

## 基于信任网络的 C2C 电子商务信任算法<sup>\*</sup>

甘早斌, 曾 灿, 马 尧, 鲁宏伟

(华中科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430074)

通讯作者: 鲁宏伟, E-mail: luhw@mail.hust.edu.cn

**摘 要:** C2C 电子商务交易具有匿名性、随机性、动态性的特点, 交易双方仅通过虚拟网络交换信息, 缺乏基本的信任基础, 交易存在较大的风险. 构造科学的信任计算模型、客观度量卖家的可信度、辅助买家(消费者)做出正确的购买决策, 是降低交易风险的有效手段之一. 为此, 从买家的角度出发, 详细讨论了信任网络的基本概念及其相关性, 并以信任的时间敏感性、不对称性、可传递性和可选择性为基础, 建立了 C2C 电子商务环境下的动态信任算法(C2C dynamic trust algorithm, 简称 CDTA). 该算法首先通过买家自身的交易经验计算买家对卖家的直接信任度, 然后计算来自信任网络中买家的朋友对卖家的推荐信任度, 最后通过信任调节因子集成直接信任度和推荐信任度来获得买家对卖家的信任度. 仿真实验分析结果表明: 一方面, 该算法考虑了交易的多属性及其相关性, 信任评价的粒度更加细化, 使得信任计算的结果更加客观; 另一方面, 评价相似度可以很好地筛选出符合买家“个性”的推荐节点, 使推荐信任度更准确, 可以进一步抑制恶意节点对信任算法的影响.

**关键词:** C2C 电子商务; 信任网络; 信任属性; 信任计算

**中图法分类号:** TP18

中文引用格式: 甘早斌, 曾灿, 马尧, 鲁宏伟. 基于信任网络的 C2C 电子商务信任算法. 软件学报, 2015, 26(8): 1946-1959. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4690.htm>

英文引用格式: Gan ZB, Zeng C, Ma Y, Lu HW. C2C e-commerce trust algorithm based on trust network. Ruan Jian Xue Bao/ Journal of Software, 2015, 26(8): 1946-1959 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4690.htm>

## C2C E-Commerce Trust Algorithm Based on Trust Network

GAN Zao-Bin, ZENG Can, MA Yao, LU Hong-Wei

(School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** In C2C e-commerce systems, transactions are anonymous, random and dynamic. Since the transaction information is exchanged between the partners by the virtual network, the partners lack the basic trust foundations and there exist high risks in the process of the transactions. One of the efficient ways to reduce the transaction risk is to evaluate the seller's trustworthiness and help the buyer make scientific decision by trust models. From the buyer's perspective, this paper presents a C2C dynamic trust algorithm (CDTA) for the e-commerce environment. The algorithm takes into account the attributes of trust and trust network, such as the time sensitiveness, the asymmetry of the trust, and the transitivity and selectivity of the trust propagation paths. First, the direct trustworthiness of the buyer to the seller is computed by the transaction experience between them. Second, the reference trustworthiness is computed from the buyer's friends in the trust network according to the recommendation confidence. Finally, the trust of the buyer to the seller is acquired through the integration of the direct trustworthiness and the reference trustworthiness with the trust adjusting factor. The experiments show that the granularity of the trust evaluation is more fine-grained and the evaluation result is more objective than existing work. On the other hand, the similarity review can help the buyer sift out the reference nodes meeting with the buyer's preference, make the reference trustworthiness more credible, and resist the attacks from malicious nodes.

**Key words:** C2C e-commerce; trust network; trust attribute; trust computing

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61272406); 中央高校基本科研业务费资助项目(HUST:2013TS101)

收稿时间: 2013-03-25; 修改时间: 2014-02-17; 定稿时间: 2014-07-09

电子商务作为一种新的商业模式,给人们带来了无限商机,也给人们的生活和工作方式带来了革命性的变革.尤其是 C2C 模式的电子商务平台(如淘宝、易趣)在国内外市场占据了主导地位,得到了长足的发展.然而,由于网络环境的虚拟性、开放性、自由性,导致了电子商务系统信息的不对称性,其交易存在较大的潜在风险.消费者在电子商务中的信任受到有用性、易用性、声誉、风险等多重因素的影响<sup>[1]</sup>.当买家在“淘”宝时,如何选择可信的卖家是一个值得研究和探讨的问题.因而,评价卖家的信任议题由此提出.

在一个特定群体中,信任是群体对个体的某种特征的一般评价<sup>[2]</sup>,而信任算法则是在相应的群体中综合考虑影响信任的各种因素,将群体中某个个体的特征给予数字化衡量的一套数学方法<sup>[3]</sup>.

对于目前的 C2C 电子商务网站,大多数采用了信用评价机制.其核心思想是:通过买家完成一笔交易后,对卖家进行信用评分.但在实际应用中存在诸多弊端,如信用炒作、周期性行骗、评分方式过于简单,无法排除卖家自己注册多个买家的账户、多次购买并给予自己好价位的欺诈行为.系统评价的结果给予买家的参考价值不大.

针对不同模式下的电子商务平台,国内外学者也提出了许多不同的信任计算方法.但大多数还是基于声誉的信任评价模型(如文献[4,5]),通过消费者对商家提供的服务的反馈信息计算商家在整个电子商务网络中的声誉值,以达到评价商家信任度的目的.

从算法的计算方法来看,普遍采用消费者对商家提供服务的某个或某几个属性进行评价而获得信任度,却忽略了属性和属性之间的联系,并且孤立地看待每次交易的评价结果,没有更加深入地挖掘交易行为之间的联系,不能全面地体现商家在信任网络中的行为特点,从而无法给出更为全面、准确的信任评价价值.在计算推荐信息时,不加区分地将所有推荐信息一致对待,降低了推荐信息的区分度,使得恶意的推荐、虚假的推荐被当作合理的、正确的推荐加入到信任计算中,影响了信任计算的准确性.

对此,本文围绕信任网络基本概念、信任的属性、信任的计算、信任防欺骗等问题展开了深入研究,针对 C2C 电子商务环境,提出了一种新的动态信任计算模型,详细地讨论了信任网络中的信任的时间敏感性、不对称性、信任的传递性和信任路径的可选择性,将消费者和商家交易行为的内在联系和其潜在的影响实体间信任的关系引入到 CDTA(C2C dynamic trust algorithm)中来,考虑了交易的多属性及其相关性,信任评价的粒度更加细化,使得信任计算的结果更为客观、准确.采用评价相似度以衡量推荐者与信任接受者的主观偏好,以此将推荐信息过滤,得到与用户主观偏好相近的推荐信息,使得推荐信息对用户更有参考价值,更容易被接受,在提高信任计算准确性、可靠性的同时,一定程度上起到了防止信任欺骗的作用.

本文第 1 节综述已有的相关研究成果.第 2 节在分析社会认知理论的基础上,讨论信任网络的基本概念,详细分析信任在网络中的 4 种属性.第 3 节给出动态信任算法的描述及其理论依据,详细介绍信任网络中直接信任和推荐信任的计算方法.第 4 节对提出的信任算法进行仿真实验,并对实验结果进行分析和说明.第 5 节总结全文.

## 1 相关研究工作

Marsh 率先将社会学范畴的信任概念引入到计算机领域,采用形式化的符号定义了信任的一些基本属性,并针对多 Agent 系统中的信任和合作问题给出了一种基于线性方程的信任度量算法,为信任模型在计算机领域的应用奠定了基石<sup>[6]</sup>.

在 Marsh 等人的研究基础上,Miller 等人<sup>[7]</sup>提出了若干信任概念,并从生活中的信任引申到信息时代的电子信任,并将人类对人工智能体或人工智能体对另一个人工智能体的信任看作信任的特例,同时指出,决策实体是联系人类和公共智能体信任关系的纽带,给出了对电子的信任即是对数据的信任的论断,认为信任不是静态的而是动态的,并且信任的本身具有风险,规避风险需要不断地对信任进行评估,另外还指出,信任不是二值的而是复杂的,不能简单地使用信任和不信任来描述信任关系.

