

服务计算环境中基于模糊修正的信任度量

盛 勇¹ 杜晓静¹ 蒋黎明² 徐 建²

(镇江船艇学院 镇江 212003)¹ (南京理工大学 南京 210094)²

摘 要 针对现有信任度量方法不能解决实体间评价尺度的差异性而普遍存在信任度量准确性下降的问题,提出了一种基于模糊修正的信任度量算法。通过模糊成员函数表达了信任值的语义,并详细描述了一种推荐信任值的模糊修正算法,在此基础上提出了基于相似度的推荐信任聚合机制。实验结果表明,与 PageRank 和 TidalTrust 算法相比,该算法增强了信任度量的准确性,降低了信任决策中的误判率。

关键词 评价尺度,信任值修正,信任聚合,信任度量

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

New Trust Metric Based on Fuzzy Adjustment for Services Computing Environment

SHENG Yong¹ DU Xiao-jing¹ JIANG Li-ming² XU Jian²

(Communication T&R Section, Zhenjiang Watercraft College, Zhenjiang 212003, China)¹

(Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)²

Abstract In order to deal with the problem of the decline of accuracy of trust metric, which is met due to the ignorance of the difference of rating scale, we presented a new trust metric based on fuzzy adjustment. Firstly, we described the semantic of trust rating and rating scale based on fuzzy member functions. On this basis, we proposed a trust rating adjust method. Lastly, we applied the weigh calculated from similarity matrix to trust aggregation. Analysis and experiment show that compared with Pagerank algorithm and TidalTrust algorithm, the method proposed in this paper has more remarkable enhancements in the accuracy of trust metric and is effective to reduce the false positive and negative in trust decision.

Keywords Rating scale, Trust value adjustment, Trust aggregation, Trust metric

面向服务计算是继主机计算和分布式计算之后的一种新型计算模式,近年来得到了业界和学术界的极大关注。在实际应用中,由于服务环境的开放性、自治性、动态性和不确定性等特征,使得在如此复杂的系统内确立一个可信任的第三方对每个服务提供者的可信任程度进行公正、客观的评价变得非常困难。在研究分布式系统安全过程中,传统的加密、签名和认证等安全技术得到长足发展,以此为基础形成的 PKI(Public Key Infrastructure)成为网络信息安全的基础组件。然而该技术只能保证交易双方身份的认证及信息传递过程的安全,并不能保证交易双方彼此信任。同时,证书被盗用的潜在威胁,也加剧了交易双方信任风险增大。因此,服务计算系统中的安全性对分布式系统安全的研究工作提出了新的挑战。

近年来,研究人员将信任机制引入到开放计算系统中,以降低决策的风险,提高系统的可信性,相关研究工作正成为最新的研究热点^[1-6]。其中有 3 个关键问题:①信任表达与获取;②信任传递;③信任聚合。目前这方面的研究主要集中在关键问题①和③上,而对关键问题②的研究明显不足。

Jøsang 等人^[3]提出了一种传递信任的形式化建模方法,并基于主观逻辑折扣算子给出了传递信任的计算模型。张明武等人在文献[4]中分析了分布式系统中信任的传递和聚合的基本规则,并给出了一种基于 D-S 理论的信任传递和聚合算子的计算模型。文献[3,4]中所提出的信任度量方法在理解信任评价值的内在含义上,均假定不同实体间具有相同的评价尺度和标准。然而该假设在服务计算环境下无法得到满足,举例说明如下。

假设每一个服务实体用一个从 0 到 1 之间的一个实数表示其邻居实体的可信度(0 表示完全不可信,1 表示完全可信),这种评价关系表示成一个加权有向图,如图 1 所示。圆圈及字母表示实体,箭头表示信任的方向。实体 B 和实体 D 分别对其邻居给出信任评价,实体 D 使用了一个相对宽的取值范围(0.2, 0.4, 0.6),而实体 B 使用了一个相对窄的取值范围(0.7, 0.8, 0.9)。现有的信任聚合及推导算法都需要依赖这些信任评价值的传递,而准确理解来自不同实体的信任评价值的含义是一个关键要素,不同的实体对于同一信任评价值的理解和解释是不一样的。譬如,实体 A 采用基于信任

