

可信网络中一种考虑不确定性的节点信誉量化模型

范艳峰 杨志晓

(河南工业大学信息科学与工程学院 郑州 450001)

摘要 可信网络中节点信誉是一种重要而带有不确定性的信任关系。信誉及其聚合过程具有模糊性和随机性特征。云模型能够科学地描述节点信誉及其形成过程的不确定性。采用逆向云生成算法,揭示了节点信誉及其聚合过程在整个生命期的模糊性和随机性规律;获得其信誉云的数字特征值,指导在局部窗口内其信誉的量化。基于服务满意度评价的确定度值这一具有稳定倾向的随机数,结合衰减系数,设计了信誉度量化模型。模型中的权值是与服务满意度有关的具有稳定倾向的随机数。所提信誉量化模型切合开放网络信任关系的不确定性规律。仿真结果表明,与其它信誉量化模型相比,所提出的模型计算结果稳定,且具有较强的抗攻击性。

关键词 可信网络,信誉,云模型,模糊性,随机性,随机权值

中图分类号 TP309

文献标识码 A

Quantification Model Considering Uncertainties for Node Reputation in Trusted Networks

FAN Yan-feng YANG Zhi-xiao

(College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract Node reputation in trusted networks is an important trust relationship with many uncertainties. Reputation and the process of its aggregation are accompanied with characteristics of fuzziness and randomness. Cloud model can scientifically describe uncertainties of reputation during the process of its aggregation. Converse cloud generation algorithm is adopted to discover the laws of fuzziness and randomness of node reputation and its aggregation process during its whole life. Obtained numeric eigenvalues of reputation cloud are to direct the quantification of node reputation in local computation windows. Based on certainty degree of service satisfaction degree, together with attenuation factor, a reputation quantification model was proposed. Certainty degree is a random number with stable tendency. Weights in the model are also random numbers with stable tendency related to service satisfaction degrees. The proposed reputation quantification model well fits with uncertainty laws of trust relationship in open networks. Simulation results show that the proposed model maintains stable output and has good anti-attacking abilities, compared with other models.

Keywords Trusted network, Reputation, Cloud model, Fuzziness, Randomness, Random weight

开放网络(网络、P2P、普适计算、电子商务等)中,节点的信誉是一种重要的网络人际关系,它已经成为影响访问控制、服务授权、交易决策等信任决策的一个关键指标。人们围绕节点信誉开展了大量而深入的研究,提出了许多有价值的信誉量化模型。例如,利用幂次法则收集 P2P 网络中本地节点反馈并将其聚合生成全局声誉,通过“look ahead”随机行走策略,改善全局声誉的精确性和聚合速度^[1];根据信任链的层级关系聚合生成节点的反馈信任^[2];采用云模型刻画信誉等级评价的模糊性和随机性特征,并作为消费者完成网上交易信任决策的辅助^[3]。

可信网络内节点的信誉在本质上决定于其持续提供成功服务的能力,但表现为其它节点评价其服务结果满意程度的聚合。而评价节点(服务接受者)对被评价节点(服务提供者)的服务满意度评价具有模糊性和随机性特征。例如,若以 $[0,$

$1]$ 区间表示满意度取值范围,0 表示完全不满意,1 表示完全满意,则 0.7 表达了多大的服务满意程度?若某节点要表达相同程度的满意度,是否每次都使用相同的评价值(如 0.7)?某节点所提交的多个相同评价值(如 0.7),是否表达了相同的满意程度?某节点所提交的某个明显偏离其历史评价均值的满意度,是一次真实的满意度评价还是一次不诚实的满意度评价?而其提交的某个接近其历史评价均值的满意度,是否一定是一次真实的满意度评价?将这些问题放诸于网络内各个评价节点,它们之间对形成被评价节点信誉的差异性如何?若总是提供成功服务的节点偶尔出现了失败的服务,其可信程度是否发生变化?现有的信誉度量化模型难以全面地回答上述问题。

