

信任网络中的依赖关系分析与消除

蒋黎明¹ 张琨¹ 徐建^{1,2} 张宏¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210094)²

摘 要 针对现有的信任聚合方法普遍存在因推荐信息损耗或重复计算等导致信任度量结果与直接推荐之间偏差增大的问题,首先引入信任子图及左邻与右邻结点等相关概念,并证明了信任子图中依赖关系与结点入度及出度之间的关联性,在此基础上,提出了一种有效的依赖关系消除算法,最后,给出了一个数值计算实例来说明该方法的可行性和有效性。

关键词 信任网络,信任聚合,信任子图,依赖关系

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Analysis and Elimination of the Dependent Relationships in Trust Networks

JIANG Li-ming¹ ZHANG Kun¹ XU Jian^{1,2} ZHANG Hong¹

(Institute of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210094, China)²

Abstract Current trust aggregation methods have the problems of information loss or repetitive calculation that limit analysis and disposal of the dependent relationships in transitivity trust networks, which leads to the deviation between the computation trust value and the direct recommendation increasing. This article introduced a definition of trust sub-graph, combined with its left neighboring nodes and right neighboring nodes, proved the existence of a relationship between the dependent relationships and the in-degree and out-degree of nodes in trust graph, we proposed an algorithm to eliminate the dependency existed in trust graph. We also provided a numerical example to illustrate the validity and feasibility of our method.

Keywords Trust networks, Trust aggregation, Trust sub-graph, Dependent relationships

1 引言

信任模型已经成为解决开放网络中信任相关问题的一种有效的“软安全”技术,对各种信任模型而言,直接交互经验是进行信任度量的第一手资料,但由于直接交互经验往往非常有限,因此,信任传递与聚合是信任模型中基于实体间已经存在的直接信任关系推导出陌生实体间的间接信任关系的主要方法和手段。这方面具有代表性的研究工作见文献[1-4]。

在信任聚合研究方面,传统的研究方法允许信任网络中出现环和依赖关系,并采用归一化方法来控制信任路径间依赖关系,如 EigenRep 算法^[4]等。文献[4]中采用归一化信任值作为传递算子计算单步传递信任,并以此进行全局迭代,计算出节点的全局可信度。可见, EigenRep 算法采用的归一化方法实际上就是基于推荐实体的声誉确定其推荐权重,区分了不同信任路径的重要程度。但由于该方法没有区分服务信任与反馈信任,在系统中存在恶意攻击的情况下, EigenRep

算法中采用的归一化方法的适用性受到严重挑战。控制信任路径间的依赖关系的另一种方法是简化传递信任网络。这方面的代表性研究工作见文献[5-7]。文献[5]中提出了一种采用主观逻辑分析信任网络的方法(TAN-SL),该方法依据源结点和目标结点间的可达性及其是否同一嵌套层次来构造有向系列平行图(DSPG),并提出一种发现最优 DSPG 的启发式规则,丢弃那些可信度值低于门限值的推荐路径,避免出现可信度低的多条信任路径合成后其可信度大大超过单一信任路径信任度的情况,因此可以提高信任网络环境下信任推导的可靠性。由于文献[5]中简化信任传递网络的同时也引入了信息损耗问题,因此文献[6]提出了另一种传递信任网络分析方法,该方法通过分裂信任图中引起相互依赖关系的边和结点来保证信任图的规范性,即信任图中任意一条边或结点仅出现一次,换句话说,不同的信任路径之间不存在公共边。但该方法并没有给出如何确定结点分裂后新增加的边的权值(反馈信任度)。

到稿日期:2010-07-08 返修日期:2010-10-09 本文受国家自然科学基金资助项目(90718021),江苏省自然科学基金项目(SBK201022379),高等学校博士学科点专项科研基金(20093219120024),自主科研专项计划(2010ZYTS035)资助。

蒋黎明(1983-),博士生,主要研究方向为动态信任建模和人工智能, E-mail: njjustilm@163.com; 张琨(1977-),副教授,主要研究方向为信息安全与生物计算; 徐建(1979-),讲师,主要研究方向为风险跟踪评价与动态预测; 张宏(1956-),教授,博士生导师,主要研究方向为 Ad-hoc 网络体系结构与分布式系统安全。