本文受高等学校博士学科点专项科研基金(20093219120024),自主科研专项基金(2010GJPY056)资助。

盛 勇(1981-),女,助教,主要研究方向为动态信任建模与网络安全、光纤通信等,E-mail:sy_vvv@sina.com;杜晓静(1975-),女,讲师,主要研究方向为计算机网络安全;蒋黎明(1983-),男,博士生,主要研究方向为动态信任建模与人工智能;徐 建(1979-),博士,讲师,主要研究方向为信息安全、人工智能。

度的、控制方法限制其他实体对 A 的数据资源的访问,若 E 和 H 分别向 A 发出了访问请求,由于 A 缺乏与其交互的经验,因而 A 向实体 B 和 D 发出询问时,A 对 B 和 D 的评价值都为 0.8,因此,A 对 E 的信任值为 0.7,而 A 对 I 的信任值为 0.4,则 A 认为 E 比 I 更可信。

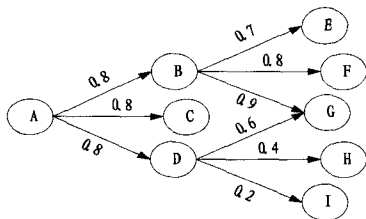


图1 加权信任图

然而,这种信任评价的传递方法存在一定缺陷,因为任意一个实体对其邻居的信任评价都是一种主观判断,所以评价价值并不是建立在统一的证据事实和客观标准上。从图 1 可以看出,在 B 看来,0.7 表示最低信任,而在 D 看来,0.4 表示平均信任。就其本身而言,一个简单的评价价值是无法充分表达语义的,在不同的实体那里可以得到不同的解释,因而需要一种正确的方式来解释其含义。

1 信任度量定义

1.1 度量方法分类

信任为决策提供了依据,因而在很多领域得到了广泛的应用。鉴于信任的重要性,国内外学者提出了大量的适用于各自研究领域的信任度量方法。Ziegler^[7]根据一些特性对这些度量方法进行了分类,如图 2 所示。全局信任度量是基于全局信任图信息对所有节点进行量化计算,而局部信任度量则是信任源节点依赖局部信任图信息对目的节点的信任度进行量化计算。分布式与集中式度量是依据信任评估与量化算法的部署策略的不同而划分的。组信任度量与个体信任度量的差异体现在信任值上,在个体信任度量中,源节点与某一目的节点的信任度计算是相对独立的,而在组信任度量中,源节点对某一目的节点的信任度计算则依赖于对所有其他目的节点的信任关系的排序。

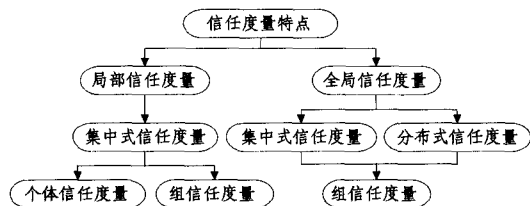


图2 信任度量分类

1.2 PageRank 算法^[9]

PageRank 算法是典型的组信任度量方法,该算法中融入了归一化处理,式(1)是 PageRank 算法的最基本公式,其中,页面 P_i 的声誉值定义为 $r(P_i)$, B_{P_i} 是所有指向页面 P_i 的页面的集合, $|P_j|$ 是页面 P_j 所指向的页面的数目, q 为阻尼系数。

$$r(P_i) = \frac{q}{N} + (1-q) \sum_{P_j \in B_{P_i}} \frac{r(P_j)}{|P_j|} \quad (1)$$

PageRank 算法应用于服务计算中,存在一定的局限性: i) PageRank 算法包含迭代与归一化过程,且每一个信任连接

的权重都视为相等,这不能有效地体现服务环境中服务个体的差异和多样化; ii) 随着新的邻居节点加入,实体对原有邻居实体的信任度值的也随之降低,因而信任值不能有效地反映服务实体的真实信任状态。

