

## 动态信任预测的认知模型<sup>\*</sup>

李小勇<sup>1+</sup>, 桂小林<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(智能通信软件与多媒体北京市重点实验室(北京邮电大学),北京 100876)

<sup>2</sup>(西安交通大学 电子与信息工程学院,陕西 西安 710049)

### Cognitive Model of Dynamic Trust Forecasting

LI Xiao-Yong<sup>1+</sup>, GUI Xiao-Lin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Beijing Key Laboratory of Intelligent Telecommunications Software and Multimedia (Beijing University of Posts and Telecommunications), Beijing 100876, China)

<sup>2</sup>(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

+ Corresponding author: E-mail: lxyxjt@163.com

**Li XY, Gui XL. Cognitive model of dynamic trust forecasting. *Journal of Software*, 2010,21(1):163–176.**

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/3558.htm>

**Abstract:** In an open system, trust is one of the most complex concept in social relationships, involving many decision factors, such as assumptions, expectations and behaviors, etc. So, it is very difficult to quantify and forecast accurately. Combined with human social cognitive behaviors, a new dynamic trust forecasting model is proposed. Firstly, a new and adaptive trusted decision-making method based on historical evidences window is proposed, which can not only reduce the risk and improve system efficiency, but also solve trust measurement and forecasting problem when the direct evidences are insufficient. Then, a feedback trust information aggregating algorithm is used based on DTT (direct trust tree). Finally, Induced Ordered Weighted Averaging (IOWA) operator is introduced to construct the new combined direct dynamic trust forecasting model, to make up the shortage of traditional method, and the model hence can have a better rationality and a higher practicability. Simulations' computing results show that compared with the existing trust forecasting metrics, the model in this paper is more robust on trust dynamic adaptability, and has more remarkable enhancements in the forecasting accuracy.

**Key words:** distributed system; information security; dynamic trust forecasting model; IOWA (induced ordered weighted averaging) operator

**摘要:** 开放系统中的信任关系本质上是最复杂的社会关系之一,涉及到假设、期望、行为和环境等多种因子,很难准确地定量表示和预测。结合人类社会的认知行为,提出了一种符合人类心理认知习惯的动态信任预测模型:(1)构建了自适应的基于历史证据窗口的总体可信性决策方法,不但克服了已有模型常用的确定权重的主观判断方法,而且可以解决直接证据不足时的可信性预测问题;(2)使用已有的 DTT(direct trust tree)机制进行全局反馈信任信息

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60873071 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2008AA01Z410 (国家高技术研究发展计划 863); the Chinese Universities Scientific Fund under Grant No.BUPT 2009RC0201 (中央高校基本科研业务资助)

Received 2008-05-10; Accepted 2008-12-29

的搜索与聚合,以降低网络带宽消耗,增强系统在大规模分布式系统中的可扩展性;(3) 引入诱导有序加权平均(induced ordered weighted averaging,简称IOWA)算子的概念,建立了基于IOWA算子的直接信任预测模型,可以用来解决传统预测模型动态适应能力不足的问题.实验结果表明,与已有模型相比,该模型具有更稳健的动态适应性,在模型的预测准确性方面也有显著的改善.

**关键词:** 分布式系统;信息安全;动态信任预测模型;诱导有序加权平均算子

**中图法分类号:** TP311 **文献标识码:** A

动态信任关系预测模型的建立不但是“信任管理<sup>[1-3]</sup>”理论与技术的基础性研究工作和必须首先解决的核心科学问题,也是可信软件<sup>[4,5]</sup>、可信网络<sup>[6]</sup>等新型可信计算领域亟待解决的热点问题.近几年,一些学者开展了各种开放环境(如网格、普适计算、P2P和Ad hoc等)中信任模型方面的研究,这些工作使用多种不同的数学方法和工具来反映信任关系的复杂性、动态性和不确定性,并最终建立了信任关系的预测模型<sup>[7-15]</sup>.毋庸置疑,这些研究成果有效地推动了动态信任关系度测理论的发展,极大地丰富了人们对动态信任关系内涵的进一步认识,但通过深入分析,我们不难发现,目前研究中仍然存在一些问题,没有引起学者们足够的重视:

(1) 现有的信任预测模型在计算总体可信程度时,大多采用专家意见法或者平均权值法等主观的融合计算方法,致使预测结果带有较大的主观成分,影响了可信决策的科学性,而且缺少灵活性,一旦权值确定,将在实际应用中很难由系统动态地去调整它,致使预测模型缺少自适应性.

(2) 现有信任关系预测机制大多通过基于信任链的广播方式在整个系统中进行反馈信任的搜索,从而导致在大规模的分布式环境下系统运算的慢收敛性和巨大的网络带宽开销,进而影响了系统的可扩展性.

(3) 动态性是信任模型预测与评估的最大挑战,由于信任关系是一种随时间变化而动态衰减的量,也就是说,隔的时间越长,以前的信任值对现在信任预测的贡献就越小,而目前的文献大多对这种信任关系的时间衰减性刻画不足,导致了预测模型对环境的动态变化适应能力不足,进而影响了预测模型的准确性.

从社会学的角度来看,信任关系本质上是最复杂的社会关系之一,具有不确定性、不对称性、部分传递性和时空衰减性等一系列复杂的动态属性,是一个抽象的心理“认知”过程<sup>[1-3]</sup>,涉及到假设、期望、行为和环境等多种因子,很难定量地表示和预测.所谓认知<sup>[18-20]</sup>,通常包括感知与注意、知识表示、记忆与学习、语言、问题求解和推理等方面.建立认知模型的技术常被称为认知建模,目的是为了从某些方面探索和研究人的思维机制,特别是人的信息处理机制,同时也为设计相应的人工智能系统提供新的体系结构和技术方法.认知计算处理的核心问题包括数据的采集与表示、数学建模、知识挖掘、信息融合、知识推理与综合决策等,已经在金融管理、医疗诊断、遥感遥测、组织管理决策和故障诊断等诸多领域展开了研究与应用,并且显示出了强大的生命力.根据认知计算的研究方法可以看出,动态信任关系的预测过程本质上也应该是对信任关系内涵的“认知”过程,鉴于此,本文结合人类社会对信任关系的心理认知过程与行为习惯,将认知计算的研究方法应用到动态信任关系预测之中,期望能够改变传统的信任关系预测的建模思路,克服当前信任关系预测模型中存在的问题.第1节介绍一些相关工作的研究进展.第2节详细讨论基于认知计算的动态信任关系预测模型的构建过程.第3节通过模拟实验对本文模型的可行性和有效性进行分析.第4节对全文进行总结,并提出进一步的研究计划.

## 1 相关工作分析

1996年,Blaze为解决Internet上网络服务的安全问题,提出了“信任管理(trust management)<sup>[7]</sup>”概念,并首次将信任管理机制引入到分布式系统之中.

近几年,有些学者研究了多种分布式应用中的动态信任关系,并使用不同的数学方法和数学工具,建立了信任关系预测模型.比较典型的有:PTM(pervasive trust management)<sup>[8]</sup>采用改进的证据理论(D-S theory)对信任关系进行建模,信任度评估采用概率加权平均方法.Hassan<sup>[9]</sup>等人提出了一种基于向量(vector)机制的信任模型,模型引入向量运算机制来描述信任关系,该模型对于一些不确定性的因子进行了数学量化.George<sup>[10]</sup>等人提出了一种基于半环(semi-ring)代数理论的信任模型,将信任问题定义为一个有向图 $G(V,E)$ 的路径问题.Sun<sup>[11]</sup>等人使

用信息理论中的熵(entropy)概念进行信任关系的建模.文献[12]开发了一个具有鲁棒性和伸缩性的P2P声誉系统Power-Trust,该系统明显改善了全局声誉的精确性和聚合速度.PET<sup>[13]</sup>在对以前研究工作进行归纳总结的基础上,提出了一种P2P文件共享系统的信任关系评估模型,总体信任度采取基于风险的直接信任和基于推荐的反馈信任耦合的方式得到.Peer-Trust<sup>[14]</sup>针对平均值算法不能很好地满足信任动态性需求这一问题,提出了基于个人相似度的信任信息聚合方法 PSM,虽然PSM算法在抑止恶意节点的恶意反馈方面有较好的适应能力,但由于自适应时间窗口相对简单,不能有效地反映信任关系的动态变化趋势,影响了信任评价的准确性.文献[15]研究了P2P环境下的信任度量模型,通过数理统计方法,引入近期信任、长期信任、惩罚因子和推荐信任这4个参数来反映节点的信任度.

