

基于集对分析的信任评估模型及其在服务选择中的应用

黄德才 陈姜倩

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘要 网络的大规模、异构、动态、分布和自治性造成了资源和服务的不确定性和欺骗性,从而导致服务交易双方风险增大,因此构建有效的信任模型是降低交易双方风险的重要途径。针对当前基于模糊理论的信任模型和基于反馈信息的信任评估方法存在的缺陷,提出了一种基于集对分析理论中联系数概念的主观信任表示方法,以克服模糊数学中用一个精确、唯一的隶属函数严格表示模糊概念的缺点,同时,在此模型中不是单纯基于用户的反馈信息来评价服务的信任度,而是结合服务资源在服务过程达到的服务能力来增加模型的客观性、实时性。将新的信任函数并入到传统的组件服务选择算法中,提出了两种基于信任的服务选择算法,并进行了实验仿真。结果表明,基于信任驱动的服务选择算法的任务执行成功率较传统方法有明显的提高。

关键词 服务,信任模型,集对分析,联系数,服务选择

中图分类号 TP391 **文献标识码**

Trust Evaluation Model Based on Set Pair Analysis and its Application in Service Selection

HUANG De-cai CHEN Jiang-qian

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract The large-scale, heterogeneous, dynamic, distributed and autonomous network results in uncertainty and deceptive of resources and services, so an effective trust mechanism should be built to ensure transaction safety. But current trust evaluation approaches solely based on fuzzy logic and feedback are inaccurate and ineffective. This paper presented a method which is based on set pair analysis theory to overcome the shortcoming that a fuzzy concept must be denoted by a precise, only strict membership function in fuzzy math. This model considers not only the feedback information, but also the service capacity that resources can achieve. The authors proposed two algorithms of service selection based on the trust model. Simulations prove that the algorithms can efficiently increase the success rate of task execution.

Keywords Service, Trust model, Set pair analysis, Connection numbers, Service selection

1 引言

在 Web 服务技术的大力推动下,面向服务的计算(Service-Oriented Computing, SOC)已成为 Internet 环境下构建分布应用的主流计算范型,而面向服务的体系结构(Service-Oriented Architecture, SOA)则是支持这一主流计算范型的策略、实践和框架。虽然在分布计算环境下使用“服务”一词的历史由来已久,但将“服务”作为构造分布系统的基本计算元素却是近年来分布计算技术的重要发展,这一理念源于对开放环境下资源特征的抽象。在 Web 服务中,把应用程序的模块等抽象为服务,在服务网格中,服务表示计算资源、存储资源、信息资源、知识资源等。然而由于现在服务环境的开放性、动态性、自治性、异构性、不确定性、欺骗性等特征大大增大了服务交易的风险,因此构建有效和规范的信任管理机制变得至关重要。

1994 年,Marsh 在计算机领域内提出可信(Trust)概念以来^[1],信息系统的可信问题就一直受到学术界和工业界的广

泛关注。所谓可信,就是用户对服务本身的信任,是其在参与或使用服务过程中所形成的一种主观感受^[2]。而可信分为身份可信、能力可信、行为可信,最早有关服务信任评估方面的研究主要从身份可信出发来衡量实体的可信度,例如采用 PKI(Public Key Infrastructure)中基于 CA(Certificate Authority)的信任机制,该机制只能保证交易双方的认证及信息传递过程的安全,而不能保证服务本身的质量。目前的研究主要集中在行为可信方面,常见的信任模型有二元评价的简单加和或平均模型、基于贝叶斯网络(Bayesian Network)的信任模型、离散的信任模型、基于 D-S 证据理论(Evidence Theory)的信任模型和基于模糊逻辑(Fuzzy Logic)的信任模型等。而目前的主观信任模型倾向于采用概率论的公理化方法或者模糊数学的相关工具来研究和度量信任的关系。文献[6,7]应用模糊集合理论给出了信任模型。由于以上两种方法获取的信任结果都为精确数值,致使信任信息不再有丝毫的模糊性。另外模糊数学需要预先定义隶属函数,并且一旦确认隶属函数后,某个数值对于特定的隶属程度就不能再改

到稿日期:2011-03-11 返修日期:2011-05-17

黄德才(1958—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为网格计算、人工智能、图像处理、数据挖掘;陈姜倩 硕士生,主要研究方向为服务计算。

