

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.07.011

网络计算系统中的区间直觉模糊信任模型

左 军

(中国联合网络通信有限公司重庆市分公司 计划管理部,重庆 400030)

摘要:随着网络计算系统的发展,网络系统的可信度成为制约其发展的关键。针对这一情况,提出一种网络计算系统的区间直觉模糊信任模型。首先,将信任评价的语义标签映射成区间直觉模糊数并对其进行量化,使得模型可以全面的描述语义标签的模糊性和完备性。其次,利用区间直觉模糊数及其精确函数进行信任值计算。最后,对模型算法进行试验仿真,结果表明该模型能有效、合理的对网络进行信任评价并具有一定的理论意义。

关键词:网络计算系统;区间直觉模糊数;可信网络

中图分类号:TN915.08

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2018)07-082-11

Interval-valued intuitionistic fuzzy trust model in network computing systems

ZUO Jun

(Plan Management Department, Chongqing Branch Office, China United Network Communications Corporation Limited, Chongqing 400030, P.R.China)

Abstract: With the development of network computer system, the credibility of the network system becomes the key restrictive factor in its development. For this situation, a kind of interval intuitionistic fuzzy trust model of network computer system is proposed. Firstly, semantic tags of trust evaluation are mapped to the interval intuitionistic fuzzy numbers, which then are quantified so that the model can comprehensively describe ambiguity and completeness of semantic tags. Secondly, interval intuitionistic fuzzy numbers and exact function are used to calculate trust value. Finally, the model algorithm is simulated experimently The results show that the model can evaluate the trust of network effectively and rationally, which has certain theoretical significance.

Keywords: network computing system; interval-valued intuitionistic fuzzy number; trusted network

伴随着信息科技的高速发展,计算机网络技术发生了前所未有的改变,同时,网络计算模式也有了根本性的改变。网络计算系统(network computing system)是指通过广域的因特网或万维网,利用网上的资源,为用户提供有价值的系统。例如近年来为人所熟悉的网格计算系统(grid computing system)、云计算系统(cloud computing system)、对等计算系统(peer to peer,P2P)、软件服务(software as a service,SaaS)等。值

收稿日期:2018-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61309032)。

Supported by National Natural Science Foundation of China (61309032).

作者简介:左军(1969—),女,硕士,主要从事数据通信及应用安全研究,(Tel) 18983675206;(E-mail) zuojun@chinaunicom.cn.

得关注的是,未来的网络计算机系统将由若干领域的网络系统组合而成,并非是仅以当前的某个系统为核心进行扩展。例如,现已存在的相应系统不可能直接被扩展成未来支持社会主体信用评估的信息系统,而将对合成公安系统、电信系统、金融系统、交通系统、社保系统等多方面信息系统集合而成。当处于一个开放、动态和难控的网络环境下,各领域的相关系统实现相关资源的共享、组合和集成。完成这些方面其软件复杂性非常庞大,且具有相当复杂性,包括系统结构、可信控制、环境交互以及动态适应等。怎样基于现有网络系统基础,建立一个主动可信监控、行为模式可信的网络计算系统,展开网络计算理论方面的相关研究,同时对其与实体交互机制进行发展和完善,能让当前相关的网络计算系统更加容易、快速、方便地接入到未来的综合系统中,成为研究重点。因此,构建可信的网络计算机系统对未来整合网络计算机系统具有非常深远的现实意义。

1 相关研究

随着网络安全技术的发展,研究建立网络计算信任模型是网络计算系统和可信网络发展应用中至关重要的问题。由于信任关系具有许多动态的复杂属性,如模糊性、随机性、时空衰减性和主观性等,这使得信任关系在社会学中成为了最复杂的关系之一,也导致其难以被精确计算^[1]和准确描述。

到目前为止,有许多学者对可信网络计算系统展开了多方面有价值的探索和研究。如在文献[2]中,社会网络中的信任关系首次被 Marsh 引入计算机系统,这一开创性的举动激起了业界对计算系统中信任关系的研究兴趣。后来,Abdul-Rahman 等人对 Marsh 的信任模型进行了扩展^[3],使之受到更多的关注。在文献[4]中,通过将主观逻辑运算符引入到信任模型中,从而实现了对信任度的相关推导和一系列计算,然而,此信任模型没有准确的区分推荐信任和经验信任,所以不能避免恶意推荐带来的不良影响。文献[5-6]提出了一种基于云模型的信任评估算法,虽然,此算法对信任模型的随机性与模型性的表述非常有效,却不利于扩展。文献[7]提出了一种新的信任研究思路,通过将主观信任视为一种认知现象,并在对信任的模糊性进行描述时引入模糊集论中隶属度的相关知识和概念,同时,给出了一种能够度量信任的信任向量。由此提出了局域模糊集合理论的主观信任管理模型。文献[8-9]中为了描述信任并能够完整、准确地刻画信任信息,将不信任与信任、不确定与矛盾等相关函数引入其中,但作者没有给出原型系统。文献[10]在提出的信任模型中引入了粗糙集、信息熵和 IOWA 算子等理论,使研究和动态信任关系度量与预测理论相关方面得到进一步发展,略显不足的是该模型并没有描述信任的否定信息。

