

# 基于云模型的服务信任模型<sup>①</sup>

何丽慧

(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023)

**摘要:** 针对 Web 服务中信任的主观性和不确定性等特点, 提出一种基于云模型的信任建模方法, 并给出了直接信任云、推荐信任云、综合信任云的计算方法及基于时间权重的信任更新算法. 同时, 该模型运用具体的服务能力评价信息来量化服务的信任度, 增强了模型的客观性, 使其能较好地量化实体的真实信任水平, 提高网络中实体的交互成功率. 实验与分析结果表明, 该模型在网络环境中具有较好的效果.

**关键词:** 信任; 服务; 云模型; 服务能力; 信任决策

## Service Trust Model Based on Cloud Model

HE Li-Hui

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

**Abstract:** Be aimed at the characteristics of subjectivity and uncertainty of trust in the Web service, a trust modeling method based on the cloud theory was proposed. The calculation methods of direct trust cloud, recommendation trust cloud, comprehensive trust cloud and the update algorithm of trust based on the weight of time was also presented. Meanwhile, this model use the information of the service capacity that resources could achieve to quantify the trust of service, which enhances the objectivity of model. It can evaluate the real level of trust and increase the interaction success rate of entity. The experiment and analysis results show that the cloud-based trust model proposed performs well in network.

**Key words:** trust; service; cloud model; service capacity; trust decision-making

由于 Web 服务技术逐渐成为下一代商业服务应用事实上的标准, 在面向服务的体系架构 (Service-Oriented Architecture, SOA) 中, Web 服务将成为下一代商业服务应用运行的基石. 而随着互联网技术的日臻成熟, Web 服务正由封闭式的向开放的、动态的、公共可访问的服务模式转变. 虽然出现了大规模具有功能相似且可相互替代的具体服务实体, 但用户想要获得高质量的服务还存在许多困难. 另一方面, 在实际应用中, 服务各参与方的可信性不能得到有效保证. 由于商业利益的驱使, 服务提供者很可能提供虚假的 QoS 指标甚至是恶意的服务; 而服务消费者也很可能对服务交互行为进行虚假的评价. 因此, 若要将 Web 服务扩展到更为广阔的应用领域, 构建有效的以信任模型为基础的服务至关重要.

当前已有众多学者开展了关于信任模型方面的研究, 并取得了一定成果. 文献[1-4]提出了多种信任评估的方法, 包括概率论<sup>[1]</sup>、D-S 证据<sup>[2,3]</sup>、模糊数学<sup>[4]</sup>等, 前两种方法没有考虑信任自身的模糊性, 而模糊数学虽然考虑到了这一特性, 但它需要为信任预先定义唯一的隶属度, 缺乏一定的灵活性; 同时, 不确定性并不等同于模糊性, 将其生硬地划上等号, 过于片面.

不确定性是信任的一个重要属性, 而云模型在解决不确定性方面有诸多优势, 可以将定性概念的模糊性和随机性有机地综合在一起, 实现概念的定性和定量之间的转换. 为了解决信任的不确定性难题, 文献[5-7]将云模型引入到信任模型中, 并给出了信任云的计算、合成等算法. 本文在文献[5-7]的基础上, 提出了一种新的主观信任建模方法, 主要根据服务的具体服

① 资助项目: 国家科技支撑计划子课题(2012BAD10B0101); 水利部公益性行业科研专项(201001031)

收稿时间: 2013-03-14; 收到修改稿时间: 2013-04-28

务能力对实体信任度进行定量评价,并给出了直接信任云、间接信任云、综合信任云的计算方法及信任更新算法,解决了信任表达和推理中存在的模糊性和随机性难题.并使得模型能够较好地量化服务实体的真实信任水平,抵御一定数量的恶意实体对网络造成的影响,提高服务间的交互成功率.

## 1 云模型及其算法

云模型是由李德毅院士提出的用自然语言值描述的某个定性概念与其定量数值表示之间的不确定性转换模型<sup>[8]</sup>,用以反映自然语言概念的不确定性.