通过上述分析,信任聚合仍然面临两方面的挑战:(1)基于原始信任网络的信任聚合没有考虑信任路径之间的复杂的依赖关系,推荐信息的重复计算导致某些实体的推荐信息被“放大”;(2)基于简化信任网络的信任聚合存在不同程度的信息损耗,同时由于 DSPG 中的各信任路径之间仍然存在依赖关系,导致信任推导公式比较复杂。上述原因都在不同程度上影响了信任度量的准确性并增加了推导过程的复杂性。

本文首先介绍了信任网络中的信任传递与聚合方法,然后分析了信任路径之间的依赖关系,给出了信任子图、左邻和右邻结点等概念,并证明了信任子图中不存在依赖关系时结点的入度及出度应满足的条件,基于这些结论,给出了一种消除信任路径之间依赖关系的算法 EDTR。数值计算实例表明,基于规范信任子图的信任度量结果与直接推荐信任度的偏差最小,提高了信任度量的准确性,并且简化了信任推导过程。

2 信任网络中的信任传递与聚合

2.1 信任传递

Jøsang 在文献[7]中明确提出信任关系在一致的信任目的语义约束下可以传递。本文在文献[7]的基础上给出基于信任路径的信任传递的表达方式。如图 1 所示,标号为 1 的实线表示实体之间存在服务信任 PT;标号为 2 的虚线表示实体之间存在反馈信任 FT;标号为 3 的虚线表示实体之间的传递反馈信任;标号为 4 的虚线表示实体之间的传递服务信任,也可称为推荐信任。

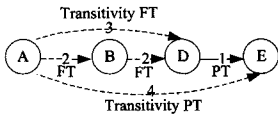


图 1 基于信任路径的信任传递

(1) 反馈信任传递

假设实体 A 对实体 B 的反馈信任表示为 FT_A^B , 实体 B 对实体 D 的反馈信任表示为 FT_B^D , 则定义实体 A 对实体 D 的反馈信任 FT_A^D 为: $FT_A^D = FT_A^B \otimes FT_B^D$ 。

(2) 服务功能信任传递

假设实体 A 对实体 D 的反馈信任表示为 FT_A^D , 实体 D 对实体 E 的服务功能信任表示为 PT_D^E , 则定义 A 对 E 的传递服务功能信任 PT_A^E 为: $PT_A^E = FT_A^D \otimes PT_D^E$ 。

2.2 并行信任合成

实体 A 通过多条信任路径收集到关于实体 F 的推荐信任信息时,需要融合来自不同信任路径的传递信任,如图 2 所示。

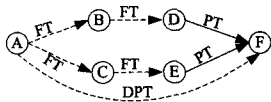


图 2 基于并行信任合成的信任推导

假设实体 A 对实体 B 的反馈信任表示为 FT_A^B , 实体 B 对实体 D 的反馈信任表示为 FT_B^D , 实体 D 对实体 F 的服务信任表示为 PT_D^F ; 实体 A 对实体 C 的反馈信任表示为 FT_A^C , 实体 C 对实体 E 的反馈信任表示为 FT_C^E , 实体 E 对实体 F 的服务功能信任表示为 PT_E^F , 则定义实体 A 对实体 M 的服务

信任为 DPT_A^F , 记为: $DPT_A^F = (FT_A^B \otimes FT_B^D \otimes PT_D^F) \oplus (FT_A^C \otimes FT_C^E \otimes PT_E^F)$ 。

2.3 信任路径间依赖关系分析

从图 3 可以看出,实体 A 到实体 J 的信任路径一共有 4 条,分别为: $path_1: ABFGJ$; $path_2: ABGJ$; $path_3: ABCFGJ$ 和 $path_4: ACFGJ$ 。所有信任路径依赖于实体 G 的推荐,而 $path_1$, $path_3$ 和 $path_4$ 又依赖于实体 F 的推荐, $path_3$ 和 $path_4$ 又依赖于实体 C 的推荐。实体 A 到实体 L 的信任路径有 2 条,分别为 $path_5: ADIL$ 和 $path_6: AEIL$, $path_5$ 和 $path_6$ 都依赖于 I 的推荐。

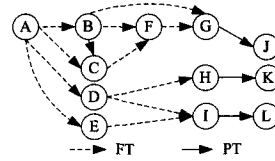


图 3 基于信任路径的信任聚合

实体 A 到实体 K 的信任路径只有一条,即 $path_7: ADHK$, A 对 K 的信任度只需要计算出传递信任即可,不存在信任聚合计算问题。

通过分析,可以看出,信任网络中存在依赖关系的 2 个触发条件:

(1) 信任源实体到同一信任目的实体之间存在的信任路径不少于 2 条,如图 3 中的实体 A 与 J 之间存在 4 条信任路径, A 与 L 之间存在 2 条信任路径;

(2) 同一推荐实体出现在多条信任路径中,如实体 B、实体 C 和实体 I 等。

只有任意两条或多条信任路径间同时满足条件(1)、(2)时,信任路径之间才存在依赖关系。

3 信任路径间依赖关系消除方法

3.1 算法原理

定义 1(信任子图) $G(V, E)$ 为一个有向无环图,假设 $V = s \cup V^r \cup e$, 其中 s 是 G 中始发结点且 $\text{in-degree}(s)$ 为 0, s 对应于服务请求实体 $SR(s)$; V^r 是由 G 中所有非始发结点和非最终结点构成的集合, $v_i \in V^r$ 对应于推荐实体 $SRE(v_i)$; e 是 G 中最终结点, e 对应于服务提供实体 $SP(e)$ 。那么:

(1) $\forall v_i \in V^r$, 若 $G(V, E)$ 中存在相应的边 E_{s, v_i} , 对应于 $SR(s)$ 与 $SRE(v_i)$ 之间的反馈信任;

(2) $\forall v_i, v_j \in V^r$, 若 $G(V, E)$ 中存在相应的边 E_{v_i, v_j} , 对应于 $SRE(v_i)$ 与 $SRE(v_j)$ 之间的反馈信任;

(3) $\forall v_i \in V^r$, 若 $G(V, E)$ 中存在相应的边 $E_{v_i, e}, E_{v_i, e}$ 对应于 $SRE(v_i)$ 与 $SP(e)$ 之间的服务信任。

若满足上面的条件,则 $G(V, E)$ 称为 $SR(s)$ 的信任子图。可以看出, $G(V, E)$ 为弱连通图。

定义 2(信任路径依赖关系) $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, $G(V, E)$ 中从始发结点 s 到最终结点 e 的所有路径称为信任路径集合, 记为 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 。若满足: $\exists r_i, r_j (i, j \in 1, 2, \dots, m), r_i \cap r_j \cap \{s, e\} \neq \emptyset$, 其中 $r_i \setminus \{s, e\}$ 表示 r_i 中去除结点 s 和 e 剩下的结点集合, 则称 $G(V, E)$ 中存在信任路径依赖关系; 否则称 $G(V, E)$ 中不存在信任路径依赖关系。

推论 1(信任路径依赖与结点入度及出度的关系) $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, $\forall v_i \in V^r$, 若满足 $\text{in-degree}(v_i)$ 和 $\text{out-degree}(v_i)$ 均为 1, 则 $G(V, E)$ 不存在信任路径依赖关系。

证明: $G(V, E)$ 中的始发结点 s 的右邻居集合为 $RNv(G, s)$, 假设 $|RNv(G, s)| = m$, $|LNv(G, e)| = n$, 即结点 s 的出度为 m , 结点 e 的入度为 n 。基于图论中所有节点的入度之和等于所有节点的出度之和的结论, 可以推导出 $m = n$ 这样一个结论; 又因为, $\forall v_i \in V^r$, $\text{in-degree}(v_i)$ 和 $\text{out-degree}(v_i)$ 均为 1, 所以 $RNv(G, s)$ 中的结点与 $LNv(G, e)$ 中的结点是一一对应的, 即 $RNv(G, s)$ 中某一个结点与 $LNv(G, e)$ 中的某一结点之间有且仅有一条路径, 由此可以推出: s 到 e 之间必存在 m 条信任路径, 记为 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$, 且 $\forall v_i \in V^r$, v_i 只能位于其中的某一条信任路径上。因此, $\forall r_i, r_j (i, j \in 1, 2, \dots, m)$, 满足 $r_i / \{s, e\} \cap r_j / \{s, e\} = \emptyset$, 依据定义 2, $G(V, E)$ 中不存在信任路径依赖关系。证毕。

因为信任路径本质上反映了信任子图中结点之间的信任关系, 所以引入信任子图中左邻及右邻结点等概念。

定义 3(左邻结点) $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, 如果从结点 β 经过 1 条边能够到达结点 $\alpha (\alpha, \beta \in V)$, 即 $G(V, E)$ 中存在一条 β 到 α 的有向边 $E_{\beta, \alpha}$, 那么称 β 是 α 的左邻结点。在 $G(V, E)$ 中, 到达 α 的所有左邻结点构成的集合表示为 $LNv(G, \alpha)$ 。

