中国科学 E 辑：信息科学 2008 年 第 38 卷 第 10 期：1747 ~ 1759
www.scichina.com info.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE IN CHINA PRESS

RRM：一种具有激励机制的信誉模型

张洪[①②*]，段海新[①③]，刘武[①③]

① 清华信息科学与技术国家实验室(筹)，北京 100084;
② 清华大学信息学院计算机科学与技术系，北京 100084;
③ 清华大学信息网络工程研究中心，北京 100084
* E-mail: zhang-hong04@mails.tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2008-06-03; 接受日期: 2008-06-30
国家重点基础研究发展计划(批准号：2003CB314800)，国家自然科学基金(批准号：60203044)和国家信息安全管理中心(批准号: 2007A07)资助项目

摘要 信誉系统是一种重要的网络安全机制，被广泛应用于在线电子交易系统等领域，其目的在于激励用户提供真实可信的服务以及遏制非法用户的各种欺骗行为，从而维护诚实用户的合法利益. 分析了现有信誉模型所存在的问题，并针对这些问题提出了一种具有激励机制的信誉模型. 该模型通过建立相应的鼓励与惩罚机制，不仅能激励用户持续地提供真实可信的服务，也能对非法用户的欺骗行为及时作出惩罚. 模拟实验结果显示，该模型能够有效的抵制常见的恶意行为并保护诚实用户的合法利益.

关键词
信誉模型
分布式系统
信任机制
网络安全

随着互联网技术的不断发展，人们越来越多的利用网络进行交流与合作，例如在线交易[1]、资源共享等[2]. 然而，由于互联网无法保证交互双方行为的确定性与可靠性，用户必须承担一定的交互风险[3]，例如在选择交互对象时难以确认对方是否可信，如果选择不当，就可能造成交互失败，用户可能会遭受到一定的经济损失. 为了解决这类问题，人们提出了信誉系统(reputation system)[4~6]，该系统通过收集和分析其他用户的历史行为来预测他们在未来交互中可能的行为，从而为交互对象的选择提供一定的依据. 在信誉系统的帮助下，用户选择一个信誉度较高的用户进行交互，从而降低交互失败的风险，避免遭受损失. 信誉系统的出现弥补了传统安全机制在评价用户行为方面的不足，促进了电子商务与资源共享等网络应用的迅速发展.

信誉系统的本质是对用户的行为进行评分(rating)，然后将这些评分按照一定的规则进行计算，从而得到该用户行为的信誉度，并将这些信誉度提供给网络上的其他用户进行参考. 信誉系统主要有 2 方面的作用[7]: ① 激励用户向其他用户提供真实可信的服务. ② 遏制非法用户的欺骗行为，保护其他用户的合法利益，维护一个良好有序的网络交互环境.

一个信誉系统主要由 2 部分组成: ① 系统结构，是指以何种方式组织用户，如何存放和

发布用户的信誉信息等, 现有的信誉系统主要采用集中式结构[5,8]或分布式结构[9~11]. ② 信誉模型[12], 是指对收集到的用户历史信息如何处理, 从而得到一个能较为准确客观地反映用户行为特点的信誉值. 信誉模型的设计关系到整个信誉系统能否为用户提供有效的交互指导, 因此它是信誉系统的核心部分, 也是现在的研究热点.

1 相关工作

作为一种有效的用户行为评价机制, 信誉系统成为近些年来研究领域和应用领域的研究热点. 在本节中, 我们将介绍几种较为常用的信誉模型.

平均信誉模型(average reputation model)[13]是由Jurca和Faltings提出的, 该模型假设用户的行为在时间上具有一定的一致性, 因此将其他用户对该用户的历史评价累加后取平均值, 所求得的平均值就是该用户的信誉值. Josang根据Bayes公式提出了Beta信誉模型[14], 该模型将用户所得到的历史评价分正面评价与负面评价, 根据这些评价计算出用户在下一次交互中执行可信行为的概率, 这个概率被称为用户的信誉值. eBay[15]是现在全球最大的电子商务网站, 交互双方在网站上完成交易后可以对彼此的表现进行评价(–1 表示负面评价, 0 表示中性评价, 1 表示正面评价[16]), eBay的信誉机制将正面评价数占总评价数的百分比作为用户的信任值[17]. Dellarocas分析了eBay等信誉系统的在线反馈机制后, 提出了OnlyLast信誉模型[18], 该模型只考虑了用户最近一次的交互行为而忽略更早以前的行为, 通过实验, Dellarocas证明该模型仍然能够对用户行为进行较为有效的评估.

在对上述诸多信誉模型的分析过程中, 我们发现它们的不足之处主要体现在以下 2 个方面:

1) 这些模型将用户的历史行为作为一系列离散的事件进行考虑, 而没有认识到用户行为的持续的重要性. 例如在 eBay 信誉系统中, 提供 100 次真实可信服务的用户的信誉值和提供 1 次真实可信服务的用户的信誉值一样, 都是 100%, 那么这对那些长时间保持真实可信行为的用户来说就显得不公平, 这样的机制就无法激励他们继续提供真实可信的服务.

