

文章编号: 1000-582X(2013)04-056-08

新颖的面向网络服务的动态信任模型

张晓琴¹, 陈蜀宇²

(1. 重庆市电信规划设计院有限公司, 重庆 400041; 2. 重庆大学 软件学院, 重庆 400044)

摘要: 提出一种新颖的面向网络服务的动态信任模型。引入信任评价与区间直觉模糊数的对应关系, 给出基于信任需求属性的经验信任、邻居推荐信任及代理推荐信任的计算、合成、及综合运算。同时, 采用精确函数比来确定信任属性的权重因子, 而时间序列权重因子则由指数分布的逆形式确定。最终以总体信任的得分函数及心性因素来区分信任服务。仿真实验表明, 该模型可有效的建立实体间的信任关系并遏制恶意实体的攻击。

关键词: 区间直觉模糊数; 信任模型; 代理推荐; 得分函数

中图分类号: TP301

文献标志码: A

A novel dynamic trust model for network service

ZHANG Xiaoqin¹, CHEN Shuyu²

(1. Chongqing Planning and Designing Institute of Telecommunications Co., Chongqing 400041, China;
2. College of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: A novel dynamic trust model for network service is proposed. The corresponding relationship of trust evaluation and interval-valued intuitionistic fuzzy numbers are introduced in the computations, compounds, and general operations of experience of trust, neighbor recommendation trust and agency recommendation trust, which are based on trust demand attributes. Meanwhile, the trust attributes' weight factors are determined by precise function proportion, while time series weight factors are defined by the inverse form of exponential distribution. And the trust service is finally distinguished by the result of general trust scoring function and psychological factors. Simulation results show that the model can effectively build trust relationship between entities and restrain attacks from malicious entities.

Key words: interval-valued intuitionistic fuzzy number; trust model; agency recommendation; scoring function

目前, 信任模型的建立已成为电子商务 (eBay、Amazon、阿里巴巴等)、开放计算系统 (Agent 系统、P2P 网络、Ad Hoc 网络、普适计算等) 和构建可信网络服务的重点问题。然而, 从社会学的角度来看, 信任关系从内涵和本质上都是最复杂的社会关系之一, 具有主观性、随机性、模糊性、不对称性、部分传递性、内容相关性和时空衰减性等一系列复杂的动

态属性, 无法精确地加以描述和验证^[1]。当前众多学者对主观信任进行了有益的探索。

1994 年 Marsh 首先尝试将社会网络中的信任关系^[2]的研究引入到计算系统中, 从而引起了业界对计算系统中信任问题的研究兴趣。1996 年, M. Blaze 等^[3]首先提出了信任管理的概念, 提出了信任管理系统 PolicyMaker 和 KeyNote。该信任管理模

收稿日期: 2012-12-08

基金项目: 重庆市自然科学基金资助项目 (2008BB2307)

作者简介: 张晓琴 (1984-), 女, 重庆大学博士, 主要从事云计算、网络计算及移动计算的规划咨询和研究工作。

(Tel) 15823139338; (E-mail) happy1984zxq@gmail.com。

型是用一种精确的、理性的方式来描述和处理复杂的信任关系。Abdul~Rahman等^[4]扩展了Marsh的信任模型。沿着这条思路,后来很多的信任系统都有与此类似的信任模型。

文献[5]给出了一套主观逻辑运算符用于信任度的推导和综合计算。但模型将信任的主观性和不确定性等同于随机性,且没有明确区分经验信任和推荐信任,无法有效地消除恶意推荐带来的影响。文献[6]提出了基于模糊集合理论的主观信任管理模型,认为主观信任作为一种认知现象,其模糊性和不确定性主要表现为模糊性,通过引入模糊集合论中隶属度的概念来描述信任的模糊性,并定义了信任向量作为信任的度量机制,为信任研究提供了有价值的思路。文献[7-8]提出了基于云模型的信任评估算法,有效地描述了信任的模糊性和随机性,但其没有考虑反馈信任和信任的上下文依赖且不利于扩展。文献[9]把粗糙集、信息熵和IOWA算子等理论引入信任模型,有效地推动了动态信任关系度量与预测理论研究的发展。但模型对信任的否定信息刻画不足。文献[10-11]扩展了Jøssang的基于主观逻辑的信任模型,引入了信任、不信任、矛盾和不确定函数来刻画信任,更加完备地描绘了信任信息,但仅仅是对逻辑算子进行了描述,没有给出一个原型系统。

信任是一种主观判断,是对观察知识的一种认知。这种认知需要描述知识的完备性,需要决策者对完备信息进行合理融合并做出决策。当前的系统中,节点对服务的评价难以定量,只能给出一种定性的语义评价或者直觉评价,如何将语义评价量化以及有效描述信息的完备性就成为信任描述的关键问题,首先拓展语义标签量化^[12]的定义,其次将语义评价量化为区间直觉模糊数,最后基于区间直觉模糊理论^[13]建立动态信任模型。区间直觉模糊数刻画认知的模糊性、随机性,信任区间和非信任区间的同时引入表达了知识的完备性。再者引入由区间直觉模糊数的精确函数比确定信任属性的权重因子,指数分布的逆形式确定时间序列权重因子,有效的汇聚经验信任,邻居推荐信任及代理推荐信任,并融合三者,以最终区间直觉信任模糊数的得分函数来区分信任服务。有效地描述了信任的内涵和实质,提高了信任模型的动态适应能力。

