

基于声誉的多维度信任计算算法^{*}

甘早斌⁺, 丁倩, 李开, 肖国强

(华中科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430074)

Reputation-Based Multi-Dimensional Trust Algorithm

GAN Zao-Bin⁺, DING Qian, LI Kai, XIAO Guo-Qiang

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

+ Corresponding author: E-mail: zgan@mail.hust.edu.cn

Gan ZB, Ding Q, Li K, Xiao GQ. Reputation-Based multi-dimensional trust algorithm. Journal of Software, 2011, 22(10): 2401-2411. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3909.htm>

Abstract: For the mobile-agent-based e-commerce environment, most reputation-based trust algorithms are one-dimensional. They are only based on the node's historical transactions, and the services are not taken into account, so the evaluations are coarse-grained. This paper proposes a reputation-based multi-dimensional trust (RMDT) algorithm which makes use of a self-confident coefficient to synthesize the directed and the reference trustworthiness to evaluate the node in the network. The time sensitive function in this paper not only serves as a reward and punishment mechanism, but is also dynamically attenuate in its trustworthiness. Both the transaction evaluation system and the weight system are introduced in the multi-dimensional trust mechanism. RMDT can uncover the influence on trust computation caused by the subjective factors, such as individual predilection and risk attitude. In addition, the sensitivity of RMDT on the single attribute is greatly improved.

Key words: reputation; trust computing; multi-dimensional trust; trust network

摘要: 针对移动 Agent 电子商务环境, 大多数基于声誉的信任算法是单维度的, 评价的节点只对历史交易给出单一的评价, 并不区分节点服务内容, 给出的信任评价粒度较粗. 对此, 提出了一种基于声誉的多维度信任算法 RMDT (reputation-based multi-dimensional trust), 给出了一种新的推荐可信度计算方法, 并运用自信因子综合直接信任和推荐信任来对网络内的节点进行信任评估. 定义的时间敏感函数使 RMDT 具有一定的奖惩机制, 实现了信任的动态衰减. 通过将交易评价体系和权重体系引入多维度机制, RMDT 较好地体现了个体偏好、风险态度等主观因素对信任计算的影响, 增强了信任算法在交易单个属性上的敏感性.

关键词: 声誉; 信任计算; 多维度信任; 信任网络

中图法分类号: TP393 **文献标识码:** A

信任算法是指在相应的网络环境中, 综合考虑影响信任计算的各种因素, 按照评价主体的要求为评价客体的可信任程度给予数字化的衡量的一套数学方法.

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(70672041); 湖北省自然科学基金(2007ABA307); 中央高校基本科研业务费专项基金(2010MS112)

收稿时间: 2010-02-06; 修改时间: 2010-06-09; 定稿时间: 2010-07-06

针对移动 Agent 电子商务环境,大多数基于声誉的信任算法都是单维度^[1-3]的,评价的节点只对历史交易给出单一的评价,并不区分节点服务内容、交易金额等属性,给出的信任评价粒度较粗.然而在衡量商家的信任度时,消费者会按照个人的主观偏好,关注商家所提供服务的不同方面,此时,单维度的信任算法做出的信任评价不能很好地帮助其做出信任决策.将多维度机制引入信任算法,即按照交易的内容对历史交易的评价予以不同维度,则能帮助消费者做出满足个人主观偏好的信任决策.

1 国内外研究现状

在移动 Agent 电子商务环境中,REGRET 是第一个将社会网络分析运用到基于声誉的多维度信任评估的信任模型,较早地将信任研究引入细粒度领域.它分别从个人维度(individual dimension)、社会维度(social dimension)和本体论维度(ontological dimension)刻画了来自自身经验、社会网络推荐和评估者主观因素对信任度量的影响,运用模糊逻辑分别针对 3 个维度给出不同的算法,最终将三者整合成为全网络的信任度^[4,5].其粒度划分是以信任本身为主体,通过分析影响信任的不同因素来决定维度,比较符合电子市场环境中对节点信任评估的要求,为后来细粒度信任算法的发展开辟了一条新的途径.但是,REGRET 的算法还停留在抽象函数阶段,众多参数的选取方法尚未确定,还不能真正实施于电子商务环境中.

先前的信任模型将单次交易作为一个整体,只给出对交易本身单一的评估值,存在维度较粗的问题.对此,Griffiths^[6]从交易的属性入手,使用基于经验的多维度信任模型(MDT)来决定任务授权.Griffiths 分析一次交易所提供服务的各个方面和不同用户对于服务的不同侧重点,按照交易的成败、开销、质量和时间这 4 个维度刻画节点对服务的满意程度和对节点的信任程度,给予每个维度不同的权重,以便按照用户的不同侧重点计算节点的信任度.其信任算法粒度适当,并给出了对不同维度给予不同权重的具体处理方法,而且还考虑了信任随时间衰减的动态属性,算法复杂度小,便于实施,但没有考虑推荐信任.

文献[7]针对目前信任模型的粒度过粗、不能帮助用户针对某一具体服务领域的信任度进行量化的问题,在 P2P 环境下提出了基于声誉的多维度信任模型.仿真实验显示,该模型在粒度、迭代的收敛性、容错能力、安全性等方面较之单维度模型(SGM)有了极大的提高.其最大的贡献在于给出了模型的分布式实现方法,包括信任档案的放置、分布求解协议和相应的安全协议等,从而极大地提高了该模型的可实施性.但该模型主要关注于提出一种细粒度的信任计算模型,将其与单粒度模型进行比较,并没有考虑信任的时间衰减性.

Guo 等学者^[8]在将矩阵的相似度理论引入信任计算领域时,定义了服务类型因子来表现不同类型服务之间的相似性,以考虑不同粒度服务之间的联系对整体信任的影响,对根据服务类型划分多粒度的基于声誉的信任模型,将各个粒度的信任估计整合成对节点整体的信任度起到了关键作用.该算法专注于细粒度的划分、细粒度信任度的计算及其对整体信任度的影响.