信任是一种对社会复杂性进行简化的机制,是人们对观察到的现象进行理解与认知的主观判断。信任的描述不仅需要具备完整的知识体系,同时也需要人们合理融合不同的信息。在现有的系统中,计算机节点很难定量评估各种服务,只能单纯给出各种主观直觉认为的语义评价,如何量化这些定性描述以及怎样能够有效完备评估信息是解决网络计算系统信任评估与描述的核心问题。笔者在区间直觉模糊理论的基础上,研究了如何用区间直觉模糊数来量化语义评价,并且建立了多维动态信任模型,用以表达完备的信任关系。在该模型中,为了能准确表述信任属性的权重而使用区间直觉模糊数的精确函数比,同时,指数分布函数的逆形式也准确地表述了时间序列的权重,使推荐信任、主观信任和第三方评价有效地统一起来,并使区别服务由最终区间直觉信任模糊数的函数完成。通过引入区间直觉模糊数,使网络信任关系的多维属性如随机性、模糊性等得到有效刻画,准确地展示了信任实质和内涵,使得该模型得出的信任结果值更加接近网络计算系统实际。

2 基于区间直觉模糊理论的信任机制研究

2.1 网络计算系统信任建立机制

根据人类社会学理论将网络计算系统的服务信任分为主观信任、推荐信任和第三方评价。主观信任通常是指在网络计算系统中,信任评估由节点之间的交互记录推导而得,然而节点交互次数有很大的限制,故主观信任具有很大的片面性,单个节点的主观信任无法反应与之交互节点的真实可信情况,所以引入推荐信任和第三方信任以确定真实可靠的信任关系。根据邻近节点与目标实体的近期交互连接,推导出对目标实体的信任评估称为推荐信任,由于邻近节点可能存在交互信息不足或恶意推荐情况,所以引入第三方评价来

提供一个权威参考。邻近节点是指在 Δ 时间区间内与节点交互连接过的节点。第三方评价是指网络计算系统中的服务管理中心根据每个节点的交互连接记录得到对各节点的客观信任评价。所有节点均包含交互节点评价表和主观信任评价表,其中:第一张表是用来记录在 Δ 时间区间段内,邻居节点对该节点的信任评估;第二张表则是用来记录在 Δ 时间区间段内,和自身交互的节点信任评价。

图1展示了网络计算系统里2个节点建立交互的过程

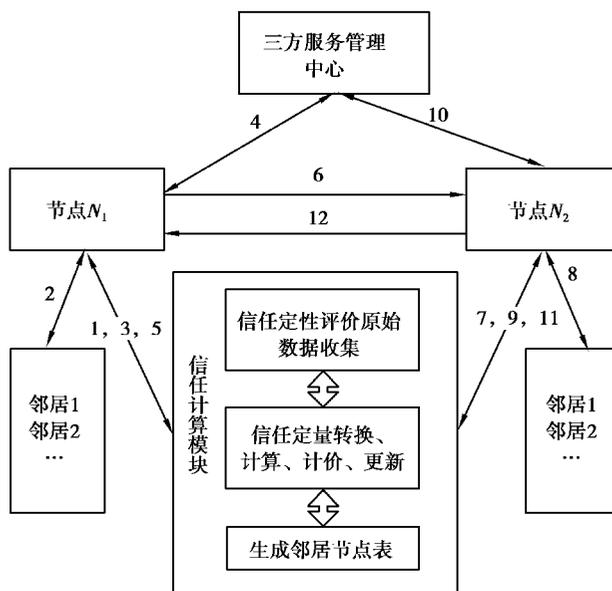


图1 信任机制建立过程

Fig.1 Trust relationship process

1)当节点 N_1 向 N_2 请求建立服务连接之前, N_1 先根据该服务的安全需求调用自己的信任计算模块以计算对 N_2 的主观信任,若在 Δ 时间区间内 2 节点交互次数大于设定的域值次数且信任评价达到该服务的最低安全需求,执行 6), 否则执行 2)。

2)节点 N_1 请求周围邻居节点针对该服务对 N_2 进行信任评价形成推荐信任值,并把邻居节点与 N_2 在 Δ 时间区间内的交互次数与推荐信任值反馈给 N_1 。

3)节点 N_1 根据邻居节点反馈的数据再次调用信任计算模块进行信任计算,若 Δ 时间区间内的总交互次数和总体信任等级都满足需求,执行 6), 否则执行 4)。

4)节点 N_1 向三方服务管理中心申请对 N_2 的三方信任推荐。服务管理机构调用自己的信任计算模块计算 N_2 的三方评价并反馈给 N_1 。

5)节点 N_1 再次调用自己的信任计算模块计算对 N_2 的信任值,若达到最低服务安全需求则执行 6), 否则结束。

6) N_1 向 N_2 发起服务连接请求。

7)节点 N_2 根据之前与 N_1 连接的信任记录调用信任计算模块计算对 N_1 的主观信任值,一旦在 Δ 时间区间中,2 节点间的交互次数大于设定的阈值数,并且信任评价达到该服务的最低安全需求,则执行 12), 否则执行 8)。