Gan 等人<sup>[3]</sup>针对移动代理的电子商务环境提出了一种基于声誉的信任算法,在计算信任度时,运用信任调节因子综合直接信任度和间接信任度.算法在计算直接信任度时,使用评价反馈体系并给出了体系中每个属性

的权重,以此体现个人偏好、风险态度等,并引入时间敏感函数作为奖惩因子以体现信任的动态性.

Shan 等<sup>[8]</sup>学者针对网络中不实评价严重降低信任系统可用性问题,提出了 RulerRep 信任模型,专注于过滤网络中不实评价的节点.RulerRep 以节点自身与服务提供者的直接经验为准绳,度量其他评价者的评价信息的准确性,从而计算得到其他评价者评价与自身对服务提供者评价信息的平均偏离度.模型中,平均偏移度大的节点的意见权重小,平均偏移度小的节点的意见的权重大,从而起到过滤不实评价的效果,提高了系统信任度.

Zhang 等人<sup>[9]</sup>针对电子商务环境提出了上下文信任评估方法.该方法对比当前交易与历史交易的上下文相似度,并由此推测信任度.该方法能够识别和预防潜在的价值失衡恶意交易,但是文献[9]中的上下文只关注商品服务的类别和交易额,且缺乏对推荐信任及其可信度的考虑.

为了更准确地评价信任并防止信任欺骗,Zhu 等人<sup>[10]</sup>提出了一种基于偏好推荐的可信服务选择算法 TSSPR.TSSPR 算法首先搜索一组偏好相近的推荐用户,然后使用皮尔逊相关系数计算用户的评价相似度和领域相关度,并联合用户的推荐等级对用户的推荐信息进行过滤,将更准确、更符合用户个性的信息凸显出来,而不是淹没在无用的、不准确的推荐信息中,使用户能够获得自己想要的推荐信息,从而较好地解决推荐信息不被用户认可的问题.

Wu 等人<sup>[11]</sup>提出了一种信誉度量和信任评估方法.该方法综合考虑了评价满意度、正反馈比例、反馈可信度、交易额、时间衰减和当事人擅长度这 6 个因素,能够将合谋节点和恶意节点与诚实节点识别开来.文献[11]中的反馈可信度是用对该当事人的信任度来衡量的,具有局限性.

Iltaf 等人<sup>[12]</sup>提出了一个自适应的信任演化算法.该算法考虑了推荐信任的可信度,并假设推荐以已知的参数正态分布,利用  $\bar{X}$  控制图来剔除推荐值偏差过大的恶意节点,进而抵御恶意评价的攻击.但是在实际应用中,该假设是否成立有待证实.

从以上分析来看,已有研究在考虑推荐信任度时没有考虑推荐节点之间的关系属性,无法很好地抵抗女巫攻击和合谋攻击;另外,也没有考虑推荐节点之间的层次特点,无法有效地控制算法的复杂度.

## 2 信任网络概念及信任的属性

根据社会认知理论,个体的行为、主体认知和社会环境三者是动态交互决定的.在传统商务交易过程中,个体在做出购买交易行为之前,为了最大限度地降低交易的风险,就必须通过主体对客体的认知情况,选择合适的、可信的实体(客体)进行交易.如果与客体没有任何交易经历或历史,那么主体往往会向朋友或同事打听客体的诚信度以及其他方面的情况.在实际生活中,卖家的声誉往往是通过买家与买家之间的血缘关系、朋友关系、同事关系等社会关系组成的社会网络,以口碑(word-of-mouth)的形式来相互传递和评价.买家以及买家的朋友对同一卖家的信任情况可以通过社会关系网络传递给其他买家(朋友),从而形成一个具有信任推荐功能的信任网络.

类似地,在电子商务系统,我们也可将实体间的信任关系定义为一个信任网络,口碑实际上就是信任网络中一个节点对另一个节点的信任度.由于该信任网络是依据买家的社会关系建立的,商家因利益驱动而产生的恶意节点无法与买家形成血缘关系、朋友关系、同事关系等,从而无法进入买家的信任网络中.因此,对来自商家的恶意欺骗具有很好的抑制作用.

为便于后面 CDTA 算法的描述,下面在第 2.1 节对文献[13]中的信任网络相关基本概念进行拓展和描述.

### 2.1 信任网络的基本概念

**定义 1(节点).** 在信任网络  $G$  中,每个实体(或对象)均称为节点,记为  $n$ ;信任网络中,节点的全集用符号  $N$  表示, $n \in N$ .

更进一步来说,根据节点在网络中的角色不同,将节点细分为源节点、目标节点、中间节点、推荐节点和陌生节点.发起信任评价请求的节点称为源节点,记为  $s$ ,源节点的集合用符号  $S$  表示, $s \in S$ ;被评价的节点称为目标节点,记为  $t$ ,目标节点的集合用符号  $T$  表示, $t \in T$ ;不属于  $S$  和  $T$  的节点都称为中间节点,记为  $i$ ,中间节点的集合用符号  $I$  表示, $i \in I$ ;对于任意中间节点  $i$ ,为帮助  $s$  对  $t$  做出评价而提供自己与  $t$  的交易评价信息的节点称为推荐

节点,记为  $r$ ;这种推荐关系记为  $r_{i \rightarrow j}$ ,推荐关系的全集用符号  $R$  表示, $r_{i \rightarrow j} \in R$ .

在节点集合  $N$  中,将传统商务环境中的血缘、朋友、同事等社会关系定义引入到电子商务中,统一定义为朋友关系,这种围绕朋友关系建立的信任网络对欺诈的推荐信任具有一定的抑制作用.

**定义 2(朋友关系).** 在信任网络  $G$  中,节点  $i, j \in N$ ,当节点  $i$  在其属性中标记节点  $j$  为其朋友时,称  $j$  为  $i$  的朋友,记为  $i \rightarrow j$ .若  $i \rightarrow j$  成立,则一定存在  $j \rightarrow i$  成立,并称该性质为朋友关系的对称性.朋友关系的全集用符号  $F$  表示,则有  $F = \{f_{i \rightarrow j} | i, j \in N\}$ .

节点  $i, j, k \in N$ ,如果  $i \rightarrow j$ ,则称  $j$  为  $i$  的直接朋友,记为  $fd(i, j)$ .直接朋友关系的全集用符号  $FD, fd(i, j) \in FD$ .如果  $i \rightarrow j$  且有  $j \rightarrow k$ ,则称  $k$  为  $i$  的间接朋友,记为  $fid(i, k)$ .间接朋友关系的全集用符号  $FID, fid(i, k) \in FID$ .

信任是信任网络中重要概念,也是信任算法的核心内容.清晰而准确的信任定义有助于建立简单且准确的信任网络,便于信任算法的研究.本文根据近年来学者对信任概念的研究成果,如文献[3,7],并结合本文的研究背景,给出如下信任度的相关定义:

**定义 3(信任度).** 在信任网络  $G$  中,节点  $i$  对节点  $j$  的信任程度的量化称为  $i$  对  $j$  的信任度,用符号  $T(i, j)$  表示.我们使用范围  $[0, 1]$  来表述信任度:0 为完全不信任,1 为完全信任.

在电子商务网站中,买家和卖家及其朋友之间复杂的信任关系构成关系错综复杂的信任网络,信任算法的研究即以信任网络及其性质为研究对象,综合各项影响信任因素,计算得到网络中买家对卖家的信任度.因此,信任网络是信任计算的基础,明确给出信任网络的定义有助于信任计算的研究.