Reece 等人^[9,10]将多维度理论进一步加以发展,根据实际商务领域中对“综合商店”的需求,考虑了某一节点同时提供众多不同类型服务的情况.他们按照服务类型的差异将交易划分为不同维度并分别给予评估,最后研究了单个维度的信任值及其之间的联系对于整体信任度评估的影响.他们将从社区内获得的信任评价分为私有组和共享组,以减少重复计算同一信任评价而带来的时间和通信开销.然而,该模型没有考虑来自社区内的推荐,而单纯依靠自身经验来决定对“综合商店”的信任度,使得计算结果带有较强的主观性,不免具有一定的片面性,容易受到商店摇摆行为的左右.

Wang 等学者^[11]在 P2P 环境中提出了一种基于多维度信任度量的信任模型.该模型在计算直接信任度时划分了一个主观维度和若干个客观维度,主观维度反映节点对另一交易节点的主观评价,而客观维度则表示服务提供节点在完成交易时满足交易规约的各方面的表现.信任评价也根据以上划分出的维度分别给出,然后用较为简单的加权和综合的该多维度信任评价集来计算直接信任度.他们提出的多维度信任算法通过权重机制区分了主观因素和客观因素对信任计算的影响,但区分后的信任整合算法较为简单,并不能如实体现主观和客观方面的若干参数,如交易次数、金额等,对信任计算的影响.

针对虚拟环境下的其他应用领域,国内外学者也提出了关于特定应用环境中的多维度信任模型.比如,为了

让 Agent 选择合适的 Teammate 完成一个给定任务,Ahn 等学者^[12]提出了一个基于可靠性(reliability)、质量(quality)、可用性(availability)和及时性(timeliness)的 4 维信任度量模型.利用该模型计算的信任度作为 Agent 选择合适 Teammate 的依据.针对自组织网络应用中的安全问题,为了建立一种高效的信任机制,Wang 和 Wu 两位学者^[13]提出了一种基于多维证据的信任模型,提高了自组织网络节点信任计算的准确性和可靠性.在 Ad Hoc 网络的应用中,为了处理节点的不端行为,文献[14]提出了一种多维度信任管理方法.从协作信任、行为信任、参考信任这 3 个视角来计算 Ad Hoc 网络节点的信任值,有效避免了单维度信任计算所带来的局限性.

从分析情况来看,当前在信任领域内对多维度信任算法的研究已取得了一定成果,比单维度信任计算模型更加准确,更加科学.但也仍然存在以下问题:

- (1) 多维度划分的思想已获得共识,而如何将单个维度下信任评价以及影响信任评估的若干参数整合成统一的节点信任度仍不够合理,算法大多关注于维度划分,从而忽视了单个维度算法中的若干参数将如何影响信任计算这个问题;
- (2) 多维度信任计算按照服务内容或服务本身属性区分了维度,却忽略了不同维度之间的联系;
- (3) 信任计算没有很好地体现现实生活中人们衡量彼此可信度时常用的准则.

针对以上问题,通过分析社会网络中信任实体及其间的信任关系,定义了虚拟电子商务环境下的 Agent 交易实体的角色和若干相关概念,提出了一种新的基于声誉的多维度信任算法 RMDT(reputation-based multi-dimensional trust algorithm),并通过仿真实验验证该算法具有较好的可行性.

2 信任网络分析

根据各节点在基于移动 Agent 电子商务环境中充当的角色和各自的功能,本文将基于声誉的信任模型中的信任实体(trust entities)分成以下几类^[15]:

定义 2.1(源节点(source)). 信任网络中将对其他节点进行信任评估的节点,记为 S .

定义 2.2(目标节点(target)). 信任网络中被进行信任值评估的节点,记为 T .

定义 2.3(中间节点(internal)). 信任网络中的非源、目标节点,记为 I .

基于声誉的信任模型的一大特点是,当 S 发出信任评估请求时,网络内的其他节点可以向它提供关于 T 的推荐信息.因此,可以定义以下推荐节点.

定义 2.4(推荐节点(reference)). 信任网络中,中间节点中为帮助源节点对目标节点的信任评估,并为源节点提供推荐信息的节点,记为 R .

在电子商务网络环境中,源节点 S 通常为消费者,目标节点 T 通常为提供某种服务的商家,推荐节点 R 为与 T 有过交易的其他消费者.此外,根据是否与源节点认识,将推荐节点细分为朋友(friend)节点 R_F 和陌生(stranger)节点 R_S .由于亲疏关系的区别,朋友节点的推荐可以直接转达给 S ,而陌生节点的推荐则不具传递性.然而,在陌生节点中,某些节点虽然与 S 没有直接认识,但由于他们可能认识 S 朋友或者 S 朋友的朋友,且愿意提供推荐信息,他们的推荐能通过这些朋友在网络中传递给 S ,则将他们统称为 S 的伪朋友(pseudo friend)节点 R_{PF} ;在陌生节点中,除了 S 的伪朋友节点 R_{PF} 之外的所有节点称为纯陌生节点 R_S .

信任和声誉作为基于声誉的信任问题研究中最为重要的两个概念,其定义清晰、适当与否将直接影响信任建模和信任算法的建立.下面结合移动 Agent 电子商务环境给出二者的定义.

定义 2.5(信任(trust)). 在移动 Agent 电子商务环境中,信任是信任评估节点(trustor)根据自身的直接历史交易经验、被评估节点在网络中的声誉和网络环境因素,对于被评估节点(trustee)在协议时间内能够按照协议内容成功提交协议的意愿、能力和可信赖程度的信念.

定义 2.6(声誉(reputation)). 在移动 Agent 电子商务环境中,被评估节点的声誉 Rep 是指网络中流传的其他节点按照其与被评估节点的过往交易所提供的对被评估节点行为能力的推荐(recommendation).分别将 R_F, R_{PF} 和 R_S 提供的声誉值记为 $Rep_{R_F}, Rep_{R_{PF}}, Rep_{R_S}$.

信任网络中,信任是节点对另一节点可行程度的一种态度和信念,而信任度是这种信念的量化.

定义 2.7(信任度(trustworthiness)). 信任度 $T_{S,T}$ 是源节点 S 对于目标节点 T 信任程度的量化.