### 1.1 云的基本概念

定义 1: 设  $U$  是一个用精确数值表示的定量论域,  $C$  是  $U$  上的定性概念,若定量值  $x \in U$  且  $x$  是定性概念  $C$  的一次随机实现,  $x$  对  $C$  的确定度  $\mu(x) \in [0,1]$  是有稳定倾向的随机数:  $\mu: U \rightarrow [0,1] \quad \forall x \in U \quad x \rightarrow \mu(x)$ , 则  $x$  在论域  $U$  上的分布称为云(Cloud), 记为云  $C(X)$ . 每一个  $x$  称为一个云滴<sup>[8]</sup>. 如果概念对应的论域是  $n$  维空间, 那么可以拓广至  $n$  维云.

### 1.2 云的数字特征

网络环境中云模型所表达的信任概念的整体特性可用云的数字特征来反映. 云用期望  $Ex$ 、熵  $En$  和超熵  $He$  三个数值来表征一个概念, 它们把模糊性和随机性完全集成在一起, 反映了定性概念  $C$  整体上的定量特征.

期望  $Ex$ (expectation): 在论域空间最能够代表定性概念  $C$  的点, 是这个概念量化的最典型样本, 它代表  $C$  的信息中心值. 信任评估中  $Ex$  代表信任值在论域空间中的期望.

熵  $En$ (entropy): 反映了定性概念  $C$  的不确定性, 代表概念  $C$  的粒度. 熵一方面反映论域空间中可以被  $C$  接受的云滴范围大小, 代表其亦此亦彼的度量, 即  $C$  的模糊性. 另一方面反映论域空间中云滴能够代表定性概念  $C$  的概率, 表示代表  $C$  的云滴出现的随机性. 通常, 熵越大, 概念越宏观, 模糊和随机性也越大.

超熵  $He$ (hyper entropy): 超熵是熵的不确定性的度量, 即熵的熵. 超熵反映了样本出现的随机性, 也反映了云滴的凝聚程度<sup>[9]</sup>.

社会和自然科学的各个分支都已证明了正态分布的普适性<sup>[10]</sup>, 正态云是最基本也是最常用的云模式, 本文所指的云模型皆为正态云.

### 1.3 云发生器

云发生器(Cloud Generator, CG)指被软件模块化或硬件固化了的云模型的生成算法. 云发生器建立起定性和定量之间云发生器的相互联系、相互依存、性中有量、量中有性的映射关系, 主要包括正向云发生器、逆向云发生器、 $X$  条件云发生器和  $Y$  条件云发生器, 本文主要用到前两种云发生器.

正向云发生器: 是从定性到定量的映射. 它根据云的 3 个数字特征来生成云滴, 积累到一定数量汇集成云. 其输入表示定性值概念的  $Ex, En, He$ , 云滴数量  $N$ , 输出是  $N$  个云滴在数域空间的定量位置及每个云滴代表改概念的确定度.

逆向云发生器: 从定量到定性的映射. 它将一定数量的精确数据转换为定性语言值( $Ex, En, He$ )表示的概念, 其输入是  $N$  个云滴在数域空间的精确位置及每个云滴代表改概念的确定度, 输出是这  $N$  个云滴表示的定性概念的期望值  $Ex$ 、熵  $En$ 、超熵  $He$ .

#### 算法 1. 正向云发生器算法<sup>[8]</sup>

输入: 某个定性概念的 3 个数字特征( $Ex, En, He$ ), 并给定云滴个数  $N$ .

输出:  $N$  个云滴  $x$  以及每个云滴代表该概念的确定度  $y$ .

① 产生一个期望值为  $En$ , 标准差为  $He$  的正态随机数  $En'$ ;

② 产生一个期望值为  $Ex$ , 标准差为  $En'$  绝对值的正态随机数  $x$ ;

③ 计算  $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2(En')^2}}$ ;

④  $(x, y)$  完整反映了这一次定性定量转换的全部内容,  $(x, y)$  为一个确定度为  $y$  云滴;

⑤ 重复(1)-(4), 直到产生要求的  $N$  个云滴为止.