虽然这些最新的研究工作有效地推动了动态信任关系度量与预测理论研究的发展,但仍然存在引言部分指出的一些问题.通过仔细的分析不难发现,这些问题主要是由于模型的构建者对信任关系的内涵认知不足造成的.信任关系从内涵上来看,其本身属于一个心理学的范畴,是一个很难度量的抽象的心理认知,当一个实体之间的信任关系模型不符合人类心理认知习惯的时候,它肯定是不合理的,也是不稳定的,给信任的管理和评估带来了困难<sup>[3]</sup>.信任也是与上下文相关的一个动态变量,随着时间的变化,实体之间的行为上下文可能会动态地发生变化,并且具有时间滞后性的特点,也就是说,新的信任关系的评估依赖于时间和行为上下文.信任关系的建模试图结合现实世界中实体(entities)之间的主观(subjective)信任关系进行评估和预测信息网络中的信任关系.总之,结合人类社会对信任关系的心理认知过程与行为习惯,本文将认知计算的研究方法应用到动态信任关系预测之中,期望能够改变传统的动态信任关系预测的建模思路,克服当前信任关系预测模型中存在的问题.

## 2 动态信任预测的认知建模

### 2.1 自适应的基于历史证据窗口的总体信任度计算

**定义 1.** 设 $P_1, P_2, \dots, P_N$ 表示分布式系统中发生交互行为的 $N$ 个实体,实体可以是任何网络中的元素,例如:可以是一个用户(节点),也可以是一个软件服务(资源),还可以是一个网络设备或者数据集.称集合 $\Omega = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ 为实体域,则在任意系统 $\Omega$ 中,都存在集合 $S, S \subset \Omega$ ,且必定存在着元素 $o, o \in \Omega$ ,使得 $\forall s \in S$ ,都有操作使得 $s \rightarrow o$ ,则 $S$ 称为主体域, $o$ 的集合称为客体域,记为 $O$ .

本文中,服务请求者(service requester,简称SR)属于 $O$ ,而服务提供者(service provider,简称SP)属于 $S$ .

在当前大多数的文献中,一般要考虑两种方式的信任度(trust degree)获取方式:直接(direct)方式和间接(indirect)方式.在Direct方式中,信任关系是通过主体对客体行为满意度的判断而直接建立的.在Indirect方式中,主要通过第三方的推荐(recommend)建立可信关系和获取推荐的可信度,Indirect方式的信任度的获取也要根据建立的数学模型进行计算.现有的一些可信性预测模型在计算总体信任程度时,大多采用专家意见法或者平均权重法等主观的融合计算方法,致使度测结果带有较大的主观成分,影响了可信决策的科学性,而且缺少灵活性,一旦权重确定,将在实际应用中很难由系统动态地去调整它.例如在文献[7-15]中,总体信任度的计算方法可以抽象为 $T = W \times D + (1 - W) \times I$ ,其中 $D$ 是直接信任度, $I$ 是反馈信任度, $W$ 和 $(1 - W)$ 分别为直接信任与反馈信任的权重, $D$ 和 $I$ 可以通过多种数学方法计算得到,但如何科学与合理地分配 $W$ 这一问题一直缺少有效的方法.

在开放的分布式环境中,可能存在着大量的恶意节点,在信任管理系统中,这些恶意节点也有可能发送不诚实的反馈信息.动态信任管理的主要任务就是如何有效地发现和抵御这些恶意节点可能给系统带来的攻击和有效地减少恶意节点的反馈行为.而根据人类的心理认知习惯,人们首先相信自己的直接经历与判断,当人们已有的直接经验足以判断他人的信任程度时,就没有必要再去询问第三方的推荐信息.根据这一认知,本文提出了一种新的总体信任度的综合计算方法,基于历史证据窗口的方法,定义如下:

**定义 2.** 总体信任度(overall trust degree,简称OTD)表示为 $\Gamma(P_i, P_j)$ ,是指 $\forall P_i$ 根据与 $\exists P_j$ 交互历史而得出的对 $P_j$ 的总体可信性评价,其中 $P_i \in S, P_j \in O$ .设Direct信任度(direct trust degree,简称DTD)表示为 $\Gamma_D(P_i, P_j)$ ,Indirect信任度(indirect trust degree,简称ITD)表示为 $\Gamma_I(P_i, P_j)$ ,则

$$\Gamma(P_i, P_j) = \begin{cases} \Gamma_D(P_i, P_j), & \text{if } h \geq H \\ \Gamma_I(P_i, P_j), & \text{if } h = 0 \\ \frac{1}{1 + \beta(P_j)} \times \Gamma_D(P_i, P_j) + \frac{\beta(P_j)}{1 + \beta(P_j)} \times \Gamma_I(P_i, P_j), & \text{if } 0 \leq h < H \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $h$  是系统现有的  $P_i$  与  $P_j$  之间交互的历史证据(样本)总数,  $H$  是系统设定的参与可信性预测的最大历史记录个数, 我们称为历史证据窗口. 函数  $\beta(P_j) \in [0, 1]$ , 称为服务请求者  $P_j$  的实体活跃度. 实体活跃度反映了实体在网络中的活跃程度与稳定程度, 根据人类的心理认知, 反馈者个数越多, 表示与  $P_j$  有成功交互记录的其他实体(反馈者)个数越多. 活跃度越高, 也说明  $P_j$  有较高的反馈可信度.

图 1 为基于历史证据窗口的总体信任度计算的总体结构图, 当一个 SR 向 SP 提出服务请求时, SP 需要对 SR 的可信度进行预测, 进而根据预测结果由决策函数决定 SR 可以得到的服务级别(服务质量), 为了预测 SR 的总体信任度 OTD, SP 首先在本地数据库(evidence base)中检索与该 SR 以前的直接交互证据, 并统计在系统设定的有效时间内的证据数目  $h$ . 若  $h \geq H$ , 表示 SP 现有的有效直接证据数目足以判断该 SR 的可信程度, 我们可以使用本文提出的基于 IOWA 算子的直接信任预测方法进行 DTD 的计算. 若  $h < H$ , 表示现有的直接证据不充分, 不足以判断该 SR 的 OTD, 因此需要考虑第三方节点的推荐信息, 也就是反馈可信度 ITD. 动态信任管理研究中的一个关键问题是如何通过有效的方式聚合反馈信任信息, 本文采用课题组已经提出的 DTT(direct trust tree)机制进行全局的反馈信任信息的搜索与聚合, 以降低网络带宽消耗, 增强系统在大规模分布式系统中的可扩展性.

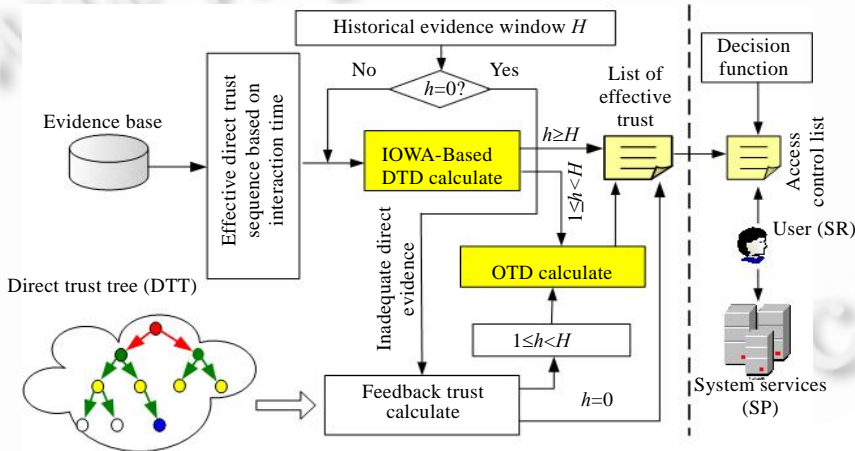


Fig.1 Overall trust degree calculating based on historical evidence window

图 1 基于历史证据窗口的总体信任度计算

前面的分析中指出, 现有的信任预测模型在计算总体可信程度时, 大多采用直接信任与间接信任加权平均的方法, 分类权重采用专家意见法或者平均权值法等主观的方法, 致使预测结果带有较大的主观成分, 影响了可信决策的科学性, 而且缺少灵活性, 一旦权值确定, 将在实际应用中很难由系统动态地去调整它, 致使预测模型缺少自适应性. 由于  $\beta(P_j) \in [0, 1]$ , 所以直接信任的权重  $1/(1+\beta(P_j))$  始终不小于间接信任的权重  $\beta(P_j)/(1+\beta(P_j))$ , 可见本文在计算总体可信度时, 公式对实体 SP 自身的直接信任度赋予最大的权重  $1/(1+\beta(P_j))$ , 也就是说, 服务提供者总是优先相信自己的直接判断. 而反馈信任度的权重  $\beta(P_j)/(1+\beta(P_j))$  则由函数  $\beta(P_j)$  自动确定, 因此, 本文的总体信任计算方法是一种自适应的方法, 分类权重的确定完全由系统根据建立的数学模型自动计算, 不需要人为地主观确定. 函数  $\beta(P_j)$  的计算公式定义如下:

$$\beta(P_j) = \frac{1}{2} [\Phi(L_{P_j}) + \Phi(n_{total})] \quad (2)$$

其中,  $\Phi(x) = 1 - \frac{1}{x + \delta}$ ,  $L_{P_j}$  为反馈者个数,  $n_{total}$  为系统监测到的所有与  $P_j$  有交互行为的实体的个数,  $\Phi(x)$  的调节