8)节点 N_2 请求周围邻居节点对 N_1 进行信任评价形成推荐信任值并反馈给 N_2 。

9)节点 N_2 根据邻居节点反馈的数据对 N_1 进行评估,若满足要求则转 12), 否则执行 10)。

10)节点 N_2 向三方服务管理中心申请对节点 N_1 的三方推荐值,服务管理机构调用自己的信任计算模块计算 N_1 的三方评价并反馈给 N_2 。

11)节点 N_2 根据反馈值再次通过调用信任计算模块,计算出 N_1 节点总体的信任等级,若满足此要求,转

12), 否则中止。

12) 节点 N_2 响应 N_1 的服务请求。

提出的网络计算系统信任模型在采用主观信任与推荐信任加权求和的传统信任模型基础上引入了三方评估。模型在 2 节点初次连接或连接次数较少而导致系统缺少充分的连接记录使节点计算的主观信任无法满足最低安全连接的信任需求时, 首先, 考虑推荐信任; 当推荐信任也不能满足最低安全需求时, 就考虑三方评价。模型与传统的信任模型比较, 具有以下 2 方面的优点: 1) 符合人类的日常思维方式和社会学原理, 即为了保证最大程度的安全, 一般会先根据自己现有的知识和经验对某事物进行信任判断; 当知识和经验有限无法明确判断时, 则会咨询朋友及家人以获得更加准确的判断; 当仍无法做出判断时, 会咨询三方权威机构以做出最终的决定。2) 模型考虑了信任的多维属性, 使信任得到更加完备的表达, 同时使得出的信任值更加准确。

2.2 区间直觉模糊信任模型的定义

对主体信任度的定义、评价和量化是网络计算系统信任建模的关键。对网络计算系统信任度的研究主要根据节点所需请求的服务相关信任属性进行描述、量化和评估。例如, 软件服务需要研究软件的信任属性, 包括可靠性、易用性、稳定性等。因此, 需要非常严格的区分服务相关信任属性。设信任属性集合为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, 其中, m 为信任属性种类; $A_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为第 i 类属性的描述, 如运行效率、安全性、协作能力等。由于节点之间每次服务连接通常仅会影响本次服务所涉及的信任属性, 因而, 仅是对被影响到的信任属性做出评价, 不对未被影响的信任属性做评价。信任描述具有主观性、随机性、模糊性等特点, 目前服务系统对信任的描述大多采用语义标签。用语义标签组成的集合来描述节点在服务连接中获得的满意度评价, 设语义评价集 $S = \{S_1, S_2, S_3 \dots\}$ 。语义标签是一个定性的概念, 其本身也具有模糊性和不确定性, 需要将其量化并有效地表达其所代表的信息。如语义评价为“不太好”, 这个评价显然表示总体是不满意的, 蕴含了小部分满意度和不肯定性。区间直觉模糊数是非常有用的描述工具, 它能够将属性满意度评价中的相关信息描述清晰, 这些信息包括: 不肯定信息、否定信息和肯定信息。因而拓展了文献[11]Vague 数与 11 标度语言变量的关系, 将信任评价的语义标签映射成区间直觉模糊数进行量化并保持其信息的准确与完备性。语义标签与区间直觉模糊数的对应关系如表 1 所示。

表 1 INIFN 表示 11 语义标签

Table 1 INIFN indicates 11 semantic labels

语义标签	区间直觉模糊数	不确定度
S_1 (非常好)	$([1, 1], [0, 0])$	0
S_2 (很好)	$([0.8, 0.9], [0, 0.05])$	0.05
S_3 (好)	$([0.7, 0.8], [0.05, 0.1])$	0.10
S_4 (较好)	$([0.6, 0.7], [0.1, 0.15])$	0.15
S_5 (中好)	$([0.5, 0.6], [0.15, 0.2])$	0.20
S_6 (中等)	$([0.5, 0.5], [0.5, 0.5])$	0
S_7 (中差)	$([0.3, 0.4], [0.3, 0.4])$	0.20
S_8 (较差)	$([0.2, 0.3], [0.4, 0.55])$	0.15
S_9 (差)	$([0.1, 0.2], [0.55, 0.7])$	0.10
S_{10} (很差)	$([0, 0.1], [0.7, 0.85])$	0.05
S_{11} (非常差)	$([0, 0], [1, 1])$	0

信任评价本质上是对知识的一种模糊表达,只有对其进行有效量化,才能完备地认知其所含有的信息。区间直觉模糊数发展了传统的模糊理论,通过在模糊集中引入不确定区间、否定区间和肯定区间,使语义知识的模糊性和完备性得到了更加全面的描述。下面将对区间直觉模糊数和区间迷糊集的一些概念展开详细叙述。

定义 1 设模糊论域 $\Omega = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 为非空集合, $P_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是 Ω 中的元素, 对于 $\forall p_i \in \Omega$ 有如下的映射关系成立

$$\begin{aligned} \mu_A : \Omega &\rightarrow [0, 1], P \in \Omega \rightarrow \mu_A(P) \in [0, 1], \\ \nu_A : \Omega &\rightarrow [0, 1], P \in \Omega \rightarrow \nu_A(P) \in [0, 1], \end{aligned}$$