变,缺乏一定的灵活性。

为了克服以上这一缺陷,本文引入集对分析这一数学理论来解决主观信任模型中的不确定性问题,参考社会学的人际信任模型,引入集对分析理论中的联系数来描述直接信任、间接信任和综合信任,提出服务资源信任度函数,然后将此函数并入到传统的组件服务选择算法中,得出基于信任的服务选择算法。不同于传统的信任模型中基于用户的反馈信息来评价用户的信任程度,本模型在建立的过程中,充分考虑到服务资源的服务能力,增加了评价过程的客观性,以有效降低恶意用户对信任评估结果造成的影响。

2 基于集对分析的服务信任模型

2.1 集对分析理论

集对分析(Set Pair Analysis, SPA)是我国学者赵克勤经过 20 年思考,于 1989 年提出的一种用联系数 $a+bi+cj$ 统一处理模糊、随机、中介和信息不完全所致不确定性的系统理论和方法。其特点是对客观存在的种种不确定性给予客观承认,并把不确定性与确定性作为一个既确定又不确定的同异反系统进行辩证分析和数学处理。集对分析现已应用到各个领域^[3,4],最近在中国科技期刊 E 辑上发表了一篇集对分析在水资源系统决策中应用的文章^[3]。

定义 1^[4] 所谓集对,就是具有一定联系的两个集合所组成的对子。

在问题背景 W 下把两个具有一定联系的集合 A, B 组成集对,记为 $H=(A, B)$,按照集对的某一特征性展开分析,可以找出两个集合共有的特征、对立的特征和既非共有又非对立的特性,即差异特征,并建立在该问题 W 下集对 H 的同异反联系度 $\mu(H, W)$ 表达式:

$$\mu(H, W) = \frac{S}{N} + \frac{F}{N}i + \frac{P}{N}j \quad (1)$$

式中, N 为集对 H 的特性总数; S 为两集合共有的特性个数; P 为两个集合相互对立的特性个数; $F=N-S-P$ 为既不对立又不共同具有的特性总数即差异性个数,将 $\frac{S}{N}, \frac{F}{N}, \frac{P}{N}$ 分别称为集对 H 在问题 W 下的同一度、差异度、对立度。通常 $j=-1, i \in [-1, 1]$, 令 $a=\frac{S}{N}, b=\frac{F}{N}, c=\frac{P}{N}$, 则式(1)可表示为:

$$\mu(H, W) = a+bi+cj \quad (2)$$

显然 a, b, c 满足归一化条件: $a+b+c=1$ 。

定义 2 设有两个联系数 $\mu_1=a_1+b_1i+c_1j, \mu_2=a_2+b_2i+c_2j$, 则:

$$\mu=\alpha\mu_1+\beta\mu_2=(\alpha a_1+\beta a_2)+(\alpha b_1+\beta b_2)i+(\alpha c_1+\beta c_2)j \quad (3)$$

式中, $\alpha+\beta=1$, 易得联系数 μ 仍然满足归一化原则。

定义 3 设有两个联系数 $\mu_1=a_1+b_1i+c_1j, \mu_2=a_2+b_2i+c_2j$, 则:

$$\begin{aligned} \mu &= \mu_1 \cdot \mu_2 = (a_1+b_1i+c_1j) \cdot (a_2+b_2i+c_2j) \\ &= a_1a_2+(a_1b_2+a_2b_1)i+b_1b_2i \cdot i+(b_1c_2+ \\ &\quad b_2c_1)i \cdot j+(a_1c_2+a_2c_1)j+c_1c_2j \cdot j \\ &= a_1a_2+(a_1b_2+a_2b_1+b_1b_2+b_1c_2+b_2c_1)i+ \\ &\quad (a_1c_2+a_2c_1+c_1c_2)j \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $i \cdot i=i^2$ 项称为高阶不确定量, 并且近似为 i , 同理, $j \cdot j=j, i \cdot j=j \cdot i=i$ 。

定义 4^[5] 设联系数 $\mu=a+bi+cj$, 则:

1) μ 的相对确定可能势 $P_m(\mu)$ 为:

$$P_m(\mu) = \frac{2a}{b+c} - \frac{c}{a+b} \quad (5)$$

2) μ 的相对乐观可能势 $P_o(\mu)$ 为:

$$P_o(\mu) = \frac{2a+\gamma b}{(1-\gamma)b+c} - \frac{c}{a+b} \quad (6)$$

3) μ 的相对悲观可能势 $P_p(\mu)$ 为:

$$P_p(\mu) = \frac{2a}{b+c} - \frac{c+\gamma b}{a+(1-\gamma)b} \quad (7)$$

式中, γ 为不确定演化因子, $\gamma \in [0, 1]$ 。

2.2 服务信任评估模型

当前分布式计算环境中的信任评估研究与 QoS 研究存在交叉的情况, 有两种不同的观点: (1) 将信任属性作为 QoS 属性中的一种, 称为信任 QoS, 以区别于传统的性能 QoS; (2) 将信任作为对实体能力的综合评价, 信任属性包括安全性、可靠性和性能(传统的 QoS 属性)。在本文中遵循第二种观点来表述服务的可信度, 因为信任应该是对服务整体的信任程度, 应该包括资源或者服务的性能, 即服务能力。