此外,由于大规模分布式系统的开放性,为节点信誉被恶意地、不真实地评价提供了可能。虽然可以借鉴文献[4]在合

到稿日期:2011-01-06 返修日期:2011-03-25 本文受河南省高校青年骨干教师资助计划(2009GGJS-056),郑州市科技攻关计划(2010 GYXM364)资助。

范艳峰(1973—),女,博士,副教授,主要研究领域为不确定性人工智能、可信计算,E-mail:yanfengfan@126.com;杨志晓(1974—),男,博士,副教授,主要研究领域为可信计算、智能计算技术及应用。

成推荐信任前过滤无用及误导信息的方法,过滤掉明显偏离均值的满意度评价,但确定过滤标准的合理与否将造成“错杀”或“漏杀”。不能断言被过滤的满意度评价就一定不真实,而被保留的满意度评价一定是真实的。引入服务级别的信任度评价模型,虽然在一定程度上能够遏制节点的欺骗行为^[5],但将其应用于节点信誉的评价具有滞后性,且其抵抗恶意攻击的能力有限。

节点的服务行为具有聚类性。诚实节点一般总能提供成功的服务,不诚实节点提供成功服务的意愿则较低。节点偶尔表现出的异类服务结果不应显著改变节点的信誉类别。信誉量化模型应能够有效区分这种偶尔的异类服务结果。

因此,如何探知人们对信誉概念理解的模糊性及其差异,获悉它们提交满意度评价的主观性规律,并将这些知识应用于信誉的量化模型中,从而适应特定网络的特点,科学地作出信任决策,成为一个必须关注的问题。

李德毅等人提出的云模型理论,将自然界中最重要的两种不确定性——模糊性和随机性统一起来^[6]。云模型采用确定度函数描述定性概念的模糊性。但与模糊集理论不同,所使用的确定度是一个具有稳定倾向的随机数,它反映了变量在特定取值下可代表定性概念的程度的随机性。利用逆向云生成算法,可从样本中分析出概念云的数字特征。利用正向云生成算法,可生成符合给定特征值的云滴,并对给定云滴判断其代表定性概念的程度。因此,利用云理论设计节点信誉云,归纳节点满意度评价的模糊性和随机性特征,能够科学地反映并适应网络特性,实现节点信誉定性概念和定量度量的合理转换。

1 信誉度计算模型

本文中,节点信誉指网络内与其进行直接交互的节点提交的对该节点的满意度评价的聚合。有以下定义。

定义 1(节点信誉度 R) 若开放网络内的节点可以用 $E=\{e_1, e_2, \dots, e_N\}$ 表示, $\forall e_j \in E$, 与其有直接交易的节点集合记为 $\Omega_j \subseteq E$ 且满足 $\Omega_j \neq \varnothing$, 在窗口 H (时间或交易次数, 这里指交易次数) 内, Ω_j 内节点对 e_j 的满意度评价沿时序记为 $T_H=\{T_i | T_i \in [0, 1], i=1, 2, \dots, H\}$, 则 e_j 的信誉度为

$$R = \sum_{i=1}^H \omega_i T_i \quad (1)$$

式中, ω_i 为 T_i 的权重且满足 $\omega_i \in [0, 1], \sum_{i=1}^H \omega_i = 1$ 。

式(1)的信誉度计算模型需考虑满意度评价的衰减性,并具有较强的抗攻击能力。为此,采用云理论分析节点信誉云的数字特征,了解网络的 Ω_j 内节点对节点 e_j 的信誉评价的模糊性和随机性特征,判断云滴代表定性概念信誉的确定程度,结合确定度和衰减系数设计权值 ω_i , 实现节点信誉这一定性概念的合理量化。

2 云理论及其算法

2.1 云理论介绍

自然界和人类的认知过程存在大量的不确定性,如模糊性、随机性、不稳定性、不完全性、不一致性等。其中,前两者是最重要的两种不确定性,且常常连在一起难以区分^[7]。云理论是将模糊性和随机性统一起来进行刻画的一种新理论,对这两种普遍存在的不确定性的研究具有重要意义。

定义 2(云和云滴^[6]) 若 U 是用数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念, $\forall x \in U$ 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, $\mu: U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x)$, 则 x 在论域 U 上的分布称为云, 记为 $C(X)$ 。每一个 x 称为一个云滴。