1 区间直觉模糊信任机制

1.1 信任建立主要思路

将信任网络中的服务总体信任分为经验信任和

推荐信任,而推荐信任又分为邻居推荐和代理推荐。经验信任是2个实体根据过去发生的直接交互行为而得出的信任关系,这种交互包括实体间协作完成某项任务、用户使用资源提交作业等,也包括电子商务类型的商业服务,而不包括一般的访问浏览服务。由于经验信任只涉及到2实体发生的交互次数,而当目标实体很少与自己交互,且怀有恶意,伪装成诚实实体交互,进行周期性欺骗时,建立的信任关系将不可靠,此时经验信任只能作为信任参考的一部分,需要引入推荐信任,将推荐信任区分为邻居推荐和代理推荐,所谓邻居推荐就是由最近一段时间的邻居实体推荐而得出的对目标实体的信任。但邻居节点毕竟有限,若交互信息不足也只能作为局部信任关系,进而需要引入代理推荐,用于提供一个全局信任关系的参考。每个节点都有对应服务代理节点,同时自己也是某个节点的服务代理节点。节点维护2张表:1)主动信任评价表,用来记录自己给予交互过的实体的信任评价,在采信时间区间 Δ 内交互次数排名前 r 名的自动生成邻居节点表。2)被动信任代理评价表,用来记录采信时间区间 Δ 内交互实体给予自己代理的服务节点的信任评价,便于生成代理推荐信任。在信任关系的建立过程中, $\Omega=(P_1, P_2, \dots, P_N)$ 为实体域,最近采信时间区间内和实体交互次数排名前 r 名的自动生成邻居节点集合,故邻居节点构成的集合为 $P^i=\{P_1^i, P_2^i, \dots, P_r^i\}, P^i \subset \Omega$ 。可见邻居节点的集合 P^i 是随时间动态变化的。图1表示2个主体建立信任关系的过程

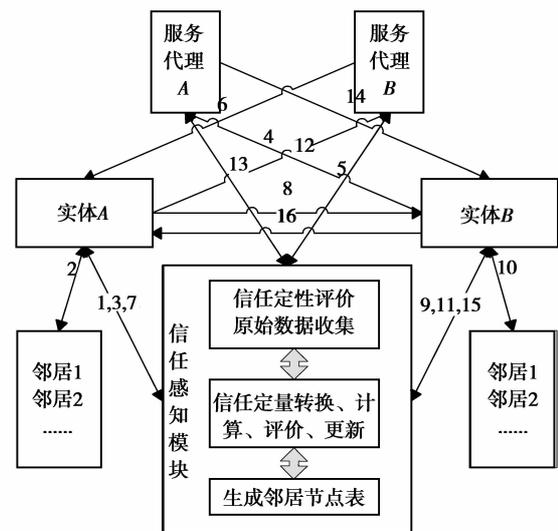


图1 信任关系建立过程

1)当A准备向B请求某种服务时,先调用自己的信任感知模块,根据服务对应的信任属性计算对

B 的经验信任,若采信时间区间 Δ 内交互次数大于 M ,且信任等级满足要求,则转 8。否则转 2。

2) 实体 A 请求邻居节点针对服务对 B 进行推荐,邻居将服务对应信任属性的最新评价反馈给实体 A 。

3) 实体 A 根据邻居反馈的评价再次调用信任感知模块计算邻居推荐信任及总体信任,若邻居反馈数大于 M ,且总体信任等级满足要求,则转 8。否则转 4。

4) A 向 B 的服务代理请求对应服务的代理推荐信任。

5) 服务代理 B 调用自己的信任感知模块计算 B 的代理推荐。

6) 代理 B 向 A 反馈 B 的代理推荐。

7) A 再次调用信任感知模块计算 B 的总体信任等级,若达到要求,转 8,否则结束。

8) A 向 B 发起服务请求。

9) 实体 B 调用自己的信任感知模块根据实体 A 的诚信反馈度和安全性等信任属性计算对 A 的经验信任,若采信时间区间 Δ 内交互次数大于 M ,且信任等级满足要求,则转 16。否则转 10。

10) 实体 B 请求邻居节点针对诚信反馈度和安全性信任属性对 B 进行推荐,邻居将最新评价反馈给实体 B 。

11) 实体 B 根据邻居反馈的评价再次调用信任感知模块计算邻居推荐信任及总体信任,若邻居反馈数大于 M ,且总体信任等级满足要求,则转 16。否则转 12。

12) B 向 A 的服务代理请求针对诚信反馈度和安全性信任属性的代理推荐信任。

13) 服务代理 A 调用自己的信任感知模块计算 A 的代理推荐。

14) 代理 A 向 B 反馈 A 的代理推荐。

15) B 再次调用信任感知模块计算 A 的总体信任等级,若达到要求,转 16,否则结束。

16) B 应答 A 的服务请求。

从图 1 可以看出,信任计算方法明显区别于传统模型,在传统模型中,总体信任一般采用经验信任与推荐信任加权平均计算方法,而模型当节点现有的证据总数较少(或者是 $U = \{U_1, U_2, U_3 \dots\}$ 与 P_j 初次交互, P_j 没有 P_j 的任何证据),而导致系统没有足够的直接证据判断 P_j 的信任时,首先考虑邻居推荐的信任度;当邻居推荐仍然不够时,再考虑陌生人提交给代理的推荐。当节点现有的证据数目多于阈值 M 时或者证据较少但邻居推荐多于阈值 M

时,直接通过历史行为证据或融合邻居推荐计算实体的信任。且陌生人的评价集中放在代理上,也减少了多处咨询的通信开销。与传统的信任计算方式相比,总体信任的计算方式具有以下优点:1) 比较符合人类的心理认知和日常的行为习惯。为了尽可能的降低风险,只有当人们自己的现有知识(证据)不足以判别他人的可信程度时,才会考虑第三方的推荐信息,且首先考虑邻居其次再考虑陌生人的推荐。当自己的现有知识或者邻居的推荐信息足以判断他人的可信程度时。则不考虑陌生人的推荐。2) 在大规模的分布式系统中,为了获得全局信任,系统经常需要通过广播的方式在整个网络中进行推荐者的搜索,因而需要巨大的系统开销,代理推荐集中所有交互节点对代理节点的评价,可以有效降低系统的开销。