则称 $A = \{ \langle p, \mu_A(p), \nu_A(p) \rangle \mid p \in \Omega \}$ 为区间直觉模糊集, 其中 $\mu_A(p) = [\mu_A^L, \mu_A^U]$, $\nu_A(p) = [\nu_A^L, \nu_A^U]$ 分别为 Ω 中的元素 P 属于 A 的隶属区间和非隶属区间, 且 $\sup \mu_A(P) + \sup \nu_A(P) \leq 1, P \in \Omega$, 显然, 若 $\inf \mu_A(P) = \sup \mu_A(P)$ 且 $\inf \nu_A(P) = \sup \nu_A(P)$, 则区间直觉模糊集退化为通常的直觉模糊集。

定义 2 设论域 Ω , 则区间直觉模糊集为 $A = \{ \langle P, \mu_A(P), \nu_A(P) \rangle \mid P \in \Omega \}$, 且, $\mu_A(p) = [\mu_A^L, \mu_A^U] \subset [0, 1], \nu_A(P) = [\nu_A^L, \nu_A^U] \subset [0, 1], P \in \Omega$ 分别为 Ω 中元素 P 属于 A 的隶属区间和非隶属区间, 若有 $\mu_A^S(P) + \nu_A^S(P) \leq 1$ 且 $P \in \Omega$, 则称 $\pi_A(P) = [\pi_A^L, \pi_A^S] = [1 - \mu_A^S - \nu_A^S, 1 - \mu_A^L - \nu_A^L]$ 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 $([\mu_A^L, \mu_A^S], [\nu_A^L, \nu_A^S])$ 称为区间直觉模糊数。

网络计算系统的信任评价可以描述为:在某特定时刻,由节点 P_i 向节点 P_j 发送请求,并请求某一特定服务,此时 P_i 的服务需求信任属性集可以用 $A_i = \{A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{im}\}, (A_i \subseteq A)$ 进行表示。当此次交互连接结束时,可用区间直觉模糊集表示 P_i 对 P_j 的语义评价映射特征信息,即

$$P_j = \{ \langle A_{iu}, \mu_{P_j}(A_{iu}), \nu_{P_j}(A_{iu}) \rangle \mid A_{iu} \in A_i \},$$

其中: $\mu_{P_j}(A_{iu})$ 表示节点 P_i 对 P_j 在信任属性 A_i 上获得的信任满足程度; $\nu_{P_j}(A_{iu})$ 表示节点 P_i 对 P_j 在信息属性 A_i 上的信任不满足程度; $\mu_{P_j}(A_{iu})$ 和 $\nu_{P_j}(A_{iu})$ 在一定范围内取值并用区间模糊数表示

$$\begin{aligned} \mu_{P_j}(A_{iu}) &= [\mu_{P_j}^L(A_{iu}), \mu_{P_j}^U(A_{iu})] \subset [0, 1], \\ \nu_{P_j}(A_{iu}) &= [\nu_{P_j}^L(A_{iu}), \nu_{P_j}^U(A_{iu})] \subset [0, 1], \quad \mu_{P_j}(A_{iu}) + \nu_{P_j}(A_{iu}) \leq 1. \end{aligned}$$

显然不确定区间 $\pi_{P_j}(A_{iu}) = [\pi_{P_j}^L, \pi_{P_j}^U]$ 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,记满足区间和不满足区间为 $\mu_{P_j}(A_{iu}) = [a_j^{iu}, b_j^{iu}], \nu_{P_j}(A_{iu}) = [c_j^{iu}, d_j^{iu}]$, 则相应的区间直觉评价表示为 $\alpha_j^{iu} = ([a_j^{iu}, b_j^{iu}], [c_j^{iu}, d_j^{iu}]) (u=1, 2, \dots, m)$ 。实体 P_i 对 P_j 的服务评价向量记为

$$\alpha_j^i = [\alpha_j^{i1}, \alpha_j^{i2}, \dots, \alpha_j^{im}].$$

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

$$\begin{aligned} 1) \alpha_1 \oplus \alpha_2 &= ([a_1 + a_2 - a_1 b_2, b_1 + b_2 - b_1 b_2], [c_1 c_2, d_1 d_2]); \\ 2) \lambda \alpha_1 &= ([1 - (1 - a_1)^\lambda, 1 - (1 - b_1)^\lambda], [(c_1)^\lambda, (d_1)^\lambda]), \lambda > 0; \\ 3) \alpha_1 \otimes \alpha_2 &= ([a_1 a_2, b_1 b_2], [c_1 + c_2 - c_1 c_2, d_1 + d_2 - d_1 d_2]); \end{aligned}$$

文献[12]推导出以上结论仍是区间直觉模糊数,并且符合相关运算法则。通过给出区间直觉模糊数的得分函数和精确函数,与区间直觉模糊数进行对比:设 $\alpha = ([a, b], [c, d])$ 为一个区间直觉模糊数,则称

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

为得分函数和精确函数, $s(\alpha) \in [-1, 1], h(\alpha) \in [0, 1]$, 从公式可以看出 $s(\alpha)$ 越大, 则 α 越大。从统计学的角度来看, 得分函数 s 和精确函数 h 分别与均值、方差[12-13]相类似。所以有理由相信, 一旦得分函数值相同时, 区间直觉模糊数就会随着精确函数值的减小而减小。