云理论将模糊性和随机性有效地统一起来。确定度 $\mu(x)$ 是云滴 x 能够代表定性概念 C 的程度, 体现了随机变量 X 亦此亦彼的模糊性。但确定度 $\mu(x)$ 自身也是一个有稳定倾向的随机数。即对 X 的任一特定值 $x_0, \mu(x_0)$ 并不是唯一确定的, 而是一个具有稳定倾向的随机数。定性概念 C 的特征通过云的整体来体现, 但在云的每一个局部, 没有明确清晰的边界。

定性概念 C 的云模型用期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 3 个数字特征来表示, 记为 $C(Ex, En, He)$ 。期望 Ex 是在论域空间 U 中最能代表定性概念的点。熵 En 既是定性概念随机性的度量, 反映云滴的离散程度; 又是定性概念亦此亦彼性的度量, 反映在论域空间可被概念接受的云滴的取值范围。超熵 He 是熵的熵, 是熵的不确定性度量, 是云滴在特定值下离散程度的度量, 反映了熵 En 的稳定性。由于自然界中的大量随机现象都符合正态分布, 因此云模型采用正态分布描述随机性, 称为正态云^[8], 即 $x \sim N(Ex, En'^2), En' \sim N(En, He^2)$ 。 x 的确定度为

$$\mu = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}} \quad (2)$$

根据已知样本(云滴), 求出云的数字特征 $C(Ex, En, He)$, 称为逆向生成云。若已知云的数字特征, 生成若干云滴, 称为正向生成云。对可信网络而言, 可将满意度评价的取值范围 $[0, 1]$ 视为论域 U , 将节点信誉视为论域 U 上的定性概念。将对节点 e_j 的任一满意度评价视为定性概念的一次随机实现, 即云滴。对大量云滴(即满意度评价), 采用逆向生成云算法产生数字特征 $C(Ex, En, He)$, 可实现对节点信誉这一定性概念的定量描述, 并对给定云滴(满意度评价)判断其代表定性概念节点信誉的确定度。下面给出基于云模型的节点信誉度量化模型。

2.2 基于云理论的节点信誉度量化模型权值设计

对某可信网络, $\forall e_j \in E$, 对 e_j 迄今为止生命期的全部满意度评价(即云滴)记为 $X=\{x_i | x_i \in [0, 1], i=1, 2, \dots, N\}$ 。其中 0 表示对服务结果完全不满意, 1 表示完全满意。满足 $T_H \subset X, H < N$, 则信誉云模型的论域 U 为连续区间 $U=[0, 1]$ 。论域上的定性概念为节点 e_j 在网络内的信誉。样本集 X 的均值为

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

一阶样本绝对中心矩为

$$M_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - Ex| \quad (4)$$

样本方差为

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - Ex)^2 \quad (5)$$

则 Ex 的估计值为 $\hat{Ex} = \bar{X}$, En 的估计值为 $\hat{En} = \sqrt{\pi/2} M_1$, He 的估计值为 $\hat{He} = \sqrt{S^2 - En^2}$, 则云的数字特征可由 $C(\hat{Ex}, \hat{En}, \hat{He})$ 估计得到。 $\hat{Ex}$ 代表了论域 U 内最能代表节点 e_j 在整

个生命期内的信誉的点。 $\hat{E}n$ 代表了各节点对节点 e_j 提供服务的满意度评价的离散程度,反映了节点间满意度评价的主观差异,也是节点 e_j 信誉这一定性概念亦此亦彼性的度量。 $\hat{H}e$ 代表了论域 U 内云滴在特定值的离散程度,是满意度评价随机性的度量。