以往的诸多有关信任评估的模型主要根据用户的反馈信息进行信任评估, 即在一次服务交易结束后, 服务消费者在服务执行完成后对该次服务进行评分, 然后根据这些评分来量化资源或服务的信任程度, 这样主观性较大, 存在很多原因导致评分不准确, 例如消费者为了商业利益恶意提高或降低服务节点的满意度。而本文所提出的评估模型不仅根据用户的反馈信息而且结合性能 QoS 所反映的资源或服务的服务能力 M_{ij} 进行信任评估; M_{ij} 表示节点 P_j 对节点 P_i 服务的能力。

如某个服务环境中, 性能 QoS 包括 n 个属性, 在服务选择过程中, 用户向服务提供者发出请求 QoS, 记为 $Q=(q_{r1}, q_{r2}, \dots, q_{rn})$, q_{rn} 表示第 n 个 QoS 属性, 然后进行服务级别协商, 签署服务协议, 协议中协定了每个性能 QoS 属性在该交易过程中应该达到的范围, 记为 $Q_p=((q_{p1}^{\min}, q_{p1}^{\max}), (q_{p2}^{\min}, q_{p2}^{\max}), \dots, (q_{pn}^{\min}, q_{pn}^{\max}))$ 。服务执行完成后, 实际交付的 QoS 记为 $Q_a=(q_{a1}, q_{a2}, \dots, q_{an})$ 。为了计算服务能力 M_{ij} , 首先规范化 QoS 属性, 这里对负效益的 QoS 属性如价格、执行时间, 按式(8)^[8]规范化处理; 正效益的 QoS 属性如可用性按照式(9)^[8]处理, 处理的结果记为 $S=(s_1, s_2, \dots, s_n)$ 。设每个 QoS

属性的权重为向量 $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$, $\sum_{k=1}^n w_k=1$ 。用特征值 η 表示 QoS 的每个属性的值是否满足最低要求: 若 S 向量中每个分量的值全不为 0, 则 $\eta=1$; 否则, $\eta=0$ 。该资源或服务的服务能力可按式(10)计算。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } q_{pk}^{\min} = q_{pk}^{\max}, s_k = \begin{cases} 0, & q_{ak} > q_k^{\max} \\ 1, & q_{ak} \leq q_k^{\min} \end{cases} \\ \text{if } q_{pk}^{\max} \neq q_{pk}^{\min}, s_k = \begin{cases} 1, & q_{ak} \leq q_k^{\min} \\ \frac{q_{ak} - q_k^{\min}}{q_{pk}^{\max} - q_k^{\min}}, & q_k^{\min} < q_{ak} < q_k^{\max} \\ 0, & q_{ak} > q_k^{\max} \end{cases} \end{array} \right. \quad (8)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } q_{pk}^{\min} = q_{pk}^{\max}, s_k = \begin{cases} 1, & q_{ak} \geq q_k^{\max} \\ 0, & q_{ak} < q_k^{\min} \end{cases} \\ \text{if } q_{pk}^{\max} \neq q_{pk}^{\min}, s_k = \begin{cases} 0, & q_{ak} < q_k^{\min} \\ \frac{q_{ak} - q_k^{\min}}{q_{pk}^{\max} - q_k^{\min}}, & q_k^{\min} \leq q_{ak} < q_k^{\max} \\ 1, & q_{ak} \geq q_k^{\max} \end{cases} \end{array} \right. \quad (9)$$