常数 $\delta$ 为一个大于0的任意常数,用于控制 $\Phi(x)$ 趋于1的速度, $\delta$ 值越大, $\Phi(x)$ 趋于1的速度越快,通过公式(2)可以看出:实体活跃度 $\beta(P_j)$ 由两个变量 $L_{P_j}$ 和 $n_{total}$ 共同决定,与实体交易的其他实体个数越多,则 $\beta(P_j)$ 值越大,同时反馈者个数越多, $\beta(P_j)$ 的值也越大,而变量 $L$ 和 $n_{total}$ 的数量确实反映了实体在网络中的活跃程度,例如, $L_{P_j}=55$ , $n_{total}=15$ , $\delta=0.2$ ,那么 $\beta(P_j)=0.95$ .

与传统的OTD计算方式相比,本文OTD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:为了尽可能地降低风险,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,当自己的现有知识足以判断他人的可信程度时,则不考虑任何第三方的推荐。(2)在大规模的分布式系统中,为了获得准确的ITD,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,本文OTD的计算方式减少了ITD的计算次数,所以可以有效降低系统的计算复杂度、节约系统的开销。(3)既可以处理证据充足时的可信性度测问题,也可以解决直接证据不足时的可信性度测问题。

## 2.2 访问控制决策的形式化表示

为了依据服务请求者SR的OTD对不同等级信任度的SR进行访问控制管理,对于图1中所描述的访问控制决策函数,我们给出如下形式化的描述:

**定义 3.** 设总体信任度 $\Gamma(P_i, P_j)$ 有 $P$ 个等级划分 $c_1, c_2, \dots, c_p$ ,其中 $0 \leq c_p \leq 1 (p=1, 2, \dots, P)$ .决策等级空间记作 $\mathfrak{R}$ ,表示为 $\mathfrak{R}=\{c_1, c_2, \dots, c_p\}$ .若决策等级空间 $\mathfrak{R}$ 具有如下性质: $c_i \cap c_j = \emptyset (i \neq j)$ ,且 $c_1 < c_2 < \dots < c_p$ ,即 $c_{k+1}$ 比 $c_k$ 强,则称 $\mathfrak{R}=\{c_1, c_2, \dots, c_p\}$ 为有序分割类.设 $\forall P_i$ 可提供 $T$ 个级别的服务 $S=\{s_1, s_2, \dots, s_T\}$ ,且 $S$ 是一个有序分割类,则 $S$ 和 $\Gamma(P_i, P_j, t)$ 之间的服务决策函数定义为

$$\Psi(\Gamma(P_i, P_j)) = \begin{cases} s_T, & c_p < \Gamma(P_i, P_j) \leq 1 \\ s_{T-1}, & c_{p-1} \leq \Gamma(P_i, P_j) < c_p \\ \vdots & \vdots \\ s_2, & c_1 \leq \Gamma(P_i, P_j) < c_2 \\ s_1, & 0 \leq \Gamma(P_i, P_j) < c_1 \end{cases} \quad (3)$$

分界点 $c_1, c_2, \dots, c_p$ 由应用系统确定,当 $P_i$ 向 $P_j$ 请求某种质量的服务时,首先要根据 $P_j$ 的 $\Gamma(P_i, P_j)$ 决定它所能得到的服务质量,这样既可以分级对不同的实体提供不同的服务,也有利于降低系统可能存在的风险,这也是分布式实体可信性评估与决策的基本问题.例如,某文件共享服务系统提供了3个等级的服务质量, $S=\{s_1, s_2, s_3\}$ , $s_1$ 表示拒绝服务, $s_2$ 表示只读, $s_3$ 表示既可以读也可以写.相应的决策等级空间设定为 $\mathfrak{R}=\{c_1, c_2, c_3\}=\{0, 0.2, 0.5\}$ ,则服务决策函数可以表示为

$$\Psi(\Gamma(P_i, P_j)) = \begin{cases} s_3, & 0.5 < \Gamma(P_i, P_j) \leq 1 \\ s_2, & 0.2 \leq \Gamma(P_i, P_j) \leq 0.5 \\ s_1, & 0 \leq \Gamma(P_i, P_j) < 0.2 \end{cases}$$

设某实体 $P_j$ 的 $\Gamma(P_i, P_j)=0.19$ ,则根据决策函数 $\Psi$ ,决策过程为 $\Psi(\Gamma(P_i, P_j)) = \Psi(0.19) = s_1 =$ 拒绝服务.

## 2.3 基于DTT的反馈信任聚合机制

现有的信任模型过分地依赖反馈机制,且大多通过广播方式在整个系统中进行反馈信任的搜索,导致了反馈机制具有以下一些局限性:(1)在大规模的分布式环境下系统运算的慢收敛性和巨大的网络带宽开销,进而影响了系统的可扩展性;(2)在整个网络中进行反馈信任的搜索,不可避免地会有大量的恶意反馈行为存在.

分析人类社会的推荐行为,我们不难发现以下常识:人们更愿意相信自己所认识的人的推荐信息,而不太会相信陌生人的推荐.因此,可以将这一基本的心理认知过程体现在反馈信任的聚合算法中,在前期工作中<sup>[16,17]</sup>,我们提出了直接信任树(direct trust tree,简称DTT)的概念,并基于DTT建立了一种新的可扩展的反馈信任信息聚合算法.算法首先根据节点之间的直接信任关系构建DTT,然后利用DTT进行反馈信任信息搜索,同时引入质量因子和距离因子两个参数来自动调节聚合计算的规模,由于DTT的构建完全根据节点之间的历史交互数据自动建立,所以该算法不需要太多的时空开销,也不需要普通树形拓扑结构维持所需要的JOIN和LEAVE消息控

制.图2(a)为节点 $P_0$ 的两个子节点的构建方法, $P_1$ 和 $P_2$ 是与 $P_0$ 发生过交互行为的两个节点,那么 $P_1$ 和 $P_2$ 就成为了DTT上 $P_0$ 的邻居节点, $P_0$ 对 $P_1$ 和 $P_2$ 的直接信任度就构成了有向树的权重.同样, $P_1$ 和 $P_2$ 又有自己的邻居节点,依此类推,就可以构成一棵带权有向树.

**定义4.** IDT也称为反馈可信度(feedback trust degree,简称FTD),主要是根据信任的传递性计算OTD( $P_i$ 信任 $P_j$ , $P_j$ 信任 $P_k$ ,那么 $P_i$ 信任 $P_k$ ),所以我们称IDT是一个由第三方提供的反馈信任值,在某个交互过程中实体 $P_i$ 需要评估实体 $P_j$ 的反馈信任度,设反馈者的集合为 $\{W_1, W_2, \dots, W_L\}$ .FTD聚合函数定义为

$$\Gamma_i(P_i, P_j) = \begin{cases} \frac{\sum_{k=1}^L (\varpi(W_k) \times \Gamma_D(P_k, P_j))}{\sum_{k=1}^L \varpi(W_k)}, & L \neq 0 \\ 0, & L = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中 $L$ 为反馈者的个数, $\varpi(W_k)$ 为反馈者加权因子.