基于云理论的节点信誉度量化模型的思想是根据对节点 e_j 生命期内的全部满意度评价集合 X ,获得 e_j 信誉云的数字特征值 $C(\hat{E}x, \hat{E}n, \hat{H}e)$ 。为适应节点行为动态变化的局部特征,采用滑动窗口机制。在信誉度计算窗口 H 内,利用正向云生产算法获得每个满意度评价的确定度,结合衰减系数,生成满意度评价的权值(即式(1)中的 ω_i),最后得到节点 e_j 的信誉度值,即 $\forall T_i \in T_H$ 。其确定度为

$$\mu(T_i) = e^{-\frac{(T_i - \hat{E}x)^2}{2\hat{E}n^2}} \quad (6)$$

式中, $\hat{E}n'$ 由 $\hat{E}n' \sim N(\hat{E}n, \hat{H}e^2)$ 产生。

若 T_i 的衰减系数按照下式设计

$$\begin{cases} r_i = 1, i = H \\ r_{i-1} = r_i - a, i \neq H \end{cases} \quad (7)$$

式中, $a \in [0, 1]$ 且满足 $\forall r_i > 0$,则 T_i 的权值设计为

$$\omega_i = r_i \mu(T_i) / \sum_{i=1}^H r_i \mu(T_i) \quad (8)$$

代入式(1),可得节点 e_j 的信誉度值。下面给出基于云理论的节点信誉度算法,并对其进行分析。

3 基于云理论的节点信誉度量化算法

3.1 基于云理论的节点信誉度量化算法

基于云理论的节点信誉度量化算法描述如下。

Step 1 初始化。输入 a, H 。

Step 2 输入 X ,计算 $\bar{X}, M_1, S^2, C(\hat{E}x, \hat{E}n, \hat{H}e)$ 。

Step 3 输入 T_H ,计算 $\hat{E}n', \mu(T_i), r_i, \omega_i$ 。

Step 4 计算 R 。

Step 5 滑动窗口 H ,更新 T_H ,Go to Step 3。

Step 6 更新 X ,Go to Step 2。

3.2 算法分析

采用对节点 e_j 整个生存期的全部满意度评价作为样本集 X ,估计其信誉云的数字特征。样本集中的样本数量越大,数字特征的估计值就越接近期望值。 $\hat{E}x$ 反映了在节点 e_j 的整个生存期,在论域 $U=[0, 1]$ 内最能代表其信誉这一定性概念的点。 $\hat{E}n$ 反映了网络内节点对节点 e_j 的满意度评价的离散程度,既代表了其他节点对节点 e_j 的满意度评价的差异性,又是节点 e_j 信誉亦此亦彼性的度量。若 $\hat{E}n$ 值高,则表明各节点对 e_j 的满意度评价较分散,节点 e_j 的信誉模糊。若 $\hat{E}n$ 值低,则表明各节点对 e_j 的满意度评价较为接近,节点 e_j 的信誉清晰。 $\hat{H}e$ 则是 $\hat{E}n$ 的随机性度量,代表了云滴在特定满意度评价的离散程度,是云滴代表节点信誉的确定程度的随机性度量。

图1给出了3个在不同数字特征下的信誉云。3个信誉云的云滴数均为1000个,期望值均为0.7。可认为论域 U 内最能代表节点信誉这一定性概念的点为0.7。图1(a)和图1

(b)的信誉云具有相同的超熵 $\hat{H}e=0.05$,但图1(a)的信誉云熵值小($\hat{E}n=0.02$),而图1(b)的信誉云熵值大($\hat{E}n=0.1$),因此图1(a)的信誉云所表达的节点信誉这一定性概念更为清晰,而图1(b)的信誉云所表达的信誉概念较为模糊,表现为图1(a)的云滴沿论域方向的离散程度较图1(b)的小。图1(a)和图1(c)的信誉云具有相同的熵 $\hat{E}n=0.02$,但图1(a)的云滴更为离散。这是由于图1(a)的信誉云超熵($\hat{H}e=0.05$)比图1(c)的($\hat{H}e=0.02$)大,说明图1(a)代表的网络节点的满意度评价随机性高,稳定性差;而图1(c)代表的网络节点的满意度评价随机性低,具有相对较好的稳定性。