$$M = \eta \cdot S \cdot W^T \quad (10)$$

2.2.1 直接信任函数

对于任意两个节点 P_i, P_j , P_i 对 P_j 的直接信任的一部分是由这两个节点的历史交互来决定的, 设 S_{ij}, F_{ij}, P_{ij} 分别表示在最近某个固定时间 τ 内 P_i 节点认为交易满意的次数、中等的次数和不满意的次数, 根据定义 1 得出直接信任函数 $1: \mu_{ij}^d = \frac{S_{ij}}{N_{ij}} + \frac{F_{ij}}{N_{ij}}i + \frac{P_{ij}}{N_{ij}}j$, $N_{ij} = S_{ij} + F_{ij} + P_{ij}$. 这是针对用户的反馈信息得出的直接信任函数。本文描述的信任还要结合资源和服务的具体服务能力, 增加信任评估的客观性。当节点 P_i, P_j 每次交互结束以后, 可以根据式(8)一式(10)计算出每次服务能力的值, 根据表 1, 给每次服务划分等级。设 $S'_{ij}, F'_{ij}, P'_{ij}$ 分别表示在最近某个固定时间 τ 内节点 P_j 与节点 P_i 交互得到的服务等级为优秀、中等和不及格的次数, 根据定义 1 得出直接信任函数 $2: \mu_{ij}^e = \frac{S'_{ij}}{N'_{ij}} + \frac{F'_{ij}}{N'_{ij}}i + \frac{P'_{ij}}{N'_{ij}}j$. 最终的直接信任函数为 $\mu_{ij}^d = \omega_1 \mu_{ij}^d + \omega_2 \mu_{ij}^e = a_{ij}^d + b_{ij}^d i + c_{ij}^d j$, 其中, ω_1, ω_2 表示两个直接信任函数的权重, $\omega_1, \omega_2 \in [0, 1], \omega_1 + \omega_2 = 1$.

表 1 服务能力评价等级标准

	等级		
	优秀	中等	不及格
满意度	[1, 0.4)	[0.4, 0)	[0, 0]

2.2.2 间接信任函数

在两个节点的直接交互不频繁或者没有交互的情况下, 可以通过询问相邻节点, 采用推荐信任机制来获取某一节点的更多的信任。当节点 P_k 推荐节点 P_j 给节点 P_i 服务时, 节点 P_i 与节点 P_k 的直接信任函数为 $\mu_{ik}^d = a_{ik}^d + b_{ik}^d i + c_{ik}^d j$, 节点 P_k 与节点 P_j 的直接信任函数为 $\mu_{kj}^d = a_{kj}^d + b_{kj}^d i + c_{kj}^d j$, 得出节点 P_i 与节点 P_j 的间接信任函数为 $\mu_{ij}^i = \mu_{ik}^d \cdot \mu_{kj}^d$, 根据定义 3 可以得出:

$$\begin{aligned} \mu_{ij,k}^i &= a_{ik}^d a_{kj}^d + (a_{ik}^d b_{kj}^d + a_{kj}^d a_{ik}^d + b_{ik}^d b_{kj}^d + b_{kj}^d a_{ik}^d + b_{ik}^d c_{kj}^d + b_{kj}^d c_{ik}^d) i + \\ &\quad (a_{ik}^d c_{kj}^d + a_{kj}^d c_{ik}^d + c_{ik}^d c_{kj}^d) j \\ &= a_{ij,k}^i + b_{ij,k}^i i + c_{ij,k}^i j \end{aligned}$$

结合所有对该节点的推荐信任, 得出该节点的间接信任函数:

$$\begin{aligned} \mu_{ij}^i &= \omega_1 \mu_{ij,1}^i + \omega_2 \mu_{ij,2}^i + \dots + \omega_n \mu_{ij,n}^i \\ &= a_{ij}^i + b_{ij}^i i + c_{ij}^i j \end{aligned}$$

$\omega_k (k=1, 2, \dots, n)$ 反映节点 P_i 的推荐地位, 且 $\sum_{i=1}^n \omega_k = 1, \omega_k \geq 0$. 节点在向其它节点提供推荐也存在欺骗行为, 设置推荐节点的权重是解决方法之一, 对于诚实的、推荐地位高的推荐节点可以设置较高的权重。

通常聚合之后的节点的信誉度会减小, 而不确定性和不可能性会增大, 根据定义 3 的公式, 可信性减少符合信任传递的衰减规则。

2.2.3 综合信任函数

通过上面的讨论, 得到了直接信任函数和间接信任函数, 设权重分别为 ϵ_1, ϵ_2 , 且 $\epsilon_1 + \epsilon_2 = 1, \epsilon_1, \epsilon_2 \geq 0$. 当历史积累的交互记录比较丰富时, ϵ_1 值可以设置得相对大些, 反之直接信心函数可以占较小的比重。

将带权的直接信任函数和带权的间接信任函数组合为一个新的基本可信度函数, 记作:

$$\begin{aligned} \mu_{ij} &= \epsilon_1 \mu_{ij}^d + \epsilon_2 \mu_{ij}^i \\ &= \epsilon_1 (a_{ij}^d + b_{ij}^d i + c_{ij}^d j) + \epsilon_2 (a_{ij}^i + b_{ij}^i i + c_{ij}^i j) \end{aligned}$$

$$= a_{ij} + b_{ij} i + c_{ij} j$$

式中, $a_{ij} = \epsilon_1 a_{ij}^d + \epsilon_2 a_{ij}^i, b_{ij} = \epsilon_1 b_{ij}^d + \epsilon_2 b_{ij}^i, c_{ij} = \epsilon_1 c_{ij}^d + \epsilon_2 c_{ij}^i$.