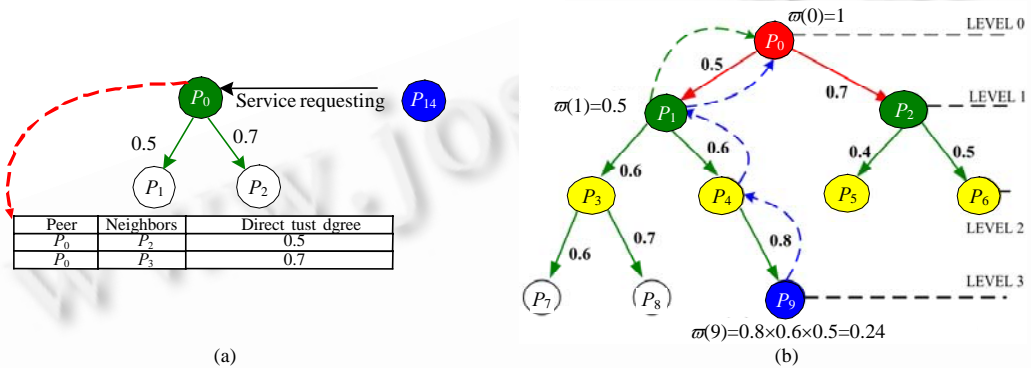


Fig.2 Example of FDT computation based on DTT  
图2 基于 DTT 的 FTD 计算示例

FTD不能采取简单的加权平均的办法,不同的反馈者所在的 $LEVEL$ 不同,有些反馈者是 $P_i$ 的邻居( $LEVEL=0$ ),而有些不是( $LEVEL \neq 0$ ).定义4中,我们用 $\varpi(W_k)$ 对每一个反馈信息进行加权.根据每一个反馈者所在的 $LEVEL$ ,给出 $\varpi(W_k)$ 的定义如下:

$$\varpi(W_k) = \begin{cases} 1, & LEVEL = 0 \\ \prod_{m=0}^l \Gamma_D(P_m, P_n), & LEVEL > 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\Gamma_D(P_k, P_j)$ 表示DTT中从 $P_0$ 到 $P_k$ 信任路径上 $P_m$ 对它的后继节点 $P_n$ 的DTD, $l$ 为节点 $W_k$ 所在的层数.

图2为一个基于DTT的FTD计算示例,图2(a)表示节点 $P_0$ 第1层DTT的构建原理, $P_1$ 和 $P_2$ 为 $P_0$ 的邻居节点(即: $P_0$ 和 $P_1, P_2$ 以前发生过交互行为, $P_0$ 的本地数据库中保存有 $P_1$ 和 $P_2$ 的信任值,我们称 $P_1$ 和 $P_2$ 为 $P_0$ 的邻居节点,类似于人类社会中的“熟人”),而 $P_1$ 和 $P_2$ 也有邻居节点,这样可以一层层地构造一棵节点 $P_0$ 的DTT.由于DTT的构建完全是由节点本地数据库中的基于历史交互的信任值维持,所以DTT的构建不需要向其他树形维护结构所需要的JOIN和LEAVE控制消息,可见DTT是一种建立在应用层的逻辑数据结构,并且只要较少的系统开销就可以实现DTT的维持(主要是维持邻居节点的数据表的开销).

在图2(b)所示的示例中,当 $LEVEL=1$ 时, $\varpi(P_1)=0.5$ ,当 $LEVEL=2$ 时, $\varpi(P_3)=0.5 \times 0.6=0.30$ ,当 $LEVEL=3$ 时, $\varpi(P_9)=0.8 \times 0.6 \times 0.5=0.24$ .设节点 $P_0$ 需要获取节点 $P_{14}$ 的反馈信任度,在 $P_0$ 的DTT上共搜索得到3个节点 $P_5, P_8, P_9$ 与 $P_{14}$ 发生过交互行为,相应的交互满意度评价分别为 $\Gamma_D(P_5, P_{14})=0.6, \Gamma_D(P_8, P_{14})=0.8, \Gamma_D(P_9, P_{14})=0.9$ .根据公式(4), $\varpi(P_5)=0.7 \times 0.4=0.28, \varpi(P_8)=0.7 \times 0.6 \times 0.5=0.21, \varpi(P_9)=0.8 \times 0.6 \times 0.5=0.24$ .根据公式(2), $\Gamma_i(P_0, P_{14})=(0.28 \times 0.6 + 0.21 \times 0.8 + 0.24 \times 0.9)/(0.28 + 0.21 + 0.24)=0.75616$ .

2.4 基于IOWA算子的直接信任预测

(1) IOWA 算子相关理论

预测就是综合利用各种预测方法所提供的信息,以适当的加权平均形式得出组合模型,Yager在 1988 年提出了有序加权平均(OWA)<sup>[22]</sup>算子,OWA是一种介于最大与最小算子之间的加权平均算子,相当于对模糊运算中“或”运算和“与”运算进行扩展的一种算子.采用该算子进行运算,其“与或”度是可以根据需要进行调整的,从而更能满足实际应用的需要,由于它能有效地集结数据信息,显著地提高预测精度,因此受到国内外预测工作者的广泛重视,其最关心的问题就是如何求出加权平均系数,使得预测模型更加有效地提高预测精度.然而OWA算子不适合处理基于时间变化的数据集的预测问题.Yager于 2003 年又在OWA算子的基础上提出了诱导有序加权平均算子(induced ordered weighted averaging operator)<sup>[21]</sup>的概念,近年来被开始应用于数据库系统、模糊逻辑控制器、专家系统、股票预测等诸多领域.它是一种介于最大与最小算子之间的加权平均算子,可以用来有效地融合多组模糊的和不确定性的信息,下面首先给出一些相关的定义.

**定义 5.** 设  $f_W : R^m \rightarrow R$  为  $m$  元函数,  $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$  是与  $f_W$  有关的加权向量(分类权重),满足  $\sum_{i=1}^m w_i = 1, w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m$ . 若

$$f_W(a_1, a_2, \dots, a_m) = \sum_{i=1}^m w_i b_i \tag{6}$$

其中  $b_i$  是  $a_1, a_2, \dots, a_m$  中按从大到小顺序排列的第  $i$  个大的数,则称函数  $f_W$  是  $m$  维有序加权平均算子,简记为 OWA 算子.

定义 5 表明,OWA 算子是对  $m$  个数  $a_1, a_2, \dots, a_m$  按从大到小顺序排序后进行有序加权平均的,权系数  $w_i$  与数  $a_i$  无关,而与  $a_1, a_2, \dots, a_m$  的按从大到小顺序排列的第  $i$  个位置有关.由于OWA算子要对  $m$  个数  $a_1, a_2, \dots, a_m$  按从大到小进行排序,因此,不适合处理随时间动态变化系统的预测问题.例如,在动态信任值的预测中,信任关系是一个具有时间戳标识的实时的量,信任值具有严格的时间衰减性,发生交互的时间越长,产生的信任值对当前可信性的评价贡献值越小,由此可见,我们不能对信任值的序列按照其真值的大小进行排序,而应按照其发生的时间戳进行标示并排序.

**定义 6.** 设  $\langle v_1, a_1 \rangle, \langle v_2, a_2 \rangle, \dots, \langle v_m, a_m \rangle$  为  $m$  个二维数组,令

$$f_W(\langle v_1, a_1 \rangle, \langle v_2, a_2 \rangle, \dots, \langle v_m, a_m \rangle) = \sum_{i=1}^m w_i^* a_{v-index(i)} \tag{7}$$

则称函数  $f_W$  是由  $v_1, v_2, \dots, v_m$  所产生的  $m$  维诱导有序加权平均算子,简记为IOWA算子,其中  $v-index(i)$  是  $v_1, v_2, \dots, v_m$  中按由大到小顺序排列的第  $i$  个大的数的下标,  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_m^*)^T$  是 IOWA 的有序加权向量,满足  $\sum_{i=1}^m w_i^* = 1, w_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, m$ .

定义 6 表明,IOWA 算子是对诱导值  $v_1, v_2, \dots, v_m$  按从大到小顺序排序后所对应的  $a_1, a_2, \dots, a_m$  中的数进行有序加权平均,  $w_i^*$  与数  $a_i$  的大小和位置无关,而与其诱导值所在位置有关,因此,我们可以对历史信任值按照交互的时间戳进行排序,并将时间戳作为 IOWA 算子的诱导值,IOWA 算子就完全适合于动态信任值的预测.