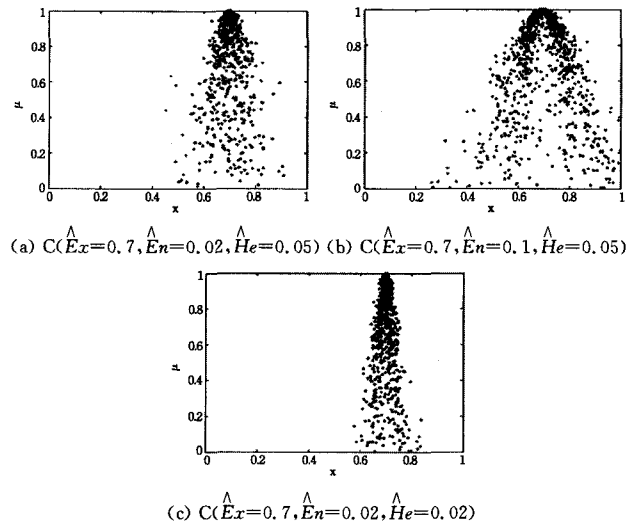


图1 具有不同数字特征的节点信誉云(云滴数均为1000)

在信誉度的计算中,采用了窗口 H 中的样本集 T_H ,而不是 X 中的所有样本,这是考虑到节点信誉度的计算必须适应节点行为(评价节点的评价行为和被评价节点的服务行为)的动态变化。服务满意度对被评价节点信誉的作用具有衰减性,其计算模型应能够适应最新的服务行为和评价行为的变化情况。有限个新的满意度评价很难改变节点信誉云的数字特征值。而采用滑动窗口机制,能及时地反映节点信誉的变化情况。对节点信誉云数字特征的归纳,则抛弃了样本的时序性及随之带来的衰减性,将对被评价节点整个生命期的全部满意度评价 X 统一到一个标准和地位之下,能够最大限度地反映被评价节点在其整个生命期内的信誉和评价节点满意度评价的主观性特征。因此,采用被评价节点在其整个生命期内的信誉云数字特征指导信誉度在最新的局部样本的计算,能兼顾信誉度计算结果稳定性和动态适应性的统一。

按照式(6)计算的云滴确定度 μ ,在给定的云滴在论域 $U=[0, 1]$ 内的取值 T_0 下是一个具有稳定倾向的随机数,不是一个确定值。 T_0 越接近 $\hat{E}x, \mu(T_0)$ 越趋向1,且越稳定; T_0 越远离 $\hat{E}x, \mu(T_0)$ 越趋向于稳定,但其值趋向0;若 T_0 介于远离和接近 $\hat{E}x$ 之间,则 $\mu(T_0)$ 较为离散。图2给出了云滴在3个给定取值下100次实现的分布示例,其中云的数字特征为 $C(0.6921, 0.0435, 0.0433)$ 。可以看出,若云滴在论域 U 的取值为0.69,由于其非常接近云的期望值0.6921, μ 的分布趋向1,但并不是 μ 的每一次实现都取相同值,甚至能够出现非常接近0的极端情况。若云滴在论域 U 的取值为0.4,由于

其远离云的期望值 0.6921, μ 的分布趋向 0, 但并不是 μ 的每一次实现都取相同值, 部分情况下 μ 的取值接近 0.2。而当云滴在论域 U 的取值为 0.6 时, μ 的分布较为离散, 表明了论域内取值为 0.6 的云滴能够代表期望为 0.6921 的信誉这一确定性概念的稳定性较差。

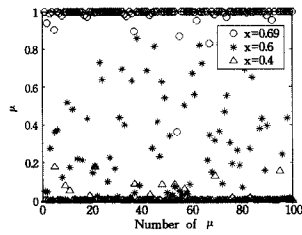


图2 μ 在给定云滴下的分布例 $C(0.6921, 0.0435, 0.0433)$

μ 在给定云滴取值下多次实现的分布客观地描述了人们对概念的模糊性描述时的随机性特征。例如, 虽然取值为 0.69 的云滴在大部分情况下能够以接近 1 的概率代表期望为 0.6921 的概念, 但仍然存在少数情况, 它并不是一次真实的服务满意度评价。同样, 对于取值为 0.4 的云滴在大部分情况下表明它不能代表期望为 0.6921 的概念, 但仍存在少数情况, 如被评价节点偶尔不经意地提供了失败的服务, 0.4 却是一次真实的服务满意度评价。