#### 算法 2. 逆向云发生器算法<sup>[8]</sup>

输入:  $N$  个云滴  $x_i$

输出: 这  $N$  个云滴表示的定性概念的期望  $Ex$ 、熵  $En$  和超熵  $He$

① 根据  $x_i$  计算这组数据的样本均值  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ ,

样本方差  $S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$ ;

②  $Ex = \bar{x}$ ;

③  $En = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - Ex|$ ;

$$\textcircled{4} He = \sqrt{S^2 - En^2}$$

## 2 基于云模型的主观信任模型

本文利用云模型定量定性相互转化功能, 通过计算出云的 3 个数字特征 Ex, En, He 来对实体的信任度做出评价。

定义 2:  $TC_{AB}(Ex, En, He)$  表示用期望值 Ex、熵 En、超熵 He 三个数值表征的一维信任云, 即实体 A 对实体 B 提供服务的信任度, 其中,  $0 \leq Ex, En, He \leq 1$ 。

在以往的一些信任模型中, 主要依赖于服务消费者对本次交易主观地给出评分来量化服务提供者的信任程度, 客观性不足, 例如消费者为了利益故意降低或提高其评分。而本文通过交互的 QoS 历史信息计算出服务的实际服务能力 C, 对服务实体进行量化评价, 增强其客观性。

假设在某个 Web 服务环境中, 非功能属性 QoS 包括 n 个属性, 在选择某个具体服务实体前, 消费者向服务提供者发出请求 QoS(Requested QoS), 记为  $Q_r = (q_{r1}, q_{r2}, \dots, q_{rn})$ , 同时规定了每个 QoS 属性在该交易过程中应该达到的范围(Negotiated QoS), 记为  $Q_n = ((q_{n1}^{\min}, q_{n1}^{\max}), (q_{n2}^{\min}, q_{n2}^{\max}), \dots, (q_{nm}^{\min}, q_{nm}^{\max}))$ 。服务执行完成后, 实际交付的 QoS(Delivered QoS), 记为  $Q_d = (q_{d1}, q_{d2}, \dots, q_{dn})$ 。为了计算服务能力  $C_{ij}$ , 首先对 QoS 属性进行规范化处理, 负效益的 QoS 属性(如价格、时间等)和正效益的 QoS 属性(如可用性等)分别按照公式 (1)、(2)<sup>[11]</sup> 处理, 处理的结果记为  $M = (m_1, m_2, \dots, m_n)$ 。设每个 QoS 属性的权重记为向量

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_n), \sum_{k=1}^n w_k = 1$$

如果有一个 QoS 的参数没有达到规定的最小值时, 就认为这个服务实体的服务能力为零。我们用特征值  $\eta$  表示 QoS 的每个属性的值是否满足最低要求: 若向量 M 中每个分量的值全不为 0, 则  $\eta = 1$ ; 否则,  $\eta = 0$ 。该服务的实际服务能力可按公式(3)计算。

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

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } q_{nk}^{\min} = q_{nk}^{\max}, m_k = \begin{cases} 1, & q_{dk} \geq q_k^{\max} \\ 0, & q_{dk} < q_k^{\min} \end{cases} \\ \text{if } q_{nk}^{\max} \neq q_{nk}^{\min}, m_k = \begin{cases} 0, & q_{dk} < q_{nk}^{\min} \\ \frac{q_{nk} - q_{nk}^{\min}}{q_{nk}^{\max} - q_{nk}^{\min}}, & q_{nk}^{\min} \leq q_{dk} < q_{nk}^{\max} \\ 1, & q_{dk} \geq q_{nk}^{\max} \end{cases} \end{array} \right. \quad (2)$$

$$C = \sum_{k=1}^n \eta_k \cdot m_k \cdot w_k \quad (3)$$

### 2.1 直接信任云

当两个服务实体每次交易完成后, 可根据上文所描述的计算方式及公式(1)、(2)、(3)得出实体的具体服务能力值。再根据表 1 将服务提供者的实际服务能力划分为五个等级, 即优秀, 良好, 中等, 及格, 不及格。设  $TV(S_1, S_2, S_3, S_4, S_5)$  为一个五维向量, 称为服务能力评价向量, 表示最近某个时间 t 内两个实体多次交易后得到的与描述具体服务能力等级对应的评价集合。

表 1 服务能力评价等级标准

级别	服务能力评价描述	等级
I	优秀	[0.8,1]
II	良好	[0.6,0.8)
III	中等	[0.4,0.6)
IV	及格	[0.2,0.4)
V	不及格	[0,0.2)