(2) 基于交互时间的直接信任序列

**定义 7.** 在给定的上下文中,  $\forall P_i$  根据与  $\exists P_j$  直接接触的历史记录而得出的对  $P_j$  的信任程度的预测值就是直接信任度(DTD).设  $\forall P_i$  与  $\exists P_j$  在近期共发生过  $m$  次交互,每次交互完成之后,双方都要进行交互满意度的评价,按照发生交互的时间顺序  $P_i$  对  $P_j$  的交互满意度评价值表示为序列  $E = \{\Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j), \Gamma_D^{(2)}(P_i, P_j), \dots, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j)\}, 0 \leq \Gamma_D^{(t)}(P_i, P_j) \leq 1, 1 \leq t \leq m$ , 我们称  $E$  为基于交互时间的直接信任评价序列.对  $E$  中的每一个元素加上其发生的时间参数,表示如下:

$$\langle t_1, \Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j) \rangle, \langle t_2, \Gamma_D^{(2)}(P_i, P_j) \rangle, \dots, \langle t_m, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j) \rangle \tag{8}$$

称以上二维序列为基于交互时间诱导值的直接信任序列.

据此,DTD 的预测问题可以描述为:已知  $\langle t_1, \Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j) \rangle, \langle t_2, \Gamma_D^{(2)}(P_i, P_j) \rangle, \dots, \langle t_m, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j) \rangle$ , 求解  $\langle t_{m+1}, \Gamma_D^{(m+1)}(P_i, P_j) \rangle$ , 而这正是 IOWA 算子可以解决的问题.根据定义 6,  $\langle t_{m+1}, \Gamma_D^{(m+1)}(P_i, P_j) \rangle$  可计算:

$$\Gamma_D^{(m+1)}(P_i, P_j) = f_w(\langle t_1, \Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j) \rangle, \langle t_2, \Gamma_D^{(2)}(P_i, P_j) \rangle, \dots, \langle t_m, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j) \rangle) = \sum_{i=1}^m w_i^* \Gamma_D^{(v-index(t))}(P_i, P_j) \quad (9)$$

在公式(9)中,  $w_i^*, t \in [1, m]$  表示第  $i$  个时刻的满意度评价价值相对于其他评价价值的重要性程度, 并且  $w_i^*$  满足  $0 \leq w_i^* \leq 1, \sum_{i=1}^m w_i^* = 1$ , 因此有序加权向量  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  为  $\Gamma_D^{(t)}(P_i, P_j)$  ( $t=1, 2, 3, \dots, m$ ) 的分类权重, 对分类权重系数向量  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  的求解是本文需要解决的关键问题之一。

设  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  是任一IOWA算子的有序加权向量, 根据文献[23]中提到的计算方法, 其或度量可以表示为  $Orness(W^*) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^m (n-i)w_i^*$ ; 其与度量表示为  $Andness(W^*) = 1 - Orness(W^*)$ ; 其离散度表示为  $Disp(W^*) = -\sum_{i=1}^m w_i^* \ln(w_i^*)$ . 或度量和与度量表示了诱导有序加权向量或和与的程度, 离散度用来表示经过该向量进行合成运算后所有信息被充分利用的程度, 显然  $0 \leq Disp(W^*) \leq \ln(m)$ . 如前所述,  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  的确定在实际应用中是非常关键的问题, 而基于最大离散度求取加权向量就是一种较为完善的方法, 它在给定的与或度下能够充分合理利用所有数据信息, 在该方法中,  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  满足如下 3 个条件:

$$\text{maximize: } -\sum_{i=1}^m w_i^* \ln(w_i^*); \quad Orness(W^*) = \alpha, \alpha \in [0, 1]; \quad \sum_{i=1}^m w_i^* = 1, w_i^* \in [0, 1] \quad (10)$$

由公式(10)及最大离散度原理<sup>[23]</sup>, 可得:

$$\alpha = Orness(W^*) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (m-i)w_i^* \quad (11)$$

$$\ln w_j^* = \frac{j-1}{m-1} \ln w_m^* + \frac{m-j}{m-1} \ln w_1^* \Rightarrow w_j^* = m^{-j} \sqrt[m-j]{w_1^{*m-j} w_m^{*j-1}} \quad (12)$$

$$w_1^* [(n-1)\alpha + 1 - n w_1^*]^n = [(n-1)\alpha]^{n-1} [(n-1)\alpha - n] w_1^* + 1 \quad (13)$$

$$w_n^* = \frac{((n-1)\alpha - n)w_1^* + 1}{(n-1)\alpha + 1 - n w_1^*} \quad (14)$$

在实际应用中, 首先可以设定一个合理的  $\alpha$  值, 然后通过公式(13)计算  $w_1^*$ , 通过公式(14)计算  $w_n^*$ , 最后通过公式(12)计算其他的权值  $w_j^*$ .

(3) 分类权重求解算法

如前所述, 按照人类的心理认知习惯, 信任关系是一种随时间变化而动态衰减的量, 反映在信任序列  $\langle t_1, \Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j) \rangle, \langle t_2, \Gamma_D^{(2)}(P_i, P_j) \rangle, \dots, \langle t_m, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j) \rangle$  中, 也就是说,  $\langle t_m, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j) \rangle$  对  $\langle t_{m+1}, \Gamma_D^{(m+1)}(P_i, P_j) \rangle$  的影响最大, 而  $\langle t_1, \Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j) \rangle$  对  $\langle t_{m+1}, \Gamma_D^{(m+1)}(P_i, P_j) \rangle$  贡献最小, 而这种贡献的大小正是通过分类权重系数向量  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  来实现的, 下面给出基于 IOWA 的权重系数向量  $W^* = (w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*)^T$  的求解算法。

**Algorithm 1.** Computing weight using the IOWA operator.

Begin

Input  $(\alpha, \langle t_1, \Gamma_D^{(1)}(P_i, P_j) \rangle, \langle t_2, \Gamma_D^{(2)}(P_i, P_j) \rangle, \dots, \langle t_m, \Gamma_D^{(m)}(P_i, P_j) \rangle)$ ; /\*For different  $\alpha$  and  $m$ , we can get different

IOWA weight,  $m$  is the number of attributes;  $\alpha$  is the situation parameter.\*/

$n=m$ ;

If  $\alpha < 0.5$  then  $\alpha = 1 - \alpha$ ;

If  $\alpha \geq 0.5$  then {

$$w_1^* [(n-1)\alpha + 1 - n w_1^*]^n = [(n-1)\alpha]^{n-1} [(n-1)\alpha - n] w_1^* + 1; \quad /*Calculate  $w_1^*$  */$$

$$w_n^* = \frac{((n-1)\alpha - n)w_1^* + 1}{(n-1)\alpha + 1 - n w_1^*}; \quad /*Calculate  $w_n^*$  */$$

}

For  $i=2$  to  $n-1$  do



$$w_i^* = n^{-i} \sqrt[n-i]{w_1^{*(n-i)} w_n^{*(i-1)}}; \quad /*Calculate w_i^* */$$

Output (  $w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*$  ).

End.

从算法 1 可以看出,分类权重系数向量的计算主要由两个参数确定:参数  $\alpha$  和交互历史证据数目  $m$ ,而在一个实际的应用环境下, $m$  的值一般是一个确定的量,所以现在的关键是如何合理地确定参数  $\alpha$  的值.当  $m=4$  时,在不同  $\alpha$  取值情况下, ( $w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*$ ) 的计算结果见表 1.可以看出,随着  $\alpha$  取值的变化,分类权重的值以  $\alpha=0.5$  为界,呈现出对称分布的特性,而当  $\alpha \in [0, 0.5]$  时, ( $w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*$ ) 的变化情况是逐步递减的,而这不符合信任随时间衰减而衰减的特性.因此我们在实际应用中,可以限定  $\alpha \in [0.5, 1]$ ,这样,参数  $\alpha$  的取值类似于机器学习算法中的学习因子,反映了信任模型对以往交互经历的遗忘(学习)程度, $\alpha$  的值越趋向于 1,则以往的交互历史越容易被遗忘.也就是说, $\alpha$  越大,先前的经验就越容易被遗忘,若  $\alpha$  等于 1,那么以前的历史就完全被遗忘.