由计算的依据不同,可以将基于声誉的多维度信任模型中的信任度分为:

定义 2.8(直接信任度(directed trustworthiness)). 信任网络内, S 对节点 T 的直接信任度 $DT_{S,T}$ 是指 S 根据与 T 的交易历史而得出的、对 T 可在协议时间内按协议内容成功提交协议的意愿、能力和可信赖程度的信念.

定义 2.9(推荐信任度(reference trustworthiness)). 信任网络内, S 对 T 的推荐信任度 $RT_{S,T}$ 是指 S 根据网络内其他节点提供的对 T 的推荐而得出的、对 T 可在协议时间内按照协议内容成功提交协议的意愿、能力和可信赖程度的信念.

在基于声誉的网络中, R 诚信的前提下,其给出对于 T 的推荐在数值上应等于其本身对于 T 的信任度.但是,并不排除有单个 R 节点为了自身获益提供不诚信的推荐,或者大量 R 节点相互提供虚假推荐来达到哄抬自身信任度或恶意降低某些节点信任度的恶性行为.由此, S 在获得来自 R 的推荐时,需要确定该推荐是否可信.本文将推荐可信度定义如下:

定义 2.10(推荐可信度(credibility)). 节点 S 对节点 R 的推荐可信度 $C_{S,R}$ 即为对节点 R 所提供的目标节点 T 的声誉值 Rep 的信任程度的量化.分别将 R_F, R_{PF} 和 R_{S^o} 的推荐可信度标记为 $C_{S,R_F}, C_{S,R_{PF}}$ 和 $C_{S,R_{S^o}}$.

为了控制算法的复杂度,对信任网络中推荐节点 R 的层次给出如下定义:

定义 2.11(节点的层次(level of a agent)). 对于任意节点 u ,源节点 S 到 u 的最短距离 $d_{S,u}$ 称为节点的层次,记为 L .若 $d_{S,u}=N$,则称节点 u 为第 N 层节点,记 L_N 为第 N 层节点的集合,则 $u \in L_N$.

定义 2.12(极限层次(ultimate level)). 源节点 S 所能接受的推荐节点 R 所在的最远层次,记为 L_U .

3 基于声誉的多维度信任算法

为了解决当前已有的信任算法维度较粗、不适合节点按照各自主观需求做出信任决策的问题,在移动 Agent 电子商务环境下提出了基于声誉的多维度信任算法 RMDT.该算法不但能够反映评估节点的主观偏好和风险态度,而且能够充分体现信任随时间和新交易而变化的动态属性.整个 RMDT 信任算法的基本步骤如下:

- (1) 给每个加入信任网络的新节点分配初始信任度 T_0 ,且初始信任度从该节点有过一次交易后开始更新;
- (2) S 先根据自身与 T 进行历史交易时对其服务各个维度的满意程度而给出评价以及交易的具体信息,计算对 T 的直接信任度 DT ;
- (3) 随后, S 在网络内发出对 T 的声誉请求,等待网络内节点的响应,选择部分 R 并接受他们的推荐,计算每个提供 T 的声誉的 R 节点的推荐可信度 $C_{S,R}$,并综合所获取的推荐值 Rep ,计算对 T 的推荐信任度 RT ;
- (4) 利用置信因子将 DT 和 RT 整合成 S 对 T 的信任度 $T_{S,T}$;
- (5) 实现 S 对 T 的信任度 $T_{S,T}$ 的动态更新.

3.1 直接信任度的计算

按照多属性决策理论^[16],将针对 T 所提供服务的 n 维属性做出的评价 o (opinion)可能值的集记为 $O=o_1 \times o_2 \times \dots \times o_n$.即 O 为分属属性 $o_1 \times o_2 \times \dots \times o_n$ 的笛卡尔积,称 O 为多属性偏好集.其属性值为 $O=[o_1 \times o_2 \times \dots \times o_n]^T$, $0 \leq o_i \leq 1 (i=1,2,\dots,n)$,简记为 O, o_i 为各个维度的评价.这里,多属性的权重向量定义为 $W=\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$,其中, $0 \leq w_i \leq 1 (i=1,2,\dots,n)$ 且 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$.定义 O 上的效用函数为 $U(O)$,其一维属性 o_i 的效用函数为 $u_i(o_i)$,且 $0 \leq u_i(o_i) \leq 1 (i=1,2,\dots,n)$.

假设 T 提供服务有若干被广泛关注的属性,且属性之间相互独立. S 在衡量 T 的可信度时,报以风险厌恶的态度,且对 T 提供的多属性有固定的偏好,即能根据单个属性的重要程度将维度排序.由以上假设,已知 O 所有的一维属性效用独立,若 O 所有的二维属性满足偏好独立,则有

$$U(O) = \sum_{i=1}^n w_i \times u_i(o_i) \quad (1)$$

为了表明 S 在衡量 T 的可信度时报以的风险态度,本文将所有维度的效用函数全部选用幂函数:

$$u_i(o_i) = c_i \times o_i^{\alpha_i} \quad (2)$$

其中: c_i 为常数,且 $c_i > 0; 0 \leq o_i \leq 1; \alpha_i$ 为常数且 $0 \leq \alpha_i \leq 1 (i=1,2,\dots,n)$.由幂函数的性质可知,随着 α_i 的增加, S 在一维评价 o_i 的效用值逐渐减小,选用幂函数作为一维评价 o_i 的效用性即默认 S 属于递减风险厌恶、比例风险厌恶和递减比例风险厌恶的节点.由公式(1)、公式(2),有

$$U(O) = \sum_{i=1}^n w_i \times c_i \times o_i^{\alpha_i} \quad (3)$$

为了便于讨论,选定最被关注的 4 个维度来给予 T 评价:交易成功与否(success)、交易金额(money)、交易时间(time)和服务质量(quality),即 $O = \{o_s, o_m, o_n, o_q\}$.此外,假设 S 为稳妥型,即取 $\alpha_i = \frac{1}{2}, i = s, m, t, q$.假设本次信任评估之前, S 与 T 有过 N 次交易,其中成功次数为 n ,第 $k (1 \leq k \leq N)$ 次交易的金额为 m_k ,交易时间开始为 t_s^k ,结束时间为 t_E^k ,则第 k 次交易时间为 $\Delta t_k = t_E^k - t_s^k$, S 为 T 所提供服务的第 i 维度在第 k 次交易而给出的评价记为 o_i^k .