按照式(8)的权值设置, 得到的权值也是具有稳定倾向的随机数, 这是与其他信任关系量化模型的确定性权值的根本不同。它反映了节点对服务提供者进行满意度评价的主观性, 并与特定网络群体相适应。越接近节点信誉云期望的满意度评价, 将获得越高倾向的权重; 相反, 越远离信誉云期望的满意度评价, 其权重的倾向就越低。这对过高或过低的不真实的信誉度评价有较好的抑制作用, 对恶意攻击具有良好的抗攻击性。对每一次具体实现而言, 其权值具有稳定倾向的随机性, 客观地描述了网络节点提交满意度评价的主观性规律。

下面将通过仿真实验说明基于云理论的信誉度计算模型的有效性, 并与其他模型进行比较。

4 仿真实验

4.1 节点逆向信誉云的生成及性能分析

采用仿真数据对第3节所提出的信誉度量化模型进行分析和比较。被评价节点的服务满意度评价数据产生办法为: 分别以 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.75, 0.8, 0.9 为基数, 叠加分布为 $x \sim N(0, 0.02^2)$ 的高斯噪声序列, 产生 1000 个数据, 作为其迄今为止生命期内得到的全部满意度评价, 即 2.2 节的 X 。各基数下的数据分布如表 1 所列。

表 1 各基数下数据分布表

数据基数	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.75	0.8	0.9
数据个数	5	5	20	70	800	70	20	10

根据式(3)一式(5)计算节点信誉云的数字特征为 $C(\hat{E}x = 0.6921, \hat{E}n = 0.0435, \hat{H}e = 0.0433)$ 。根据式(6)计算每个样本的确定度 μ 。以样本集 X 表示的节点逆向信誉云在论域 $U = [0, 1]$ 的某次实现如图 3(a)所示。可以看出, 虽然大部分接近期望值的云滴能够具有较高的确定度值, 但仍然有少部分云滴的确定度值较低, 甚至为 0。而远离期望值的云滴确

定度值趋低, 但仍有机会获得较高的确定度值。云滴确定度这种具有稳定倾向的随机性特征充分描述了节点提交满意度评价的模糊性和随机性特征。

根据所获得的信誉云数字特征生成的正向信誉云分别如图 3(b)和图 3(c)所示, 它们的云滴数分别为 500 和 1000。可以看出, 两个正向信誉云与样本集 X 的信誉云具有相似的整体分布特征。且随着云滴数的增加, 信誉云的整体特征更为明显。这成为采用节点正向信誉云指导其信誉量化的依据。

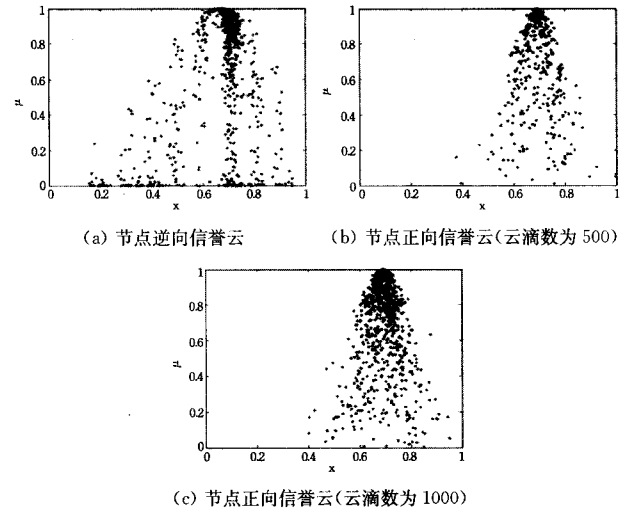


图3 节点逆向信誉云和节点正向信誉云 $C(\hat{E}x = 0.6921, \hat{E}n = 0.0435, \hat{H}e = 0.0433)$

不区分评价节点, 将样本集的各个样本沿时间轴随机填充至 1000 个时间点, 生成被评价节点的满意度评价有序样本集 X' 。取信誉度计算模型的窗口值 $H = 100$ (即连续 100 个服务满意度评价), 根据所获得的节点信誉云的数字特征值、式(6)一式(8)和式(1), 计算被评价节点的信誉度。