定义 4(右邻结点) $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, 如果从结点 α 经过 1 条边能够到达结点 $\beta (\alpha, \beta \in V)$, 即 $G(V, E)$ 中存在一条 α 到 β 的有向边 $E_{\alpha, \beta}$, 那么称 β 是 α 的右邻结点。在 $G(V, E)$ 中, α 到达的所有右邻结点构成的集合表示为 $RNv(G, \alpha)$ 。

定义 5(后向多源依赖) $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, 如果 $|LNv(G, \alpha)| > 1$, 则 $LNv(G, \alpha)$ 中所有结点都依赖于结点 α 的推荐, 即 α 存在后向多源依赖。如果 $|LNv(G, \alpha)| = 1$, 则 α 与其左邻结点间为单源依赖。信任子图中的单源依赖能够有效降低信任推导的不确定性。

定义 6(前向多源依赖) $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, 如果 $|RNv(G, \alpha)| > 1$, 则结点 α 都依赖于 $RNv(G, \alpha)$ 中所有结点的推荐, 即 α 存在前向多源依赖。如果 $|RNv(G, \alpha)| = 1$, 则 α 与其右邻结点间为单源依赖。

定义 7(规范信任子图) 若 $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的一个信任子图, $\forall v_i \in V^r$, 如果 v_i 既不存在前向多源依赖, 也不存在后向多源依赖, 则称 $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的规范信任子图, 记为 CTSG。

性质 1 如果 $G(V, E)$ 为 $SR(s)$ 的规范信任子图, 则 $\forall v_i \in V^r$, 必满足 $\text{in-degree}(v_i)$ 和 $\text{out-degree}(v_i)$ 均为 1。

综合推论 1 和性质 1 可知, 规范信任子图 CTSG 中不存在信任路径依赖关系。因此, 本文对信任子图中信任路径依赖关系的处理方法是: 分别消除信任子图中结点 $v_i (v_i \in V^r)$ 存在的前向多源依赖和后向多源依赖关系, 得到规范信任子图。

3.2 消除信任路径依赖关系的 EDTR 算法

本文提出的消除信任路径依赖关系的 EDTR 算法基于推论 1 的结论, 如图 4 所示。

算法 消除信任子图中信任路径依赖关系的 EDTR 算法

输入: 信任子图 $G(V, E)$;

输出: 规范信任子图 CTSG;

```

1  $V^u = \{v_j | \text{in-degree}(v_j) > 1, v_j \in V^r\}$ ; // 存在后向多源依赖关系的结点
2 while ( $V^u \neq \emptyset$ )
3   {  $v_i = \text{ChooseNode}(V^u, i)$ ;
4      $V^p \leftarrow \emptyset$ ;
5      $FT_{v_i}^s = \text{FT\_measurement}(s, v_i)$ ; //  $FT_{v_i}^s$  为始发结点  $s$  与  $v_i$  之间的反馈信任关系
6      $\text{addEdge}(G(V, E), E_{s, v_i})$ ; //  $E_{s, v_i}$  对应于  $FT_{v_i}^s$ 
7      $\text{DeleteEdge}(G(V, E), V^p)$ ;
8      $V^u = \{v_j | \text{in-degree}(v_j) > 1, v_j \in V^r\}$ ;
9   }
10  $V^w = \{v_j | \text{out-degree}(v_j) > 1, v_j \in V^r\}$ ; // 存在前向多源依赖关系的结点
11 while ( $V^w \neq \emptyset$ )
12   {  $v_i = \text{ChooseNode}(V^w, i)$ ;
13      $V^m \leftarrow \emptyset$ ;
14      $PT_{v_i}^e = \text{PT\_measurement}(v_i, e)$ ; //  $PT_{v_i}^e$  为  $v_i$  和终止结点  $e$  之间的服务信任关系
15      $\text{addEdge}(G(V, E), E_{v_i, e})$ ; //  $E_{v_i, e}$  对应于  $PT_{v_i}^e$ 
16      $\text{DeleteEdge}(G(V, E), V^m)$ ;
17      $V^w = \{v_j | \text{out-degree}(v_j) > 1, v_j \in V^r\}$ ;
18   }
19  $\text{CSTG} = G(V, E)$ ; // 简化后的信任子图为规范信任子图
28 return  $\text{CSTG}$ ;
// 度量结点  $x$  和  $y$  之间的反馈信任关系
 $\text{FT\_measurement}(x, y)$ 
  { if ( $|LNv(G, y)| > 1$ )
    { for (int  $k=0; k < |LNv(G, y)|; k++$ )
      {  $u_k = \text{ChooseNode}(LNv(G, y), k)$ ;
         $\text{addElement}(V^p, E_{u_k, y})$ ;
        //  $x$  和  $y$  之间存在多条路径, 合成多条路径下的传递反馈信任
         $FT_{y_i}^x = \oplus (\text{FT\_measurement}(x, u_k) \otimes \widetilde{FT}_{u_k}^y)$ ;
      }
    }
  }
else
  {  $u = \text{ChooseNode}(LNv(G, y), 1)$ 
    //  $x$  和  $y$  之间仅存在单条路径
     $FT_{y_i}^x = \text{FT\_measurement}(x, u) \otimes \widetilde{FT}_u^y$ ;
  }
}
// 度量结点  $x$  和  $y$  之间的服务信任关系
 $\text{PT\_measurement}(x, y)$ 
  { if ( $|RNv(G, x)| > 1$ )
    { for (int  $k=0; k < |RNv(G, x)|; k++$ )
      {  $\mu_k = \text{ChooseNode}(RNv(G, x), k)$ ;
         $\text{addElement}(V^m, E_{\mu_k, y})$ ;
        //  $x$  和  $y$  之间存在多条路径, 合成多条路径下的传递服务信任
         $PT_{y_i}^x = \oplus (FT_{\mu_k}^x \otimes \text{PT\_measurement}(\mu_k, y))$ ;
      }
    }
  }