2) 这些信誉模型不能及时对非法用户的欺骗行为做出反应, 因此非法用户可以通过一些特定的欺骗行为来获取较高的信誉值. 以 eBay 信誉系统为例, 非法用户可以在提供了 99 次真实可信服务之后提供一次非真实不可信的服务, eBay 信誉模型所计算的该用户的信誉值为 99%, 而对于其他用户来说, 99%与 100%的差别并不大, 他们很可能会在以后的交互中与这个用户进行交互而受到欺骗.

为了解决上述问题, 我们提出弹性信誉模型(resilient reputation model, RRM). 该模型具有较好的激励机制, 它将用户行为的持续性作为评估其信誉值的一个重要因素, 促使用户向其他用户持续地提供真实可信的服务. 另外该模型还有着较为严厉的惩罚机制, 可以及时地对用户的各种欺骗行为进行处罚, 增加他们在后继交互中的难度, 从而有效地维护诚实用户的合法利益, 防止非法用户获得非法利益.

2 RRM 模型

在本节中, 我们将首先介绍弹性信誉模型的两个设计目标, 然后给出本文对信誉的定义, 最后详细介绍模型的信誉值计算方法.

2.1 设计目标

激励目标: 弹性信誉模型(RRM)的第 1 个目标是要激励用户持续性的为其他用户提供真实可信的服务, 因此如果一个用户长时间持续性的提供了这类服务, 那么他的信誉值将远远高出那些只是间断性的提供真实可信服务的用户.

惩罚目标: 弹性信誉模型的第 2 个目标是要遏制非法用户向其他用户提供非真实不可信的服务, 因此一旦某个用户提供了这类服务, 那么他的信誉值将被急剧的降低, 从而对其他用户起到警示作用, 也增加了该用户在后继交互过程中被其他用户接受的难度.

2.2 RRM 模型定义与表示

在 RRM 模型中, 我们将用户的信誉值分为局部信誉值与全局信誉值.

定义 1 局部信誉值表示用户 i 与用户 j 通过直接交互并相互评价后所形成的评价值, 用$(R_{i,j})$表示.

定义 2 全局信誉值是用户 i 将系统中多个用户对用户 j 的局部信誉值进行综合后所得到的评价值, 用$(T_{i,j})$表示.

通过定义我们可以看出, 局部信誉值往往带有一定的主观性和局部性, 而全局信誉值更能较为客观的反映用户总体上的行为特点, 因此为了对一个用户进行较为公正的评价, 我们必须通过计算局部信誉值来获得该用户的全局信誉值.

为了计算用户的局部信誉值, 我们还引入了一个局部历史信誉值的变量(${}_hR_{i,j}^k$), 该变量表示了用户 i 与用户 j 在历史交互中的评价值. 例如, 对于双方的第 k 次交互来说, 用户 i 对用户 j 的评分为 $r_{i,j}^k$, 当用户 i 认为用户 j 的服务真实可信时, $r_{i,j}^k \in (0,1]$; 当用户 i 认为用户 j 的服务非真实不可信时, $r_{i,j}^k=0$. 在得到了 i 对 j 的评分后, RRM 模型将更新用户 i 对用户 j 的局部历史信誉值:

$$ {}_hR_{i,j}^k = \begin{cases} 0, & r_{i,j}^k = 0, \\ \alpha\, {}_hR_{i,j}^k + (1-\alpha) r_{i,j}^k * c_{i,j}^k, & r_{i,j}^k \in (0,1], \end{cases} \tag{1} $$

其中, 参数 α 被称为历史因子, 它表示在计算局部历史信誉值时, 以前的信誉值所占的比重. α取值为(0,1), $\alpha \to 1$ 表示用户以前的信誉值在计算新的信誉值时起主要作用, 最近一次的交互评分对计算局部历史信誉值的影响很小; 而$\alpha \to 0$ 表示最近一次的交互评分起主要作用, 而用户之前的信誉值对现有信誉值的影响非常小. 参数 $c_{i,j}^k$ 表示第 k 次交互的上下文, 在本文中, $c_{i,j}^k$ 表示本次交互的价值量.

我们在 2.1 小节中提到, RRM 的目的之一是要鼓励用户长时间持续性的提供真实可信的服务, 因此我们定义了最近持续真实可信服务次数(latest continuous times of good service, LCTGS)以及持续因子(permanence factor, PF).

定义 3 最近持续真实可信服务次数表示一个用户自起始时刻或上次非真实不可信服务后重新持续提供真实可信服务的次数.

例如, 一个用户在与其他用户交互后得到的评分为{1, 0.8, 0, 0.9, 0.4, 1}, 那么该用户的最

近持续真实可信服务次数为 3. 当该用户在最近完成一次交互后收到一个负面评分($r_{i,j}^{k}$ =0)时, 该用户的最近持续真实可信服务次数就被降为0, 否则该用户的最近持续真实可信服务次数为LCTGS=3+1=4.

定义 4 持续因子是根据用户的最近持续真实可信服务次数所得到的表示该用户持续提供真实可信服务的系数.

持续因子的取值为[0,1], 它与最近持续真实可信服务次数的关系为:

$$\mathrm{PF} = f(\mathrm{LCTGS}). \tag{2}$$

函数 f 的作用是将最近持续真实可信服务次数映射为持续因子, 由于 RRM 需要激励用户持续性的提供真实可信的服务, 函数 f 应该具有如下 2 个性质:

性质 1 $f(a)<f(b)$, 当 $0<a<b$.

性质 2 $f(0)=0$, 且 $\lim_{x\to\infty} f(x)=1$.