**定义 4(信任网络).** 电子商务实体间的信任关系可定义为一个信任网络,该信任网络可用加权有向图  $G$  来形式化表示. $G=(V, E, Tv)$ .这里,  $V$  表示有向图的顶点集合,  $V=N$ ;  $E$  表示顶点之间的关系集合,  $E=R \cup F$ ;  $Tv$  则表示顶点之间的信任度集合.

实际中,信任网络是动态构造的,信任网络路径上的信任度也是动态变化的,某个信任网络是反映网络中源节点与目标节点当前时刻的信任网络关系,因此在某个时刻  $\tau$ ,源节点和目标节点之间的信任网络用  $G(\tau)$  表示.

**定义 5(信任路径).** 在信任网络  $G$  中,从节点  $i$  到达节点  $j$  的一条真路为一条信任路径,该信任路径所经历的节点序列记为  $P_{i, j}$ .

**定义 6(路径长度).** 在信任网络  $G$  中,若存在一条信任路径  $P_{i, j}$ ,则所经过的节点个数(不包含  $i$ )称为路径  $P_{i, j}$  的长度,记为  $D(P_{i, j})$ .

若存在多条  $i$  到  $j$  的路径  $P_{i, j}^1, P_{i, j}^2, \dots, P_{i, j}^m, \dots, P_{i, j}^n$ ,且有  $D(P_{i, j}^m) \leq \min\{D(P_{i, j}^1), \dots, D(P_{i, j}^n)\}$ ,则称  $P_{i, j}^m$  为  $i$  到  $j$  的最短路径,  $D(P_{i, j}^m)$  为最短路径长度.

**定义 7(节点层级).** 在信任网络  $G$  中,节点  $i \in I$ ,若  $P_{s, i}^m$  为从  $s$  到  $i$  的最短路径,则节点  $i$  的层次,记为  $L_{s \rightarrow i} = D(P_{s, i}^m)$ .若  $L_{s \rightarrow i} = x$ ,则称节点  $i$  为第  $x$  层节点.源节点  $s$  所接受的推荐节点的最大节点层级,记为  $L_{\max}$ .

## 2.2 信任的属性

### 2.2.1 时间敏感性

在社会网络中,人与人之间的信任关系是动态变化的,长期不联系的朋友之间的信任程度会随着时间而不断降低,因此,信任关系具有时间敏感性.在信任网络中,使用信任衰减函数来模拟长期不交互节点信任关系的变化规律.在信任算法 CDTA 中,给出信任衰减函数的定义如公式(1):

$$T_{\tau_2}(i, j) = e^{-\alpha(\tau_2 - \tau_1)} \cdot T_{\tau_1}(i, j) \quad (1)$$

公式(1)中,  $\alpha$  为衰减函数的调节系数.若在  $\tau_1$  时刻,节点  $i$  对节点  $j$  的信任度为  $T_{\tau_1}(i, j)$ ,到  $\tau_2$  时刻时,节点  $i$  与节点  $j$  再没有任何交互,则由信任的时间敏感性可知,此时节点  $i$  对节点  $j$  的信任度为  $T_{\tau_2}(i, j) \leq T_{\tau_1}(i, j)$ .

### 2.2.2 不对称性

在现实生活中,朋友关系是对称的,但朋友之间的信任关系是不对称的,表现在朋友间彼此的信任程度是不一致的. Alice 和 Bob 为朋友关系, Alice 完全信任 Bob,但可能 Bob 不完全信任 Alice,对 Alice 仅有一定程度的信

任. Alice 对 Bob 的信任度为  $T(a,b)$ , 而 Bob 对 Alice 的信任度为  $T(b,a)$ , 则不必有  $T(a,b)=T(b,a)$ .

### 2.2.3 可传递性

在社会网络中, 信任关系是可以在朋友之间传递的. 若 Alice 和 Bob 是朋友, 则 Alice 在某种程度上信任 Bob. Bob 和 Mike 是朋友, Bob 在某种程度上信任 Mike. 这时, 根据社会网络中信任的传递性可以推知, Alice 和 Mike 也是朋友(间接朋友), Alice 在某种程度上信任 Mike. Alice 信任 Bob 且 Alice 对 Bob 的信任程度用  $T(a,b)$  表示, Bob 信任 Mike 且 Bob 对 Mike 的信任程度用  $T(b,m)$  表示, 则 Alice 对 Mike 存在间接信任关系, Alice 对 Mike 的信任是从 Bob 对 Mike 的信任继承而来, 设 Alice 对 Mike 的信任度为  $T(a,m)$ . 于是有:

$$T(a,m) \leq \max\{T(a,b), T(b,m)\}.$$

根据以上性质, 我们令路径上的信任度由近至远依次排序, 并采用排序中心法(rank order centroid, 简称 ROC) 设其权重, 于是,  $T(a,m)=w_1 \cdot T(a,b)+w_2 \cdot T(b,m)$  称为信任的传递公式, 其中,  $w_1$  和  $w_2$  由 ROC 法获得,  $w_1 > w_2$  且  $w_1+w_2=1$ .

### 2.2.4 可选择性

在信任网络中, 一般存在多条由推荐节点  $r$  到源节点  $s$  的信任路径. 显然, 通过不同路径传递给  $s$  的推荐信任的可靠程度是不同的. 理论上讲, 在考虑多条信任传递路径的合成时, 通常会选择多条路径, 并以各条路径的可靠程度为权重合成多条路径的信任度.

而在实际生活中, 依据社会关系网络的经验, 人们往往会更愿意选用最可靠的信息来源. 所以为简单起见, 本文选择一条最可靠的路径作为信任传播路径. 当推荐信息由多条路径传播到  $s$  时, 我们选取使得  $T(s,r)$  值最大的路径为信任的传播路径. 该方法的实质是, 将  $T(s,r)$  值最大路径的权重设为 1, 其他路径权重为 0. 多条信任路径上的信任合成方法有很多, 这里只选用了这种最为简单的合成方法. 关于信任传播路径可靠程度的评估以及多条信任路径上的信任合成问题, 将在后续的研究论文中加以详细讨论.

## 3 C2C 动态信任算法(CDTA)

在特定的电子商务环境中, 存在大量的卖家和买家, 这些卖家和买家抽象为信任网络中的节点, 并根据买家与卖家和卖家之间的关系构建一个针对某个源节点  $s$  (买家) 对某个目标节点  $t$  (卖家) 的信任网络  $G$ . 信任网络的构建过程在文献[13]中已有详细的描述, 本文重点讨论优化后的信任网络  $G'(\tau)$  的信任计算方法.

针对  $s$  对  $t$  的信任网络  $G'(\tau)$ , 为了评价  $s$  对  $t$  的信任度, 采用文献[4]所给出的方法, 通过计算  $s$  对  $t$  的直接信任度和推荐节点对  $t$  推荐信任度这两个分量共同得出.

为了评价每次交易对信任的影响, 我们定义了若干交易的属性. 买家节点和卖家节点之间可以形成朋友关系, 朋友关系的另一方可以是现实生活中存在的朋友(如亲戚、同事、生意伙伴、生活中的朋友等), 也可以是单纯电子商务站点中的注册用户, 在现实生活中没有任何联系. 卖家信任度的评价, 根据买家和卖家的直接交易经验和买家的朋友对买家的推荐两个方面共同得出. 同时, 为了防止买家朋友对卖家提供虚假或过激的推荐信息, 定义朋友之间的信任度的信任相似因子, 区分“个性”不同用户的推荐, 用于降低网络中恶意节点对信任网络不良的影响, 以提高信任评价的准确性和科学性.

**定义 8(直接信任度).** 在信任网络  $G'(\tau)$  中, 节点  $s$  对节点  $t$  的直接信任度是根据  $s$  与  $t$  的直接交易经验得出的,  $s$  对  $t$  当前的直接信任度为  $DT_{now}(s,t)$ , 简记为  $DT(s,t)$ .