2.2.4 信任度计算与比较

根据定义 4, 可以将一个带有不确定性的联系数转化为相对确定的可能势。可能势能分为上述 3 种: 相对确定可能势 $P(\mu)$; 相对乐观可能势 $P_o(\mu)$; 相对悲观可能势 $P_p(\mu)$. 根据第 2 节, 可以计算出综合的信任函数 $\mu_{ij} = a_{ij} + b_{ij} i + c_{ij} j$ 和资源或者服务的服务能力 M_{ij} , 当 $M_{ij} = 0$ 时, 采用悲观可能势方法得到可能势, 记为 $P(\mu_{ij}) = P_p(\mu_{ij}) = \frac{2a_{ij}}{b_{ij} + c_{ij}} - \frac{c_{ij} + \gamma b_{ij}}{a_{ij} + (1-\gamma)b_{ij}}$, 当 $M_{ij} > 0.4$ 时, 采用乐观可能势的方法得到可能势, 记为 $P(\mu_{ij}) = P_o(\mu_{ij}) = \frac{2a_{ij} + \gamma b_{ij}}{(1-\gamma)b_{ij} + c_{ij}} - \frac{c_{ij}}{a_{ij} + b_{ij}}$, 否则按照相对确定可能势的方法(包括两个节点没有交互记录的情况)得到可能势, 记为 $P(\mu_{ij}) = P_m(\mu_{ij}) = \frac{2a_{ij} + b_{ij}}{b_{ij} + c_{ij}} - \frac{c_{ij}}{a_{ij} + b_{ij}}$.

要比较两个信任函数 $\mu_1 = a_1 + b_1 i + c_1 j, \mu_2 = a_2 + b_2 i + c_2 j$, 需计算它们的相对可能势 $P(\mu_1), P(\mu_2)$, 当 $P(\mu_1) \geq P(\mu_2)$ 时, $\mu_1 \geq \mu_2$.

3 信任驱动的组件服务选择算法

定义 5 信任驱动的组件服务选择问题: 给定 m 个异构计算资源 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$, n 个独立作业构成的作业集合 $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\}$, 求映射方案 $map = (a, s)$ (其中 $a: T \rightarrow R$ 表示资源分配的映射, $a(i) = j$ 表示 t_i 分派到 m_j 上, $s: \{(i, a(i)) | i \in T\} \rightarrow N = \{1, 2, 3, \dots\}$ 表示在资源上的服务选择函数, $s(i, j) = k$ 表示 t_i 是分配在计算资源 m_j 上的第 k 个任务), 使得 $\frac{makespan}{P(\mu)}$ 最小化。makespan 是作业的最早完工时间, $P(\mu)$ 是一信任度的可能势。

根据定义 5 对传统的组件选择算法 Max-min 算法和 Sufferage 算法进行改进, 提出兼顾信任关系及最小完成时间的 TDBSPA-Maxmin 和 TDBSPA-Sufferage 组件服务选择算法。

算法 1 Trust Driven Based On SPAMaxmin()

输入: 作业、资源及节点信息, ECT 矩阵

输出: 作业映射方案 map

- for R 中的每一个资源 r_q
 $W_q = \phi, CCT = ECT$
 end for
- Repeat
 $CT = \Phi$
- for T 中每一个作业 t_p
 记录 t_p 所在的节点 P_i
- for R 中每个资源 r_q
 记录 r_q 所在的节点;
 计算 $P(\mu_{ij})$;
- end for
 找到资源 r_x , 资源 r_x 所在节点为 P_l , 使 $\frac{CCT(p-1, x-1)}{P(\mu_{P_l, P_i})}$ 值最小, $CT = CT \cup \{t_p, r_x\}$
- end for
- $C_{max} = \max \left\{ \frac{C(p, q)}{P(\mu_{ij})} \mid \langle t_p, r_q \rangle \in CT \right\}$

$$R_{\max} = \{r_k | C(p, k) = C_{\max} \cap \langle t_p, r_k \rangle \in CT\}$$

8. 在 $R_{\max}$ 中任选资源 $r_{\max}$ 及其对应的 $\langle t_r, r_k \rangle$, 令 $W_k = W_k \cup \{t_r\}$, $T = T - \{t_r\}$, 更新 CCT 矩阵及 CCT 矩阵第 k 上的 $E(r, k)$, 即 $CCT = CCT_k + E(r, k)$
9. Until($T = \phi$)