根据上述性质, 在本文中我们选择使用归一化的反正切函数作为最近持续真实可信服务次数映射到持续因子的映射函数:

$$f = \frac{a\tan(\mathrm{LCTGS}-a)+a\tan(a)}{\pi/2+a\tan(a)}, \tag{3}$$

其中, 参数α是一个控制持续因子增长速度的参数, 图 1 显示了公式(3)的曲线. 从图中我们可以看到, 当用户的最近持续诚实服务次数小于参数α时, 他的持续因子的值上升得较为缓慢; 当用户的最近持续诚实服务次数大于参数α时, 他的持续因子的值将较快上升, 最后达到一个平稳的状态. 这样一个增长过程可以激励用户持续地提供真实可信服务, 积累较大的最近持续真实可信服务次数, 从而获得较高的持续因子系数.

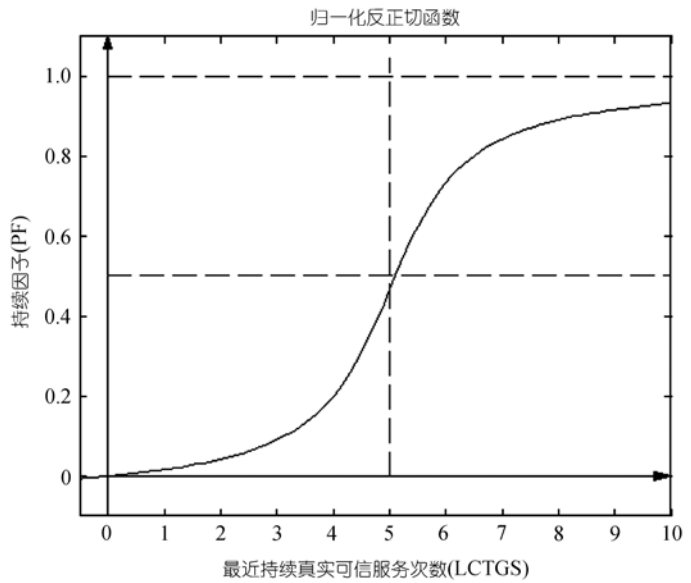

图 1 持续因子计算函数曲线图 $\mathrm{PF}=\frac{a\tan(\mathrm{LCTGS}-a)+a\tan(a)}{\pi/2+a\tan(a)}$, 其中 a=5

在得到用户 j 的持续因子系数 PF_j 后, 我们可以按照下式求出用户的局部信誉值:

$$R_{i,j}^{k} = {}_{h}R_{i,j}^{k} * \mathrm{PF}_j. \tag{4}$$

通过收集系统内其他用户对用户 j 的局部信誉值, 用户 i 通过下式计算用户 j 的全局信誉值:

$$T_{i,j} = (1-\beta)R_{i,j} + \beta\frac{\sum_{k=1}^{N} R_{i,k} * R_{k,j}}{N}, \quad 0 \leqslant \beta \leqslant 1, \tag{5}$$

其中 N 是推荐用户的个数, 参数β被称为推荐系数, 如果$\beta \to 1$, 则表示用户 i 与用户 j 之间的直接交互关系不被考虑; 而当$\beta \to 0$ 时表示只考虑用户 i 与用户 j 之间的直接交互关系. 在计算全局信誉值时, 推荐者的信誉值作为推荐信誉系数, 通过这个系数可以防止用户对别的用户进行推荐时实施夸大或诋毁等行为.

当获得用户 j 的全局信誉值后, 用户 i 就可以根据自己的信任策略决定是否信任用户 j 以及是否进行后继的交互:

$$\begin{cases} \text{Trsut}, & T_{i,j} \geqslant T, \\ \text{Distrust}, & \text{其他}, \end{cases} \tag{6}$$

其中, 参数 T 是信任阈值. 在本文中, 我们使用当前交互的价值作为信任阈值 T, 即当且仅当 $T_{i,j} \geqslant V_{\text{transaction}}$ 时, 用户 i 才信任并接受用户 j 的交互请求.

3 仿真实验

为了验证 RRM 模型的有效性, 我们模拟了一个 P2P 文件共享系统的交互环境. 本节首先介绍仿真实验的工作原理, 其次对用户的行为进行分类, 最后我们提出了一个评价指标用于评价 RRM 模型的有效性.

3.1 仿真实验工作原理

我们在RePast[19~21]的基础上模拟实现了一个P2P文件共享系统的交互环境. RePast是一个多用户模拟工具集, 它的模拟机制基于时间分片. 在每个时间分片上, 用户都会与另一个用户进行交互, 当交互完成后, 交互双方将对对方的服务进行评分, 系统将根据这些评分对所有用户的局部信誉值和全局信誉值分别进行更新.

在一个交互过程中, 每个用户可以扮演下面 3 种角色之一: 服务请求者(Requester)、服务提供者(Provider)以及服务推荐者(Recommender). 服务提供者会向其他用户提出服务请求, 服务提供者负责响应这些请求, 而服务推荐者负责向双方提供有关的信誉信息. 交互过程如图 2 所示.

步骤 1 服务请求者先向系统中的其他用户发送服务查询信息 QueryService(SERVICE).

步骤 2 能够提供这些服务的用户在收到服务请求后, 将发送服务响应信息 QueryResult (SERVICE)给服务的请求者.