1.2 区间直觉模糊理论及其信任相关描述

对实体信任进行建模的关键就是如何对实体的信任度进行定义、评价、量化和推导。所以信任研究的内容应当包括信任的表述和度量、信任的推导和综合计算。信任依赖于服务上下文相关的一系列信任属性。严格区分服务对应的信任属性,如:推荐服务就只依赖推荐诚信属性;软件服务就依赖于稳定性、可靠性、易用性、容错性等信任属性;下载服务就依赖于共享能力,安全性等属性。记信任属性集合为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$,其中: m 为信任属性种类数量(可添加); $A_u (u = 1, 2, \dots, m)$ 为第 u 类属性的描述,如稳定性、资源运行的可靠性、资源的易用性、容错性、共享能力、协作能力、运行效率、诚实反馈度、推荐诚信以及安全性等等。节点的某一次交互只涉及到部分信任属性,那么只需给予涉及到的信任属性评价,对于没有涉及到的信任属性一律不予评价。显然节点对信任属性的评价带有主观性、模糊性、随机性和不确定性。信任本身难于定量描述,当前大多数服务系统采用语义标签进行评价。实体由交互中的表现给出信任属性的满意评级,不同的满意程度可以由语义标签组成的集合来描述,设语义评价集 $U = \{U_1, U_2, U_3 \dots\}$,显然语义评价本身也具有模糊性和不确定性,是一个定性概念集。需要将其量化,且有效地表达其完备信息。例如:语义评价“比较好”,这个评价显然只包含部分满意度,潜含着一部分不满意度 and 不确定度。由区间直觉模糊数的定义可知,它可以有效地描述属性满意度评价的肯定信息,否定信息以及不确定信息。故将语义标签映射成区间直觉模糊数,即将定性概念量化,且有效的蕴含了其完备信息。拓展文献[12]的 11 标度语言

变量与 Vague 数的关系,给出了语义标签与区间直觉模糊数的对应关系如表 1。

表 1 用 INIFN 表示 11 语义标签

语义标签	区间直觉模糊数	不确定度
U_1 (绝对好)	$([1,1],[0,0])$	0
U_2 (很好)	$([0.8,0.9],[0,0.05])$	0.05
U_3 (好)	$([0.7,0.8],[0.05,0.1])$	0.1
U_4 (较好)	$([0.6,0.7],[0.1,0.15])$	0.15
U_5 (中好)	$([0.5,0.6],[0.15,0.2])$	0.2
U_6 (中等)	$([0.5,0.5],[0.5,0.5])$	0
U_7 (中差)	$([0.3,0.4],[0.3,0.4])$	0.2
U_8 (较差)	$([0.2,0.3],[0.4,0.55])$	0.15
U_9 (差)	$([0.1,0.2],[0.55,0.7])$	0.1
U_{10} (很差)	$([0,0.1],[0.7,0.85])$	0.05
U_{11} (绝对差)	$([0,0],[1,1])$	0

信任评价本身是一种对知识的模糊表达,要知其完备信息需要将其有效量化。区间直觉模糊理论将肯定区间、否定区间和不确定区间引入模糊集,从而扩展了经典的模糊理论。更加细腻的描述了知识的模糊性以及完备性。首先给出区间直觉模糊集及区间直觉模糊数的概念

定义 1 Ω 为给定论域,则称 $\tilde{A} = \{ \langle p, \tilde{\mu}_{\tilde{A}}(p), \tilde{\nu}_{\tilde{A}}(p) \rangle \mid p \in \Omega \}$ 为区间直觉模糊集 (Interval-valued intuitionistic fuzzy set, IVIFS), 其中 $\tilde{\mu}_{\tilde{A}}(p) = [\tilde{\mu}_{\tilde{A}}^L, \tilde{\mu}_{\tilde{A}}^U] \subset [0, 1]$ 和 $\tilde{\nu}_{\tilde{A}}(p) = [\tilde{\nu}_{\tilde{A}}^L, \tilde{\nu}_{\tilde{A}}^U] \subset [0, 1], p \in \Omega$ 分别为 Ω 中元素 p 属于 \tilde{A} 的隶属区间和非隶属区间, 且有 $\tilde{\mu}_{\tilde{A}}^L(p) + \tilde{\nu}_{\tilde{A}}^L(p) \leq 1, p \in \Omega$, 另有 $\tilde{\pi}_{\tilde{A}}(p) = [\tilde{\pi}_{\tilde{A}}^L, \tilde{\pi}_{\tilde{A}}^U] = [1 - \tilde{\mu}_{\tilde{A}}^L - \tilde{\nu}_{\tilde{A}}^L, 1 - \tilde{\mu}_{\tilde{A}}^U - \tilde{\nu}_{\tilde{A}}^U]$ 称为不确定区间。隶属区间和非隶属区间所组成的有序区间对 $([\tilde{\mu}_{\tilde{A}}^L, \tilde{\mu}_{\tilde{A}}^U], [\tilde{\nu}_{\tilde{A}}^L, \tilde{\nu}_{\tilde{A}}^U])$ 称之为区间直觉模糊数 (Interval-valued intuitionistic fuzzy number, IVIFN)。

进而信任评价可描述为:在某一时刻, P_i 与 P_j 发生交互,其中 P_i 为服务请求节点, P_j 为服务提供节点。 $A_i = \{A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{im}\}, (A_i \subseteq A)$ 为节点 P_i 的服务需求信任属性集。交互结束 P_i 对 P_j 的语义评价映射特征信息用区间直觉模糊集表示

$P_j = \{ \langle A_{iu}, \tilde{\mu}_{P_j}(A_{iu}), \tilde{\nu}_{P_j}(A_{iu}) \rangle \mid A_{iu} \in A_i \}$ 其中 $\tilde{\mu}_{P_j}(A_{iu})$ 表示服务实体 P_j 对 P_i 在信任属性 A_u 上的需求满足程度, $\tilde{\nu}_{P_j}(A_{iu})$ 表示服务实体 P_j 对 P_i 在信任属性 A_u 上的需求不满足程度, $\tilde{\mu}_{P_j}(A_{iu})$ 和