由定义 2.8 可知, DT 是 S 根据历史交易以及自身每次的交易评价而做出的对 T 的信任评估,其中,每次历史交易的具体情况和交易评价都对 DT 的计算产生影响.新的交易发生时, DT 也应该动态更新,且越是临近的交易对本次信任评估的影响越大.因此,评价的效用 $U(O)$ 以及单次交易的具体属性都将直接影响 DT .按照以上分析,将一维的单次交易评价与相应的属性取加权平均值,则 DT 的计算公式可以表示为

$$DT = \begin{cases} 0, & N = 0 \\ w_s \left(\frac{\sum_{k=1}^N o_s^k}{N} \right)^{\frac{1}{2}} + w_m \left(\frac{\sum_{k=1}^N m_k \times o_m^k}{\sum_{k=1}^N m_k} \right)^{\frac{1}{2}} + w_t \left(\frac{\sum_{k=1}^N \Delta t_k \times o_t^k}{\sum_{k=1}^N \Delta t_k} \right)^{\frac{1}{2}} + w_q \left(\frac{\sum_{k=1}^N o_q^k}{N} \right)^{\frac{1}{2}}, & N \geq 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $w_s + w_m + w_t + w_q = 1, 0 \leq w_i \leq 1, 0 \leq o_i^k \leq 1, i = s, m, t, q$.

由于 $o_s^k \in \{0, 1\}$, 即当交易成功时, $o_s^k = 1$, 交易失败时, $o_s^k = 0$, 其他维度的评价 $0 \leq o_s^k \leq 1, i = m, t, q$, 则公式(4)可改写为

$$DT = \begin{cases} 0, & N = 0 \\ w_s \left(\frac{n_s}{N} \right)^{\frac{1}{2}} + w_m \left(\frac{\sum_{k=1}^N m_k \times o_m^k}{\sum_{k=1}^N m_k} \right)^{\frac{1}{2}} + w_t \left(\frac{\sum_{k=1}^N \Delta t_k \times o_t^k}{\sum_{k=1}^N \Delta t_k} \right)^{\frac{1}{2}} + w_q \left(\frac{\sum_{k=1}^N o_q^k}{N} \right)^{\frac{1}{2}}, & N \geq 1 \end{cases} \quad (5)$$

公式(5)中, DT 的计算由评价的效用函数 $U(O)$ 按照 T 所提供服务的各个维度的相应属性加权平均而来,既考虑了评价的效用性,又考虑了单次交易的属性对评价的影响.由于公式(5)中 DT 受单次交易的影响,随着 $N, n_s, m_k, \Delta t_k$ 以及 o_i^k 的变化,每次新交易都会引起 DT 的动态更新.

3.2 推荐可信度的计算

推荐可信度 C 体现的是 S 对 R 所提供推荐的信任程度,根据 R 的不同类型, C 的计算方法应有所区分.在社会网络中,人们往往根据与推荐者关系的亲疏程度或者是否有过来往来衡量彼此推荐的可信程度,而这种关系抽象到基于移动 Agent 的电子商务网络中即为 S 与 R 是否有朋友关系,或 R 提供的推荐是否能够通过 S 的朋友节点传递,而推荐传递的最短路径 $d_{S,R}$ 也将对该推荐的可信度产生极大影响.

若网络内共有 N_R 个 R 节点为 S 提供关于 T 的推荐,其中朋友节点 R_F 有 n_{R_F} 个,伪朋友节点 R_{PF} 有 $n_{R_{PF}}$ 个,纯陌生节点 R_{S^c} 有 $n_{R_{S^c}}$ 个,则有 $N_R = n_{R_F} + n_{R_{PF}} + n_{R_{S^c}}$.按照定义 2.9,用概率的方法来表示对节点推荐的信任程度,则对于任意 R ,都有 $0 \leq C_{S,R} \leq 1$.且对于 R_F 节点,由于其推荐是直接传递给 S 的, S 对推荐值是否与 R_F 本身对 T 的直接信任度等值只能有二元的判断,即相等或不等.因此,由概率的观点,对 $\forall R_F$,若 $\exists Rep_{R_F} (0 \leq Rep_{R_F} \leq 1)$,

则有

$$C_{S,R_{F_i}} = \frac{1}{2^{d_{S,R_{F_i}}}} \quad (6)$$

其中, $d_{S,R_{F_i}} \equiv 1, i \in \{1, 2, \dots, n_{R_F}\}$.

而对于 R_{PF} 而言, 由于其推荐的传播路径对其可信度的影响, $d_{S,R_{PF}}$ 每增加 1, 其可信程度减小一半. 于是, 将 $d_{S,R_{PF}}$ 引入, 对 $\forall R_{PF_j}$, 若 $\exists Rep_{R_{PF_j}} (0 \leq Rep_{R_{PF_j}} \leq 1)$, 则其推荐可信度可定义如下:

$$C_{S,R_{PF_j}} = \frac{1}{2^{d_{S,R_{PF_j}}}} \quad (7)$$

其中, $d_{S,R_{PF_j}} \geq 2, j \in \{1, 2, \dots, n_{R_{PF}}\}$.

根据 S 与 R 的亲疏程度, S 对 R_{S_i} 的推荐报以最怀疑的态度, 其可信度必然小于所有的 R_{PF} 节点. 其次, 任意 R_{S_i} 对于 S 而言都是纯陌生的, 不同的 R_{S_i} 与 S 并没有亲疏程度的区别, 因此, S 对任意 R_{S_i} 的推荐可信度应该相等. 因此, 对 $\forall R_{S_i}$, 若 $\exists Rep_{R_{S_i}} (0 \leq Rep_{R_{S_i}} \leq 1)$, 则其推荐可信度可定义如下:

$$C_{S,R_{S_i}} = \frac{1}{2^{\max\{d_{S,R_{PF_j}}\}+1}}, i \in \{1, 2, \dots, n_{R_{S_i}}\} \quad (8)$$

其中, $d_{S,R_{PF_j}} \geq 2, j \in \{1, 2, \dots, n_{R_{PF}}\}$.