得到服务能力评价向量后, 先对其进行简单处理, 计算出每个等级对应的服务能力平均值, 然后通过逆向云算法根据处理后的服务能力评价向量 TV 计算出直接信任云的 3 个数字特征  $TC^d(Ex, En, He)$ , 并通过正向云发生器算法描述出完整的云图形。例如, 在时间窗口 Wt 内, 实体 A 记录了与实体 B 进行的 100 次服务交易行为, 其中 60 次的服务能力评价为优秀, 20 次为良好, 10 次为中等, 剩下的 10 次为及格, 则 A 对 B 的服务能力评价向量表示为  $TV_{A,B}(60, 20, 10, 10, 0)$ , 对应的服务能力平均值为 (1, 0.75, 0.5, 0.25, 0)。把服务能力评价向量  $TV_{A,B}$  代入一维逆向云算法中(算法 2)可以获得直接信任云的 3 个表征参数  $TC_{A,B}^d(0.825, 0.263, 0.074)$ , 然后通过正向云发生器算法(算法 1)描绘出完整的云图形(如图 1 所示)。

### 2.2 推荐信任云

当两个实体之间没有历史交互经验或交互不频繁的情况下, 可以通过询问与两者都有交互的第三方实体, 采用推荐信任机制来获取某一实体更多的信任。

而当经过层层推荐时就形成了一条信任链. 假设一条信任链上有  $m$  个实体  $E_1^d, E_2^d, E_3^d, \dots$ ,  $TC_i^d$  表示实体  $E_i^d$  对实体  $E_{i+1}^d$  的直接信任云,  $TC_{1,m}(Ex, En, He)$  表示评估实体  $E_1$  通过这条信任链获得关于目标  $E_m$  的信任云, 可按公式(4)进行计算.

$$\begin{cases} TC_{1,m}(Ex, En, He) = TC_1^d \otimes TC_2^d \otimes \dots \otimes TC_m^d \\ Ex = \prod_{i=1}^m Ex_i \\ En = \min\left(\sqrt{\sum_{i=1}^m En_i^2}, 1\right) \\ He = \min\left(\sqrt{\sum_{i=1}^m He_i^2}, 1\right) \end{cases} \quad (4)$$

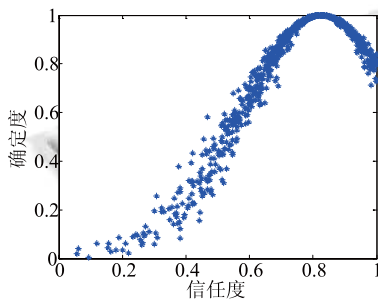


图 1  $TV_{A,B}(60, 20, 10, 10, 0)$  的云模型

### 2.3 综合信任云

Web 服务环境中的两个实体之间经常存在多条信任路径, 而且从这些路径获得的信任不一定相同, 这时, 就需要将这些信任云进行合并, 得出一个综合的信任云. 假设有  $n$  个信任云需要合并,  $TC_j(Ex_j, En_j, He_j)$  表示从第  $j$  条路径获得的信任云,  $TC(Ex, En, He)$  表示合并所有路径后的所得信任云, 可按公式(5)进行计算.

$$\begin{cases} TC_{1,n}(Ex, En, He) = TC_1 \oplus TC_2 \oplus \dots \oplus TC_n \\ Ex = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Ex_i \\ En = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n En_i^2} \\ He = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n He_i \end{cases} \quad (5)$$

### 2.4 信任云的更新

由于随着网络环境的变化, 服务实体的实际服务能力也会随之改变, 而且实体的评价数据的可信度会随着时间的推移下降, 因此, 信任具有一定的时效性, 距离当前信任决策时刻越远的数据, 越不能正确反映

其服务实体的信用度. 为了较为准确地刻画出信任动态更新的特点, 本文根据文献[8]中的无确定度逆向云生成算法, 设计了一种带时间权值的信任更新算法. 该算法以当前信任更新的时刻为原点, 划分时刻区间, 不同时刻区间的信任赋予不同的权重值. 如果距离当前信任更新时刻较远则权值较小; 反之则较大. 首先对信任度更新模型和计算权值的基本原则做一个介绍.