**Table 1** The ( $w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*$ ) values for different situation parameter values  $\alpha$

**表 1** 不同的  $\alpha$  值对应的分类权重 ( $w_1^*, w_2^*, w_3^*, w_4^*$ ) 的计算结果

Categorization weight	$\alpha=0$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.2$	$\alpha=0.3$	$\alpha=0.4$	$\alpha=0.5$
$w_4^*$	0.000 000	0.010 365	0.045 018	0.054 918	0.073 547	0.250 000
$w_3^*$	0.000 000	0.043 457	0.106 445	0.113 770	0.130 859	0.250 000
$w_2^*$	0.000 000	0.182 129	0.251 953	0.237 305	0.233 398	0.250 000
$w_1^*$	1.000 000	0.764 099	0.596 466	0.493 805	0.416 657	0.250 000
Categorization weight	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.6$	$\alpha=0.7$	$\alpha=0.8$	$\alpha=0.9$	$\alpha=1.0$
$w_4^*$	0.250 000	0.416 657	0.493 805	0.596 466	0.764 099	1.000 000
$w_3^*$	0.250 000	0.233 398	0.237 305	0.251 953	0.182 129	0.000 000
$w_2^*$	0.250 000	0.130 859	0.113 770	0.106 445	0.043 457	0.000 000
$w_1^*$	0.250 000	0.073 547	0.054 918	0.045 018	0.010 365	0.000 000

### 3 模拟实验及其结果分析

模拟实验是目前采用最广泛的信任模型评测方法,通过计算机来模拟具体的应用场景及实体之间的交互行为,可以从多个角度评估信任模型在解决实际问题时的效果.随着分布式信任模型研究的增多,为了评估信任模型在P2P环境、Ad hoc和普适计算环境中的效果,实验模拟已经成为信任模型的主要评估手段.本文通过NetLogo<sup>[24]</sup>平台实现了一个模拟的Peer-to-Peer网络环境来对本文的相关模型(IOWA model)及其算法进行性能分析,NetLogo平台是美国西北大学网络学习和计算机建模中心推出的可编程建模环境,采用 1.4.1 版Java 语言编写,因此能够在多种主流平台上运行(Mac,Windows,Linux等).它同时提供单机和网络环境两种版本,每个模型还可以保存为Java applets,可嵌入到网页上运行.NetLogo提供一个开放的模拟平台,自身带有模型库,用户可以改变多种条件的设置,体验基于Multi-Agent复杂开放系统仿真建模的思想,进行探索性研究.它对于研究人员是一种有力的工具,允许建模者对几千个“独立”的Agent下达指令进行并行运作,特别适合于研究随着时间演化的复杂系统.为了便于比较,参照文献[25]的研究成果与方法,我们在NetLogo平台中也实现了其他几个典型的信任模型,包括Peer-Trust<sup>[15]</sup>,PET<sup>[13]</sup>和Dy-Trust<sup>[24]</sup>.

#### 3.1 实验设置

模拟实验使用实验参数、节点类型和情景设置与文献[25]相同,表 2 为部分实验参数.

参照文献[25]中的环境设置,对本文实验用到的一些情景参数说明如下:

◇ 在模拟实验中对节点(实体)的类型作如下设定:

1) 实体的 3 种角色是相互独立的,一个实体即可以作为 SP 也可以作为 SR 和 FR,一个实体可能是一个好的 SP,但也有可能是一个恶意的 RP,但几个身份相互独立,互不影响.

2) FR 可以分为 4 种类型:

- ① H 类主体,总能提供真实的反馈;
- ② M 类主体,对其他主体总能给出相反的评价;
- ③ E 类主体,根据扩大因子 $\Delta$ 对其他主体总是给出扩大的评价 $F+\Delta(1-0.5)$ (模拟实验中,取 $\Delta=0.5$ );
- ④ C 类主体,对团伙内主体评价为 1,对其他主体评价为 0.

3) SP 根据所提供服务的质分为 3 种类型:① GS 总能提供可靠的服务;② BS 总拒绝提供服务;③ RS 根据时间的动态变化分别提供 GS 和 BS 服务.

◇ 系统的动态性主要反映在系统中的实体行为的动态性上,例如:SP 提供的服务可以在 GS,BS,RS 之间动态变化,FR 可以动态地在 4 种身份之间变化,实体也可以随机地离开和加入.实验通过 3 个参数来反映系统的动态性,情景设置如下:

1) 服务请求频度 SRF( $0 \leq SRF \leq 1$ ),当 $(\lceil \text{radom}(D+1) \rceil / D) < SRF (D \in [1 \dots N])$ 时,节点发出服务请求,SRF 的值越大,则服务请求越频繁,表示系统是一个繁忙的系统.在实验中,SRF 是系统设定的一个常数.

2) 服务动态频度 SCF( $0 \leq SCF \leq 1$ ),反映了系统中服务提供者或者资源的不稳定性,SRF 的值越大,SP 在 GS,BS,RS 之间频繁地动态切换.在实验中,SRF 是系统设定的一个常数.

3) 社群动态频度 SDF( $0 \leq SDF \leq 1$ ),反映了网络社群的不确定性,在实验中,SDF 是系统设定的一个常数,表示系统中有 SDF $\times$ N 个主体是不稳定的,它们可以随时离开或加入.

Table 2 Experimental parameters

表 2 模拟实验参数说明

Parameters	Possible values	Description
$N$	100 000	The total number of peers
$S$	2 000	The total running time-steps
$H$	4	The value of history evidence window
max-LEVEL	3	The parameter in DTT <sup>[21,22]</sup>
$\alpha$	0.5-1	The parameter in Algorithm 1

### 3.2 预测模型的准确度评估

由于受许多不确定性因素的影响,不可避免地存在预测误差(forecast error).准确度是指测得值与真值之间的符合程度,准确度的高低常以误差的大小来衡量.即误差越小,准确度越高;误差越大,准确度越低.设 $A_{t+1}$ 为 $t+1$ 时刻的实际信任值, $F_{t+1}$ 为 $t+1$ 时预测信任值.下面给出模拟实验中用到的两个衡量算法预测准确性的指标:

1) 平均绝对偏差(mean absolute deviation,简称 MAD)

$$MAD = \frac{\sum |e_t|}{m} \quad (15)$$

其中 $e_t$ 为时刻 $t$ 的预测误差, $e_t = A_{t+1} - F_{t+1}$ , $m$ 与公式(8)、公式(9)中相同.MAD用来衡量整个预测周期内每一次预测值与实际值的绝对误差(不分正负,只考虑偏差量)的平均值.MAD能够较好地反映预测的准确度,但它不容易衡量预测的无偏性.

2) 平均绝对误差百分比(mean absolute percentage error,简称 MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum \left| \frac{e_t}{A_{t+1}} \right| (\times 100\%) \quad (16)$$

其中 $e_t$ 为时刻 $t$ 的预测误差, $e_t = A_{t+1} - F_{t+1}$ , $m$ 与公式(8)和公式(9)中相同.要确定一个预测值的准确度就要知道其误差 $e_t$ ,要求出误差 $e_t$ ,则必须知道真实值 $A_{t+1}$ .在模拟实验中,我们使用Netlogo计算得到的下一个时间戳的信任度 $\Gamma_D^{(t+1)}(P_i, P_j)$ 作为 $A_{t+1}$ 的真实值.首先我们观察在表 2 的基本环境设置下,在一个较稳定的社区环境下( $M+E+C=20\%$ ,系统中只有少部分的节点是恶意节点;SRF=40%,系统是一个繁忙程度适中的系统;SCF=20%,80%的SP始终提供稳定的服务;SDF=20%,系统中 80%的实体都不能随意加入或者离开系统),势态参数 $\alpha$ 的变化对算法预测的准确度的影响,表 3 为模拟实验的结果.

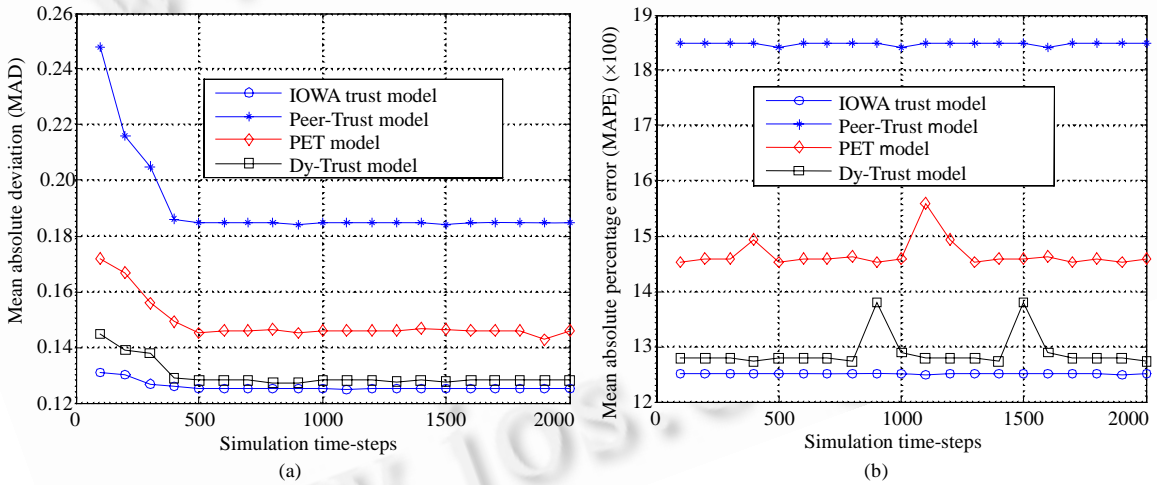
从表 3 的实验结果可以看出,在一个相对稳定的社区环境下,势态参数 $\alpha=0.8$ 时 IOWA 信任预测模型所对应的 MAD 和 MAPE 均较其他 $\alpha$ 取值情况较小,因此我们在下面的比较实验中,均取 $\alpha=0.8$ 为势态参数基本值.