步骤 3 服务请求者从其中选择一个服务提供者, 然后发送一个向自己所信赖的服务推荐者发送信誉查询信息 QueryReputation(PROVIDER).

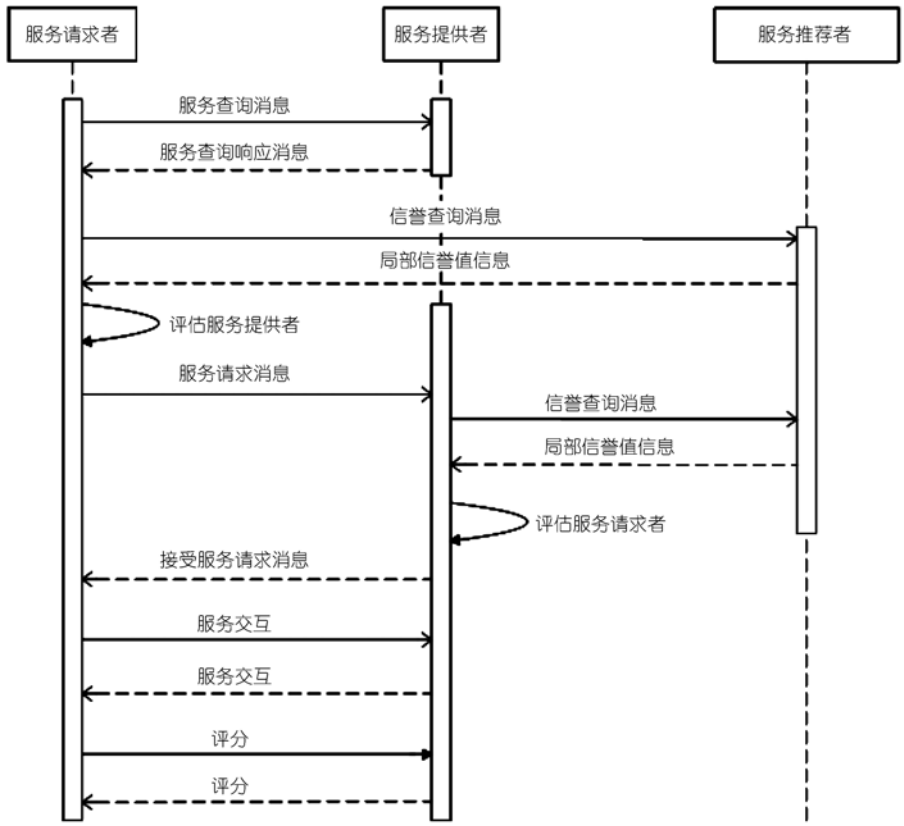

图 2　模拟交互过程

步骤 4　服务推荐者收到信誉查询信息后, 将自己所了解的该用户的局部信誉值信息 ReputationValue(PROVIDER)返回给服务请求者.

步骤 5　服务请求者将自己所接受到的局部信誉值进行综合, 然后根据自己的信任策略决定是否接受步骤 3 中所选择的服务提供者.

步骤 6　如果服务请求者认为该服务者可以信赖, 他将向该服务提供者发出执行服务的请求信息 RequestService(SERVICE); 否则他将重复步骤 3 直到找到一个可以信赖的服务提供者.

步骤 7~9　服务提供者同样会执行步骤 3~5 来评估服务请求者的可信度.

步骤 10　如果认为服务请求者可信, 服务提供者将向服务请求者发送同意执行服务请求的信息 AcceptServiceRequest(SERVICE); 否则服务提供者将拒绝服务请求者的请求.

步骤 11, 12　如果服务请求者与服务提供者都同意与对方进行交互, 那么双方将完成本次交操作.

步骤 13, 14　当本次交互完成后, 服务请求者与服务提供者将根据本次交互结果为对方评分.

3.2 用户行为分类

我们根据用户所提供的服务的真实可信度和交互后评分的公平性对用户的行为进行分类, 主要分为下面 4 种类型:

● 诚实用户(sincere user): 该类用户向系统中的其他用户提供真实可信的服务, 并在交互结束后为对方提供公平的评分.

● 欺骗用户(traitorous user): 欺骗用户在自身信誉值低于某个阈值时将为其他用户提供真实可信的服务和公平的评分, 通过这些服务来为自己积累信誉值; 而当自己的信誉值高于某个阈值时就会提供非真实不可信的服务来为自己谋取非法利益, 并且为对方提供不公平的评分以诋毁用户的信誉值.

● 恶意用户(malicious user): 恶意用户始终为系统中的其他用户提供非真实不可信服务和不公平的评分.

● 合谋用户(collusive user): 合谋用户是指一部分非法用户形成一个团伙, 他们通常相互哄抬彼此之间的信誉值, 同时诋毁合法用户的信誉值, 从而欺骗其他用户信任自己而拒绝与合法用户的交互.

3.3 评价指标

信誉模型的作用是帮助系统中的用户评估其交互对象的信誉度, 并决定是否在后继的交互中信任对方. 一个有效的信誉模型必须能够有效的维护合法用户的利益而遏制非法用户的各种欺骗行为, 因此我们认为评价一个信誉系统有效性的重要指标就是用户的成功交互率(successful transaction percentage).