设信用度更新模型  $R = (Ex, t_c, t_a, T)$

1)  $Ex = \{Ex_1, Ex_2, \dots, Ex_n\}$  表示实体的历史信用度期望值全集,  $Time(Ex_i)$  表示计算每一个信任度期望值  $Ex_i$  的时刻.

2)  $t_c$  表示时间原点, 代表当前的信任更新时刻,  $t_a$  为正向时间轴上的某一时刻, 作为衡量信任度是否有效的阈值.

3)  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$  是由  $t_c$  和  $t_a$  之间  $m$  个时刻值组成的一个有序集合, 对于任意一个  $t_i$ , 与时间原点的距离称为  $t_i$  到  $t_c$  的时间长度, 即  $d_i = |t_i - t_c|$ , 且满足以下条件:

- $\forall d_i (1 \leq i \leq m) \rightarrow d_i \leq |t_c - t_a|$
- $\forall d_i, d_j (1 \leq i < j \leq m) \rightarrow d_i < d_j$

根据  $Time(Ex_i)$ ,  $t_a$  可以把  $Ex$  划分成两个子集  $X_1'$  和  $X_2'$ , 并满足:

- $Ex = X_1' \cup X_2'$ , 且  $X_1' \cap X_2' = \emptyset$ ;
- $\forall Ex_i \in X_1' (1 \leq i \leq n) \rightarrow (|Time(Ex_i) - t_c|) \leq |t_c - t_a|$
- $\forall Ex_i \in X_2' (1 \leq i \leq n) \rightarrow (|Time(Ex_i) - t_c|) > |t_c - t_a|$

将  $|Time(Ex_i) - t_c|$  和  $|t_c - t_a|$  的差值作为集合  $Ex$  划分的依据, 差值小于或等于零的信任度  $Ex_i$  属于  $X_1'$ , 而差值大于零的属于  $X_2'$ . 因此, 可以认为  $X_1'$  是当前有效的信用度集合, 而  $X_2'$  中信任度的评价时刻距离当前更新时刻较远, 不能正确反映当前时刻的信任度, 为无效的信任度集合.

集合  $T$  将  $t_a$  和  $t_c$  构成的时间区间分隔成  $(m+1)$  个子区间, 记为时间窗口  $W_t$ . 根据  $W_t$  又可将  $X_1'$  分隔成  $(m+1)$  个信任度期望子集,  $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_{m+1}}$ , 并满足以下条件:

- 对于任一时间窗口  $W_{t_i} = \langle t_{low}^i, t_{sup}^i \rangle$ ,  $t_{sup}^i$  为  $W_{t_i}$  的时刻上限,  $t_{low}^i$  为  $W_{t_i}$  的时刻下限, 并满足  $|t_{low}^i - t_c| < |t_{sup}^i - t_c|$ ,  $|W_{t_i}| = |t_{sup}^i - t_{low}^i|$  为  $W_{t_i}$  的窗口长度;
- $X_1' = X_{t_1} \cup X_{t_2} \cup \dots \cup X_{t_{m+1}}$ , 且  $\forall X_{t_i}, X_{t_j} (1 \leq i, j \leq m+1) \rightarrow (X_{t_i} \cap X_{t_j}) = \emptyset$ ;
- $\forall y \in X_{t_i}, z \in X_{t_j} (1 \leq i < j \leq m+1) \rightarrow |Time(y) - t_c| < |Time(z) - t_c|$ ;

集合 T 的设计应综合考虑 $|t_a-t_c|$ 的时间间隔大小和 $|t_a-t_c|$ 内获得的信任度期望总数. 集合 $X'_i$ 的各个子集具有严格的时间顺序, 同一子集内的信任度期望具有相同的权值, 可为 $X'_i$ 内的任一子集 $X_{t_i}$ 赋一个时间权值 $\omega_i$ ,  $\omega_i$ 表示 $X_{t_i}$ 中的信任度期望值对实体当前时刻信任度计算结果的影响程度, 也可称为时间衰减因子, 必须满足以下两个条件.