```

```

}
else
{
 $\mu = \text{ChooseNode}(RN_V(G, x), 1)$ 
// x 和 y 之间仅存在单条路径
 $PT_{\mu}^y = FT_{\mu}^y \otimes PT\_measurement(\mu, y)$ ;
}
}

```

图4 EDTR 算法

4 信任度量实例

为了验证本文方法的可行性和有效性,采用证据理论建模图3中各实体间的直接信任关系,其中, $PT_{\mu}^y = (m_{XY}(PT), m_{XY}(\neg PT), m_{XY}(\Theta))$ 表示X对Y的服务信任度, $m_{XY}(PT)$, $m_{XY}(\neg PT)$ 和 $m_{XY}(\Theta)$ 分别表示X与Y的所有服务交互中,满意、不满意和不确定服务各自所占的比例; $FT_{\mu}^y = (m_{XY}(FT), m_{XY}(\neg FT), m_{XY}(\Theta))$ 表示X对Y的反馈信任度, $m_{XY}(FT)$, $m_{XY}(\neg FT)$ 和 $m_{XY}(\Theta)$ 分别表示X与Y的所有推荐交互中,满意、不满意和不确定推荐各自所占的比例,如表1所列。然后给出基于原始信任图、DSPG和CTSG的信任度量结果。

表1 图3中的直接信任度量

relation	measurement	relation	measurement
FT_A^B	(0.9, 0.0, 0.1)	FT_D^I	(0.9, 0.0, 0.1)
FT_A^C	(0.9, 0.0, 0.1)	FT_D^H	(0.9, 0.0, 0.1)
FT_A^R	(0.9, 0.0, 0.1)	FT_E^I	(0.9, 0.0, 0.1)
FT_A^E	(0.9, 0.0, 0.1)	FT_F^G	(0.9, 0.0, 0.1)
FT_B^C	(0.9, 0.0, 0.1)	PT_G^I	(0.6, 0.2, 0.2)
FT_B^E	(0.9, 0.0, 0.1)	PT_H^K	(0.8, 0.1, 0.1)
FT_B^G	(0.9, 0.0, 0.1)	PT_I^L	(0.7, 0.2, 0.1)
FT_C^E	(0.9, 0.0, 0.1)		

(1) 基于原始信任图的信任度量:不考虑信任路径之间的依赖关系,采用证据合成规则融合原始信任图中各信任路径下的传递信任。推导出实体A对J, K和L的服务信任分别为:

$$\left\{ \begin{aligned} DPT_A^J &= (m_{AJ}(P_T), m_{AJ}(\neg P_T), m_{AJ}(\Theta)) \\ &= (0.87, 0.07, 0.06) \\ DPT_A^K &= (m_{AK}(P_T), m_{AK}(\neg P_T), m_{AK}(\Theta)) \\ &= (0.65, 0.06, 0.29) \\ DPT_A^L &= (m_{AL}(P_T), m_{AL}(\neg P_T), m_{AL}(\Theta)) \\ &= (0.79, 0.09, 0.12) \end{aligned} \right.$$

