



论 文

网络在线交易动态信任计算模型与信誉管理机制

蒋伟进^{①②}, 许宇胜^③, 郭宏^③, 张莲梅^{④*}

① 湖南商学院计算机与信息工程学院, 长沙 410205

② 国防科技大学计算机学院, 长沙 410073

③ 中国北方导航控制技术股份有限公司, 北京 100176

④ 武汉大学电气工程学院, 武汉 430072

* 通信作者. E-mail: lloottuuss@163.com

收稿日期: 2013-11-22; 接受日期: 2014-04-30

国家自然科学基金 (批准号: 61472136, 21106036)、教育部人文社科研究规划基金项目 (批准号: 11YJAZH039)、湖南省自然科学基金项目 (批准号: 10JJ5064) 和湖南省重点学科建设项目资助

摘要 当前, 在 C2C 网上拍卖交易领域, 各种各样的恶意行为层出不穷, 信任缺失信誉欺诈现象非常突出, 因此, 如何建立有效的信任机制已成为亟待解决的问题. 在分析现有网络信任交易机制局限性的基础上, 针对网络交易信任问题的动态性、匿名性、虚拟性等特点, 提出一种基于多 Agent 系统的网络交易动态信任计算模型与信誉系统. 模型包括 3 部分: 第一部分为用户时域的信任度, 旨在着重近期历史信誉状况对现期信任度的影响, 激励用户采取一致的合作策略; 第二部分是对信誉反馈评分的加权平均计算, 权重部分主要引入了信誉反馈评分人的信任度 (反馈评分的可信性)、交易价值 (防止“信誉榨取”)、时间折现 (“防范信誉波动”) 等因素; 第三部分为社区贡献加权, 旨在根据某一时域内, 一用户对社区其他成员所采取的行为情况, 增加或减少此时该用户的信任值, 达到孤立信誉反馈提交、惩治欺诈行为的目的. 建立了事前开展防范、事中进行协调、事后给予惩罚三位一体的欺诈约束机制, 保障网络在线交易的安全性. 理论分析和实验验证表明该机制能有效解决三方面问题: 解决难以防范投机用户小额积誉、大宗榨取的问题; 有效防止会员通过虚假交易或伪造身份进行欺诈; 降低网络交易平台仲裁的工作量.

关键词 动态信任模型 信誉管理机制 多 Agent 系统 网络在线交易 网上拍卖

1 引言

据 2012 年 1 月 CNNIC 发布的报告显示, 截至 2011 年 12 月底, 全国网络购物用户达到 3.161 亿, 是用户增长最快的应用, 而网上支付和网上银行的年增长率分别为 55.2% 和 58.3%, 远远超过其他类网络应用. 随着电子商务的高速发展, C2C 网上拍卖迅速兴起. 网上拍卖极大地降低了组织拍卖和投标商参与投标的成本, 也极大的缩短了拍卖的交易时间. 作为一种崭新的交易模式, 网上拍卖正成为推动电子商务发展的重要动力. 然而由于网上交易双方多为个体, 没有实体依靠, 并且具有高度的不确定性和动态性. 根据互联网欺诈投诉中心的报告, 网上拍卖欺诈在互联网欺诈中排名第一, 严重阻碍了网上拍卖的发展^[1]. 目前与网上拍卖相关的配套监管措施、法律法规等尚不完善, 无法对在线拍

卖欺诈行为实施依法惩治, 难以为网络信任关系的长期稳定提供可靠的法律保障, 难以对在线拍卖交易进行有效监管, 致使虚假交易、假冒行为、网络诈骗、网上拍卖哄抬标的等各种违法违规恶意行为屡屡发生^[2]. 在线信任匮乏已成为阻碍 C2C 网上拍卖快速、健康发展的重要因素, 是制约网上拍卖发展的最主要原因^[3].

目前在 C2C 拍卖模式中, 欺诈行为主要包括信誉榨取、信誉诋毁、信誉共谋三种类型. 信誉诋毁是指恶意用户向其交易伙伴提交负反馈评分, 从事虚假拍卖交易 (不发货或拒付款); 信誉榨取是指通过从事小额交易积累信誉, 然后从事大宗交易, 实施欺诈的恶意行为; 信誉共谋是指恶意用户之间串谋, 互相提交正信誉反馈, 以提升彼此的信任度.