**Table 3** Results of IOWA trust model under different situation parameter  $\alpha$

**表 3** 不同参数 $\alpha$ 预测准确度的实验结果

	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.6$	$\alpha=0.7$	$\alpha=0.8$	$\alpha=0.9$	$\alpha=1.0$
MAD	0.248 08	0.172 46	0.130 945	0.125 950	0.126 256	0.126 923
MAPE (%)	18.35	17.69	14.72	13.06	13.25	13.64

图 3 为在一个较稳定的社区环境下几种信任模型的准确性比较实验结果.模拟实验中,我们取  $M+E+C=20\%$ ,表示系统中只有少部分(占 20%)的节点是恶意节点; $SRF=40\%$ ,表示系统是一个繁忙程度适中的系统; $SCF=20\%$ ,表示 80%的SP始终提供稳定的服务; $SDF=20\%$ ,表示系统中 80%的实体都不能随意加入或者离开系统.这样的环境设置也基本符合一个实际网络的特点<sup>[25]</sup>,因为在一个实际网络中,大部分实体都是诚实的实体,只有少部分的实体是恶意实体(占 20%),而在一个实际的网络环境中,大部分的服务提供者都能提供稳定的服务.由图 3(a)所示的结果我们可以看出,在这 4 种模型中,IOWA Trust Model的平均绝对偏差MAD的值最小,平均为 0.126,而Peer-Trust Model的MAD值最大,平均为 0.185,而PET Model和Dy-Trust Model的MAD值介于IOWA Trust Model和Peer-Trust Model两者之间,分别平均为 0.128 和 0.148.由于MAD用来衡量模型测定结果对平均值的偏离程度,它的值越趋近于 0,预测的结果准确度越高,由此可见,在 4 种预测模型中,IOWA Trust Model的预测准确性是最好的,而Peer-Trust Model的预测准确性较低.图 3(b)为 4 种预测模型的平均绝对误差百分比MAPE的比较结果,可以看出,实验结果与图 3(a)所示的结果基本吻合,IOWA Trust Model的MAPE值是最小的,而Peer-Trust Model的预测MAPE值是最大的,更进一步说明了在 4 种模型中,IOWA Trust Model具有较好的预测准确性.



**Fig.3** Experimental results of the accuracy evaluation

**图 3** 预测模型的准确度评估实验结果

**3.3 模型动态适应性评估**

动态适应性就是系统在各种不确定因素的动态影响下提供可靠服务的能力,一个动态适应能力较强的信任模型能够在复杂的动态环境中继续提供稳定的服务,能够抵御恶意实体的攻击和预防协作欺骗行为的发生.开放的分分布式系统中的动态性主要体现在系统中实体行为的动态变化性和整个网络环境的动态变化性上.例如:服务提供者 SP 提供的服务可以在 GS,BS,RS 之间动态变化;反馈者节点 FR 可以动态地在 4 种身份之间变化;整个网络中任何实体也可以随机地离开和加入系统.实验通过 3 个参数来反映系统的动态性.如前所述,为了在模拟实验环境中刻画系统的这种动态变化性,我们采用 3 个参数:SRF,SCF 和 SDF 来进行情景模拟,这 3 个参数可以通过相应的随机函数机制来实现,限于篇幅,本文不再加以介绍,相关细节请参阅文献[25].

在模拟实验中,我们采用一种实时的forecast tracking signal(FTS,预测信息跟踪)机制来检测系统的动态适

应能力,所谓预测跟踪信号是指预测误差滚动和平均绝对偏差的比值,FTS的计算方法如下<sup>[26]</sup>:

$$FTS = \frac{RFSE}{MAD} = \frac{\sum_t e_t}{MAD} = \frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)}{MAD} \quad (17)$$

其中,RFSE(running sum of forecast errors)表示实时检测到的错误总和(误差滚动),MAD 就是公式(9)中的平均绝对偏差(mean absolute deviation,简称MAD).如果在一个动态变化的环境中,预测模型仍然有效,那么 FTS 应该比较接近于 0,所以,FTS 的值能够用来说明模型的动态适应能力,在各种动态性参数设置的情景模拟环境中,较小的 FTS 说明模型具有良好的动态适应性.

与第 1 组实验一样,本组模拟实验中反馈主体 FR 的类型分别设置为  $H=80\%$ ,  $M=10\%$ ,  $E=5\%$ ,  $C=5\%$ ,这样的取值也基本符合一个实际网络的特点,因为在一个实际网络中,大部分主体都是诚实的主体( $H=80\%$ ),只有少部分主体是恶意主体( $M+E+C=20\%$ ).首先观察在一个动态性变化较小的网络环境下模型的动态适应能力(如图 4(a)所示),SRF 取值为 20%,表示系统是一个不太繁忙的系统,80%的节点都处于空闲状态;SCF=20%表示 80%的服务提供者 SP 都能提供稳定的服务;SDF=40%表示系统中 60%的节点都不能随意离开系统,反映出系统是一个相对稳定的系统.从图 4(a)的比较结果可以看出,在一个相对稳定的环境中,4 个模型的 FTS 比较接近,且都介于 0.1024~0.1026 之间,说明在一个动态变化性较小的网络环境中,4 个模型都能够提供较稳定的可信关系预测服务,由于它们的 FTS 值都接近于 0,图 4(a)也反映出在实验中设定的情景模式下,4 个模型都具有较好的模型具有良好的动态适应性.图 4(b)所示的实验结果为在一个高度动态变化的网络环境中 4 种模型的 FTS 比较结果,模拟实验中的情景模式设定如下:SRF=0.6,说明系统是一个比较繁忙的网络;SCF=0.6,说明 60%的服务提供者节点都是动态的节点,它们周期性地改变其服务策略,60%的节点所提供的服务在 GS,BS,RS 之间频繁地切换;SDF=0.8,说明网络是一个不稳定的环境,80%的节点可以随意加入或者离开网络.从图 4(b)的实验结果可以看出,随着系统交互业务量的增加和环境的高度动荡,本文所提模型比其他 3 种模型的 FTS 显著要低,平均低 1%~5%左右,说明在实验中设定的情景模式下,本文所提模型仍然具有很稳健的服务能力和动态适应能力.而 PET 模型的 FTS 是最大的,说明在 4 种模型中 PET 动态适应能力是最弱的,主要原因可能是 PET 模型对信任的时间衰减性刻画不足造成的.

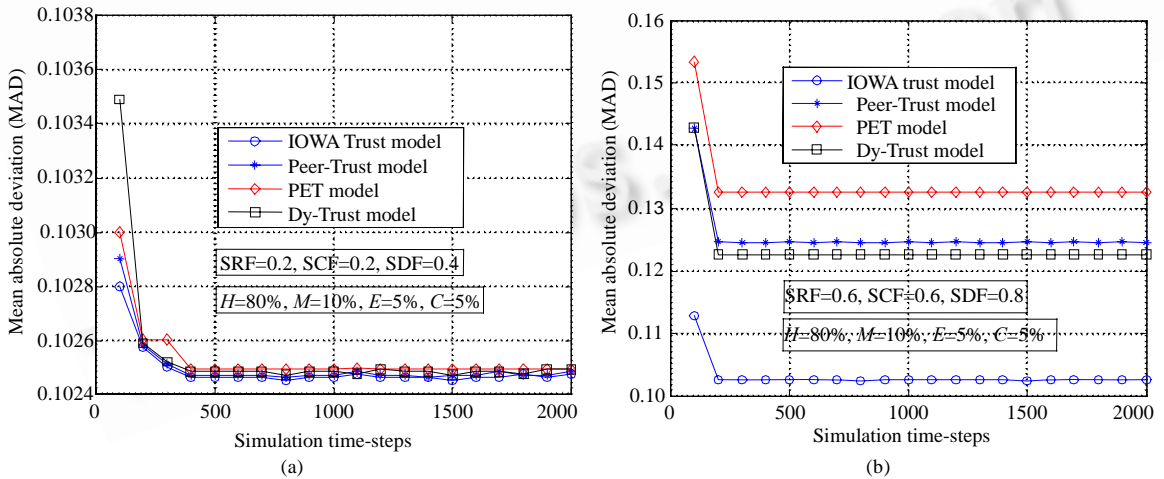


Fig.4 Experimental results of the dynamic adaptability

图 4 模型动态适应性评估实验结果

## 4 结论

认知建模的目的是为了从某些方面探索和研究人的思维机制,特别是人的信息处理机制,同时也为设计相应的人工智能系统提供新的体系结构和技术方法.由于人类认知活动的复杂多样性,难以建立一个囊括一切的