定义 5 成功交互率被定义为成功完成的交互次数占所有服务请求数的比率, 成功完成的交互是指交互双方都认为对方的行为是真实可信的.

成功交互率由下式计算得到:

$$\text{SuccessTransactionPercentage} = \frac{N_{\text{success}}}{N_{\text{total}}}, \tag{7}$$

其中 N_{success} 代表成功完成的交互次数, N_{total} 则表示交互请求的总数.

成功交互率的高低可以反映出 RRM 能否有效帮助合法用户准确地识别出非法用户, 以及能否遏制非法用户的欺骗行为. 由于交互双方是以对方的信誉值作为判断依据的, 信誉值越高的用户被其他用户信任的概率就越大, 反之则越小. 如果合法用户的成功交互率较高, 则表明他们可以通过持续地提供真实可信的服务来获得较高的信誉值, 从而得到更多用户的认可与信任; 而如果非法用户的成功交互率较低则表示他们无法通过欺骗行为获得较高的信誉值, 也就无法欺骗其他用户与自己进行交互而获得非法利益.

4 仿真实验结果与讨论

我们设计了 4 个仿真场景, 分别测试了RRM模型在遏制欺骗用户、恶意用户以及合谋用户的非法行为的有效性. 为了体现RRM模型的优越性, 我们还仿真了一些常见的信誉模型(Average[13], Beta[14], eBay[15]及OnlyLast[18]), 并对它们的性能进行了对比.

4.1 遏制欺骗用户行为仿真实验

本场景的目的在于测试 RRM 模型遏制欺骗用户行为的有效性, 表 1 显示了相关的模拟参数.

表 1 遏制欺骗用户行为仿真实验参数

参数名	描述	值
M	模拟交互数	1000
N	系统用户数	200
PS	诚实用户百分比	100%~0%
PT	欺骗用户百分比	0%~100%
Sthreshold	欺骗用户执行诚实行为的信誉阈值	0.1
Mthreshold	欺骗用户执行恶意行为的信誉阈值	0.2
T	用户与其他用户交互的概率	0.75

在这个场景中, 我们只模拟了诚实用户与欺骗用户的行为, 其中诚实用户的百分比由 100%逐渐降为 0%, 而欺骗用户的百分比由 0%逐渐上升至 100%. 当欺骗用户的信誉值低于参数 Sthreshold 时, 他将提供真实可信的服务, 而当他的信誉值高于 Mthreshold 时, 他将转为提供非真实不可信的服务.

图 3(a)和(b)分别显示了随着诚实用户的百分比的变化, 诚实用户与欺骗用户的成功交互率的变化情况. 从中我们可以看出: ① 随着 2 类用户百分比的变化, 诚实用户在交互过程中将遇到越来越多的欺骗用户, 因此他们的成功交互率将逐渐下降; 而由于欺骗用户除了向诚实用户提供非真实不可信服务外, 也会向其他欺骗用户提供这种服务, 因此他们的成功交互率也会逐渐下降. ② 从图 3(a)中, 我们可以看出, 与其他常见的信誉模型相比, RRM 模型能够较好地提高诚实用户的成功交互率, 因此能够有效的防止诚实用户在交互过程中受到欺骗. ③ 从图 3(b)中, 我们可以看出欺骗用户在 RRM 模型的成功交互率远低于 Average 和 Beta 2 种模型而与 eBay 和 OnlyLast 模型较为接近(逐步趋向于 0%), 说明 RRM 模型能够有效的遏制欺骗用户的非法行为.

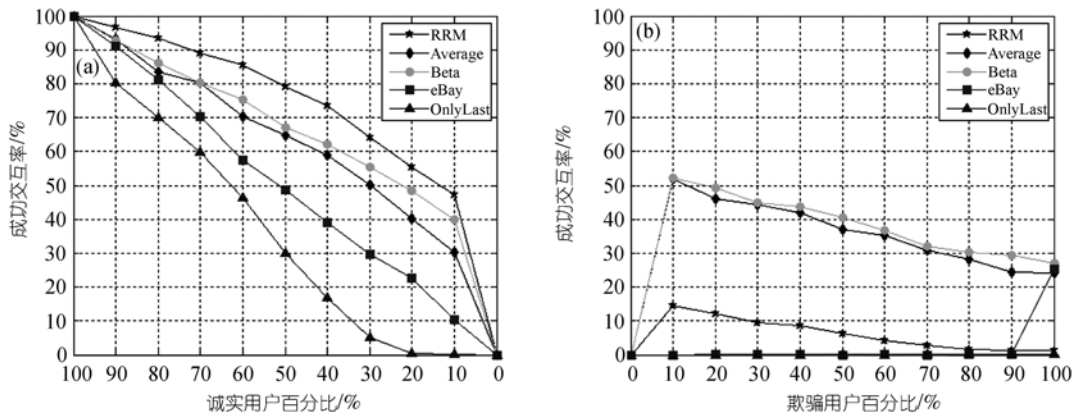

图 3 诚实用户与欺骗用户的成功交互率

(a) 成功交互率(诚实用户); (b) 成功交互率(欺骗用户)

4.2 遏制恶意用户行为仿真实验

本场景的目的在于测试 RRM 模型遏制恶意用户行为的有效性, 表 2 显示了相关的模拟参数.