**定义 9(推荐信任度).** 在信任网络  $G'(\tau)$  中, 节点  $s$  对节点  $t$  的推荐信任度是指  $s$  根据其朋友推荐的关于其朋友自身对  $t$  的直接信任度计算得出的信任度, 称为  $s$  对  $t$  的推荐信任度, 又称间接信任度, 记为  $RT(s,t)$ .

源节点  $s$  对目标节点  $t$  的信任度是通过  $DT(s,t)$  和  $RT(s,t)$  计算得来, 其计算如公式(2):

$$T(s,t) = \lambda \cdot DT(s,t) + (1-\lambda) \cdot RT(s,t) \quad (2)$$

其中,  $\lambda \in [0,1]$ , 称为信任调节因子. 当  $\lambda=0$  时, 源节点  $s$  对目标节点  $t$  的信任完全来自于其朋友对目标节点  $t$  的推荐信任, 表现在源节点  $s$  自身对  $t$  的评价完全不自信; 当  $\lambda=1$  时, 源节点  $s$  对目标节点  $t$  的信任完全来自自身与目标节点  $t$  的历史交易信息, 而不需要参考其朋友对  $t$  的评价; 当  $\lambda \in (0,1)$  时,  $s$  对  $t$  的信任不仅来自自身的经验也考

虑其朋友对  $t$  的推荐。

当  $s$  的推荐节点均提供如实的评价时,综合考虑直接信任和推荐信任能够更加准确地反映  $t$  在整个信任网络中的信任度。 $\lambda$  可以由  $s$  指定,也可以根据推荐节点的属性以及推荐者在信任网络中的历史交互信息等计算得到,  $\lambda$  的计算方法在第 3.3 节给出。

### 3.1 直接信任度的计算

计算直接信任度的依据,源自于源节点和目标节点交易的历史记录以及交易后的反馈信息。交易的历史记录中,记录了每次交易发生的时间、交易双方的 ID 号、交易物品的件数、交易物品的单价以及这笔交易的总价;而交易后的反馈信息中,则包含了该次交易关于物流服务、售后服务、产品性能等一些因素的满意程度的评价。

为了方便研究,我们将计算直接信任度的交易记录用向量  $O=(t_i, m_i, K_i)$  表示,其中,  $t_i$  表示第  $i$  次交易发生的时间,  $m_i$  表示第  $i$  次交易总金额,  $K_i$  表示第  $i$  次交易反馈评价。对于反馈评价,可以使用向量来表示:  $K_i=(k_{i1}, k_{i2}, \dots, k_{in})$ , 其中,  $k_{ij}$  代表第  $i$  次交易第  $j$  个方面的评价,且有  $k_{ij} \in [0, 1]$  (例如,淘宝网交易中对商品描述符合度、商家服务态度等的评价);  $n$  为向量的维度。

由社会经验可知,用户对服务不同方面的属性重视程度不一样。如在产品价格、产品性能、售后服务、物流服务等,有的用户可能更加注重产品性能和售后服务,而有的用户则更加看重产品价格和物流服务。为此,我们使用向量  $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$  来表示对应评价向量中每个维度在整个评价中的比重,则用公式(3)计算得到第  $i$  次交易的反馈评价:

$$K_i = \sum_{j=1}^n w_j \cdot k_{ij} \quad (3)$$

由于信任是随时间变化的,假设  $\Delta\tau$  成为交易记录有效期,  $\tau_n$  为当前的时间,则存在一个时间段  $[\tau_0, \tau_n]$ , 其中,  $\tau_n - \tau_0 = \Delta\tau$ , 那么在  $[\tau_0, \tau_n]$  内的交易记录均看成有效的交易。根据交易记录直接计算  $DT_{\tau_n}(s, t)$ , 若在时间段  $[\tau_0, \tau_n]$  没有交易记录,则  $DT_{\tau_n}(s, t) = DT_{\text{default}}$ ,  $DT_{\text{default}}$  为缺省直接信任度。对于处于  $[\tau_0, \tau_n]$  时间段之外的交易记录,系统当作过期的交易,不参与直接信任度的计算。由公式(2)可知:

$$DT_{\tau_n}(s, t) = e^{-\alpha(\tau_n - \tau_{n-1})} \cdot DT_{\tau_{n-1}}(s, t) \quad (4)$$

根据社会实践生活经验分析可知:

- (1) 近期的交易记录能够较为准确地反映出节点之间的信任关系。由于信任关系受时间影响明显,先前某时刻建立的稳定的可靠的信任关系会随着时间的而衰减,在当前时刻可能已经失效,而近期的交易历史记录能够在很大程度上反映两节点近期的信任关系。因此,计算节点间的信任关系主要考虑近期节点之间的交易记录。
- (2) 在近一段时间内,离当前时间越近的交易记录信息越能够体现两节点间的信任关系。
- (3) 对于单次交易记录,产品数量越多、产品金额越高、反馈评价越好的交易记录更能体现节点间的信任关系。

在  $[\tau_0, \tau_n]$  时间段内,不同时间的交易情况对  $DT_{\tau_n}(s, t)$  有着不同的影响,离  $\tau_n$  时间越近的交易记录,越能真实地反映出交易双方的信任程度。对于交易者而言,最关心的是服务提供者当前提供服务的好坏程度,而最新最近的交易情况最能反映当前服务的好坏。因此,离当前时刻最近的交易信息最具有参考价值。由此可知,最近的交易记录中对服务情况的反馈评价所占的比重要高于其他时刻的评价。

同时,在进行交易时,交易金额越大,交易双方越谨慎,交易成功后给出的反馈评价越能体现交易双方的信任关系。相比之下,在综合考虑时间因素和交易金额大小对评价的影响时,针对有效时间内的交易,显然,交易金额对评价信息的影响更大。

为了区分在有效期内的一笔交易对整体信任计算的影响,定义评价影响因子,并取交易时间和交易金额为其评价指标。时间以天为单位,金额以元为单位。计算时,时间金额分别进行归一化处理,设  $\theta_i$  为第  $i$  次交易在整个

交易记录中评价影响因素:

$$\theta_i = \frac{m_i^2 \cdot (\tau_i - \tau_0)}{\sum_{j=1}^N m_j^2 \cdot (\tau_j - \tau_0)} \quad (5)$$

其中,  $N$  为有效交易时间内的交易次数,  $m_i$  为第  $i$  次交易的交易金额.

在整个交易记录集合中,距当前时间较近且金额较大的交易评价信息比其他交易的评价信息更能反映源节点(买家)对目标节点(卖家)的信任,而且在有效时间  $[\tau_0, \tau_n]$  内的交易记录中,金额比时间更重要,近期的金额较大的记录评价信息更能体现节点之间的信任关系.为此,使用  $m^2$  来提升金额在评价因子中的重要程度.

综合公式(3)~公式(5),得出直接信任度的计算式为

$$DT_{\tau_n}(s, t) = \begin{cases} e^{-\alpha(\tau_n - \tau_{n-1})} \cdot \sum_{i=0}^N \theta_i \cdot K_i, & \text{other} \\ DT_{\text{default}}, & N = 0 \end{cases} \quad (6)$$

公式(6)包含了信任度随时间衰减、交易时刻以及交易金额对评价信息的综合影响,能够准确而有效地模拟现实生活中大众对信任的认知.同时,在计算直接信任度时区分了小额交易和大额交易,能够有效地抑制商家在小额交易时诚信,抬高其信任度;而在大额交易时不诚信,获取非法利益的行为,提高了系统的抗攻击能力.

### 3.2 推荐信任度的计算

推荐信任度(又称间接信任度)  $RT$  体现了  $s$  的朋友节点(直接朋友和间接朋友)对  $t$  的信任度.在社会学上,  $RT$  又体现为  $t$  在  $s$  处的口碑或认可度.在实际社会中,人们衡量他人的推荐是否可信或可信度的高低,往往取决于与推荐者之间的亲疏关系或交往经验.人与人之间关系有亲疏,话语可信度有高低,同理,在信任网络中,不同节点之间的信任也有亲疏,所以来自信任网络中不同节点的推荐也有可信度的高低.