在某计算窗口内截取的某些样本在不同实现下的确定度 μ 值如图 4 所示。可以看出, 对任意给定的满意度评价, 在不同次实现下所得到的确定度 μ 值不是一个确定值, 而是一个随机数。由此获得的信誉度量化模型计算窗口给定位置的权值不再是一个固定值, 这与当前大部分可信网络信任关系量化模型的根本不同。对某些样本值, 其确定度 μ 值的差异还比较大。如图中的第 21 个样本 ($N = 21$), $x_{21} = 0.72$ 。但 $\mu(x_{21})$ 在 3 次实现中分别为 0.91, 0.01 和 0.02, 表现出较大的离散性。但确定度在给定样本值下的离散性不是随意的, 而是服从被评价节点整个生命期内的信誉云整体特征。

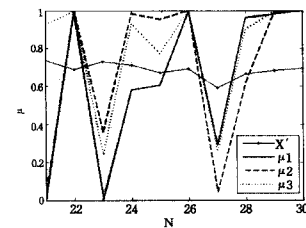


图4 某满意度评价下 3 次实现的确定度 μ 值

4.2 本文模型与其它模型计算结果的对比

分别采用本文信誉度量化模型、文献[2,3]的模型对样本集 X' 的计算结果如图 5 所示。文献[2]的模型采用分级的思想对信任链上的节点设置权重, 计算节点的反馈信任。若只

(下转第 87 页)

- [6] Schuba C L, Krsul Ivan V K, Markus G, et al. Analysis of a Denial of Service Attack on TCP[C]//Proceedings of IEEE Symposium on Security and Privacy. Oakland, CA, USA; 1997 IEEE Symposium on Security and Privacy, 1997:208-223
- [7] Shaikh R A, Iqbal A A, Samad K. Review over Anomaly Detection Algorithms for Detecting SYN Flooding Attacks[C]//Proceedings of Student Conference on Engineering Sciences and Technology. Karachi, Pakistan; CIS Department, NED UET, 2005:1-5

- [8] Liu Hui-yu, Chen Kai, Chen Xiao-su. SynFlood Attack Detection Based on Distance Computation in Space Geometry[C]//Proceedings of 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. Taiyuan, Shanxi, China; IACSIT, 2010; V4-585-V4-591
- [9] 严绍宗, 童裕孙. 实变函数论与泛函分析[M]. 北京: 经济科学出版社, 1990:39-40
- [10] 于善奇. 应用统计技术[M]. 北京: 中国标准出版社, 2001:267-269

(上接第 76 页)

考虑位于信任链第一层的直接反馈, 则模型蜕变为等权值的情况。文献[3]的模型则基于衰减系数为时效期内各个信誉度评价设置权值, 其时效期相当于本文的计算窗口 H 。在仿真实验中, 为便于比较, 在本文模型和文献[3]的模型中, 统一按照式(7)的 $\alpha=1/H$ 设计衰减系数, 并按照 H 设置计算窗口。图 5 表明, 尽管样本集 X' 的值在某些时刻存在较明显的波动, 但本文的信誉度模型所获得的信誉度计算结果较为稳定。而文献[2,3]的模型所获得的信誉度计算结果则随满意度评价的变化波动明显。

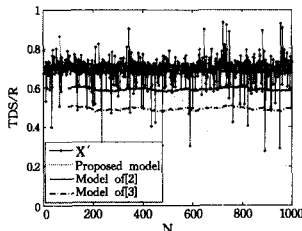


图 5 不同信誉度量化模型的计算结果
 为便于观察, 文献[2,3]模型的计算结果分别沿纵轴向下平移了 0.1 和 0.2 个单位

图 5 不同信誉度量化模型的计算结果

4.3 本文模型与其它模型抗攻击效果的对比

对有序样本集 X' , 以窗口 H 截取其中的 100 个连续样本, 分别采用本文模型、文献[2,3]的模型计算节点的信誉度值。衰减系数和窗口设置同 4.2 节。以 0.2 为攻击值, 从左至右依次替换信誉度评价, 对被评价节点的信誉进行诋毁攻击。