目前绝大多数 C2C 网站是采用简单的累积或平均法计算得到的信任值, 以评价交易用户的信用情况, 建立和维护网上信任关系, 以避免在网上拍卖的信任风险. 然而, 这种方法有明显的不足, 比如没有考虑到网上拍卖交易的特点, 忽略了评价人的信任值, 评价时间与权重加权的协调等问题^[4,5], 很容易受到信誉诋毁以及不良推荐等恶意做法造成的影响^[6].

由于在线信誉反馈系统具有成本低、操作简单、容易管理等特点, 目前, 网上在线交易过程中, 一般使用信誉的双向反馈机制抑制投机, 建立一个共同的合作伙伴关系. 比较有代表性的信誉的反馈机制是, 淘宝网和 eBay 网的信誉反馈积累机制: 在每一次的交易完成之后, 参与交易的双方按照交易的情形对对方给以信任评价, 再按照评估反馈的是正面或负面情况, 给交易伙伴信誉指数做一些更改, 如加一或减一. 信誉指数表明了一个用户的历史交易状况, 并且帮助交易用户对交易者是否值得信赖进行一定的辨别, 因此达到降低网上欺诈行为的作用. 信誉反馈机制之所以会有效果, 是因为信誉指数是客观的、公正的, 只有按此方式建立在信誉指数要求基础上的信誉机制才可以真正地起到规范市场规约行为的作用^[7]. 但是现在的信誉指数所产生的作用还非常不令人满意. Resnick 认为, eBay 上获得的信息大多是评价的良好的交易, 因为卖家会尽量避免出现负面评价¹⁾. 而且信誉指数低的卖家在离开后, 又改头换面、调换身份 ID, 重新进入到市场里参与交易, 最后的结果留下来的大多是得到积极评价和反馈的卖家. 当反馈的信息出现有噪音时, Cripps 等^[8]证明, 建立和保持长期有效的信誉信息是非常困难的. 总之, 如果不考虑用户之间的市场和彼此交易利益, 同时信誉指数也容易被操纵的状况下, 单纯依靠累积信誉指数法是很难在网上进行交易和防止欺诈出现的. 因此, 导致网上交易频频出现以假乱真, 以劣充优, 卖方拿钱走人的事件频频出现^[9].

针对信誉指数累积方法中出现的问题, 一些学者通过设计一个可靠的机制, 以防止或发现欺诈行为^[10]. 这样的机制设计可以分为两种类型: 一类机制是, 怎样使卖家如实公布和发放商品质量和其他信息, 如 ListFee^[11] 与 GWH^[12] 的机制. 另一种方式是促进交易对手信用交易, 如 TTP^[13] 和 RD & TSD 机制^[14]. 但是, 这些方法仍然有一些缺陷, 象 List Fee 和 GWH 虽然它能够防止卖家发布虚假的质量信息, 但无法防患买方的欺诈行为; TTP 作出假定, 第三方认证机构包含了全球的交易各方的信息, 但目前还没有这样的组织, 这种策略是不实际的; RD & TSD 假定对手可以准确预测拍卖交易量, 预计拍卖价是仍然还没有得到解决复杂的问题, 因而此机制也很难使用.

为了解决当前网络在线交易机制存在的信任信誉问题, 本文提出了一种基于多 Agent 系统的动态信任网络交易管理机制 (online transactions dynamic trust computing model, OTDTC), 建立了网上拍卖信任模型和信誉计算方法, 实现了事前防范, 事中协调, 事后惩罚三位一体的信任交易管理机制. 该机制提出网络交易信誉指数概念, 一旦交易用户加入网络拍卖就被认可具有和该网络拍卖相同的信誉, 解决了交易双方初始信誉难以认定这一难题. 通过向其他网站发布除名和黑名单信息, 有效预防了

1) 艾瑞市场咨询. 第八次网络购物在线欺诈调查报告 [EB/OL]. <http://news.iresearch.cn/charts/60259.shtml>, 2006.

会员采用欺诈策略交易后退出本网络交易, 然后又加入其他网站继续欺诈的现象. 同时, 网络交易为了维护自身信誉和收益会制约卖家投机欺诈行为, 从而完善网络诚信交易机制. 运用“可信威胁”概念^[15], OTDTC 机制构建了可信的事后惩罚威胁. 根据重复博弈理论, OTDTC 机制在长期交易中是有效的, 为 C2C 网上拍卖信任模型的研究提供一些借鉴和参考.