**定义 10(推荐可信度).** 在信任网络  $G'(\tau)$  中,节点  $i$  的推荐可信度为节点  $s$  对  $i$  推荐的关于  $t$  的信任度的可信程度的量化,用符号  $C(s, i)$  表示.

为简单起见,设  $C(i, j) = Tv(i, j)$ , 其中,  $Tv(i, j)$  表示信任网络  $G'(\tau)$  中节点  $i$  对  $j$  的信任度,为朋友之间的信任程度,由信任网络  $G'(\tau)$  给出.

推荐节点对卖家的评价偏好与源节点的评价偏好并不一致.如推荐节点对卖家的特性  $A$  评价为满意,而源节点对特性  $A$  评价为基本满意;对卖家的特性  $B$ , 推荐节点评价为基本满意,而源节点为不满意.如此,就体现了网络中节点的偏好,也就是“个性”的差别.为了评价网络中节点的“个性”差别,引入评价相似度,并在计算推荐信任度时,优先考虑与源节点偏好相近的推荐节点的推荐信息.

**定义 11(评价相似度).** 在信任网络  $G'(\tau)$  中,节点  $i, j$  对其他节点评价信息的相似度称为节点  $i, j$  的评价相似度,记为  $A_{i, j}$ .

依据文献[14]提出的皮尔逊相关系数 PPC(Pearson correlation coefficient)计算方法,设  $N_{i, j}$  为节点  $i$  与节点  $j$  共同交易过的节点集合,  $\overline{DT}_i$  为节点  $i$  对  $N_{i, j}$  中所有节点评价值的算术平均值:

$$\overline{DT}_i = \sum_{n \in N_{i, j}} DT(i, n) / N.$$

其中,  $N$  为节点  $i$  与  $N_{i, j}$  中所有节点交易次数的总和,则评价相似度可用公式(7)来计算:

$$A_{i, j} = \begin{cases} \frac{\sum_{n \in N_{i, j}} (DT(i, n) - \overline{DT}_i) \cdot (DT(j, n) - \overline{DT}_j)}{\sqrt{\sum_{n \in N_{i, j}} (DT(i, n) - \overline{DT}_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{n \in N_{i, j}} (DT(j, n) - \overline{DT}_j)^2}}, & N \neq 0 \\ 0, & N = 0 \end{cases} \quad (7)$$

根据公式(7)可知,  $A_{i, j} \in [-1, 1]$ ,  $A_{i, j} = 1$  表示完全正相关,  $A_{i, j} = 0$  表示完全无关,  $A_{i, j} = -1$  表示完全负相关.这里,只考虑正相关的情况.  $A_{i, j}$  的值越大,表示节点  $i, j$  的相关性越强.当  $N=0$  时,表示节点  $i, j$  从未与同一节点进行过交易,

则无法通过交易行为来推断节点  $ij$  之间的相关性,此时 $\Delta_{ij}=0$ .同时,由于公式(7)带有统计性质, $|N_{i,j}|$ 越大,即节点  $ij$  交易过的公共节点数越多, $ij$  的相关性计算就越准确;当 $|N_{i,j}|$ 较小时,计算得到的 $\Delta_{ij}$  的准确性则无法保证.因此,设定系数 $\beta>0$ ,当 $|N_{i,j}|<\beta$ 时, $\Delta_{ij}=0$ .当  $i$  和  $j$  对其他节点的评价完全一致时, $\Delta_{ij}=1$ .

对公式(7)修订后得到 $\Delta_{i,j}$  计算的新公式:

$$\Delta_{i,j} = \begin{cases} \frac{\sum_{n \in N_{i,j}} (DT(i,n) - \overline{DT_i}) \cdot (DT(j,n) - \overline{DT_j})}{\sqrt{\sum_{n \in N_{i,j}} (DT(i,n) - \overline{DT_i})} \cdot \sqrt{\sum_{n \in N_{i,j}} (DT(j,n) - \overline{DT_j})}}, & \text{other} \\ 0, & |N_{i,j}| < \beta \end{cases} \quad (8)$$

设集合  $R'$  为推荐节点  $R$  中“个性”与源节点相近的节点的集合, $R'=\{r \in R | \Delta_{s,r} > 0, L_{s \rightarrow r} \leq L_{\max}\}$ .该集合的元素为与源节点评分正相关且节点层次不大于  $L_{\max}$  的节点.

集合  $R'$  中的节点与源节点有过相同的交易对象,且给该对象的评价信息具有较高的相似度,为推荐节点中与源节点具有较高信任相似度的节点的集合.因此在选择目标节点(商家)时,有其一致的偏好,更倾向与选择同一商家,表现在评价相似度值越大的节点,在预测源节点(买家)选择目标节点(卖家)的准确性更高.为了量化这一特性,记 $\delta_i$ 为

$$\delta_i = \frac{\Delta_{s,i}}{\sum_{j \in R'} \Delta_{s,j}} \quad (9)$$

根据以上讨论,得到推荐信任度计算公式如公式(10):

$$RT(s,t) = \begin{cases} \sum_{i \in R'} (\hat{C}(s,i) \cdot DT(i,t) \cdot \delta_i), & R' \neq \emptyset \\ 0, & R' = \emptyset \end{cases} \quad (10)$$

在公式(10)中,若有  $s$  到  $i$  的多条路径使得有  $L_i \leq L_{\max}$ ,则根据信任的可选择性,分别计算各路径的信任度, $\hat{C}(s,i)$  取其最大值;若不存在  $L_i \leq L_{\max}$ ,则  $\hat{C}(s,i) = 0$ .

### 3.3 信任度的整合

公式(2)在计算对  $t$  的信任度时,充分考虑了自身交易历史记录和朋友推荐的推荐信息.信任调节因子 $\lambda$ 在公式中调节直接信任度和推荐信任度在综合信任度中的比重.

在计算信任调节因子 $\lambda$ 时,应充分考虑  $s$  自身的交易历史记录和推荐节点的交易历史记录,在保证 $\lambda$ 计算简单性的同时,能够有效地综合直接信任和间接信任,给出一个能够反映  $t$  在整个网络中信任情况的准确评价.

设在信任评价请求发起的时间窗口 $[\tau_0, \tau_n]$ 内, $s$  与  $t$  的交易次数、交易金额记为  $n_s, m_s, R'$  中节点与  $t$  交易次数、交易金额的平均值为  $\bar{n}_{R'}, \bar{m}_{R'}$ ,综合交易次数和交易金额对信任的影响,有:

$$\lambda = \frac{n_s \cdot m_s^2}{n_s \cdot m_s^2 + \bar{n}_{R'} \cdot \bar{m}_{R'}^2} \quad (11)$$

公式(11)给出了 $\lambda$ 关于交易金额和交易次数的计算公式,其中, $n_s$  和  $\bar{n}_{R'}$  均不等于 0;当  $n_s=0$ ,表明无直接交易经验则 $\lambda=0$ ;当  $\bar{n}_{R'} = 0$  时,表明没有有效的推荐信息,则 $\lambda=1$ ;当  $n_s$  与  $\bar{n}_{R'}$  均为 0 时,则表明没有直接经验也没有有效的推荐,此时公式失效.同公式(5)、公式(11),在交易次数和交易金额上,更重视交易金额.交易金额大的单笔交易对信任的影响比其他因素更大.

当  $s$  与  $t$  的交易次数和交易金额  $n_s, m_s$  比  $R'$  中节点与  $t$  交易次数、交易金额的平均值  $\bar{n}_{R'}, \bar{m}_{R'}$  大时, $\lambda$ 趋于 1,此时,根据公式(2)可知, $s$  对  $t$  的信任度更多地来自其本身与  $t$  的交易记录;反之,如果  $s$  与  $t$  的交易次数有限,在计算信任度时则更加重视其朋友对  $t$  的推荐信息,来自朋友的推荐信息能够帮助  $s$  对  $t$  做出更为客观,更为公平、可靠的评价.