1.3 TidalTrust 算法^[10]

TidalTrust 算法是一种典型的个体信任度量方法,与组信任度量方法相比,TidalTrust 算法在两方面作了改进: i) 每一个信任连接的权重可以不等,且不使用归一化处理,同时,在信任计算中每一个节点对其邻居的信任值可以被重复使用; ii) 随着新的邻居节点的加入,实体对原有邻居实体的信任度值保持不变。TidalTrust 算法的基本公式如式(2)所示,其中 t_{ik} 表示节点 i 对 k 的信任值, $adj(i)$ 表示节点 i 的邻居集合,文献[10]中详细描述了‘max’的求解方法。

$$t_{ik} = \frac{\sum_{j \in adj(i) | t_{ij} \geq \max_{j \in adj(i) | t_{ij} \geq \max} t_{ij}} t_{ij} t_{jk}}{\sum_{j \in adj(i) | t_{ij} \geq \max} t_{ij}} \quad (2)$$

TidalTrust 算法应用于服务计算环境中仍存在一定的局限性:因为它没有反映实体对其邻居的信任评价数值的确切含义。例如,图 1 中,通过 B 的推荐,A 对 G 的间接信任为 0.9;通过 D 的推荐,A 对 G 的间接信任为 0.6,仅从数值上分析,两个结果是不一样的,但如果分析了实体 B 和 D 对其所有邻居的信任评价价值,也许 B 对 G 的推荐信任 0.9 等同于 D 对 G 的推荐信任 0.6。因此,本文基于模糊集理论提出一种推荐信任值修正方法来解决这个问题。一方面,通过使用模糊成员函数可以解释实体对其邻居实体的信任值的含义;另一方面,基于修正后的信任值,信任度量的准确性也得到了提高。

2 基于模糊修正的信任度量

2.1 信任值语义的模糊表达

采用模糊数学解释实体对邻居节点的信任评价值的含义。首先,定义了针对信任评价值的 3 个成员函数: $m_{f_{Low}}$, $m_{f_{Medium}}$ 和 $m_{f_{High}}$ 。对某一实体而言,若它对其他节点的信任评价的最小和最大值和平均值分别为 t_{min} , t_{max} 和 t_{ave} ,则 $m_{f_{Low}}$, $m_{f_{Medium}}$ 和 $m_{f_{High}}$ 的定义分别如式(3)一式(5)所示。

$$m_{f_{Low}}(t, t_{min}, t_{ave}) = \begin{cases} 1, & t \leq t_{min} \\ \frac{t_{ave} - t}{t_{ave} - t_{min}}, & t_{min} < t < t_{ave} \\ 0, & t_{ave} < t \end{cases} \quad (3)$$

$$m_{f_{Medium}}(t, t_{min}, t_{ave}, t_{max}) = \begin{cases} 0, & t \leq t_{min} \\ \frac{t - t_{min}}{t_{ave} - t_{min}}, & t_{min} < t \leq t_{ave} \\ \frac{t_{max} - t}{t_{max} - t_{ave}}, & t_{ave} < t < t_{max} \\ 0, & t_{max} < t \end{cases} \quad (4)$$

$$m_{f_{High}}(t, t_{ave}, t_{max}) = \begin{cases} 0, & t \leq t_{ave} \\ \frac{t - t_{ave}}{t_{max} - t_{ave}}, & t_{ave} < t \leq t_{max} \\ 1, & t_{max} < t \end{cases} \quad (5)$$

例如,实体 A 的最大、最小和平均信任值分别为 0.9, 0.74 和 0.5,则成员函数如图 3 所示,而实体 C 的成员函数如图 4 所示,相应的最大、最小和平均信任值为 0.7,0.3 和 0.57。

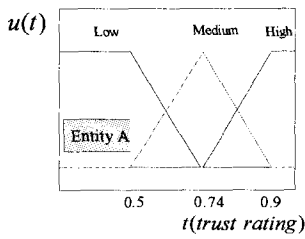


图3 实体 A 的成员函数

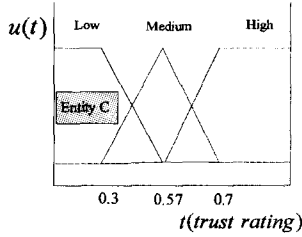


图4 实体 C 的成员函数

2.2 推荐信任值的模糊修正

如图3,图4所示,同一信任值在实体A,C看来具有不同的含义,因而采用了一种基于模糊集的修正方法来解决这个问题。

算法1 信任度修正算法

输入:实体*i*对*j*的局部信任度 $T_{i,j}$,实体*j*对*b*的局部信任度 $T_{j,b}$

输出:实体*i*对*b*的信任度 $T_{i,b}$

Step1 获取实体*j*对其所有邻居的信任评价值;