此外, 无论 R 与 S 的亲疏程度如何, 若推荐值恶性偏高, 即 $Rep_R > 1$, 或恶性偏低, 即 $Rep_R < 0$, 都将该推荐值视为恶意推荐. 即对于 $\forall R$, 若 $\exists Rep_R (Rep_R < 0$ 或 $Rep_R > 1)$, 则其推荐可信度可定义如下:

$$C_{S,R} = 0 \quad (9)$$

3.3 推荐节点规模的控制

在实际的网络环境中, 为 S 提供推荐的 R 节点可能很多, 不予限制地将所有推荐值加以考虑, 在造成计算负担的同时也极大地减小了推荐的效用, 因此需要对推荐节点的规模加以控制. 控制的原则是: 在保证推荐合理、有效、高度可信的前提下, 减少推荐节点数量, 提高算法的时间和空间效率.

首先, 公式(9)通过将提供恶意推荐值的推荐节点的推荐可信度设置为 0, 从算法的实施上清空了该推荐值的效用. 事实上, 在 S 获取网络中对于 T 的推荐时, 若 $Rep_R < 0$ 或 $Rep_R > 1$, 则可以直接认定该推荐节点提供了恶意推荐, 并不将其推荐值应用到 RMDT 中, 由此保证了推荐的合理性.

其次, 公式(6)~公式(8)计算的推荐可信度在将不同属性的 R 节点加以区分的同时, 其另一优势就是, 以 S 与 R_{PF} 之间的最短路径长度 $d_{S,R_{PF}}$ 为参数的推荐可信度 $C_{S,R_{PF_j}}$ 和 $C_{S,R_{S_i}}$ 可以作为筛选推荐值的依据. 按照公式(6)~公式(8), 所有同属于 L_N 的节点具有相同的推荐可信度, 且随着 $d_{S,R}$ 的增加而按比例地递减. 若 S 只想选取所有 R 节点中最可信的一部分, 则通过设置推荐传递的层次 L_N 即可实现.

对 $\forall R$, 若其推荐被 S 接受, 则有 $C_{S,R} \in \left[\frac{1}{2^{d_{L_U}+1}}, \frac{1}{2} \right]$, d_{L_U} 为 S 到极限层次 L_N 的距离. 当且仅当 $R \in R_{S_i}$ 时, $C_{S,R_{S_i}} = \frac{1}{2^{d_{L_U}+1}}$; 当且仅当 $R \in R_F$ 时, $C_{S,R_F} = \frac{1}{2}$. 由此可见, S 可以通过设置 L_U 实现对 R 提供推荐的筛选, $\forall R_{PF} \in L_N$, 若 $L_N > L_U$, 其推荐值将不再被考虑, 由此保证了 S 对 R 所提供推荐的较高可信度.

3.4 推荐信任度的计算

在对推荐节点的规模进行了有效控制之后, 即可计算 S 对 T 的推荐信任度 RT .

按照定义 2.6 及定义 2.9, 源节点 S 获取的来自推荐节点 R 提供的关于目标节点 T 的声誉, 在 R 诚信的前提下, 在数值上即等于 R 本身对于 T 的直接信任度, 即 $Rep_{R_{F_i}} = DT_{R_{F_i}, T}$, $Rep_{R_{PF_j}} = DT_{R_{PF_j}, T}$, $Rep_{R_{S_i}} = DT_{R_{S_i}, T}$. 但是一般来说, S 在获取 R 对 T 的推荐时, 并不清楚 R 诚信与否, 只能确定 $0 \leq Rep_R \leq 1$, 应该由根据 R 节点的不同种类所得到的 R 的推荐可信度 $0 \leq C_{S,R} \leq 1$ 来计算该推荐的有效值. S 对 T 的推荐信任度 RT 是网络内众多 R 节点提供的 T

的声誉的综合效用.由于与 S 关系的紧密程度不尽相同,不同属性的推荐节点 R 对于 RT 的贡献也具有不同的效用,而这一效用也可以通过区分 R 的推荐可信度 C 来体现.

若 S 限定的 $L_U=N_U$,其中, N_U 为一个常数.由公式(6)~公式(8)可知,属于同层次的节点具有相同的推荐可信度,不妨设属于第 k 层的推荐节点总数为 n_{L_k} ($1 \leq k \leq N_U$),则有 $n_{R_F} = n_{L_1}, n_{R_{PF}} = \sum_{k=2}^{N_U} n_{L_k}$, 且

$$N_R = n_{R_F} + n_{R_{PF}} + n_{R_{S^*}} = n_{L_1} + \sum_{k=2}^{N_U} n_{L_k} + n_{R_{S^*}}.$$

下面给出推荐信任度 RT 的计算公式:

$$RT = \begin{cases} 0, & N_R = 0 \\ \frac{\sum_{i=1}^{n_{L_1}} C_{S,R_{F_i}} \times Rep_{R_{F_i}} + \sum_{k=2}^{N_U} \sum_{j=1}^{n_{L_k}} C_{S,R_{PF_j}} \times Rep_{R_{PF_j}} + \sum_{l=1}^{n_{R_{S^*}}} C_{S,R_{S^*_l}} \times Rep_{R_{S^*_l}}}{\sum_{i=1}^{n_{L_1}} C_{S,R_{F_i}} + \sum_{k=2}^{N_U} \sum_{j=1}^{n_{L_k}} C_{S,R_{PF_j}} + \sum_{l=1}^{n_{R_{S^*}}} C_{S,R_{S^*_l}}}, & N_R > 0 \end{cases} \quad (10)$$

($k = 2, 3, \dots, N_U, i = 1, 2, \dots, n_{R_F}, j = 1, 2, \dots, n_{R_{PF}}, l = 1, 2, \dots, n_{R_{S^*}}$)

其中, $N_R = n_{R_F} + n_{R_{PF}} + n_{R_{S^*}} = n_{L_1} + \sum_{k=2}^{N_U} n_{L_k} + n_{R_{S^*}}$.