3 网络计算系统的信任计算

3.1 基于区间直觉模糊理论的信任计算

定义 3 设 $\alpha_j (j=1, 2, \dots, n)$ 为区间直觉模糊数, $WA_{\omega}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = \omega_1 \alpha_1 \oplus \omega_2 \alpha_2 \oplus \dots \oplus \omega_n \alpha_n$, $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$ 且为 $\alpha_j (j=1, 2, \dots, n)$ 的权重向量, 若满足 $\sum_i \omega_i = 1, 0 \leq \omega_i \leq 1$, 则称 WA_{ω} 为区间直觉模糊加权算子, 并且其集成结果还是区间直觉模糊数。

$$\begin{aligned} WA_{\omega}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) &= \left(\left[1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - a_j)^{w_j} + (1 - (1 - a_n) w_n) \right] - \right. \\ &\left. \left(1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - a_j)^{w_j} \right) (1 - (1 - a_n) w_n), 1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - b_j)^{w_j} + (1 - (1 - b_n) w_n) - \right. \\ &\left. 1 - \prod_{j=1}^{n-1} (1 - b_j)^{w_j} (1 - (1 - b_n) w_n) \right], \left[\prod_{j=1}^n (c_j)^{w_j} \prod_{j=1}^n (d_j)^{w_j} \right] \\ &= \left(\left[1 - \prod_{j=1}^n (1 - a_j)^{w_j}, 1 - \prod_{j=1}^n (1 - b_j)^{w_j} \right], \left[\prod_{j=1}^n (c_j)^{w_j} \prod_{j=1}^n (d_j)^{w_j} \right] \right) \end{aligned}$$

3.2 主观信任计算

P_i 对 P_j 的主观信任 $\Gamma_E(P_i, P_j)$, 即根据 P_i 对 P_j 历史连接的一系列评价及 P_i 和 P_j 的连接记录这 2 方面信息推导出对 P_j 的主观信任相关计算。 P_i 调用信任感知模块, 并通过查看主观信任评价表, 获取和 P_j 相关的直接交互记录, 如果该表没有交互记录, $\Gamma_E(P_i, P_j) = ([0, 0], [0, 0])$, 同时如果在采信时间段内, 存在 x 条已按时间序列排列好的语义评价向量。 则根据语义评价映射可获得的第 k 次评价向量可表示为

$$\begin{aligned} \alpha_j^k &= [\alpha_j^{k1}, \alpha_j^{k2}, \dots, \alpha_j^{km}], \\ \alpha_j^{ku} &= ([a_j^{ku}, b_j^{ku}], [c_j^{ku}, d_j^{ku}]), (u=1, 2, \dots, m). \end{aligned}$$

则 x 次交互的评价矩阵为

$$D_{ij} = \begin{bmatrix} \alpha_j^{11}, \alpha_j^{12}, \dots, \alpha_j^{1m} \\ \alpha_j^{21}, \alpha_j^{22}, \dots, \alpha_j^{2m} \\ \vdots, \vdots, \dots, \vdots \\ \alpha_j^{x1}, \alpha_j^{x2}, \dots, \alpha_j^{xm} \end{bmatrix}.$$

故 x 次交互获得的对 P_j 信任属性 A_u 的 IVIFN 为

$$\Gamma_j^u = \text{IIFW } A_{\omega}(\alpha_j^{1u}, \alpha_j^{2u}, \dots, \alpha_j^{xu}), (u=1, 2, \dots, m).$$

故交互历史所得的主观信任为

$$\Gamma_E(P_i, P_j) = \text{IIFW } A_{\lambda}(\Gamma_j^1, \Gamma_j^2, \dots, \Gamma_j^m),$$

其中: $\omega_i = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_x)$, $\sum_i \omega_i = 1, 0 \leq \omega_i \leq 1$ 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 $\omega_i = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_x)$ 的确定方法如下: 根据信任的记忆衰减性且指数分布函数符合记忆衰退特征, 可将指数分布函数引入, 权重向量可由正态概率密度函数推导获得, 即

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

其中, μ 为平均交互等待时间, 且 $\mu_s = \frac{1+s}{2}$ 。根据公式 $\{w(t_k)\}$ 可以看出是严格单调递减序列, 即权重随着 k 值的减小而增大。依据信任的现实深远影响, 权重随着 k 值的增大而增大的。所以, 提出的权重向量不符合现实要求, 应根据逆形式的指数函数来重新推导权重, 即

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

此时, 公式 $\{w(t_k)\}$ 为严格单调递增序列, 即权重随着 k 值的减小而减小。

信息含量的大小由精确函数准确表示, 且能够有效利用否定信息或肯定信息, 因此信任属性权重因子 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$ 由精确函数来确定, 具体步骤如下

① 依据信任属性列表, 与此次无关的信任属性的权重置为 0。

② 依据信任属性列表, 中对应的信任属性的 IVIFN

$$\alpha_j^{iu} = ([a_j^{iu}, b_j^{iu}], [c_j^{iu}, d_j^{iu}]) \quad (u = 1, 2, \dots, m),$$