表 2 遏制恶意用户行为仿真实验参数

参数名	描述	值
M	模拟交互次数	1000
N	系统用户数	200
PS	诚实用户百分比	100%~0%
PM	恶意用户百分比	0%~100%
MRATE	恶意用户执行恶意行为的概率	100%
T	用户与其他用户交互的概率	0.75

在本场景中, 我们只模拟了诚实用户与恶意用户 2 种行为, 其中诚实用户百分比由 100%逐渐下降至 0%, 而恶意用户的百分比由 0%逐渐上升至 100%. 参数 MRATE 代表恶意用户执行恶意行为的概率(MRATE=100%表示恶意用户在模拟过程中始终执行恶意行为).

图 4(a)和(b)分别显示了随着诚实用户的百分比的变化, 诚实用户与恶意用户的成功交互率的变化情况. 从中我们可以看出: ① 随着 2 类用户百分比的变化, 诚实用户在交互过程中将遇到越来越多的恶意用户, 因此他们的成功交互率将逐渐下降; 而由于恶意用户除了向诚实用户提供非真实不可信服务外, 也会向其他恶意用户提供这些服务, 因此他们的成功交互率也会逐渐下降. ② 从图 4(a)中, 我们可以看出, 与其他常见的信誉模型相比, 由于 RRM 模型在用户提供非真实不可信服务后, 能够及时对这些用户进行惩罚, 它能够较好的提高诚实用户的成功交互率(即使在恶意用户百分比达到 90%的时候, 诚实用户的成功交互率也能够维持在 90%左右), 从而能够有效的防止诚实用户在交互过程中受到欺骗. ③ 从图 4(b)中, 我们可以看出欺骗用户在 RRM 模型的成功交互率远低于 Beta 模型, 而与 Average、eBay 和 OnlyLast 模型较为接近(逐步趋近于 0%), 从而说明 RRM 模型能够有效的遏制恶意用户的非法行为.

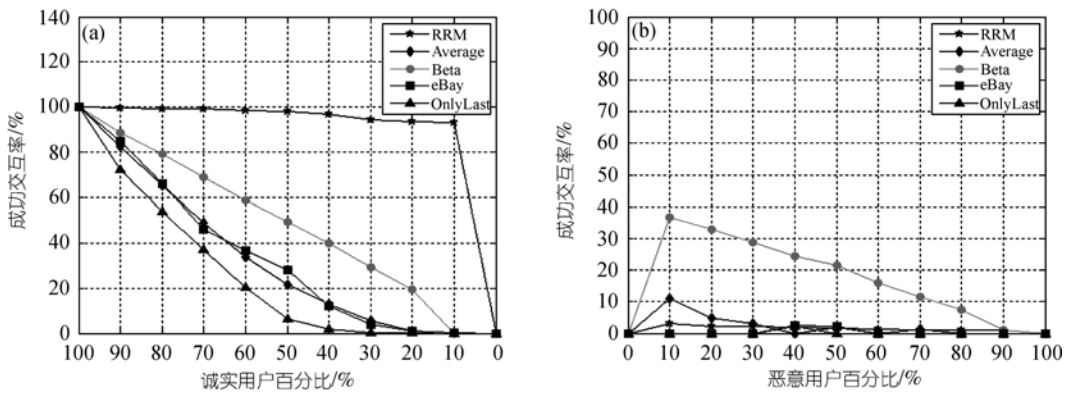

图 4 诚实用户与恶意用户的成功交互率

(a) 成功交互率(诚实用户); (b) 成功交互率(欺骗用户)

4.3 遏制合谋用户行为仿真实验

本场景的目的在于测试 RRM 系模型遏制合谋用户行为的有效性, 表 3 显示了相关的模拟参数.

表 3 遏制合谋用户行为仿真实验参数

参数名	描述	值
M	模拟交互次数	1000
N	系统用户数	200
PS	诚实用户百分比	100%~0%
PC	合谋用户百分比	0%~100%
GN	合谋用户在交互过程中寻找合伙用户的次数	10
T	用户与其他用户进行交互的概率	0.75

在本场景中, 我们只模拟了诚实用户与合谋用户 2 种行为, 其中诚实用户百分比由 100%逐渐下降至 0%, 而合谋用户的百分比由 0%逐渐上升至 100%. 参数 GN 表示合谋用户在一次交互过程中寻找其他合谋用户的次数.

图 5(a)和(b)分别显示了随着诚实用户的百分比的变化, 诚实用户与合谋用户的成功交互率的变化情况. 从中我们可以看出: ① 随着两类用户百分比的变化, 诚实用户在交互过程中将遇到越来越多的合谋用户, 因此他们的成功交互率将逐渐下降; 而由于合谋用户除了欺骗诚实用户外, 他们还彼此之间进行虚假的交互以累积自己的信誉值, 因此合谋用户的成功交互率会逐渐上升. ② 从图 5(a)中, 我们可以看出, 与其他常见的信誉模型相比, 尽管合谋用户可以彼此之间哄抬信誉值, 但是一旦这类用户执行了非法行为, RRM 模型将会及时对这些用户进行惩罚, 因此它能够较好的提高诚实用户的成功交互率(当合谋用户百分比达到 40%时, 诚实用户的成功交互率也能够维持在 90%左右), 从而能够有效的防止诚实用户在交互过程中受到欺骗. ③ 从图 3(b)中, 我们可以看出合谋用户在 RRM 模型的成功交互率远低于 Average、Beta 和 eBay 模型而与 OnlyLast 模型较为接近(低于 10%), 说明 RRM 模型能够有效的遏制合谋用户的非法行为.

