets of items in large databases [C] // Proceedings of 1993 ACM-SIGMOD International Conference on Management of Data (SIGMOD'93). New York: ACM Press, 1993: 207-216.
- [13] Agrawal R, Srikant R. Fast algorithms for mining association rules[C] // Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB'94). Morgan Kaufmann, 1994: 487-499.
- [14] Fu Yongjian, Han Jiawei. Meta-rule-guided mining of association rules in relational databases [C] // First International Workshop on Integration of Knowledge Discovery with Deductive and Object-Oriented Databases (KDOOD'95). Singapore, 1995: 39-46.
- [15] 朱恒民,刘建国,王宁生. 基于连接属性的元规则实例方法[J]. 控制与决策, 2005, 20(10): 1120-1124.
- [16] 刘波,潘久辉. 基于频繁模式图的多维关联规则挖掘算法研究[J]. 电子学报, 2007, 35(8): 1612-1616.
- [17] Gunopulos D, Khardon R, Mannila H, et al. Discovering all most specific sentences [J]. ACM Transactions on Database Systems, 2003, V(N): 1-36.

(责任编辑 许增棋)