计算其精确函数值

$$h(\alpha_j^{iu}) = \frac{1}{2}(a_j^{iu} + b_j^{iu} + c_j^{iu} + d_j^{iu}) \quad (u = 1, 2, \dots, m)。$$

③ 由精确函数确定权重因子

$$\lambda_u = \frac{h(\alpha_j^{iu})}{\sum_{u=1}^m h(\alpha_j^{iu})}。$$

根据上面的式子可知, 信任属性 IVIFN 的精确函数动态决定了权重的大小, 评价向量的不同会导致不一样权重, 同时权重随着精确函数的增大而增大, 即权重值随着包含信息量的增多而增大。

3.3 邻居推荐信任

P_i 向三方服务管理机构请求推荐 P_j 对于其所请求服务的推荐信任 $\Gamma_{AR}(P_j, P_i)$, 即根据 P_j 的被动信息评价表和 P_i 的服务需求信任属性列表推导出三方推荐信任。 P_j 的被动信任评价表由三方服务管理机构查询, 若无被动评价记录, 则传递 $\Gamma_{AR}(P_j, P_i) = [(0, 0), (0, 0)]$, 如果在一定时间区间内有 n 条记录, 且按时间顺序为 $\{t_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$, 则这 n 条评价记录所构成的评价矩阵为

$$D_j = [\alpha_j^1, \alpha_j^2, \dots, \alpha_j^n]^T = \begin{bmatrix} \alpha_j^{11}, \alpha_j^{12}, \dots, \alpha_j^{1m} \\ \alpha_j^{21}, \alpha_j^{22}, \dots, \alpha_j^{2m} \\ \vdots, \vdots, \dots, \vdots \\ \alpha_j^{n1}, \alpha_j^{n2}, \dots, \alpha_j^{nm} \end{bmatrix}。$$

由评价矩阵计算相邻时间评价的相似性测度为

$$\vartheta_{k+1}(\alpha_{kj}, \alpha_{k+1j}) = 1 - \frac{1}{2m} \sum_{u=1}^m (|a_j^{ku} - a_j^{(k+1)u}| + |b_j^{ku} - b_j^{(k+1)u}| + |c_j^{ku} - c_j^{(k+1)u}| + |d_j^{ku} - d_j^{(k+1)u}|)。$$

由上式可知信任支持度的大小和相似性测度成正比, 将相似性测度引入到时间权重函数中, 对评价权重函数进行重新构造, 即

$$\omega_l = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n): \omega_l = \vartheta_l e^{\frac{l}{\mu^n}} / \sum_{k=2}^n \vartheta_k e^{\frac{k}{\mu^n}} \quad (l = 2, 3, \dots, n)。$$

因为距当前时间间隔最长的评价记录是第一条记录, 且该记录产生的影响最弱, 当对记录进行融合时会自动舍去该记录。所以 P_j 的第 u 个信任属性的 IVIFN 将会由前 $n-1$ 条评价记录推导出, 即

$$\Gamma_j^u = \omega_2 \alpha_j^{2u} \oplus \omega_3 \alpha_j^{3u} \oplus \dots \oplus \omega_s \alpha_j^{su} \quad (u = 1, 2, \dots, m)。$$

m 个信任 IVIFN 构成的信任向量为

$$\mathbf{\Gamma}(P_j) = \mathbf{\Gamma}_j = [\mathbf{\Gamma}_j^1, \mathbf{\Gamma}_j^2, \dots, \mathbf{\Gamma}_j^m].$$

故由交互评价所得的代理推荐信任为

$$\mathbf{\Gamma}_{AR}(P_i, P_j) = \text{IIFWA}_\lambda(\mathbf{\Gamma}_j^1, \mathbf{\Gamma}_j^2, \dots, \mathbf{\Gamma}_j^m) = \lambda_1 \mathbf{\Gamma}_j^1 \oplus \dots \oplus \lambda_m \mathbf{\Gamma}_j^m,$$

其中, $\lambda_u = (\lambda_{1u}, \lambda_{2u}, \dots, \lambda_{mu})^T$ 为信任属性 $\{A_u\} (u=1, 2, \dots, m)$ 的权重因子。

3.4 总体信任

P_i 对 P_j 的总体信任 $\mathbf{\Gamma}(P_i, P_j)$, 就是通过置信因子将 P_i 对 P_j 的主观信任、 P_i 的邻居节点集 $\{P^i\}$ 对 P_j 的邻居推荐信任和三方对 P_j 的推荐信任结合起来, 得出 P_i 对 P_j 的信任 IVIFN, 公式如下

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

其中: M 表示系统设定参与信任计算的阈值; r 表示邻居推荐数目; e 表示直接主观信任数目; α 置信因子表示主观信任的重视程度; β 置信因子表示邻居推荐信任的重视程度; γ 置信因子表示三方推荐信任的重视程度。其中, $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1, \alpha + \beta + \gamma = 1$ 。