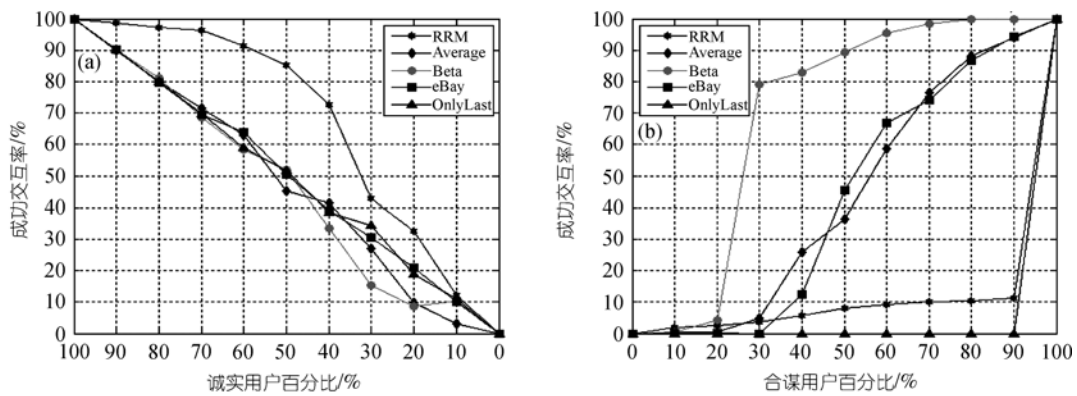

图 5 诚实用户与合谋用户的成功交互率

(a) 成功交互率(诚实用户); (b) 成功交互率(合谋用户)

4.4 综合仿真实验

本场景的目的在于测试 RRM 模型在多种非法用户(欺骗用户、恶意用户以及合谋用户)共存情况下的有效性, 表 4 显示了相关的模拟参数.

表 4 综合仿真实验参数

参数名	描述	值
M	模拟交互次数	1000
N	系统用户数	200
PS	诚实用户百分比	100%~10%
PT	欺骗用户百分比	0%~30%
PM	恶意用户百分比	0%~30%
PC	合谋用户百分比	0%~30%
Sthreshold	欺骗用户执行诚实行为的信任阈值	0.1
Mthreshold	欺骗用户执行欺骗行为的信任阈值	0.2
MRATE	恶意用户执行恶意行为的概率	100%
GN	合谋用户在一次交互中寻找合伙用户的次数	10
T	用户与其他用户进行交互的概率	0.75

在本场景中, 我们同时模拟了诚实用户、欺骗用户、恶意用户以及合谋用户 4 种行为, 其中欺骗用户、恶意用户以及合谋用户的百分比同时由 0%逐渐上升至 30%, 而诚实用户百分比则由 100%逐渐下降至 10%.

图 6(a)~(d)分别显示了诚实用户、欺骗用户、恶意用户以及合谋用户的成功交互率的变

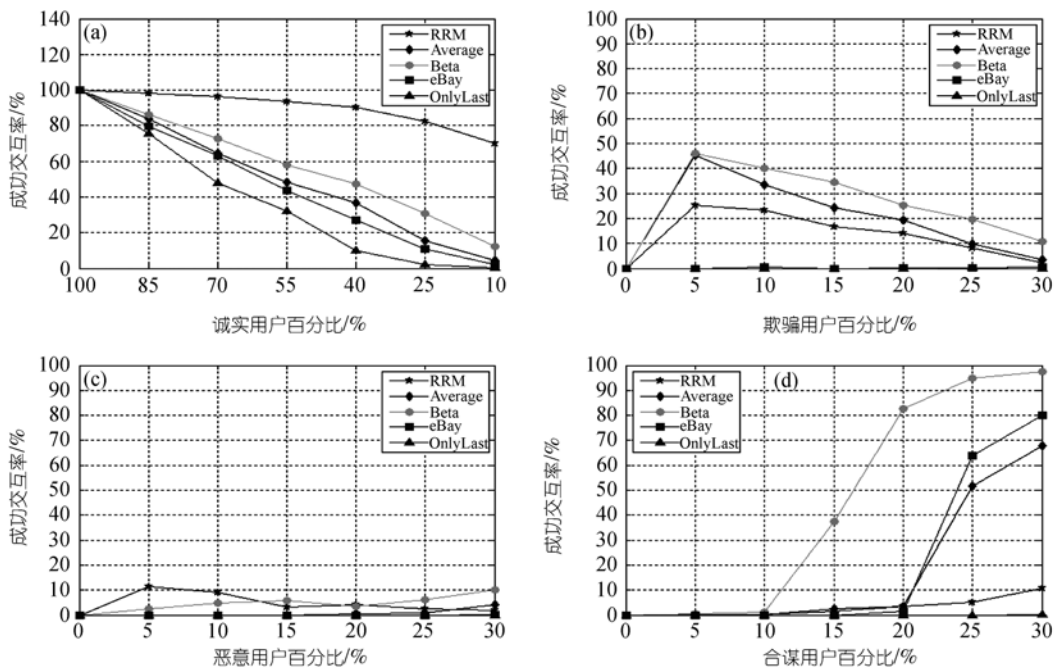

图 6 诚实用户、欺骗用户、恶意用户以及合谋用户的成功交互率

(a) 成功交互率(诚实用户); (b) 成功交互率(欺骗用户); (c) 成功交互率(恶意用户); (d) 成功交互率(合谋用户)

化情况. 从中我们可以看出与其他信誉模型相比, RRM 模型能较好地提高诚实用户的成功交互率, 以及遏制其他非法用户的成功交互率, 从而保护合法用户的利益, 防止非法用户损害诚实用户的利益.