$\tilde{\nu}_{P_j}(A_{iu})$ 均在一定范围内取值,即用区间数来表示, $\tilde{\mu}_{P_j}(A_{iu}) = [\tilde{\mu}_{P_j}^L(A_{iu}), \tilde{\mu}_{P_j}^U(A_{iu})] \subset [0, 1], \tilde{\nu}_{P_j}(A_{iu}) = [\tilde{\nu}_{P_j}^L(A_{iu}), \tilde{\nu}_{P_j}^U(A_{iu})] \subset [0, 1], \tilde{\mu}_{P_j}^U(A_{iu}) + \tilde{\nu}_{P_j}^U(A_{iu}) \leq 1$ 。显然不确定区间 $\tilde{\pi}_{P_j}(A_{iu}) = [\tilde{\pi}_{P_j}^L, \tilde{\pi}_{P_j}^U]$ 可由满足区间和不满足区间确定。为了方便起见,省略不确定区间,记为 $\tilde{\mu}_{P_j}(A_{iu}) = [a_j^{iu}, b_j^{iu}], \tilde{\nu}_{P_j}(A_{iu}) = [c_j^{iu}, d_j^{iu}]$, 则相应的区间直觉评价表示为 $\tilde{\alpha}_j^{iu} = ([a_j^{iu}, b_j^{iu}], [c_j^{iu}, d_j^{iu}]) (u=1, 2, \dots, m)$ 。实体 P_i 对 P_j 的服务评价向量记为: $\tilde{\alpha}_j^i = [\tilde{\alpha}_j^{i1}, \tilde{\alpha}_j^{i2}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{im}]$ 。

设 $\tilde{\alpha}_k = ([a_k, b_k], [c_k, d_k]) (k=1, 2, \dots, z)$ 为任意区间直觉模糊数, 则其运算法则可定义为

- 1) $\tilde{\alpha}_1 \oplus \tilde{\alpha}_2 = ([a_1 + a_2 - a_1 b_2, b_1 + b_2 - b_1 b_2], [c_1 c_2, d_1 d_2])$;
- 2) $\lambda \tilde{\alpha}_1 = ([1 - (1 - a_1)^\lambda, 1 - (1 - b_1)^\lambda], [(c_1)^\lambda, (d_1)^\lambda]), \lambda > 0$;
- 3) $\tilde{\alpha}_1 \otimes \tilde{\alpha}_2 = ([a_1 a_2, b_1 b_2], [c_1 + c_2 - c_1 c_2, d_1 + d_2 - d_1 d_2])$;

文献[14]已详细证明上述结果仍为区间直觉模糊数,且满足普通运算法则的交换律,结合律和分配律。为了比较区间直觉模糊数,文献[15]给出了区间直觉模糊数的得分函数和精确函数: $\tilde{\alpha} = ([a, b], [c, d])$ 为一个区间直觉模糊数, 则称

$$s(\tilde{\alpha}) = \frac{1}{2}(a - c + b - d); h(\tilde{\alpha}) = \frac{1}{2}(a + b + c + d),$$

为得分函数和精确函数, $s(\tilde{\alpha}) \in [-1, 1], h(\tilde{\alpha}) \in [0, 1]$ 显然 $s(\tilde{\alpha})$ 越大, $\tilde{\alpha}$ 越大。得分函数 s 和精确函数 h 类似于统计学中的均值与方差^[16]。因此,可认为在区间直觉模糊数的得分函数值相等的情况下,精确函数值越大,则相应的区间直觉模糊数越大。

1.3 区间直觉模糊集成算子

定义 2 设 $\tilde{\alpha}_j (j=1, 2, \dots, n)$ 为一组区间直觉模糊数, 且设 IIFWA: $\tilde{\Theta}^n \rightarrow \tilde{\Theta}$, 若

$$\text{IIFWA}_\omega(\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_n) = \omega_1 \tilde{\alpha}_1 \oplus \omega_2 \tilde{\alpha}_2 \oplus \dots \oplus \omega_n \tilde{\alpha}_n, \quad (1)$$

其中 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T \sum_{i=1}^n \omega_i = 10 \leq \omega_i \leq 1$ 为 $\tilde{\alpha}_j (j=1, 2, \dots, n)$ 的权重向量, 则称 IIFWA 为区间直觉模糊加权算子, 且集成结果仍为区间直觉模糊数。由前面的运算法则可得

$$\begin{aligned}
\text{IIFWA}_w(\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_n) = & ([1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - a_j)^{w_j} + \\
& (1 - (1 - a_n)^{w_n}) - (1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - a_j)^{w_j}), \\
& (1 - (1 - a_n)^{w_n}), 1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - b_j)^{w_j} + \\
& (1 - (1 - b_n)^{w_n}) - 1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - b_j)^{w_j} \\
& (1 - (1 - b_n)^{w_n})], [\prod_{j=1}^n (c_j)^{w_j} \prod_{j=1}^n (d_j)^{w_j}] = \\
& ([1 - \prod_{j=1}^n (1 - a_j)^{w_j}, \\
& 1 - \prod_{j=1}^n (1 - b_j)^{w_j}], [\prod_{j=1}^n (c_j)^{w_j} \prod_{j=1}^n (d_j)^{w_j}]). \quad (2)
\end{aligned}$$

2 信任计算

2.1 经验信任

P_i 对 P_j 的经验信任 $\tilde{\Gamma}_E(P_i, P_j)$, 是基于节点 P_i 对 P_j 历史交互的评价而得出对 P_j 的经验信任 IVIFN。 P_i 调用自己的信任感知模块, 查询主动信任评价表获取与 P_j 的直接交互记录, 若无交互记录则 $\tilde{\Gamma}_E(P_i, P_j) = [0, 0], [0, 0]$, 若在采信时间区间内有 x 条语义评价向量, 且按时间序列 $\{t_k\} (k=1, 2, \dots, x)$ 排序。第 k 次的语义评价映射得到的评价向量为: $\tilde{\alpha}_j^k = [\tilde{\alpha}_j^{k1}, \tilde{\alpha}_j^{k2}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{km}]$, 其中 $\tilde{\alpha}_j^{ku} = ([a_j^{ku}, b_j^{ku}], [c_j^{ku}, d_j^{ku}]) (u=1, 2, \dots, m)$, 则 x 次交互的评价矩阵为

$$\tilde{D}_{ij} = \begin{bmatrix} \tilde{\alpha}_j^{11}, \tilde{\alpha}_j^{12}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{1m} \\ \tilde{\alpha}_j^{21}, \tilde{\alpha}_j^{22}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{2m} \\ \dots, \dots, \dots, \dots \\ \tilde{\alpha}_j^{x1}, \tilde{\alpha}_j^{x2}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{xm} \end{bmatrix},$$