认知模型.通常根据模块性假设认为每一认知功能有其对应的结构原则,每一个认知模型一般只反映一方面或若干方面的认知特征.本文针对目前动态信任预测模型中由于直接信任和反馈信任分类权重分配不合理、模型对动态信任关系的时间衰减性刻画不足而导致的预测模型对环境的动态变化适应能力不足等问题,将认知计算的建模方法应用到信任关系预测模型之中,提出了一个基于认知计算方法的动态信任预测模型:构建了基于历史证据窗口的总体可信性决策方法,不但克服了已有模型常用的确定权重的主观判断方法,而且可以解决直接证据不足时的可信性预测问题;使用已有的 DTT 机制进行全局的反馈信任信息的搜索与聚合,以降低网络带宽消耗,增强系统在大规模分布式系统中的可扩展性;引入 IOWA 算子的概念,建立了基于 IOWA 算子的直接信任预测模型,可以用来解决传统预测模型动态适应能力不足的问题.

新模型的主要贡献是根据人类的心理认知习惯,将节点的直接信任作为信任预测与评估的主要依据,而将其他节点的反馈信任作为直接证据不足时或者节点之间首次交互时的信任评估依据,可以解决过去常用的确定直接信任和反馈信任权重的主观判断方法,也可以用来改善传统预测模型动态适应能力不足的问题.仿真实验计算表明,与已有模型相比,该模型具有更稳健的动态适应性,在模型的预测准确性方面也有显著改善.下一步的工作重点是:结合人类的心理认知过程,进一步研究信任关系的内涵,尤其是动态信任关系的相关性质、信任的表述和度量的合理性,这对信任关系的建模是非常重要的,也是信任关系建模的基础;对本文模型做进一步的完善,并结合其他学科的知识,如机器学习、人工智能等,继续探索适合描述动态信任关系的普适的认知模型.

## References:

- [1] Li HZ, Singhal M. Trust management in distributed systems. *IEEE Computer*, 2007,40(2):45-53
- [2] Ji M, Orgun MA. Trust management and trust theory revision. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 2006,36(3): 451-460.
- [3] Li XY, Gui XL. Research on dynamic trust model in large-scale distributed environment. *Journal of Software*, 2007,18(6): 1510-1521 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/1510.htm>
- [4] Wang HM, Tang YB, Yin G, Li L. Trusted mechanism of Internet software. *Chinese Science (E)*, 2006,36(10):1156-1169 (in Chinese with English abstract).
- [5] Voas J. Trusted software's Holy Grail. *Software Quality Journal*, 2003,11(1):9-17.
- [6] Lin C, Peng XH. Research on trustworthy networks. *Chinese Journal of Computers*, 2005,28(5):751-758 (in Chinese with English abstract).
- [7] Blaze M, Feigenbaum J, Lacy J. Decentralized trust management. In: Dale J, Dinolt G, eds. *Proc. of the 17th Symp. on Security and Privacy*. Washington: IEEE Computer Society Press, 1996. 164-173.
- [8] Almenarez F, Marin A, Diaz D, Sanchez J. Developing a model for trust management in pervasive devices. In: Werner B, ed. *Proc. of the 3rd IEEE Int'l Workshop on Pervasive Computing and Communication Security (PerSec 2006)*. Washington: IEEE Computer Society Press, 2006. 267-272.
- [9] Jameel H, Hung LX, Kalim U, Asjjad A, Lee SY, Lee YK. A trust model for ubiquitous systems based on vectors of trust values. In: Werner B, ed. *Proc. of the 7th IEEE Int'l Symp. on Multimedia*. Washington: IEEE Computer Society Press, 2005. 674-679.
- [10] Theodorakopoulos G, Baras JS. On trust models and trust evaluation metrics for ad-hoc networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2006,24(2):318-328.
- [11] Sun Y, Yu W, Han Z, Liu KJR. Information theoretic framework of trust modeling and evaluation for ad hoc networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Selected Areas in Communications*, 2006,24(2):305-319.
- [12] Zhou RF, Hwang K. Power-Trust: A robust and scalable reputation system for trusted peer-to-peer computing. *IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems*, 2007,18(4):460-473.
- [13] Liang ZQ, Shi WS. PET: A Personalized trust model with reputation and risk evaluation for P2P resource sharing. In: Sprague RH, ed. *Proc. of the 38th Hawaii Int'l Conf. on System Sciences*. Washington: IEEE Computer Society, 2005. 287-295.
- [14] Chang JS, Wang HM, Yin G. DyTrust: A time-frame based dynamic trust model for P2P systems. *Chinese Journal of Computers*, 2006,29(8):1301-1307 (in Chinese with English abstract).

- [15] Li X, Liu L. Peer-Trust: Supporting reputation-based trust in peer-to-peer communities. IEEE Trans. on Data and Knowledge Engineering, Special Issue on Peer-to-Peer Based Data Management, 2004,16(7):843-857.
- [16] Li XY, Gui XL. Novel scalable aggregation algorithm of feedback trust information. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007,41(8):879-883 (in Chinese with English abstract).
- [17] Li XY, Gui XL, Zhao J, Feng DP. Engineering trusted P2P system with fast reputation aggregating mechanism. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Robotics and Biomimetics. Washington: IEEE Press, 2007. 2007-2012.
- [18] Deak GO, Bartlett MS, Jebara T. New trends in cognitive science: Integrative approaches to learning and development. Neurocomputing, 2007,70(13-15):2139-2147.
- [19] Ernst NA, Margaret-Anne S, Polly A. Cognitive support for ontology modeling. Int'l Journal of Human Computer Studies, 2005,62(5):553-577.
- [20] Xu ZB, Zhang JS. Current research and trends of unstructured information processing based on cognition. China Basic Science, 2007,9(6):4-8 (in Chinese with English abstract).
- [21] Yager RR. Induced aggregation operators. Fuzzy Sets and Systems, 2003,137(1):59-69.
- [22] Yager RR. On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1988,18(1):183-190.
- [23] Fuller R, Majlender P. An analytic approach for obtaining maximal entropy OWA operator weights. Fuzzy Sets and Systems, 2001,124(1):53-57.
- [24] Tisue S, Wilensky U. NetLogo: Design and implementation of a multi-agent modeling environment. In: Wolff KE, Pfeiffer HD, eds. Proc. of the 12th Int'l Conf. on Conceptual Structures. LNCS 3127, Springer-Verlag, 2004. 16-21.
- [25] Liang ZQ, Shi WS. Analysis of recommendations on trust inference in open environment. Journal of Performance Evaluation, 2008,65(2):99-128.
- [26] Jr Gardner ES. Automatic monitoring of forecast errors. Journal of Forecasting, 2006,2(1):1-21.

#### 附中文参考文献:

- [3] 李小勇,桂小林.大规模分布式环境下动态信任模型研究.软件学报,2007,18(6):1510-1521. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/1510.htm>
- [4] 王怀民,唐扬斌,尹刚,李磊,互联网软件的可信机理.中国科学(E),2006,36(10):1156-1169.
- [6] 林闯,彭雪海.可信网络研究.计算机学报,2005,28(5):751-758.
- [14] 常俊胜,王怀民,尹刚. Dy-Trust:一种 P2P 系统中基于时间帧的动态信任模型.计算机学报,2006,29(8):1301-1307.
- [16] 李小勇,桂小林,赵娟,冯大鹏.基于 DDT 的反馈信任信息聚合算法.西安交通大学学报,2007,41(8):879-883.
- [20] 徐宗本,张讲社.基于认知的非结构化信息处理:现状与趋势.中国基础科学,2007,9(6):4-8.



李小勇(1975-),男,甘肃天水人,博士,讲师,主要研究领域为网络安全,网络协议.



桂小林(1966-),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为网络计算,网络安全,软件容错.