## 4 仿真实验及分析

### 4.1 实验环境

为了验证 CDTA 在信任评估的科学性和有效性,本文使用 C++ 在 Windows 7 平台上模拟了买家对卖家进行信任评估的场景.在该实验中,有一个买家  $A$  和一个卖家  $B$ ,采用文献[13]中的方法与数据构建一个连接了  $A$  和  $B$  的信任网络.信任网络的所有数据均在中央服务器上存储,用户的各项操作均需要向服务器提出申请,由服务器计算并返回计算后的结果给用户.

数据服务器用于存储所有用户的交易信息和交易后的评价信息,以及用户之间的朋友关系及其可信度.用户可以选定一个其他的用户,并将发起的评价请求发送给计算服务器.计算服务器解析请求,并向数据服务器查询命令,获取数据服务器查询到的相关数据库后,计算服务器计算信任度,并将计算的结果返回给用户.

模拟系统在 Windows 7 平台上实现,使用多线程技术模拟不同用户之间通信和交易的行为,直接信任度和推荐信任度使用核心线程进行计算,计算的结果返回给用户线程,用户线程再根据计算的结果进行交易的选择和判断.用户的数据信息使用 MySQL 5.5 进行存储.模拟系统中的交易时间、交易价格以及交易评价则根据淘宝网凯雯菲拉亿佰专卖店提供的数据进行模拟.

对于算法中的变量取值,主要是从算法的科学性、合理性方面来考虑.调节系数  $\alpha$  和  $\beta$  均为正整数. $\alpha$  值越大,信任衰减的速度越快.根据现实社会网络关系的特点,正常的信任有一定的衰减,通过多次反复实验,取  $\alpha=2$  能够较好地反映信任的衰减过程. $\beta$  指明了  $N_{i,j}$  集合中公共节点个数的最小值,实验结果表明,当  $\beta=15\sim 25$  时,计算信任相似度的吻合度较高.本例中,取  $\beta=20$  作为实验数据.

交易数据的有效期  $\Delta\tau$  理论上讲可以任意选取,但根据人们的社会经验来看,当时间超过半年或 1 年以上时,市场环境都发生了变化,先前的交易经验就失去了参考的价值.因此,在本实验中,交易数据的有效期  $\Delta\tau$  取 180 天(半年).

信任传递的极限层次  $L_{\max}$  越大,意味着信任传递的路径越长,信任衰减就越大,信任算法的复杂度也就越高.依据文献[13]的分析,当  $L_{\max}=4$  时,可以较好地保证信任网络计算准确度,同时控制了信任算法的复杂度.

综合上面的分析,本实验中用到的变量取值见表 1.

Table 1 Values of variables

表 1 变量取值表

名称	取值	说明
$\alpha$	2	时间敏感函数衰减调节因子
$\Delta\tau$	180(天)	交易数据的有效期,默认为半年
$\beta$	20	$\Delta_{i,j}$ 的调节系数
$L_{\max}$	4	信任传递路径的极限层级

### 4.2 时间敏感性对信任算法的影响

第 2.2.1 节讨论了信任网络的时间敏感性,并给出了在信任网络中模拟信任时间敏感性的函数.在本节中,将讨论时间敏感性对信任算法的影响.

假设节点  $A$  能提供良好的服务,并设其在信任网络中的信任度为预期值 0.8,其他节点均与之进行交易,每次交易金额一定,交易时间随机,以信任度 0.8 为基础随机地给出其服务的反馈评价.

节点  $A$  在信任网络中的初始值为 0.8,当其他节点长期不与  $A$  交易时, $A$  在网络中的信任度会随时间不断衰减,按照信任敏感函数的定义,其衰减的趋势如图 1(a)所示.图 1 中,横轴代表时间,每个单元格代表 10 天,纵轴代表信任度.

图 1(a)说明了节点信任度随时间变化的规律:在 300 天左右时刻,节点信任度衰减到原来的一半;随着时间的不断增长,节点信任度最终会趋于 0.也就是说,当某个卖家从一个时间点开始不再卖任何商品时,买家对其信任将会逐渐降低;当其在相当长的时间内都没有卖出过商品时,买家则对其基本上失去信任.

图 1(b)和图 1(c)给出了节点  $A$  间歇性提供服务时,其在信任网络中的信任度.图 1(b)中,信任不随时间衰减;图 1(c)中,信任随时间衰减;图 1(d)中,信任随时间衰减且节点  $A$  一直提供服务.

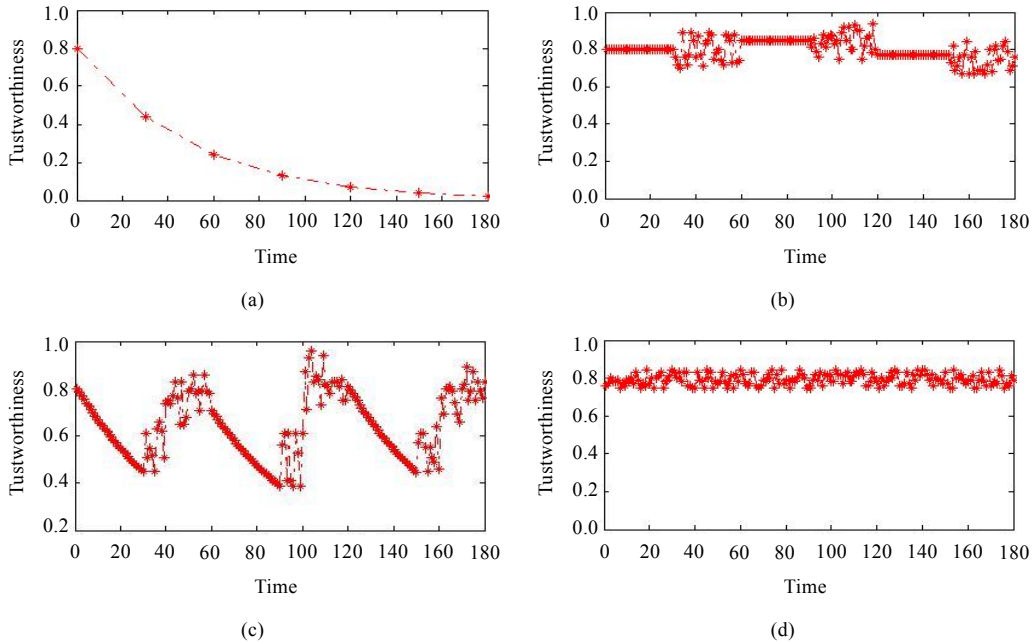


Fig.1 Change trend of trust over time

图 1 信任随时间的变化趋势

由图 1 中的 4 个图对比可知:当节点长期不与其他节点交易时,其信任度会受到一定的影响,并需要较长时间的频繁交易才能逐渐恢复在网络中的信任度;当长期与其他节点有频繁的交易时,节点信任度在信任网络则不会受到时间因素的太大影响,其在网络中的信任度的变化规律如图 1(d)所示.

### 4.3 推荐信任对信任算法的影响

为了探明推荐信任对信任算法的影响,以至于对整个信任网络中用户行为模式的影响,在网络中设置若干探测点,用来跟踪用户发起评价请求到完成交易或结束交易的情况.实验分为两种情况:

- (1) 不加入推荐节点,并使用文献[3]给出的多维度信任算法 RMDT 来评价卖家的信任度;
- (2) 加入推荐评价,使用 CDTA 算法来评价卖家的信任度.

实验中,分别监控这两种情况下交易的成功率以及交易的开始到结束所花费的时间.实验结果如图 2 所示.