故 x 次交互获得的对 P_j 信任属性 A_u 的 IVIFN 为

$$\tilde{\Gamma}_j^u = \text{IIFWA}_w(\tilde{\alpha}_j^{1u}, \tilde{\alpha}_j^{2u}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{xu}), \quad (3)$$

m 个信任 IVIFN 构成的信任向量为

$$\tilde{\Gamma}(P_i, P_j) = \tilde{\Gamma}_{ij} = [\tilde{\Gamma}_j^1, \tilde{\Gamma}_j^2, \dots, \tilde{\Gamma}_j^m],$$

故交互历史所得的经验信任为

$$\tilde{\Gamma}_E(P_i, P_j) = \text{IIFWA}_\lambda(\tilde{\Gamma}_j^1, \tilde{\Gamma}_j^2, \dots, \tilde{\Gamma}_j^m), \quad (4)$$

其中: $\omega_t = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_x) \sum_t \omega_t = 1, 0 \leq \omega_t \leq 1$ 和

$\lambda_u = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m) \sum_{u=1}^m \lambda_u = 1, 0 \leq \lambda_u \leq 1$ 为时间序列 $\{t_k\} (k=1, 2, \dots, x)$ 和信任属性 $\{A_u\} (u=1, 2, \dots, m)$ 的权重因子。

时间序列权重因子 $\omega_t = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_x)$ 的确定方法如下: 由于信任具有记忆衰减性, 所以文中引入

指数分布法来确定, 指数分布是一种记忆衰退的连续分布, 由正态概率密度函数确定权重得

$$\omega_k = \frac{e^{-\frac{k}{\mu_s}}}{\sum_{c=1}^p e^{-\frac{c}{\mu_s}}} \quad (k=1, 2, \dots, s), \quad (5)$$

其中 μ 为平均交互等待时间, $\mu_s = \frac{1+s}{2}$ 。则

由 $\{\omega(t_k)\}$ 知其为严格单调递减序列, 即 k 值越大, 则赋予时期 t_k 的权重越小, 而由信任的实际意义, k 越大, 时期 t_k 的权重越大。故使用指数分布的逆形式来确定权重, 则

$$\omega_k = \frac{e^{\frac{k}{\mu_s}}}{\sum_{c=1}^p e^{\frac{c}{\mu_s}}} \quad (k=1, 2, \dots, s), \quad (6)$$

其中 $\{\omega(t_k)\}$ 为严格单调递增序列, 即 k 越大, 则赋予时期 t_k 的权重越大。

精确函数表达了信息含量的多少, 不论是肯定信息还是否定信息都能将其有效利用, 故选择由精确函数来确定信任属性权重因子 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$, 方法如下

1) 根据信任属性列表将与此次无关的信任属性的权重置为 0。

2) 根据信任属性列表对应的信任属性的 IVIFN: $\tilde{\alpha}_j^u = ([a_j^u, b_j^u], [c_j^u, d_j^u]) (u=1, 2, \dots, m)$ 计算其精确函数值

$$h(\tilde{\alpha}_j^u) = \frac{1}{2}(a_j^u + b_j^u + c_j^u + d_j^u), (u=1, 2, \dots, m). \quad (7)$$

3) 由精确函数确定权重因子

$$\lambda_u = \frac{h(\tilde{\alpha}_j^u)}{\sum_{u=1}^m h(\tilde{\alpha}_j^u)}, \quad (8)$$

此权重完全由信任属性 IVIFN 的精确函数动态确定, 不同的评价向量, 权重不一, 精确函数值越大权重越大, 也就是包含信息量越多的其权重值越大。

2.2 邻居推荐信任

P_i 的邻居节点集 $\{P^i\}$ 对 P_j 的邻居推荐信任 $\tilde{\Gamma}_{NR}(P_i, P_j)$, 是基于邻居节点集 $\{P^i\}$ 向 P_i 推荐 P_j 的评价记录而得出的对 P_j 的邻居推荐信任 IVIFN。计算如下

1) 首先计算 P_i 对邻居的推荐信任; 在有采信时间区间内邻居 P_c 对 P_i 提供了 x 次推荐服务, 且按时间序列 $\{t_k\} (k=1, 2, \dots, x)$ 排序, 则 P_i 对邻居的 P_c 的推荐信任为

$$\tilde{\Gamma}_c^h = \text{IIFWA}_\omega(\alpha_c^{1h}, \alpha_c^{2h}, \dots, \alpha_c^{xh}). \quad (9)$$

α_c^{ih} 表示 P_i 对 P_c 的推荐信任属性 A_h 上的第 i 次评价, $\omega_t = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_x)$ 为时间序列 $\{t_k\} (k=1, 2, \dots,$

x)的权重因子,确定方法同上。

2) P_i 向邻居节点请求对 P_j 的推荐信任,邻居节点推荐只会反馈最近一次对 P_j 的信任评价记录。若无邻居反馈则 $\tilde{\Gamma}_{NR}(P_i, P_j) = ([0, 0], [0, 0])$, 若有 r 个邻居反馈,将其按时间排序,第 k 个邻居的语义评价映射得到的评价向量为: $\tilde{\alpha}_j^k = [\alpha_j^{k1}, \alpha_j^{k2}, \dots, \alpha_j^{km}]$, 其中 $\tilde{\alpha}_j^{ku} = ([a_j^{ku}, b_j^{ku}], [c_j^{ku}, d_j^{ku}]) (u = 1, 2, \dots, m)$, 第 c 个邻居反馈信任的 IVIFN 为

$$\tilde{\Gamma}_j^c = \text{IIFWA}_{\lambda_c}(\tilde{\alpha}_j^{c1}, \tilde{\alpha}_j^{c2}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{cm}), \quad (10)$$