5 结论

本文分析了现有信誉模型存在的不足, 有针对性地提出了弹性信誉模型(RRM). 该模型充分考虑了用户行为的持续性特点, 建立了激励与惩罚机制, 不仅能够激励用户持续的提供真实可信的服务, 同时也能及时对非法用户进行惩罚, 从而维护合法用户的利益. 本文还设计了一个分布式的仿真实验来评估 RRM 模型的有效性, 并与几种常见的信誉模型进行了比较. 实验结果表明, 与现有信誉模型相比, RRM 能够有效提高诚实用户的成功交互率并遏制非法用户的成功交互率.

RRM 模型的不足之处在于: ① RRM 模型依赖于用户交互后对对方的评分反馈, 系统中可能存在一些自私用户在交互完成后不向系统提供任何反馈, RRM 模型没有对这类用户进行相应的处理. ② RRM 模型目前还无法区分用户提供的不公平的评分反馈.

本文进一步的工作在于解决上面 2 个不足之处, 采取一定的激励措施来鼓励用户提供公平的评价反馈. 此外, 我们还计划将 RRM 模型用于一些实际的应用环境, 例如 P2P 文件共享系统等, 以对模型进行, 进一步的评估与完善.

参考文献

1 Chrysanthos D. Reputation mechanism mesign in online trading environments with pure moral hazard. Inf Syst Res, 2005, 16 (2): 209—230 [DOI]

2 Kevin W, Emin G S. Experience with an object reputation system for peer-to-peer filesharing. In: Proceedings of the 3rd Symposium on Networked Systems Design & Implementation. Berkeley: USENIX Association, 2006, 1—14

3 Luke T, Jigar P, Nicholas R, et al. TRAVOS: trust and reputation in the context of inaccurate information sources. Autont Agentt Multi-Agent Systt, 2006, 12(2): 183—198 [DOI]

4 Resnick P, Kuwabara K, Zeckhauser R, et al. Reputation systems. Commun ACM, 2000, 43(12): 45—48 [DOI]

5 Josang A, Ismail R, Boyd C. A survey of trust and reputation systems for online service provision. Dec Supp Syst, 2007, 43(2): 618—644 [DOI]

6 Chang E, Dillon T S, Hussain F K. Trust and reputation relationships in service-oriented environments. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Information Technology and Applications (ICITA 2005). Sydney: IEEE, 2005. 4—14

7 Jurca R, Faltings B. An Incentive compatible reputation mechanism. In: Proceedings of the IEEE International Conference on E-Commerce, 2003. 285—292

8 Trung D H, Nicholas R J, Nigel R S. An integrated trust and reputation model for open multi-agent systems. Autonom Agent Multi-Agent Syst, 2006, 13(2): 119—154 [DOI]

9 Marti S, Garcia M H. Taxonomy of trust: categorizing p2p reputation systems. Comp Netw, 2006, 50(4): 472—484 [DOI]

10 Xiong L, Liu L. PeerTrust: supporting reputation-based trust for peer-to-peer electronic communities. IEEE Trans Knowl Data Engin, 2004, 16(7): 843—857 [DOI]

11 Abdul-Rahman A, Hailes S. A distributed trust model. In: Proceedings of New Security Paradigms Workshop. New York: ACM, 1997. 48—60
12 Papaioannou T G, Stamoulis G D. Effective use of reputation in peer-to-peer environments. In: Proceedings of IEEE International Symposium on Cluster Computing and the Grid, 2004. 259—268
13 Jurca R, Faltings B. Towards incentive-compatible reputation management. Trust, Reputation, and Security: Theories and Practice. Berlin / Heidelberg: Springer, 2002. 138—147
14 Josang A, Ismail R. The beta reputation system. In: Proceedings of the 15th Bled Conference on Electronic Commerce, 2002. 324—337
15 eBay. The world's online marketplace. http://www.ebay.com/
16 Resnick P, Zeckhauser R, Swanson J, et al. The value of reputation on eBay: a controlled experiment. Exp Econ, 2006, 9(2): 79—101 [DOI]
17 Houser D, Wooders J. Reputation in auctions: theory and evidence from eBay. J Econ Managt Strat, 2007, 15(2): 353—370 [DOI]
18 Dellarocas C. Efficiency and robustness of eBay-like online feedback mechanisms in environments with moral hazard. Working Paper. Cambridge: Sloan School of Management, MIT, 2003
19 Repast 3: Recursive Porous Agent Simulation Toolkit. Version 3. http://repast.sourceforge.net
20 North M J, Collier N T, Vos J R. Experiences creating three implementations of the repast agent modeling toolkit. ACM Trans Model Comp Simul, 2006, 16(1): 1—25 [DOI]
21 Rasmusson L, Jansson S. Simulated social control for secure internet commerce. New Security Paradigms Workshop. New York: ACM, 1996. 18—26