图 6 给出了 3 种模型随攻击数增加的信誉度计算结果的变化情况。可以看出, 当攻击数为 0 时, 3 种模型取得了近似的计算结果。随着攻击数的增加, 文献[2,3]的模型计算结果迅速降低。当攻击数达到 100 (即攻击值充斥整个计算窗口) 时, 这两种模型的信誉度计算结果即为攻击值 0.2。文献[3]的模型虽然也基于云理论, 但它将计算窗口内云的期望的估计值作为节点的信誉度值。当窗口内攻击数量较多时, 云的期望估计值将发生显著改变, 因而不能有效抵抗攻击。因此, 这两种模型均不能有效抵抗来自其他节点的信誉攻击。

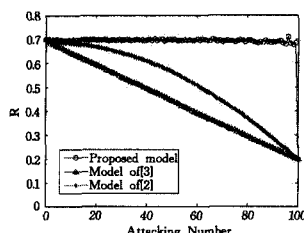


图 6 不同信誉度量化模型的抗攻击效果
 攻击值为 0.2

而本文模型则表现出极强的抗攻击性。随着攻击数量的增加, 本文模型的计算结果与不存在攻击时相比, 几乎不发生明显变化。即使是在攻击数接近 100% 也只发生了轻微的下降。这是由于攻击节点很难改变按照被评价节点整个生命周期内的满意度样本集 X 获得的其信誉云数字特征值。依照此数字特征值指导窗口 H 内局部的信誉度计算, 偏离信誉云期望的满意度评价将获得趋低倾向的确定度值, 进而获得很小的权值。因而, 即使攻击数量很多, 模型也表现出极强的抗攻击性。只是在攻击数达到 100% 时才失效。因此, 与其他模型相比, 本文的信誉度计算模型在抗攻击性方面表现出明显的优越性。

结束语 可信网络中节点信誉是影响访问控制、服务授权、交易决策等信任决策的一个关键指标。节点信誉及其聚合过程具有模糊性和随机性特征。采用云理论, 能够在广度和深度上科学地描述节点在其生命周期内的信誉, 实现信誉这一定性概念的合理量化, 并揭示节点信誉聚合过程中的模糊性和随机性规律。以节点在其生命周期内的信誉云数字特征, 指导在局部窗口内其信誉度值的计算, 能兼顾信誉的稳定性和随其服务行为以及其它节点评价行为变化的动态适应性。仿真实验验证了利用满意度评价的确定度和衰减系数设计信誉量化模型权值的有效性。与其它信誉量化模型相比, 本文模型计算结果稳定, 且表现出较强的抗攻击性。

参考文献

- [1] Zhou Rong-fang, Kai H. Power-Trust: a robust and scalable reputation system for trusted Peer-to-Peer computing [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2007, 18(4): 450-473
- [2] 李小勇, 桂小林. 可信网络中基于多维决策属性的信任量化模型 [J]. 计算机学报, 2009, 32(3):405-416
- [3] 王守信, 张莉, 李鹤松. 一种基于云模型的主观信任评价方法 [J]. 软件学报, 2010, 21(6):1341-1352
- [4] 田春岐, 邹仕洪, 王文东, 等. 一种基于推荐证据的有效抗攻击 P2P 网络信任模型 [J]. 计算机学报, 2008, 31(2):270-281
- [5] 李明楚, 杨彬, 钟炜, 等. 基于反馈机制的网格动态授权新模型 [J]. 计算机学报, 2009, 32(11):2187-2199
- [6] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器 [J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6):15-20
- [7] 李德毅, 刘常昱, 杜鹤, 等. 不确定性人工智能 [J]. 软件学报, 2004, 15(11):1583-1594
- [8] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性 [J]. 中国工程科学, 2004, 6(8):28-34