3.5 信任度的整合

信任度 $T_{S,T}$ 是综合 S 对 T 的直接信任度 DT 和推荐信任度 RT 而得来的.这里,引入自信因子 λ 来整合 DT 和 RT ,并给出自信因子的确定方法. $T_{S,T}$ 的计算如下所示:

$$T_{S,T} = \lambda \times DT + (1 - \lambda) \times RT \quad (11)$$

其中, $0 \leq \lambda \leq 1$,用来表示 S 对其本身判断的自信程度.由此,公式(11)所计算的 $T_{S,T}$ 既体现了 S 自身的经验,也综合考虑了网络内其他节点的推荐,充分体现基于声誉的信任模型的优势.由于 λ 表示的是 S 自身的交易经验对于 $T_{S,T}$ 的影响,其确定方式则应由交易结果决定,即

$$\lambda = \begin{cases} 0, & n_s = 0 \\ \frac{n_s}{N}, & n_s > 0 \end{cases} \quad (12)$$

3.6 信任度的更新

信任是敏感的,多维度信任算法的优点之一就是其较小的粒度能让节点的突然恶意行为在信任算法中获得迅速反应,由此减小了节点通过长期诚信的小交易积累信任度而在大笔的交易中进行欺诈行为的可能性.

此外,信任也是动态的,在长期的恶意行为需要在信任算法中得以反映的同时,更需要引入一定的惩罚机制以警示节点.此外,信任的动态属性不仅表现在信任值随新的交易经验更新,还体现在当长时间没有交易经验时,信任度应随时间衰减.公式(11)只体现了新的交易经验对 $T_{S,T}$ 的影响,为体现惩罚机制和时间因素对信任度的影响,下面引入时间敏感函数(time sensitive function),以更好地体现信任的动态属性.

将时间轴划分为若干个时间窗(time windows),长度为 t_0 ,且每经过 $|t_0|$ 时间, $T_{S,T}$ 进行一次衰减.若 S 加入信任网络时间为 $t_{initial}$,对 T 进行信任评估的时间为 t ,这里, $t > t_{initial}$,则此间经历了 $k = \left\lfloor \frac{t - t_{initial}}{t_0} \right\rfloor$ 个时间窗,其中, k 为整数.令时间窗 i ($i=1, 2, \dots, k$) 的开始时间为 $t_{initial}^i$,结束时间为 t_{end}^i , S 对 T 在 $t_{initial}^i$ 时间的信任度为 $T_{initial}^i$,在 t_{end}^i 时间的信任度为 T_{end}^i ,则时间敏感函数可以定义为

$$sensitive(T^i) = T_{end}^i \left(1 + \frac{\sum_{i=1}^k \frac{T_{end}^i - T_{initial}^i}{T_{initial}^i}}{k} \right), k = \left\lfloor \frac{t - t_{initial}}{t_0} \right\rfloor \quad (13)$$

经过公式(13)修正后的信任度,既能作为时间窗 t_0 时间段内的惩罚机制,又能较好地反映长时间没有新交易时信任随时间衰减的属性.与众多单维度信任算法(SDT)中将惩罚机制与时间敏感因子分开的方式相比,本文采用的时间敏感函数极大地减小了算法复杂度,并有较好的收敛性.

4 仿真实验及结果分析

为了体现在 RMDT 中引入多维度体系对信任计算的影响,设计了一系列的模拟实验,通过从准确性、敏感性上将其与单维度信任算法 SDT 进行对比分析,证明了 RMDT 可对带有不同主观偏好、风险态度的信任评估主观模式予以正确的反映,并且证明了时间敏感函数对信任计算结果起到的修正作用.

仿真实验中,源节点 S 根据各自不同的主观偏好、风险态度评估目标节点 T 的信任度.假设所有用户从交易成功率、交易金额、交易时间和交易完成质量 4 个维度对目标节点 T 给出交易评价,即 $O = \{o_s, o_m, o_t, o_q\}$. S 的主观偏好由交易评价不同维度的权重体系表示,即 $W = \{w_s, w_m, w_t, w_q\}$, S 的风险态度由不同的评价效用函数表示.

(1) RMDT 对主观偏好的区分

实验 1 的目的在于,验证 RMDT 将多维度的信任机制引入信任计算后,能够更好地体现主观偏好对信任计算的影响. S_1 用于模拟 SDT,即在计算 DT 时给出一个评价作为对交易整体的评价,用于对比多维度信任算法和单维度信任算法在体现主观偏好上的区别. S_2, S_3 的引入是为了证明不同的主观偏好,即评价权重的选择,对信任计算的影响.

由图 1 可知, S_1 (SDT) 由于粒度较粗,在评价趋于稳定之后对评价集不再敏感,表现平稳.在引入多维度权重体系和评价体系之后, S_2, S_3 的信任度在信任度积累阶段就表现出了一定的震荡性,且在稳定阶段,由于各维度权重的区别体现出了明显的高低差异.通过选用不同的维度权重体系, RMDT 能够较好地地区分 S 的主观偏好,而不影响信任度的整体变化趋势.

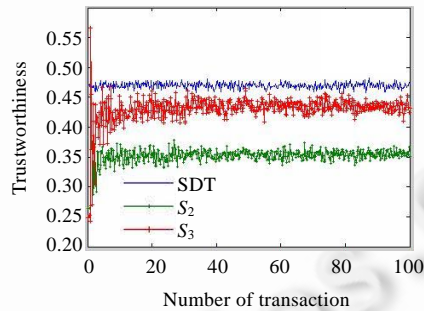


Fig.1 Difference of RMDT to subjective preference

图 1 RMDT 对主观偏好的区分

(2) RMDT 对风险态度的区分

实验 2 的目的在于,验证 RMDT 将多维度的信任机制引入信任计算后,能够更好地体现风险态度对信任计算的影响.源节点 S 的风险态度可以通过对交易评价的各个维度选用不同的效用函数来实现.

假设交易评价所有维度的效用函数都为幂函数,而由幂函数的性质可知,随着 α_i 的增加,一维评价 o_i 的效用值逐渐减小.反映在信任算法中,即 α_i 越高,节点对风险持有的态度越保守.因此,通过调节效用函数的指数所形成的不同效用函数能够体现出源节点不同的风险态度.