确定置信因子与确定信任属性权重因子比较相似, 其相对重要性由精确函数比来确定。

$$\alpha = \frac{h(\mathbf{\Gamma}_E)}{(h(\mathbf{\Gamma}_E) + h(\mathbf{\Gamma}_{NR}) + h(\mathbf{\Gamma}_R))};$$

$$\beta = \frac{h(\mathbf{\Gamma}_{NR})}{(h(\mathbf{\Gamma}_E) + h(\mathbf{\Gamma}_{NR}) + h(\mathbf{\Gamma}_R))};$$

$$\gamma = \frac{h(\mathbf{\Gamma}_R)}{(h(\mathbf{\Gamma}_E) + h(\mathbf{\Gamma}_{NR}) + h(\mathbf{\Gamma}_R))}.$$

4 模拟实验及结果分析

针对提出的区间直觉模糊信任模型, 选用 Linux 操作系统与集群实验室的 40 个实验节点对其有效性以及准确性进行实验验证, 同时测试恶意节点的遏制能力。其中, 每个实验节点表示 25 个节点, 一共表示 1 000 个节点, 同时将这些节点按照在服务中扮演角色的不同分为反馈者和提供者。而不同的角色决定了节点直觉信任模糊数的不同得分函数。

按照服务角色的不同, 将网络计算系统中的节点分为 3 种不同类型: 1) 在交互过程中提供诚实服务的普通类型节点; 2) 在交互过程中提供不诚实或不正常服务的静态恶意行为类型节点; 3) 在提供服务时策略性改变行为方式的动态恶意行为类型节点。同时, 根据节点对服务质量的反馈不同, 将节点类型分为 3 种: 1) 诋毁服务质量, 提交虚假评价的静态不诚实类型反馈节点; 2) 能够策略性提供反馈的动态不诚实类型反馈节点; 3) 提供真实评价的诚实类型反馈节点。实验模拟参数说明如表 2 所示。

表 2 模拟实验参数说明

Table 2 Simulation experiment parameter specification

参数	符号	描述	缺省值
运行参数	N	节点总数	1 000
	T	运行周期	2 000
	P_b	恶意节点比率	20%
	P_f	不诚实反馈节点比率	50%

续表 2

参数	符号	描述	缺省值
信任模型参数	r	邻居节点数	25.0
	m	信任属性数	5.0
	s_{ac}	得分函数接受阈值	0.7
	s_r	得分函数差异阈值	0.2
	q	服务分级数	4.0
	s	交互反馈数	50.0

4.1 区间直觉模糊信任模型的有效性分析

此实验所用到的作为训练集的数据具有不同的样本数,并以事件注入方式,在不同样本数的情况下,通过使用 3 种基本异常检测方法进行系统异常检测,最终得到漏报率和识别率对比情况。

由图 2 可知,随着训练样本数增加,模型对系统异常的判别越加准确。当样本数为 100 时漏报率达到 7%~8%,但随着样本数的增加,漏报率略有下降。事实上,样本数是一个相对微妙的参数,无论哪种异常检测算法都不能在样本参数较小时使漏报率达到很低的效果。

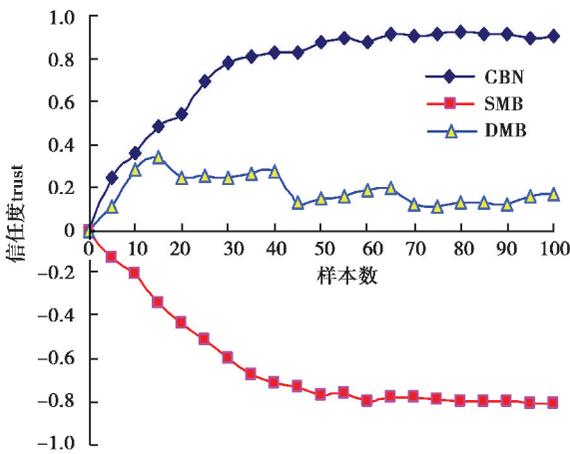


图 2 Trust 的变化情况

Fig.2 The change of Trust

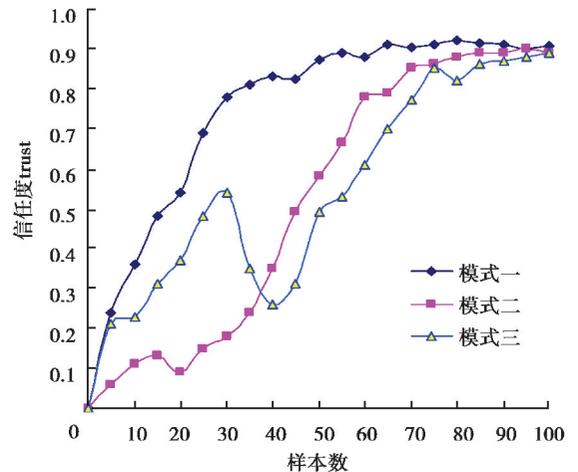


图 3 抗“诋毁”能力

Fig.3 Anti “libel” ability

实验 1 主要对提出的信任模型准确性展开实验验证。首先,将所有节点都设为善意节点,然后随机将各节点分别设为静态恶意节点 SMB、动态恶意节点 DMB 和善意行为节点 GBN 时,图 2 表明了信任变化的趋势。从图中可以看出,静态恶意行为节点的信任一直在减小且始终为负值,然而善意行为节点的信任快速地增加到声明的服务等级。随着时间不断变化,动态恶意行为节点 DMB 的变化趋势虽时刻变化,但相比其它节点还一直处于较低的信任等级。仿真结果有效证明了区间直觉模糊信任模型关于 Trust 的计算合理性。