$$\forall x_i \in X_{t_k}, x_j \in X_{t_l} (1 \leq k < l \leq m+1) \rightarrow (\omega_k < \omega_l) \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{m+1} \omega_i = 1 \quad (7)$$

根据上述的约束条件, 设计一种满足式(8)的简单权值确定方法. 该权值确定方法假设, 随着 $d_i$ 的增加, 信任度期望值的时效性衰减加快, 且采用等比率下降的方法计算这种衰减趋势.

$$\frac{\omega_{t_{i+1}}}{\omega_{t_i}} = \frac{\omega_{t_i}}{\omega_{t_{i+1}}} \quad (8)$$

给实体的历史信任度设置时间权值, 能够抑制具有较长时间值的数据对当前时刻的信任度计算结果的影响. 根据时效性确定信任度评价数据范围及其权值后, 可运用信任度更新算法, 计算当前时刻信任云的 3 个数字特征 Ex, En, He.

信任度更新算法

输入: N 个带时间标记的主观信任云期望值云滴的集合 $X'_i = \{Ex_1, Ex_2, \dots, Ex_N\}$  及时间权值集合 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ ;

输出: 更新后的信任云的期望值 Ex、熵 En 和超熵 He

① 根据样本而及其权值计算出样本均值, 一阶样本绝对中心矩 $\bar{X} = \sum_{i=1}^N \omega_i Ex_i$ , 样本方差:

$$s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \omega_i (Ex_i - \bar{X})^2;$$

② Ex 的估计值为 $Ex = \bar{X}$ ;

③ En 的估计值为 $En = \sqrt{\frac{\pi}{2} \times \sum_{i=1}^N \omega_i |Ex_i - Ex|}$ ;

④ He 的估计值为 $He = \sqrt{|s^2 - En^2|}$ .

2.5 基于综合信任云的决策

通过对信任的量化评价及动态更新, 最终得到综合信任云的 3 个数字特征, 为信任决策提供依据. 传统的信任模型仅根据信任度的大小对服务实体进行排

序选择, 而本模型结合信任度的大小及服务实体的波动性来综合选择. 我们采用 $\alpha = \sqrt{En^2 + He^2}$ 作为不确定因子来衡量实体的波动程度. 在信任决策过程中, 优先选择信任度 Ex 值较大, 且 $\alpha$ 值较小的服务实体作为交互对象.

3 仿真实验

为了检验本文设计的基于云模型的信任模型的是否可行和有效, 特设计了此仿真实验. 实验基于 Repast<sup>[12]</sup>(Recursive porous agent simulation toolkit)仿真软件进行模拟实验. Repast 是现在实现大规模分布式系统中仿真主体模型的普遍工具. 本文构建一个由 100 个节点(善意节点和恶意节点)构成的仿真网络, 进行 20 轮仿真实验, 每轮仿真交互次数为 2000 次.

3.1 实验方法及结果分析

实验一: 规定恶意节点数量所占比例为 20%, 考查当交互次数增加时仿真网络的整体信任环境. 图 2 表明当恶意节点数量为 20%时, 本文提出的基于云模型的信任模型得出的网络平均信任度为 0.8 左右, 比另外两种模型即概率模型<sup>[1]</sup>和模糊理论模型<sup>[4]</sup>要高, 最接近于我们设定的网络平均信任度. 说明云模型能够较为准确地得出网络当前的信任水平, 为后面的节点选择做出正确的参考, 提高交互成功率.

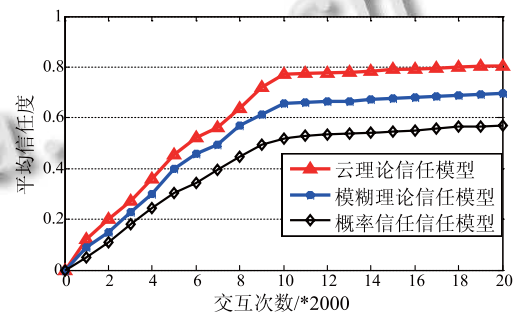


图 2 平均信任度

从图 3 可以看出, 在相同的环境下, 本文设计的信任模型的交互成功率要高于其他两种信任模型, 同时, 交互成功率随着交互次数的逐渐增大而增大. 这说明当交互次数增多时, 恶意节点的信用度会随之下降, 而恶意节点被选中来执行某次交互的概率也会降低, 因此交互成功率就逐步增加.