$\lambda_u = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m) \sum_{u=1}^m \lambda_u = 1, 0 \leq \lambda_u \leq 1$ 为信任属性 $\{A_u\} (u = 1, 2, \dots, m)$ 的权重因子,确定方法同上。

3) 融合 r 个邻居得邻居推荐信任

$$\tilde{\Gamma}_{NR}(p_i, p_j) = \tilde{\Gamma}_1^i \oplus \tilde{\Gamma}_2^i \oplus \tilde{\Gamma}_3^i \oplus \tilde{\Gamma}_4^i \oplus \dots \oplus \tilde{\Gamma}_r^i \oplus \tilde{\Gamma}_r^j. \quad (11)$$

2.3 代理推荐信任

P_j 的代理向 P_i 的代理推荐信任 $\tilde{\Gamma}_{AR}(P_j, P_i)$, 是基于 P_i 的需求信任属性列表及 P_j 代理的被动信任代理评价表得出的代理推荐信任 IVIFN。 P_j 代理查询自己的被动信任代理评价表,若无被动评价记录,则递交 $\tilde{\Gamma}_{AR}(P_j, P_i) = [(0, 0), (0, 0)]$, 若在采信时间区间内有 s 条评价记录,且按时间序列 $\{t_k\} (k = 1, 2, \dots, s)$ 排序,则 s 条评价记录的评价矩阵为

$$\tilde{D}_j = [\tilde{\alpha}_j^1, \tilde{\alpha}_j^2, \dots, \tilde{\alpha}_j^s]^T = \begin{bmatrix} \tilde{\alpha}_j^{11}, \tilde{\alpha}_j^{12}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{1m} \\ \tilde{\alpha}_j^{21}, \tilde{\alpha}_j^{22}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{2m} \\ \dots, \dots, \dots, \dots \\ \tilde{\alpha}_j^{s1}, \tilde{\alpha}_j^{s2}, \dots, \tilde{\alpha}_j^{sm} \end{bmatrix}.$$

由评价矩阵计算相邻时间评价的相似性测度为

$$\vartheta_{k+1}(\tilde{\alpha}_{kj}, \tilde{\alpha}_{k+1j}) = 1 - \frac{1}{2m} \sum_{u=1}^m (|a_j^{ku} - a_j^{(k+1)u}| + |b_j^{ku} - b_j^{(k+1)u}| + |c_j^{ku} - c_j^{(k+1)u}| + |d_j^{ku} - d_j^{(k+1)u}|), \quad (12)$$

相似性测度大的信任支持度大,在这里和时间权重重新构成评价权重 $\omega_l = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s)$,

$$\omega_l = \frac{\vartheta_l e^{\frac{l}{s}}}{\sum_{k=2}^s \vartheta_k e^{\frac{k}{s}}} (l = 2, 3, \dots, s), \quad (13)$$

由于第一条评价记录离当前时间最久,影响最小,融合记录时自动舍去,故由 $s-1$ 条评价记录获得的对 P_j 的第 u 个信任属性的 IVIFN 为

$$\tilde{\Gamma}_j^u = \omega_2 \tilde{\alpha}_j^{2u} \oplus \omega_3 \tilde{\alpha}_j^{3u} \oplus \dots \oplus \omega_s \tilde{\alpha}_j^{su} (u = 1, 2, \dots, m), \quad (14)$$

m 个信任 IVIFN 构成的信任向量为: $\tilde{\Gamma}(P_j) = \tilde{\Gamma}_j = [\tilde{\Gamma}_j^1, \tilde{\Gamma}_j^2, \dots, \tilde{\Gamma}_j^m]$ 故由交互评价所得的代理推荐信任为

$$\tilde{\Gamma}_{AR}(P_i, P_j) = \text{IIFWA}_{\lambda}(\tilde{\Gamma}_j^1, \tilde{\Gamma}_j^2, \dots, \tilde{\Gamma}_j^m), \quad (15)$$

其中 $\lambda_u = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)^T$ 为信任属性 $\{A_u\} (u = 1, 2, \dots, m)$ 的权重因子,确定方法同上。

2.4 总体信任

P_i 对 P_j 的总体信任 $\tilde{\Gamma}(P_i, P_j)$, 是利用置信因子综合 P_i 对 P_j 的经验信任, P_i 的邻居节点集 $\{P^i\}$ 对 P_j 的邻居推荐信任和 P_j 代理向 P_i 的代理推荐信任得出的 P_i 对 P_j 的信任 IVIFN, 公式定义如下

$$\tilde{\Gamma}(P_i, P_j) = \begin{cases} \tilde{\Gamma}_E(P_i, P_j), & \text{if } e \geq M; \\ \frac{1}{2}(\tilde{\Gamma}_E(P_i, P_j) \oplus \tilde{\Gamma}_{NR}(P_i, P_j)), & \\ \text{if } 0 < e < M \text{ and } r \geq M; \\ \alpha \tilde{\Gamma}_E(P_i, P_j) \oplus \beta \tilde{\Gamma}_{NR}(P_i, P_j) \oplus \gamma \tilde{\Gamma}_{AR}(P_j, P_i), & \\ \text{if } 0 \leq e < M \text{ and } 0 \leq r < M. \end{cases} \quad (16)$$

$$\left. \begin{aligned} \alpha &= \frac{h(\tilde{\Gamma}_E)}{(h(\tilde{\Gamma}_E) + h(\tilde{\Gamma}_{NR}) + h(\tilde{\Gamma}_R))}, \\ \beta &= \frac{h(\tilde{\Gamma}_{NR})}{(h(\tilde{\Gamma}_E) + h(\tilde{\Gamma}_{NR}) + h(\tilde{\Gamma}_R))}, \\ \gamma &= \frac{h(\tilde{\Gamma}_R)}{(h(\tilde{\Gamma}_E) + h(\tilde{\Gamma}_{NR}) + h(\tilde{\Gamma}_R))}, \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中, e 直接经验数目, r 为邻居推荐数目, M 是系统设定的参与信任计算的阈值。 α, β 和 γ 为置信因子, $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1, \alpha + \beta + \gamma = 1$, 置信因子分别代表 P_i 对经验信任、邻居推荐信任及代理推荐信任的重视程度。置信因子的确定类似信任属性权重因子的确定,用精确函数比来确定其相对重要性。