本实验中, S_1 和 S_2 在评估信任度时都报以风险规避的态度,且 S_1 在面对风险时最为保守,并且体现在了每个

维度上; S_3 在三者中有最强的风险趋向特质,仅对交易提交的质量报以风险中立的态度.图2表示的是3种风险态度在同一积极的多维度评价集 $0.5 \leq o_i \leq 1 (i=s,t,m,q)$ 和推荐集作用下,不同效用函数对信任度的影响.图3表示的是3种风险态度在同一相对消极的多维度评价集 $0 \leq o_i \leq 0.5 (i=s,t,m,q)$ 和推荐集 $0 \leq r_i \leq 0.5 (i=1, \dots, N_R)$ 作用下,不同效用函数对信任度的影响.

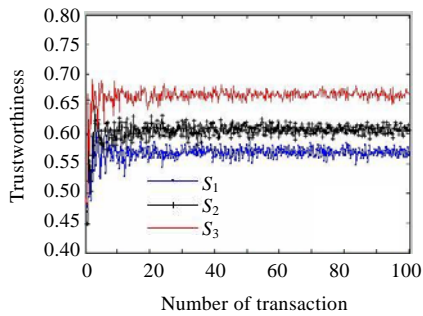


Fig.2 Difference of RMDT to risk attitude I

图2 RMDT对风险态度的区分I

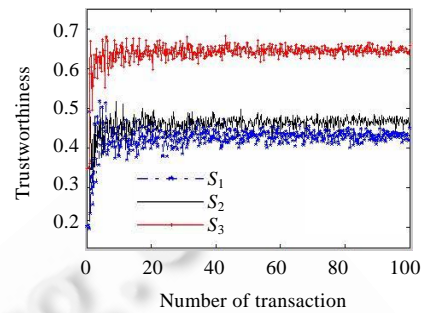


Fig.3 Difference of RMDT to risk attitude II

图3 RMDT对风险态度的区分II

由图2、图3可以看出:在经历了前10次交易的信任积累以后,目标节点的信任度趋于平稳;且通过选用不同的效用函数,源节点的风险态度能够通过信任度高低被正确地反映出来:在相同的多维度评价集和推荐集下,评价同一目标节点的信任度时,风险规避的节点获得了对目标节点较低信任度,如 S_1, S_2 ; 而风险趋向的节点获得了对目标节点较高的信任度,如 S_3 .

然而,在相对消极的交易评价下,若源节点仍然选用风险趋向的风险态度,即使在消极的交易评价集和推荐集下,由RMDT所得到的目标节点信任度仍然较高,如图3中所示的 S_3 , 此时的信任评价出现了较大偏差.由此可见源节点的风险态度对信任评价的影响之大.

(3) RMDT 中时间敏感函数对信任度的影响

实验3用于证明引入的时间敏感函数在实施奖惩机制和动态更新信任度时的表现,时间敏感函数用来给信任机制予以一定的奖惩机制和实现信任度的动态更新.奖惩机制要求在节点于长期实施积极的交易行为时信任度能够获得较大的提高,而较少次数的消极交易行为也能使信任度快速地降低.动态更新机制的引入,则是为了在长时间没有新的交易时,节点的信任度能够进行及时、适当的衰减.

本实验用正弦随机函数仿真节点的摇摆行为获得的评价及推荐,将RMDT所得信任度与SDT算法AgentRep^[2]与不加时间敏感函数的RMDT所得的信任度节点加以比较,以体现三者区分目标节点的摇摆行为时的性能优越性.实验结果如图4所示.

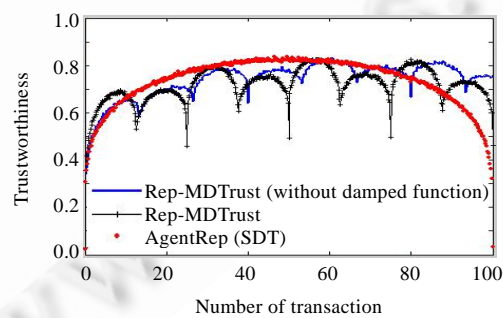


Fig.4 Time sensitive function's affect to trustworthiness

图4 时间敏感函数对信任度的影响

由图 4 可以看出,由于多维度机制的引入,无论是否加入时间敏感函数,RMDT 对交易评价的敏感度都比 SDT 算法 AgentRep 要强,呈现出了明显的正弦函数变化特点,证明了 RMDT 更能及时反映节点的摇摆行为这一观点.对于这类在交易中实施摇摆行为的节点,由图 4 可知,加入了时间敏感函数后,信任计算对积极或消极评价的敏感度更高,上升或下降的速率都有一定的提高,相当于给予了该信任机制一定的奖惩机制.然而其缺点在于,在实施消极行为后转而实施积极行为时,其信任度也将获得较快的提高,且提高的幅度比不加入时间敏感函数以及 AgentRep 都要大.

5 总结与展望

在开放虚拟电子市场中,建立和评价交易实体间的信任关系是解决其交易安全控制机制最有效的方法之一.国内外学者在信任度量、信任管理方面做了大量的研究工作.从目前研究成果来看,研究的重点已开始从交易实体(或节点)的单维度信任度量过渡到多维度信任度量.比较典型的有 Griffiths^[6]提出的基于经验的多维度信任模型、Reece 等人^[9,10]提出的一种新的多维度概率性信任模型,但他们没有考虑推荐信任(间接信任),这与实际情形不符.Zhang 等学者^[7]提出的多粒度信任模型具有较高的安全性、容错能力和迭代收敛性,但却没有考虑信任的时间衰减性.Wang 等学者^[11]提出的多维度信任度量算法是基于一个主观维度和若干个客观维度,但没有考虑交易次数、金额、交易时间等对信任计算的影响.与已有的这些多维度信任算法相比,RMDT 有效克服了以上算法的局限性,具有如下特点:

- (1) 将 S 与 R 之间的最短路长 $d_{S,R}$ 作为 R 的推荐可信度 $C_{S,R}$ 的决定因素及 R 的筛选参数.根据信任网络中节点的角色区分了不同推荐节点对信任计算的影响,提出了一种新的推荐可信度的计算方法;
- (2) 将多维度机制引入信任算法,按照 T 提供服务属性的各个方面分为不同维度,使 S 能够提出对 T 所提供服务的每个维度完成情况的单独评价,根据自身需要为 T 所提供服务的各个维度赋予不同的权重,并整合出符合自身信任决策需求的信任度;
- (3) 将多属性决策理论中的效用函数运用到信任计算中,量化信任并帮助节点由多属性决策理论做出信任决策;
- (4) 信任度 $T_{S,T}$ 的动态更新将兼顾新交易的影响、节点的行为模式和时间衰减.