实验 2 对信任模型的抗诋毁评价能力进行了一系列验证。同样,首先将所有服务节点设为善意行为节点,然后分别进行 3 种不同情况的验证:1)将所有节点设为诚实反馈类型节点;2)将 30% 的节点设为静态不诚实反馈类型节点;3)将 30% 节点设为动态不诚实恶意类型的节点。由图 3 得出,提出的信任模型具有较好

的抗抵毁能力和较好的动态适应性。

4.2 区节点交互成功率验证

用整个系统成功交互次数在所有交互次数中所占的比例来定义成功交互率 (STR, successful interaction rate)。设 4 种恶意节点数量相等, 仍分 3 种情况来进行验证: 1) 恶意节点 10%; 2) 恶意节点 30%; 3) 恶意节点 50%。图 4 表明了此次实验结果, 3 种不同模式下的交互连接成功率在不同恶意比率下随系统的运行而提高, 即便是有 50% 节点为恶意类型的节点, 此模型仍然起到良好的作用, 同时网络也运行正常。

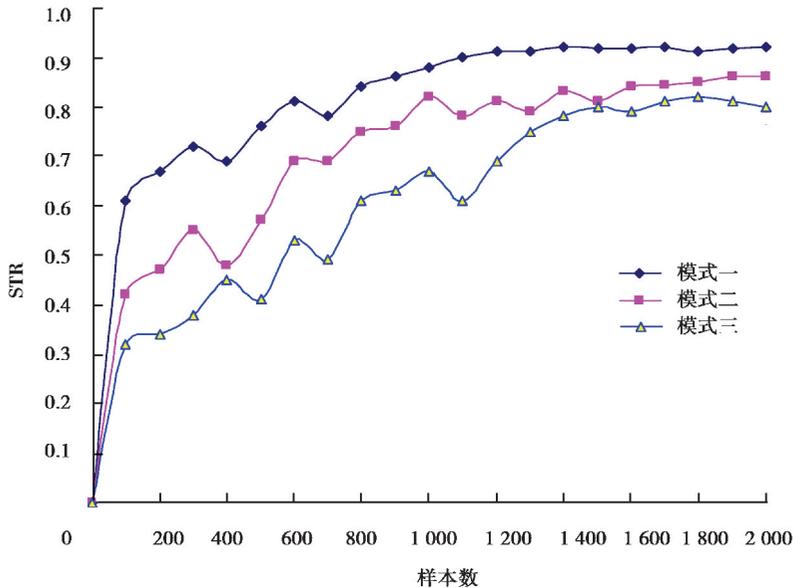


图 4 不同恶意比率下交互成功率

Fig.4 Under different malicious ratio interactive success rate

5 结 论

在区间直觉模糊的基础上, 研究并建立了网络计算系统的信任评估模型。此模型在对信任的不确定性、模糊性和主观性进行描述时, 将区间不信任度和区间信任度作为隶属因子引入其中, 这使得其模型产生的效果非常好。区间直觉模糊数的得分函数和精确函数高效地融合了来自各方的信任, 这使计算出的信任结果更加可靠, 实验结果也验证了该方法的有效性。

在未来的研究工作中, 将对评价区间直觉模糊数的相似度, 信任属性的有效提出和扩展等方面进行研究, 以使网络计算系统的信任模型更加可靠。

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. (in Chinese)
- [2] Marsh S. Formalizing trust as a computational concept [D]. Stirling: University of Stirling, 1994.
- [3] Rahman A A, Hailes S. Supporting trust in virtual communities[C]//Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on, January 7, 2000, Maui, HI, USA: IEEE, 2000: 9.

- [4] Jøsang 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.
- [5] Huang H S, Wang R C. Subjective trust evaluation model based on membership cloud theory [J]. *Journal on Communications*, 2008, 29(4): 13-19.
- [6] 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. (in Chinese)
- [7] Tang W, Chen Z. Research of subjective trust management model based on the fuzzy set theory [J]. *Journal of Software*, 2003, 14(8): 1401-1408.
- [8] Wang J, Sun H. A new evidential trust model for open communities[J]. *Computer Standards Interfaces*, 2009, 31(5): 994-1001.
- [9] 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. (in Chinese)
- [10] Li X Y, Gui X L. Cognitive model of dynamic trust forecasting[J]. *Journal of Software*, 2010, 21(1): 163-176.
- [11] 周晓光, 张强, 胡望斌. 基于 Vague 集的 TOPSIS 方法及其应用[J]. *系统管理学报*, 2005, 14(6): 537-541.
ZHOU Xiaoguang, ZHANG Qiang, HU Wangbin. Research on TOPSIS methods based on vague set theory[J]. *Journal of Systems and Management*, 2005, 14(6): 537-541. (in Chinese)
- [12] 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.
XU Zeshui. *Theory and applications*[M]. Beijing: Beijing Science Press, 2008. (in Chinese)
- [13] 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.

(编辑 侯 湘)