Step2 依据式(3)一式(5)定义*j*的3个模糊成员函数 MF_Low_j , MF_Medium_j 和 MF_High_j ;

Step3 获取实体*i*对其所有邻居的信任评价值;

Step4 依据式(3)一式(5)定义*i*的3个模糊成员函数 MF_Low_i , MF_Medium_i 和 MF_High_i ;

Step5 根据实体*i*的观点调整*j*的推荐信任值,修正 $T_{j,b}$ 得到 $T_{i,b}$;

Step5.1 若 $T_{j,b} \leq MF_Low_j$,则 $T_{i,b} = MF_Low_i (1 - \frac{MF_Low_j - T_{j,b}}{MF_Low_j})$;

Step5.2 若 $T_{j,b} \geq MF_High_j$,则 $T_{i,b} = MF_High_i (1 + \frac{(1 - MF_High_j)(T_{j,b} - MF_High_j)}{1 - MF_High_j})$;

Step5.3 若 $MF_Low_j < T_{j,b} \leq MF_Medium_j$,则 $T_{i,b} = MF_Low_i + \frac{(MF_Medium_i - MF_Low_i)(T_{j,b} - MF_Low_j)}{MF_Medium_j - MF_Low_j}$;

Step5.4 若 $MF_Medium_j < T_{j,b} < MF_High_j$,则 $T_{i,b} = MF_Medium_i + \frac{(MF_High_i - MF_Medium_i)(T_{j,b} - MF_Medium_j)}{MF_High_j - MF_Medium_j}$;

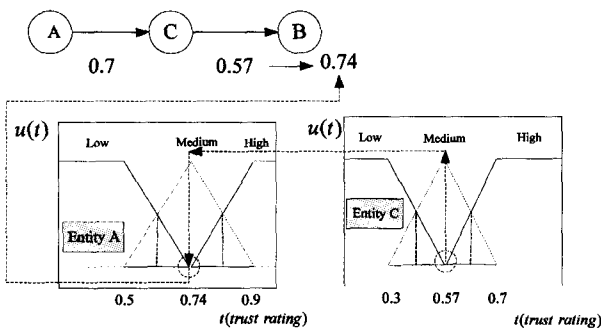


图5 信任评价修正

假设节点A对其邻居节点的信任评价的最大值为0.9、平均值为0.74、最小值为0.5,而节点C对其邻居节点的信任评价的最大值为0.7,平均值为0.57,最小值为0.3。基于推荐信任度修正算法,A对B的间接信任从0.57被修正为0.74,如图5所示。

2.3 基于相似度的推荐信任聚合

基于相似度的信任度量在现有信任模型^[5,6]中被广泛采用,但通过分析不难发现,这些模型中,相似度计算都是建立在信任评估者具有直接交互经验的基础上,而对于在系统初始化或者动态变化过程中,直接交互经验相对缺乏情况下,这种相似度就无法计算得出,因而,本文在推荐信任模糊修正的基础上,提出一种新的基于相似度的推荐信任聚合机制。

若实体*i*同时获取到多个实体对实体*j*的推荐 $T_{*,j}$ ($*$ 表示推荐实体),则可采用一种基于相似度的信任聚合方法,计算步骤如下:

(1)计算推荐信任值 $T_{\alpha,j}$ 和 $T_{\beta,j}$ 之间的相似度 $S_{1,2}$,如式(6)所示。

$$S_{\alpha,\beta} = 1 - (T_{\alpha,j} - T_{\beta,j}) \quad (6)$$

(2)若*i*获取到针对*j*的推荐数为*n*,则可利用式(6)计算出任意两信任值 $T_{\alpha,j}$ 和 $T_{\beta,j}$ ($1 \leq \alpha, \beta \leq n$)的相似度值,并可进一步表示为一个相似度矩阵S,如式(7)所示。

$$S = \begin{matrix} & T_{1,j} & T_{2,j} & \cdots & T_{n,j} \\ \begin{matrix} T_{1,j} \\ T_{2,j} \\ \vdots \\ T_{n,j} \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1-d_{12} & \cdots & 1-d_{1n} \\ 1-d_{21} & 1 & \cdots & 1-d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1-d_{n1} & 1-d_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (7)$$