仿真实验结果表明,RMDT 在体现节点的主观偏好、风险态度以及摇摆的交易行为对于信任度的影响和对交易评价的敏感度上,较单维度信任算法 SDT 而言,体现出了令人满意的性能.

多维度的信任算法为了综合考虑影响信任计算的众多因素,其空间和时间复杂度都较大.如何根据特定的网络情况选取恰当的信任算法进行信任管理,以最小化计算、体系结构、存储和通信开销都需要加以研究.此外,本文仅考虑了属性维度之间不相关性的情况,而在实际中,属性维度之间存在着一定联系.这些将是我们下一步的研究内容.

致谢 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本文水平有很大帮助.

References:

- [1] Li X, 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]
- [2] Gan ZB, Li YJ, Xiao GQ, Wei DW. A novel reputation computing model for mobile agent-based e-commerce systems. In: Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Information Security and Assurance. Busan: IEEE Computer Society Press, 2008. 253–260. [doi: 10.1109/ISA.2008.31]
- [3] Duma C, Shahmehri N, Caronni G. Dynamic trust metrics for peer-to-peer systems. 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]
- [4] Sabater J, Sierra C. REGRET: Reputation in gregarious societies. In: Proc. of the 15th Int'l Conf. on Autonomous Agents. New York: ACM Press, 2001. 194–195. [doi: 10.1145/375735.376110]

- [5] Sabater J, Sierra C. Reputation and social network analysis in multi-agent systems. In: Proc. of the 1st Int'l Joint Conf. on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. Bologna: ACM Press, 2002. 475–482. [doi: 10.1145/544741.544854]
- [6] Griffiths N. Task delegation using experience based multi-dimensional trust. In: Proc. of the 4th Int'l Joint Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Netherlands: ACM Press, 2005. 489–496. [doi: 10.1145/1082473.1082548]
- [7] Zhang Q, Zhang X, Wen XZ, Liu JR, Ting S. Construction of peer-to-peer multiple-grain trust model. Journal of Software, 2006,17(1):96–107 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/96.htm> [doi: 10.1360/jos170096]
- [8] Guo LT, Yang SB, Wang J, Zhou JY. Trust model based on similarity measure of vector in P2P networks. In: Zhuge H, Fox GC, eds. Proc. of the GCC 2005. LNCS 3795, Heidelberg, Berlin: Springer-Verlag, 2005. 836–847. [doi: 10.1007/11590354_103]
- [9] Reece S, Rogers A, Roberts S, Jennings NR. Rumours and reputation: Evaluating multi-dimensional trust within a decentralized reputation system. In: Proc. of the 6th Int'l Joint Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Honolulu: ACM Press, 2007. 1–8. [doi: 10.1145/1329125.1329326]
- [10] Reece S, Roberts S, Rogers A, Jennings NR. A multi-dimensional trust model for heterogeneous contract observations. In: Proc. of the 22th AAAI Conf. on Artificial Intelligence. London: AAAI Press, 2007. 128–135.
- [11] Wang XS, Liang P, Ma HD, Xing D, Wang BZ. A P2P trust model based on multi-dimensional trust evaluation. In: Proc. of the Bio-Inspired Computational Intelligence and Applications, Vol.4688. Heidelberg, Berlin: Springer-Verlag, 2007. 347–356. [doi: 10.1007/978-3-540-74769-7_38]
- [12] Ahn J, DeAngelis D, Barber K. Teammate selection using multi-dimensional trust and attitude models. In: Falcone R, Barber S, Sabater J, Singh M, eds. Proc. of the Trust in Agent Societies (TRUST 2008). LNAI 5396, Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. 1–24. [doi: 10.1007/978-3-540-92803-4_1]
- [13] Wang GJ, Wu J. Multi-Dimensional evidence-based trust management with multi-trusted paths. Journal of the Future Generation Computer Systems, 2011,27(5):529–538 [doi:10.1016/j.future.2010.04.015]
- [14] Li WJ, Joshi A, Finin T. Coping with node misbehaviors in Ad Hoc networks: A multi-dimensional trust management approach. In: Proc. of the 11th Int'l Conf. on Mobile Data Management. Kansas City: IEEE Computer society Press, 2010. 85–94. [doi: 10.1109/MDM.2010.57]
- [15] Gan ZB, Ding Q, Varadharajan V. Reputation-Based trust network modelling and simplification in multi-agent-based e-commerce systems. In: Proc. of the 5th Int'l Conf. on Next Generation Web Services Practices. IEEE Computer Society Press, 2009. 60–67. [doi: 10.1109/NWeSP.2009.13]
- [16] Wei SX, Zhou XZ. Multiple Attribute Decision Making Principle and its Application In C³I System. Beijing: National Defense Industry Press, 1998. 31–45 (in Chinese).

附中文参考文献:

- [7] 张骞,张霞,文学志,刘积仁,Ting Shan. Peer-to-Peer 环境下多粒度 Trust 模型构造. 软件学报, 2006,17(1):96–107. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/96.htm> [doi: 10.1360/jos170096]
- [16] 魏世孝,周献中. 多属性决策理论方法及其在 C³I 系统中的应用. 北京:国防工业出版社,1998.31–45.



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,软件经济学.



李开(1968—),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究领域为可信计算,分布式系统安全.



丁倩(1983—),女,硕士,主要研究领域为信任计算,网络安全.



肖国强(1953—),男,副教授,主要研究领域为图形图像处理,电子商务,信任计算.