(2) 基于DSPG的信任度量:TAN-SL方法依据源结点和目标结点间的可达性及其是否同一嵌套层次来构造DSPG,基于文献[5]中的信任推导规则,推导出实体A对J, K和L的服务信任分别为:

$$\left\{ \begin{aligned} DPT_A^J &= (m_{AJ}(P_T), m_{AJ}(\neg P_T), m_{AJ}(\Theta)) \\ &= (0.51, 0.1, 0.38) \\ DPT_A^K &= (m_{AK}(P_T), m_{AK}(\neg P_T), m_{AK}(\Theta)) \\ &= (0.65, 0.06, 0.29) \\ DPT_A^L &= (m_{AL}(P_T), m_{AL}(\neg P_T), m_{AL}(\Theta)) \\ &= (0.67, 0.13, 0.2) \end{aligned} \right.$$

(3) 基于CTSG的信任度量:采用EDTR算法消除信任子图中的依赖关系得到CTSG。采用证据合成规则融合CTSG中各信任路径下的传递信任。推导出实体A对J, K和L的服务信任分别为:

$$\left\{ \begin{aligned} DPT_A^J &= (m_{AJ}(P_T), m_{AJ}(\neg P_T), m_{AJ}(\Theta)) \\ &= (0.59, 0.12, 0.29) \\ DPT_A^K &= (m_{AK}(P_T), m_{AK}(\neg P_T), m_{AK}(\Theta)) \\ &= (0.65, 0.06, 0.29) \\ DPT_A^L &= (m_{AL}(P_T), m_{AL}(\neg P_T), m_{AL}(\Theta)) \\ &= (0.67, 0.13, 0.2) \end{aligned} \right.$$

对比不同方法下的信任聚合结果,可以看出:

(1)不存在依赖关系情况下:实体A与K之间仅存在一条信任路径,A对K的信任度只需要计算出传递信任即可,不存在信任聚合计算问题,因此,3种不同方法下得到的信任度量结果是一致的。

(2)存在依赖关系情况下:基于原始信任图的信任度量方法存在推荐信息的重复计算问题,导致度量结果要大于真实推荐值。

(3)不存在嵌套依赖关系情况下:基于DSPG与基于CTSG的信任度量结果是一致的,并且非常接近实际推荐值。

(4)存在嵌套依赖关系情况下:由于TAN-SL方法构造的DSPG引入了信息损耗,基于DSPG的信任度量结果要比实际推荐值偏低,而基于CTSG的信任度量非常接近实际推荐值。

结束语 针对现有的信任聚合方法存在因不能解决推荐信息损耗或重复计算等而导致信任度量结果与直接推荐之间偏差过大的问题,本研究对信任传递与聚合机制展开分析,引入了信任子图及其左邻与右邻结点等概念,证明信任子图中不存在依赖关系时结点的入度及出度应满足的条件,并提出了消除信任子图中依赖关系的EDTR算法。信任度量实例表明,相比于原始信任图和DSPG,基于CTSG的信任聚合结果与实际推荐值偏差最小,可见该方法能有效提高信任度量的准确性。

参考文献

- [1] Li Li-fen. Trust derivation and transitivity in a recommendation trust model[C]// The proceedings of International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008
- [2] Hasan O, Brunie L, Pierson J M. Evaluation of the iterative multiplication strategy for trust propagation in pervasive environments[C]// Proceedings of the 2009 international conference on pervasive services. London, 2009
- [3] Ma Bin. Cross-Layer Trust Model and Algorithm of Node Selection in Wireless Sensor Networks[C]// 2009 International Conference on Communication Software and Networks, Macau, China, 2009
- [4] Kamvar S, Schlosser M, Garcia-Molina H. EigenRep: Reputation management in P2P networks[C]// Proc. of the 12th Int'l World Wide Web Conf. New York: ACM Press, 2003; 123-134
- [5] Jøsang A, Gray E, Kinatader M. Simplification and analysis of transitive trust networks[J]. Web Intelligence and Agent System, 2006, 4(2): 139-161
- [6] Jøsang A, Bhuiyan T. Optimal trust networks analysis with subjective logic[C]// The second International Conference on Emerging Security Information, Systems and Technologies, France, 2008
- [7] Jøsang A, Pope S. Semantic Constraints for Trust Transitivity [C]// Proceedings of the 2nd Asia-Pacific conference on Conceptual modeling, Australia, 2005