算法2 Trust Driven Based on SPASufferage()

输入: 作业, 资源及节点信息, ECT 矩阵

输出: 作业映射方案 map

1. for R 中的每一个资源 r_q , $CCT = ECT$,
Assigned_q = False, $W_q = \phi$
end for
2. Repeat
3. for T 中的每一个作业 t_p
4. 记录 t_p 所在的节点 P_i
5. for R 中每一个节点 r_q
6. 记录 r_q 所在的节点;
7. 计算 $P(\mu_{ij})$
8. end for
9. for R 中每个资源 r_q
10. 找出使作业 t_p 的 $\frac{C(p, x)}{P(\mu_{k1})}$ 达到最小的资源 r_x , $C(p, x)$ 为对应的完成时间, P_{k1} 为资源 r_x 所在的节点找出使作业 t_p 的 $\frac{C(p, y)}{P(\mu_{k2})}$ 达到次小的资源 r_y , $C(p, y)$ 为对应的完成时间, P_{k2} 为资源 r_y 所在的节点;
 $Suff(t_p) = \frac{C(p, y)}{P(U_{i, k2})} - \frac{C(p, y)}{P(U_{i, k1})}$
11. end for
12. if 作业 t_p 对应的资源 r_q 的 Assigned_q = False, $W_q = W_q \cup \{t_p\}$, $T = T - \{t_p\}$;
13. else if 该次循环分配给资源 r_q 的对尾的作业 t_k , $Suff(t_p) > Suff(t_k)$, $W_q = W_q \cup \{t_p\} - \{t_k\}$, $T = T \cup \{t_k\} - \{t_p\}$;
end if
- end for
14. for R 中的每一个资源 r_q
 $S_q = \sum_{t_p \in M_q} E(p, q)$
 $CCT = CCT_q + S_q$
Assigned_q = False
end for
15. Until($T = \phi$)

W_q : 表示该节点上所分配任务的集合。

Assigned_q: 在一次循环中, 服务 r_q 是否已经分配一个新任务, 取值为 True 或 False。

CT: 任务与资源匹配形成的二元组 $\langle \text{任务}, \text{资源} \rangle$ 集合, 也称任务-资源对集合。

ECT 矩阵: 当任务 t_p 分配给可用资源 r_q 的预期执行时间形成的矩阵。

CCT 矩阵: 当任务 t_p 分配给可用资源 r_q 的预期完成时间形成的矩阵。

4 仿真结果及结果分析

4.1 实验设置

为了评估本文提出的基于集对分析的信任模型和基于该信任模型的组件服务选择算法是否能有效提高任务执行的成功率, 设计了仿真实验。仿真实验考查 50 个计算资源组成的系统对 100~3500 个独立任务的任务集合服务选择情况。为了降低复杂性, 任务集合由一个用户节点提出, 同时有 30 个资源节点, 把 50 个计算资源随机分配到 30 个节点上, 而且保证每个节点必须拥有一个资源。计算资源的 ECT 矩阵中的数值在 100~150 范围内随机生成, 每个节点初始的信任度函数都设置为 $\mu = 10 + 5i + 5j$ 。每个诚实的节点具有 95% 的任

务执行成功率, 恶意节点具有 20% 的任务执行成功率。

4.2 实验方法及结果分析

在本文中设置了两个实验, 从不同的角度来考查信任驱动的服务选择算法与传统的服务选择算法对任务执行成功率的影响。

实验一: 规定了恶意节点的数量, 但是任务数量增加, 考查在这种情况下, 信任驱动的服务选择算法是否有助于提高任务执行成功率。恶意节点的数目占总节点数目的 10%, 即 3 个恶意节点。作业数分别取 100、500、1000、1500、2000、2500、3000、3500, 分别应用 Max-min, TDBSPA-Maxmin, Sufferage 和 TDBSPA-Sufferage 4 种算法进行服务选择, 结果如图 1—图 3 所示(图中的数据均是 50 次实验的平均值)。