2.5 信任服务决策

总体信任 IVIFS 的得分函数 $s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j))$ 有 q 个等级划分 $c_1, c_2, \dots, c_q (-1 \leq c_q \leq 1)$ 且 $c_1 < c_2 < \dots < c_q, c_i \cap c_j = \emptyset (i \neq j)$ 。设 $\forall p_i$ 的 G 个信任等级 $T = (T_1, T_2, \dots, T_g)$ 则 T 和 $s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j))$ 之间的信任等级函数为

$$\Phi(s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j))) = \begin{cases} T_g, c_q < s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) \leq 1; \\ T_{g-1}, c_{q-1} < s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) \leq c_q; \\ \vdots \\ T_2, c_1 < s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) \leq c_2; \\ T_1, -1 \leq s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) \leq c_1. \end{cases} \quad (18)$$

分界点 c_1, c_2, \dots, c_q 由应用系统确定。对信任等级的选择最终由实体来决策, 主要由实体的心性因素(即乐观主义, 中性主义还是悲观主义)决定。例如提供 3 个信任等级 $T=(T_1, T_2, T_3)$, 分别代表差、中和好。 $\{c_1, c_2, c_3\}=\{-1, 0, 0.5\}$, 故对应信任等级函数为

$$\Phi(s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j))) = \begin{cases} T_3, & 0.5 < s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) \leq 1; \\ T_2, & 0 \leq s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) \leq 0.5; \\ T_1, & -1 \leq s(\tilde{\Gamma}(p_i, p_j)) < 0. \end{cases}$$

乐观主义者多数会选择中和好的信任级别, 偶尔会选择差的信任级别; 悲观主义者只选好的信任级别; 中性主义者选择中和好的信任级别。

3 模拟实验及其结果分析

仿真实验考查模型的有效性、准确性和对恶意节点的遏制能力。实验选用的是 linux 与集群实验室的 40 个实节点, 每个节点为 P42.8 GHZ, 1 G 内存, RedHat Linux 9(内核 2.6.20) 各节点通过 100 M 以太网连接。每个实节点模拟 25 个节点。实际就是模拟 1 000 个节点的 P2P 网络, 重复运行 2 000 次, 采样时间区间的系统阈值 M 和邻居节点数目设为 10。并把节点分为服务提供者, 服务反馈者。且将网络中的节点根据提供的服务的角色可以分为 1) 善意行为节点 (Goodwill behavior node, GBN), 该类节点在事务交互中提供诚实的服务进行合作; 2) 静态恶意行为节点 (Static malicious behaviour, SMB) 节点在事务交互中提供虚假服务或者完全不服务; 3) 动态恶意行为节点 (Dynamic malicious behaviour, DMB), 此类节点策略性地改变行为方式提供服务。同时根据节点对服务质量的反馈将其分为 a) 诚实反馈节点 (Honest feedback node, HFN); 该类节点使用完服务后, 对该服务提供真实可信的评价; b) 静态不诚实反馈节点 (Static dishonest feedback node, SDF), 这类节点总是诋毁服务质量, 提供不真实的评价; c) 动态不诚实反馈节点 (Dynamic dishonest feedback node, DDF); 这类节点策略性的提供反馈。

实验 1 考察信任模型的正确性和有效性。在总体信任的计算过程中, 由于只是验证其计算的准确性, 所以将所有节点均设为善意反馈节点。随机的抽取了一个善意行为节点 GBN, 一个静态恶意节点 SMB 和一个动态恶意节点 DMB, 其信任变化趋势如图 2 所示, 从图 2 可以看出, 善意行为节点的信任很快收敛到相应的信任等级, 而静态恶意行为节点的信任为负值且一直减小。动态恶意行为节点则随时间表现出不同的行为变化趋势。但始终处于较

低的信任等级。仿真结果和理论分析较好地吻合。这说明提出模型关于 Trust 的计算具有合理性。

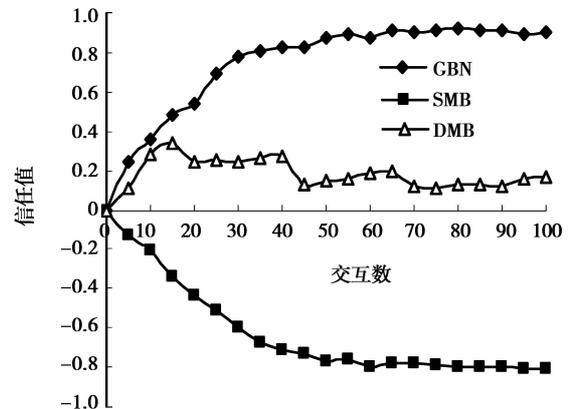


图 2 Trust 的变化情况

实验 2 主要考察信任模型抗诋毁评价的能力。故假设所有服务节点都是善意行为节点。设计以下三种模式, 模式一均为诚实反馈节点; 模式二节点中有 30% 的静态不诚实反馈节点; 模式三节点中有 30% 的动态不诚实恶意节点。从图中可以看出模型具有抗诋毁的能力并在策略性的诋毁下仍具有较好的动态适应性。

实验 3 成功交互率 (Successful interaction rate, STR) 实验, 即整个系统成功交互次数在所有交互次数中所占的比例, 设置 4 种恶意节点的比例为 1:1:1:1, 恶意节点为模式一恶意节点 10%, 模式二恶意节点 30%, 模式三恶意节点 50%。