图 2(a)、图 2(b)分别表示在有、无推荐信任的情况下,节点交易成功的概率和交易完成的时间统计图.有推荐信任实验曲线用 With Rec 表示,无推荐实验曲线用 No Rec 表示.图 2 中给出针对其他买家,同一个卖家的交易的 10 组统计数据,每组统计数据中又有若干次实验,每组实验结果的平均值为一组交易的平均时间和成功率.交易花费的时间最长为 60 分钟,超过 60 分钟的均按照 60 分钟计算.

图 2(a)表明:在有推荐信息时,节点之间交互的成功率明显高于没有推荐信息时的成功率.当存在推荐信息时,如果买家的朋友与卖家有过大量的交易记录,那么推荐信息能够较为有效地给出对卖家的评价,并促进交易的成功.

图 2(b)表明:在有推荐时,节点之间交易所花的时间明显要小于没有推荐信息时节点的交易时间.从图中曲线走势可以看出:当算法考虑推荐信息时,交易花费的时间较稳定;当不提供推荐信息时,交易花费的时间较长且波动性较大.可见,当没有推荐信息时,只有在靠用户的经验去判断卖家的信任度高低时,才具有较大的不确

定性,且做出判断的时间较长;而当有推荐信息时,即使用户对卖家不“了解”,也能根据其朋友给出的推荐意见对卖家信任情况做出有效的判断.

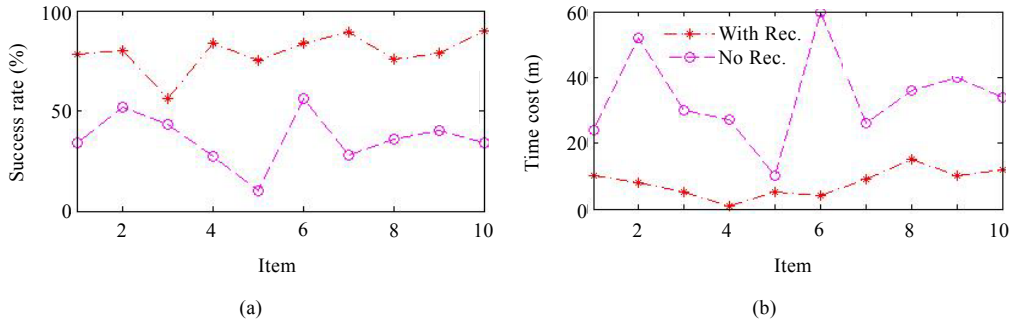


Fig.2 Influence of recommendations on transactions

图 2 推荐对交易的影响

综合图 2(a)、图 2(b)可知:推荐信任能够帮助节点做出有效的判断,提高交易的成功率并减少交易花费的时间.

#### 4.4 评价相似度对信任算法的影响

为了验证评价相似度是否能够提高系统的抵抗能力,设计了两组实验,分别在有、无评价相似度的情况下考量网络中恶意推荐节点抬高信任和诋毁信任对用户评价卖家信任的影响.实验结果如图 3 和图 4 所示.卖家原始的信任使用 Normal Trust 表示,被抬高信任攻击的卖家信任曲线使用 Raise Trust 表示,被诋毁信任攻击的卖家信任曲线使用 Reduce Trust 表示.

由于文献[3]给出的多维度信任算法 RMDT 与本文提出的信任算法 CDTA 最为接近,且 CDTA 考虑了评价相似度,而 RMDT 中没有评价相似度的概念.因此,使用算法 RMDT 与算法 CDTA 做对比实验,观察评价相似度对卖家信任度的影响.

图 3(a)、图 3(b)分别给出了不设置评价相似度时,网络中 30%和 50%的节点提供过高或过低评价对整个信任网络的影响,实验使用算法 RMDT.假设信任网络中的节点的信任预期值为 0.8,图 3(a)给出了 30%节点提供过低和过高评价对信任网络的影响,图 3(b)给出了 50%节点提供过低和过高评价对信任网络的影响.

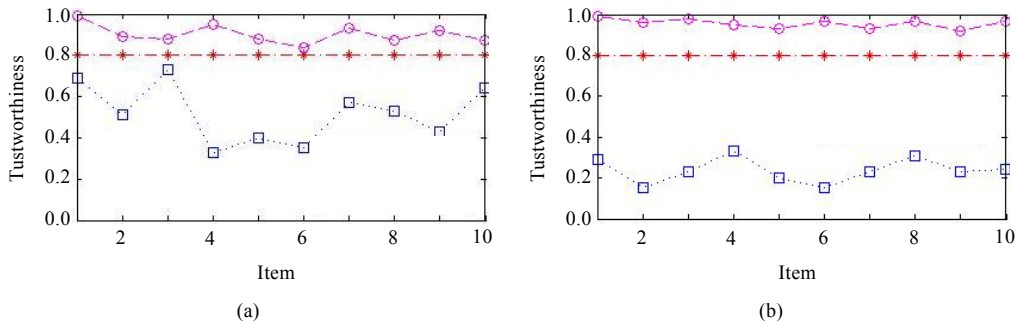


Fig.3 Influence of malicious evaluations on systems

图 3 虚假评价对系统的影响

图 3(a)中显示了 30%节点提供虚假评价对卖家信任评价的影响.图中的实验结果显示:当有虚假节点提供虚假的推荐信息时,卖家的信任度会受到影响,使得卖家的信任度偏离其真实值.但由于推荐节点与源节点的信任关系的不同以及推荐节点层次的不同,对卖家的影响程度有时也会不同.

图 3(b)中显示了 50%节点提供虚假评价对卖家信任评价的影响,实验使用算法 RMDT.与图 3(a)相比,图 3(b)提供虚假推荐的节点更多,对卖家影响更大.

综合分析图 3(a)、图 3(b)可知:推荐节点中如果有大量节点提供虚假的信息,则信任网络中其他节点的信任度将偏离原来的真实值,且提供虚假信息的节点越多,偏离的程度就越大.

图 4(a)、图 4(b)分别给出了当设置评价相似度时,网络中 30%和 50%的节点提供过高或过低评价对整个信任网络的影响,实验使用算法 CDTA.假设信任网络中节点的信任预期值为 0.8,图 4(a)给出了 30%节点提供过低和过高评价对信任网络的影响,图 4(b)给出了 50%节点提供过低和过高评价对信任网络的影响.

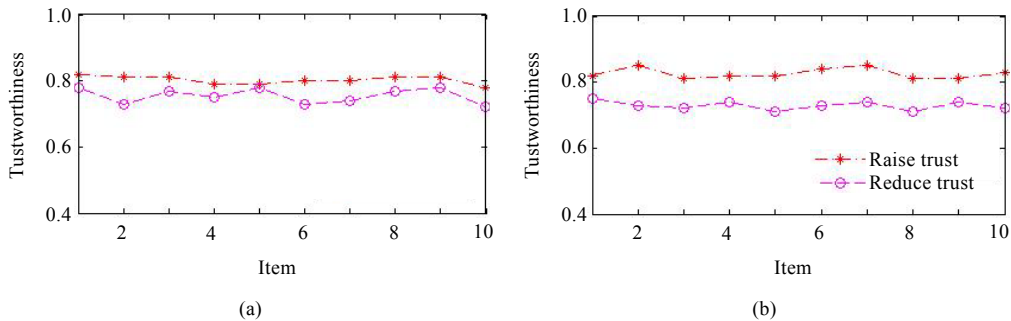


Fig.4 Influence of evaluation similarities on trust networks

图 4 评价相似度对信任网络的影响

综合分析图 4 可知:当推荐节点中存在大量的虚假推荐信息时,信任网络中其他节点的信任度将偏离原来的真实值;且提供虚假信息的节点越多,偏离的程度就越大.但相对于图 3 而言,信任偏离的程度较小.