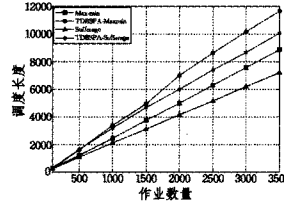


图1 不同作业数量下的调度长度比较

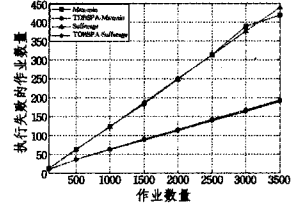


图2 不同任务数目下的执行失败作业数目比较

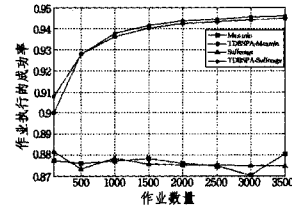


图3 不同任务数目下的作业执行成功率

图 1 的横坐标表示作业数量, 纵坐标表示执行完相应横坐标表示的作业数量所需的时间; 图 2 的横坐标表示作业的数量, 纵坐标表示的是对应横坐标表示的作业数量中执行失败的作业数量; 图 3 横坐标同样表示的是作业的数量, 纵坐标则表示相应横坐标所表示的作业数量中执行成功的作业的比率。从上述图中, 可以看出随着任务数量的不断增多, 4 个算法的平均调度长度都有所增加, Sufferage 系列算法下的调度长度比 Max-min 系列算法下的调度长度要小, 说明在以调度长度为目标的任务调度问题下, Sufferage 算法优于 Max-min 算法, 能求得更小的调度长度。虽然 TDBSPA-Sufferage 和 TDBSPA-Maxmin 算法的调度长度比 Sufferage 和 Max-min 的长, 但是在作业的执行成功率方面, 从图 3 可以明显地看出 TDBSPA-Sufferage 和 TDBSPA-Maxmin 算法比 Sufferage 和 Max-min 的高。而且当作业数目增加时, 作业执行成功率也随之增大, 这说明随着交易次数的增多, 恶意节点的信用度随之下降, 恶意节点上的资源被选中来执行任务的概率就越小, 因此任务执行成功率就逐步增加。

实验二: 考查在作业数目一定、恶意节点数目增加的情况下, 基于信任驱动的服务选择算法是否能有效降低恶意节点对任务执行成功率的影响。本次实验中取任务数量为 1500, 恶意节点的数目分别取 2、3、6、9、12, 在每种情况下, 分别对 Max-min, TDBSPA-Maxmin, Sufferage 和 TDBSPA-Sufferage 算法在任务执行成功率上做比较, 结果如图 4、图 5 所示(图中的数据是 50 次实验的平均值)。

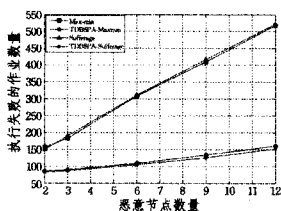


图4 不同恶意节点数量下的执行失败任务数量

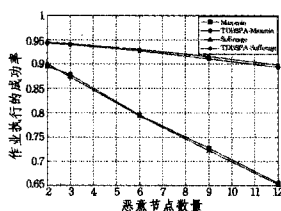


图5 不同恶意节点数量下的任务执行成功率

图4的横坐标表示恶意节点的数量,纵坐标表示在相对应恶意节点的数量下1500个作业中执行失败的数量;图5的横坐标表示恶意节点的数量,纵坐标表示1500个作业中执行成功的作业比率。从上述两个图中可以看出,传统的Max-min和Sufferage算法下任务执行失败的数量随着恶意节点数量的增加迅速增长,而TDBSPA-Maxmin和TDBSPA-Sufferage算法下任务执行失败的作业的数量增长比较缓慢。从图5更加可以直观地看出信任驱动下的服务选择算法在恶意节点不断增多的情况下任务执行成功率下降比较缓慢,说明信任驱动下的服务选择算法能有效降低恶意节点增多对整个系统的影响。

从上述实验中还可以看出在传统的基于makespan的目标调度问题中,Sufferage算法的性能总比Max-min算法好,但是从仿真结果可以看出在基于信任驱动的任务调度问题上,针对任务执行的成功率来说,TDBSPA-Sufferage的性能和TDBSPA-Maxmin不相上下,说明Sufferage算法只是在调度长度上有一定的有效性,对恶意节点带来的任务执行成功率上不具有明显的有效性。

结束语 基于集对分析理论结合社会学的人际关系模型,本文建立了适合的服务信任评估模型,改进了传统的非信

任的组件服务选择算法,提出了基于信任驱动的组件服务选择算法,从而减少了任务被欺骗和执行失败的概率,使得服务选择在值得信赖的环境下执行,保证了交易双方的利益。而现在随着分布式技术的不断发展,用户提出更加复杂的任务,组件服务已经不能满足用户的需求,需要将小粒度组件服务组合成功能更加强大的组合服务,此时资源或者服务的信任会显得更加重要,所以下一步工作是研究复杂任务基于信任驱动的工作流服务选择方法。