实验二: 由于恶意节点会提供虚假服务, 从而导致节点间交互失败, 该实验考查模型能否抵御恶意节

点对仿真网络交互成功率造成的影响. 图 4 表明当恶意节点的数量在 0 到 50%之间时, 可以得到较高的交互成功率且变化趋势比较平缓, 说明本模型能够抑制一定数量的恶意节点对节点之间交互造成的影响. 但当恶意节点所占比例过大时, 交互成功率开始明显下降, 当模型中几乎都是恶意节点时, 交互成功率下降为零.

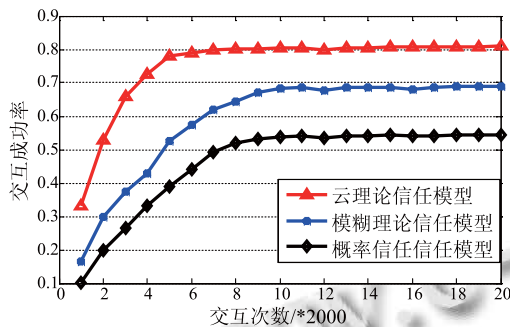


图 3 交互成功率

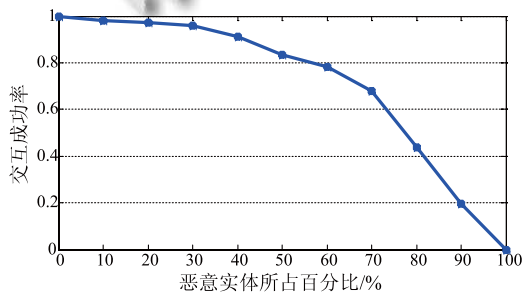


图 4 不同恶意节点所占百分比下的交互成功率

#### 4 结论

云模型克服了模糊数学中用一个精确、唯一的隶属度严格地表示模糊概念的缺点. 本文提出了一种新的基于云模型的主观信任模型, 通过云模型的三个数字特征, 利用实体的具体服务能力来量化实体的信任度, 较好地解决了主观信任的不确定性、随机性和模糊性难题; 同时, 设计了一种新的基于时间权值的信任更新算法, 能够较为准确地反映服务实体当前的信

程度; 最后, 仿真结果表明本模型对于量化网络的真实信任水平和提高交互成功率方面都具有较好的效果. 如何在信任模型中引进激励机制、风险因素, 如何判断第三方推荐节点的可靠程度以及如何运用信任云进行更好的信任决策都有待于进一步研究.

#### 参考文献

- Beth T, Borcherding M, Klein B. Valuation of trust in open networks. Proc. European Symposium on Research in Security(ESORICS). Berlin. Springer-Verlag, 1994: 3-18.
- Jøsang A, Knapskog SJ. A metric for trusted systems. Global IT Security. Wien. Austrian Computer Society, 1998: 541-549.
- Jøsang A. Trust-based decision making for electronic transactions. Proc. of the 4th Nordic Workshop on Secure Computer Systems (NORDSEC'99). 1999.
- 唐文, 胡建斌, 陈钟. 基于模糊逻辑的主观信任管理模型研究. 计算机研究与发展, 2005, 42(10): 1654-1659.
- 何锐, 牛建伟, 胡建平. 一种开放网络环境中的不确定信任模型. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(11): 1125-1128.
- 孟祥怡, 张光卫, 康建初, 李鹤松. 基于云模型的主观信任管理模型研究. 系统仿真学报, 2007, 19(14): 3310-3317.
- 王守, 张莉, 李鹤松. 一种基于云模型的主观信任评价方法. 软件学报, 2010, 21(6): 1341-1352.
- 李德毅, 杜鹃. 不确定性人工智能. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- 李德毅. 知识表示中的不确定性. 中国工程科学, 2000, 2(10): 73-79.
- 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-34.
- 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. 计算机工程 2009, 35(7): 32-34.
- 姜昌华, 韩伟, 胡幼华. REPAST——一个多 Agent 仿真平台. 系统仿真学报, 2006, 18(8): 2319-2322.