对比图 3、图 4 可知:引入评价相似度后,在一定程度上抑制了虚假评价对网络中节点信任度的影响,使得信任度偏离预期值的程度远小于不设置评价相似度时的偏离程度.因此,评价相似度的引入在一定程度上对系统的健壮性和抗攻击性有积极的影响.

#### 4.5 算法时间复杂度分析

从前面的讨论的 CDTA 算法计算过程分析来看,其时间复杂度与信任网络  $G(\tau)$  的构造时间  $T_G$ 、信任网络优化时间  $T_{G'}$ 、直接信任计算时间  $T_{DT}$ 、推荐信任度计算时间  $T_{RT}$  以及信任度整合时间  $T_{\lambda}$  有关.但是通过对信任网络的构造过程和优化过程分析我们发现,构造信任网络  $G(\tau)$  的时间复杂度为  $\Theta(n) \sim \Theta(n^2)$ .其中,  $n$  为网络节点数.优化信任网络的时间复杂度与网络的节点数以及网络的存储方式有关.若使用邻接表存储信任网络,则其时间复杂度为  $\Theta(n \times e)$ ;若使用邻接矩阵存储信任网络,其时间复杂度则为  $\Theta(n^2)$ .其中,  $n$  为网络节点数,  $e$  网络中边的个数.而直接信任度量算法和推荐信任度量算法的时间复杂度与优化后的信任网络节点数  $n'$  有关.显然,  $n'$  远远小于  $n$ .

依据文献[13]的实验分析,信任网络优化前的信任计算算法执行时间 Before Time 明显要大于信任网络优化后的信任计算算法执行时间 After Time 和信任网络优化算法执行时间 Opti.Time 之和.从中我们可以看出:当网络规模比较大时,对网络进行优化后再计算信任度,能够明显提高信任计算的速度,从而达到降低信任计算复杂度的目的.由此可见,在最坏的情况下,CDTA 算法总的的时间复杂度为  $\Theta(n^2)$ .

## 5 总结

本文为解决 C2C 电子商务环境下信任缺失的问题而提出了一种动态信任算法 CDTA,根据社会认知理论,利用现实生活中社会网络的性质,定义了电子商务环境下的信任网络,并给出了信任网络中节点、朋友关系、直接信任、推荐信任、信任路径、路径长度、节点层级等概念的基本定义.给出了信任在信任网络传递中所具有的 4 个属性:时间敏感性、不对称性、可传递性、可选择性.通过综合分析信任网络中的交易情况,得出交易

的属性,并根据此交易属性构造出直接信任计算公式.考虑到买家可能加入网络的时间不长,交易不够多,因而无法准确地给出对卖家的信任评价的问题,构造了朋友推荐机制,帮助买家对卖家做出相对合理的评价,从而获得推荐信任计算公式.此外,针对信任网络的复杂情况,引入信任相似因子,在保证推荐信息的可取性的同时,防止了恶意节点对系统的攻击.最后,通过仿真实验分析了时间敏感函数以及推荐对信任的影响,讨论了评价相似度对恶意节点攻击的抑制作用.

信任传递路径的极限层次、信任时间衰减敏感调节因子、评价相似度的取值对信任算法的影响有待于进一步深入地研究和探讨;同时,如何将CDTA集成到实际的C2C电子商务应用系统中,进一步走向实用化,这些是我们下一步研究工作的重点.

**致谢** 感谢淘宝网凯雯菲拉亿佰专卖店提供的网上交易数据.感谢论文评审专家提出的评审修改意见,这些评审修改意见对提高作者论文水平有很大帮助.

## References:

- [1] Beatty P, Reay I, Dick S, Miller J. Consumer trust in e-commerce Web sites: A meta-study. *ACM Computing Surveys*, 2011,43(3): 1-46. [doi: 10.1145/1922649.1922651]
- [2] Jøsang A, Ismail R, Boyd C. A survey of trust and reputation systems for online service provision. *Decision Support Systems*, 2007, 43(2):618-644. [doi: 10.1016/J.DSS.2005.05.019]
- [3] Gan ZB, Ding Q, Li K, Xiao GQ. Reputation-Based multi-dimensional trust algorithm. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2011,22(10):2399-2409 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3909.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2011.03909]
- [4] Xiong L, Liu L. PeerTrust: Supporting reputation-based trust for peer-to-peer electronic communities. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 2004,7(16):843-857. [doi: 10.1109/TKDE.2004.1318566]
- [5] Duma C, Shamehri N. Dynamic trust metrics for peer-to-peer system. In: *Proc. of the 16th Int'l Joint Workshop on Database and Expert Systems Applications*. Washington: IEEE Computer Society Press, 2005. 776-781. [doi: 10.1109/DEXA.2005.80]
- [6] Marsh S. Formalizing trust as a computational concept. [Ph.D. Thesis]. Department of Computer Science and Mathematics, University of Stirling, 1994.
- [7] Miller KW, Voas J, Laplante P. In trust we trust. *Computer*, 2010,43(10):85-87. [doi: 10.1109/MC.2010.289]
- [8] Shan MH, Gong JW, Niu EL, Chen J, Ni H. RulerRep: Filtering out inaccurate ratings in reputation systems based on departure degree. *Chinese Journal of Computers*, 2010,7(33):1226-1235 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1016.2010.01226]
- [9] Zhang HB, Wang Y, Zhang XZ. Transaction similarity-based contextual trust evaluation in e-commerce and e-service environments. In: *Proc. of the 9th Int'l Conf. on Web Service*. Washington: IEEE Computer Society Press, 2011. 500-507. [doi: 10.1109/ICWS.2011.62]
- [10] Zhu R, Wang HM, Feng DW. Trustworthy services selection based on preference recommendation. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2011,22(5):825-864 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3804.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2011.03804]
- [11] Wu F, Li HH, Kuo YH. Reputation evaluation for choosing a trustworthy counterparty in C2C e-commerce. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2011,10(4):428-436. [doi: 10.1016/J.ELERAP.2010.09.004]
- [12] Iltaf N, Ghafoor A, Hussain M. Modeling interaction using trust and recommendation in ubiquitous computing environment. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2012,2012(1). [doi: 10.1186/1687-1499-2012-119]
- [13] Gan ZB, Zeng C, Li K, Han JJ. Construction and optimization of trust network in e-commerce environment. *Chinese Journal of Computers*, 2012,35(1):27-37 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1016.2012.00027]
- [14] Benesty J, Chen JD, Huang YT. On the importance of the Pearson correlation coefficient in noise reduction. *IEEE Trans. on Audio, Speech & Language Processing*, 2008,16(4):757-765. [doi: 10.1109/TASL.2008.919072]

附中文参考文献:

- [3] 甘早斌,丁倩,李开,肖国强.基于声誉的多维度信任计算模型.软件学报,2011,22(10):2399-2409. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3909.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2011.03909]
- [8] 单明辉,贡佳炜,牛尔力,陈君,倪宏.RulerRep:一种基于偏移度的过滤不实评价新方法.计算机学报,2010,7(33):1226-1235. [doi: 10.3724/SP.J.1016.2010.01226]
- [10] 朱锐,王怀民,冯大为.基于偏好推荐的可信服务选择.软件学报,2011,22(5):825-846. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3804.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2011.03804]
- [13] 甘早斌,曾灿,李开,韩建军.电子商务环境下的信任网络构造与优化.计算机学报,2012,35(1):27-37. [doi: 10.3724/SP.J.1016.2012.00027]



甘早斌(1968—),男,湖北仙桃人,博士,副教授,CCF 高级会员,主要研究领域为电子商务,信任计算,物联网.



马尧(1986—),男,博士,主要研究领域为社会网络,可信计算,电子商务.



曾灿(1986—),男,硕士,主要研究领域为电子商务,信任计算.



鲁宏伟(1964—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为电子商务,网络安全,物联网.