参考文献

- [1] Marsh, Paul S. Formalizing Trust as a Computational Concept [D]. Stirling: University of Stirling, 1994
- [2] Wang Huai-min, Tang Yang-bin, Yin Gang, et al. Trust mechanisms of Internet software[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2006, 36(10): 1156-1169
- [3] 王文圣, 金菊良, 丁晶, 等. 水资源系统评价新方法——集对分析评价法[J]. 中国科学, E辑: 技术科学, 2009, 39(9): 1529-1534
- [4] 蒋云良, 徐从富. 集对分析理论及其应用研究进展[J]. 计算机科学, 2006, 33(1): 205-209
- [5] 杨俊杰, 周建中, 方仍存, 等. 基于集对分析的不确定多属性决策方法[J]. 控制与决策, 2008, 23(12): 1423-1426
- [6] Song Shan-shan, Hwang K, Macwan M. Fuzzy Trust Integration for Security Enforcement in Grid Computing[A]//International Symposium on Network and Parallel Computing (NPC 2004) [C]. Heidelberg: Springer Verlag GmbH, 2004: 9-21
- [7] 唐文, 胡建斌, 陈钟. 基于模糊逻辑的主观信任管理模型研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(10): 1654-1659
- [8] 胡志刚, 付毅, 肖鹏, 等. 基于贝叶斯网络的网格 QoS 可信度评估方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(7): 32-34

(上接第192页)

预测算法的更贴近实际值,用灰色预测算法预测移动电子商务信任值更加准确。

结束语 本文在分析移动电子商务交易过程特点的基础上,构建了一种符合人类心理认知习惯的移动电子商务信任评价指标体系,该体系采用自身经验-熟人推荐-陌生人推荐的流程进行信任值动态预测。提出了一种基于改进的灰色预测信任评估模型,该模型利用灰色预测理论,通过分析实体以往的历史信任信息,挖掘其信任值的变化规律,进而推测出实体下一次交互时的信任值,以此指导双方的交易行为。该方法具有灰色预测要求样本数据少、原理简单、运算方便、短期预测精度高、可检验等优点,是在移动电子商务交易环境中占用内存小、预测精度高的一种较好的动态信任预测解决方案。

下一步工作是将提出的预测模型具体应用到移动电子商务平台中,测试实际效果,并做出相应改进,以期构建更适合移动电子商务环境的信任预测模型。

参考文献

- [1] 中国互联网络信息中心(CNNIC). 中国互联网络发展状况统计报告[R]. 2011
- [2] 胡润波. 基于第三方信息的移动商务信任评价方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2010
- [3] 周涛. 基于感知价值的移动商务用户接受行为研究[J]. 杭州电子科技大学学报: 社会科学版, 2007, 3(4): 32-36
- [4] 舒杰. 移动商务难过信任危机[J]. 通信产业报, 2009, 04, 13(055)

版)

- [5] Shen Siau. Building customer trust in mobile commerce [J]. Communications of the ACM, 2003, 46(4): 91-94
- [6] Li Y. Building trust in m-commerce: Contributions from quality and satisfaction [J]. Online Information Review, 2009, 33: 25-31
- [7] 鲁耀斌, 周涛. 电子商务信任[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007
- [8] 闵庆飞, 季绍波, 孟德才. 移动商务采纳的信任因素研究[J]. 管理世界, 2008(12): 184-185
- [9] 周涛, 鲁耀斌, 张金隆. 基于感知价值与信任的移动商务用户接受行为研究[J]. 管理学报, 2009, 6(10): 1407-1412
- [10] 于兰. B2C 移动商务中消费者信任影响因素及其测度的研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2009
- [11] 田博, 覃正. B2C 电子商务中基于 D-S 证据融合理论的推荐信任评价模型[J]. 管理科学, 2008, 21(5): 98-103
- [12] 胡润波, 杨德礼, 祁瑞华. 移动商务中基于综合评价的推荐信任评估模型[J]. 运筹与管理, 2010, 19(3): 85-93
- [13] 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
- [14] 邓聚龙. 灰色预测基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005
- [15] 张徐, 高承实, 等. 网络环境下基于灰色预测的信任评估模型[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(1): 81-84
- [16] 王钟义, 吴春笃. GM(1,1)改进模型及其应用[J]. 数学的实践与认识, 2003, 09: 20-25
- [17] 李云贵, 李清富, 赵国藩. 灰色 GM(1,1)预测模型的改进[J]. 系统工程, 1992, 11: 27-31