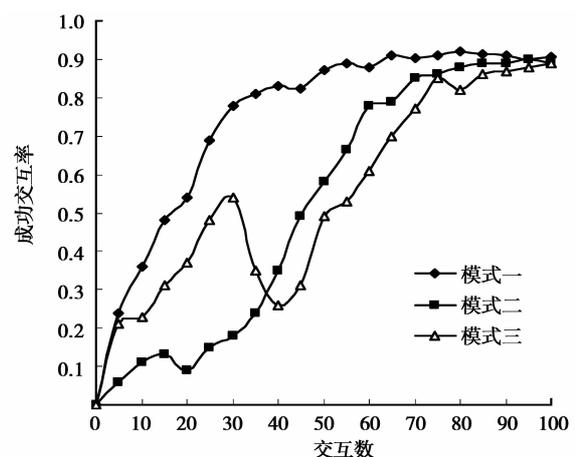


图 3 抗“诋毁”能力

实验结果如图 4, 可以看出, 随着网络的不断运行, 交互成功率不断提高, 即便在恶意节点比例高达 50% 的情况下模型仍然能够保证网络的正常运行。

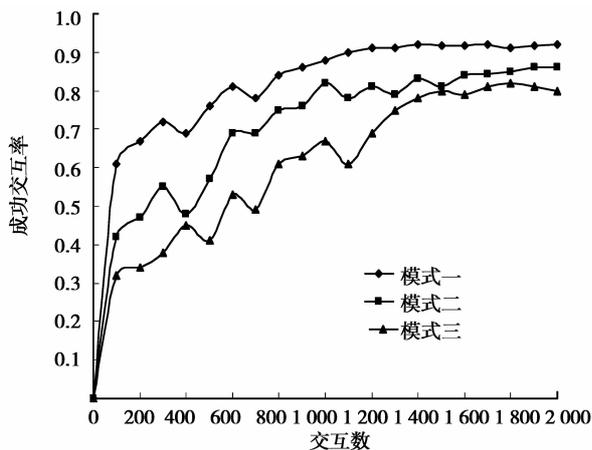


图4 不同恶意比率下交互成功率

4 结论

将区间直觉模糊理论引入信任模型的建立,为避开隶属函数的难以确定,直接使用区间信任度和区间不信任度作为隶属因子,有效地描述了信任的主观性,模糊性以及不确定性,引入的区间直觉模糊数的得分函数和精确函数更是有效地融合了3方信任,并合理的给以权重因子的计算,实验结果验证了该方法的可行性和可靠性,模型能够遏制恶意节点的攻击。只是尝试性的将区间直觉模糊理论引入到信任模型的研究中来,还需要继续深化研究的内容

- 1) 评价区间直觉模糊数的相似程度和距离函数;
- 2) 更好更合理的语义标签和区间模糊数的对应标准;
- 3) 信任属性的有效提取和扩展。

参考文献:

- [1] 李小勇, 桂小林. 大规模分布式环境下动态信任模型研究[J]. 软件学报, 2007, 18(6): 1510-1521.
LI Xiaoyong, GUI Xiaolin. Research on dynamic trust model for large scale distributed environment [J]. Journal of Software, 2007, 18(6): 1510-1521.
- [2] Marsh S P. Formalizing trust as a computational concept[D]. Stirling: University of Stirling, 1994.
- [3] Blaze M, Feigenbaum J, Lacy J. Decentralized trust management [C] // Proceedings of the 1996 IEEE Symposium on Security and Privacy, May 6-8, 1996, Oakland, CA. Piscataway: IEEE Press, 1996: 164-173.
- [4] Abdul-Rahman A, Hailes S J. Supporting trust in virtual communities [C] // Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences, January 4-7, 2000, Maui, Hawaii, USA. Piscataway: IEEE Press, 2000.
- [5] Jø sang A, Ismail R, Boyd C. A survey of trust and reputation systems for online service provision [J]. Decision Support Systems, 2007, 43(2): 618-644.
- [6] 唐文, 陈钟. 基于模糊集合理论的主观信任管理模型研究[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1401-1408.
TANG Wen, CHEN Zhong. Research of subjective trust management model based on the fuzzy set theory [J]. Journal of Software, 2003, 14(8): 1401-1408.
- [7] 黄海生, 王汝传. 基于隶属云理论的主观信任评估模型研究[J]. 通信学报, 2008, 29(4): 13-19.
HUANG Haisheng, WANG Ruchuan. Subjective trust evaluation model based on membership cloud theory [J]. Journal on Communications, 2008, 29(4): 13-19.
- [8] 路峰, 吴慧中. 网格环境下基于云模型的信任评估与决策方法研究[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(2): 421-426.
LU Feng, WU Huizhong. Research of trust valuation and decision-making based on cloud model in grid environment [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(2): 421-426.
- [9] 李小勇, 桂小林. 动态信任预测的认知模型[J]. 软件学报, 2010, 21(1): 163-176.
LI Xiaoyong, GUI Xiaolin. Cognitive model of dynamic trust forecasting [J]. Journal of Software, 2010, 21(1): 163-176.
- [10] Wang J, Sun H J. A new evidential trust model for open communities [J]. Computer Standards & Interfaces, 2009, 31(5): 994-1001.
- [11] 王进, 孙怀江. 一种用于信任管理的新主观逻辑[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 140-146.
WANG Jin, SUN Huaijiang. A novel subjective logic for trust management [J]. Journal of computer Research and Development, 2010, 47(1): 140-146.
- [12] 周晓光, 张强, 胡望斌. 基于 Vague 集的 TOPSIS 方法及其应用[J]. 系统工程理论方法应用, 2005, 14(6): 537-541.
ZHOU Xiaoguang, ZHANG Qiang, HU Wangbin. Research on TOPSIS methods based on vague set theory [J]. Systems Engineering-Theory Methodology Applications, 2005, 14(6): 537-541.
- [13] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219.
XU Zeshui. Methods for aggregating interval-valued intuitionistic fuzzy information and their application to decision making [J]. Control and Decision, 2007, 22(2): 215-219.
- [14] 徐泽水. 直觉模糊信息集成理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [15] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219.
Xu Zeshui. Methods for aggregating interval-valued intuitionistic fuzzy information and their application to decision making [J]. Control and Decision, 2007, 22(2): 215-219.
- [16] Hong D H, Choi C H. Multicriteria fuzzy decision-making problems based on vague set theory [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114(1): 103-113.