(3)基于相似度矩阵计算归一化权重因子,如式(8)所示。

$$\phi_k = \frac{\sum_{j=1}^n S_{k,j}}{\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n S_{k,j}}, 1 \leq k \leq n \quad (8)$$

(4)加权聚合推荐信任,如式(9)所示。

$$T_{i,j} = \sum_{k=1}^n \phi_k \cdot T_{k,j} \quad (9)$$

3 实验分析

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,可以从多个角度来评估信任模型在解决实际问题时的效果。本文基于文献[8]的实验平台,实现了一个多Agent交互系统来对本文算法性能进行分析,同时也实现了PageRank和Tidal-Trust算法,并且对这三种算法性能进行了比较。

3.1 实验设置

本文采用模拟Agent之间的交互来替代服务计算系统中服务实体的交互,尽管这样与实际的服务系统具有一定差异,但作为检验本文算法有效性的一种模拟仿真手段,这种替代也是合理且可行的,文献[1,2,10]中均采用了与本文类似的实验环境设置以评估相应模型或算法的有效性。

(1)系统内有100个Agent,每个Agent都具有服务请求者和提供者两种角色。参照文献[8]对服务实体的建模方法,Agent的服务兴趣和服务能力分别用一个4维向量*I*和*E*来表示,记为 $I_i = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$, $E_j = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$,其中 $\alpha_i \in (0, 1)$;Agent的服务能力输出用一个4维向量*EO*来表示,记为 $EO_j = (\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4)$,其中 $\gamma_i \in (0, 1)$ 。定义两个同维度矢量的相似度 $Sim(X, Y)$ 如下:

$$\text{Sim}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^m x_i y_i}{\sqrt{m \sum_{i=1}^m x_i^2}} \quad (10)$$

(2) 服务发现 每一个 Agent 根据自己的兴趣矢量产生服务请求。并发送给自己的邻居, 邻居实体根据自己的能力矢量(若 $\text{Sim}(I_i, E_j) = 1$)对接收到的服务请求给予回答, 否则, 根据邻居列表中的实体的兴趣矢量进行相应推荐。在每个服务交互周期中, 所有的 Agent 都发起一次服务交互请求。

(3) 服务选择 在计算出各服务提供实体的信任度后, 我们以信任度的高低作为最终的服务决策依据。

(4) 交互结果评判 若 Agent i 的兴趣矢量与 Agent j 的能力矢量的相似度 $\text{Sim}(I_i, EO_j) = 1$, 则视为 i 与 j 的一次正面交互, 否则被视为一次负面交互。

(5) 信任评价获取 我们定义在 Agent i 与 Agent j 的服务交互中, 成功次数与总次数的比值为 i 对 j 的信任评价。

3.2 实验结果及分析

本文将实验环境下的服务交互成功率 ISR (Interaction Successful Rate) 和服务选择中的误判率 PFPN (Percentage of False Positives and Negatives) 作为衡量不同信任度量算法性能优劣的指标。两种指标的说明如下。

ISR 的计算式表示如下。

$$\text{ISR} = \frac{\text{某时间周期内成功的服务交互数}}{\text{某时间周期内所有的服务交互数}} \quad (11)$$

PFPN 的计算式表示如下。

$$\text{PFPN} = \frac{\text{某时间周期内错误的评价数}}{\text{某时间周期内所有服务请求者对服务提供者的信任评价数}} \quad (12)$$

式(12)中所说错误的评价包括两种情况: (1) Agent i 评价 Agent j 为可信, 而 $\text{Sim}(I_i, EO_j) < 1$; (2) Agent i 评价 Agent j 为不可信, 而 $\text{Sim}(I_i, EO_j) = 1$ 。

模拟程序运行了 100 个周期, 为提高实验数据的可靠性与准确性, 取 10 次运行结果的平均值作为最终实验结果, 如图 6、图 7 所示。

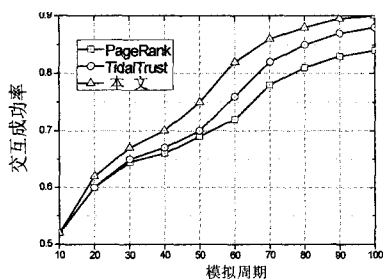


图 6 不同信任度量算法下的系统交互成功率比较

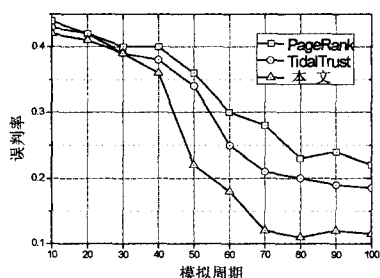


图 7 不同信任度量算法下的服务选择中的误判率比较

由图 6、图 7 可见, 系统初始时, 由于缺少信任评价数, 计

算信任值的不确定性较大, 因而误判率相对较高, 交互成功率低。随着交互的进行, 每个 Agent 对其邻居 Agent 具有充分的评价信息, 信任度量的准确性提高, 交互成功率逐渐上升, 但 PageRank 和 TidalTrust 算法由于忽略了节点间的评价尺度差异对信任评价的影响, 因此降低了信任度量结果的准确性, 但误判率仍然维持在一定水平, 相比之下, TidalTrust 算法将直接推荐 Agent 的信任评价作为间接信任度, 能够体现 Agent 之间的个性化需求的差异, 因此, 局部范围内增强了信任度量的准确性, 降低了误判率, 交互成功率得到提高。本文方法充分考虑了不同实体在评价尺度的差异, 通过获取评价价值提供方(直接推荐实体)对其邻居的所有信任评价价值构造模糊成员函数来表达信任评价尺度, 并提出一种推荐信任值的模糊修正算法, 将修正后的信任评价价值作为间接信任度, 在全局范围内提高了信任度量的准确性, 因而能有效抑制因节点之间的评价尺度的不同而引起的服务误判问题。

结束语 针对现有信任度量方法因忽略实体间信任评价尺度的差异性而普遍存在信任度量准确性下降的问题, 提出了一种新的信任度量算法, 通过获取实体对其所有邻居的信任评价价值来构造用于表达其信任评价尺度的模糊成员函数, 使得信任评价的含义能够被准确理解, 并采用模糊成员函数修正了推荐信任。在此基础上提出了一种基于相似度的推荐信任聚合方法。仿真实验表明, 相比于 PageRank 和 TidalTrust 算法, 本文方法增强了信任度量的准确性, 降低了服务误判率, 提高了服务系统的可信性。

参考文献

- [1] Wang J, Sun H J. A new evidential trust model for open communities[J]. Journal of Computer Standards & Interfaces, 2009, 31(5): 994-1001
- [2] Yu B, Singh M P. An evidential model of distributed reputation management[C]//Proceedings of 1st International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agents Systems (AA-MAS'02). Bologna, Italy, 2002
- [3] 张明武, 杨波, 禹勇. 基于 D-S 理论的分布式信任模型[J]. 武汉大学学报: 自然科学版, 2009, 55(1): 41-44
- [4] Jøsang A, Pope S. Semantic Constraints for Trust Transitivity [C]//Proceedings of the 2nd Asia-Pacific Conference on Conceptual Modeling. Australia, 2005
- [5] Xie Z, Geng Y, Bi J. STTM: Similarity Transitivity Chain Based Trust Model in P2P Environment[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC2010). South Africa, 2010
- [6] 詹涛, 周兴社, 杨刚. 基于相似度的分布式信任模型[J]. 西北工业大学学报: 自然科学版, 2010, 28(1): 67-71
- [7] Ziegler C, Lausen G. Propagation Models for Trust and Distrust in Social Networks[J]. Information Systems Frontiers, 2005, 7(4/5): 337-358
- [8] Page L, Brin S, Motwani R, et al. The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web[R]. Stanford Digital Library Technologies Project, 1998
- [9] Golbeck J A. Computing and Applying Trust in Web-based Social Networks[D]. Dissertation University of Maryland-College Park, 2005
- [10] Yu B, Singh M P. An evidential model of distributed reputation management[C]//Proceedings of 1st International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agents Systems (AA-MAS'02). Bologna, Italy, 2002