2 基于 MAS 的网络交易信任模型

2.1 信任模型影响因子

通过上述对现有信任模型分析, 在借鉴信任研究的理论成果的基础上, 我们结合 C2C 网络交易的特点, 建立了 C2C 网上拍卖动态信任计算模型. 该模型主要包括信誉的反馈评价、交易价值、评分用户的信任度、时间权重、近期信任度、社区贡献 6 个因子^[16~18].

1) 信誉反馈的评分

在 C2C 网上拍卖交易环境下, 对于一给定用户 u , 与用户 u 进行交易的合作伙伴给用户 u 的信誉反馈评价分数, 是由该交易伙伴根据用户 u 提供的服务质量 (拍卖出去的物品的质量、运输、配送和支付等是否及时), 按照自己得到的主观经验, 对用户 u 当前的信誉状况作出的主观评价.

信誉的反馈评分是用来评估用户信任的原始信誉材料^[19~22]. 目前许多拍卖网站也基本上是利用用户给出的反馈评分, 来评价用户的信任值. 例如在 eBay 拍卖网站中, 交易成交后, 交易双方对交易对方进行信誉评价, 信誉评价结果都可以归结为正反馈、中性反馈或负反馈, 分别对应的信誉评价价值 +1 分, 0 分, -1 分. 信誉反馈评分给出后, 用户新的信任度就等于原有信任度值加上本次交易所得的信任反馈评分. 最后, 用户得到的最终信任度就等于他每次交易所得正反馈数量减去负反馈数量. 然而这种仅靠汇总正负信誉反馈评分的简易信任计算方法, 难以准确地测度用户的信任度, 并且缺乏合理性.

此外, 目前所用的信誉系统的信誉评分基本上在 1~5 或 $\{-1, 0, 1\}$ 的标量范围内, 值不是多重的, 没有体现出网上交易的一些特征, 比如说物品价格和质量等, 让用户不方便对可能的交易伙伴进行信任方面的评定. 为此, 我们对现有信誉系统的评分制度进行了完善, 加入之前没有涉及到的网拍交易特征并将其扩充为 n 维向量.

2) 近期信任度

目前在线信誉系统中的信任模型以及 Sporas、Malaga 等一些完善过后的信任模型在对当期用户信任程度的计算时, 大部分都以最近用户的信誉评价作为参考, 本研究在构造 C2C 网上拍卖信誉计算模型时, 也引入近期信誉评价作为考量标准, 目的在于通过观察用户近期的信任度, 以激励用户采取一致的交易策略, 并实现信任度的迭代计算^[23~25].

3) 交易价值

交易价值 (交易价值 = 拍卖物品成交价格 $\times$ 拍卖物品数量) 是一个重要的因素在交易信任度方面. 交易价值愈大, 交易风险愈大, 在交易当中的两者也愈难相信彼此. 因而, 网购中所购买货物价值越贵, 买者与卖者交易风险都是非常大的^[26,27]. 所以在这种情况下两者都要以诚相待进行诚信交易 (按期付款、按质保量发货等), 相比价值较小的交易, 该笔交易带给交易的两者也提高了很多的信誉, 这是一种信誉增值.

由于目前的在线信誉系统中, 每次交易引起的信誉增值是相同的, 即 +1 或 -1, 与交易具体价值无关. 针对这一缺陷, 一些投机交易者采取信誉榨取的欺诈行为, 即通过小额交易积累信誉, 然后开始

大宗交易, 进行欺诈, 牟取收益. 对此, 许多电子商务网站提出了相应的改进措施. 例如云网的在线信誉系统根据计算交易完成的次数或者赔偿违约金大小来评定用户信任程度, 认为用户成功交易的金额越多, 该用户越值得信赖.

在此, 我们将交易价值参量融入信任模型中, 借鉴云网信任度的计算方法, 根据交易价值的不同设置信誉反馈评分的权重, 以降低信誉榨取行为给信任度计算带来的负面影响.

4) 时间权重

由以往的信誉研究可知, 在现实中, 用户的信誉会随着时间的产生变化, 长期累积而成. 而且其行为的不同也使之信誉状况随之改变^[28,29]. 信誉的评估根据时期不一也不具有简单的累加性. 通常近期的信誉反馈评分要比早期的评分, 更具代表性更能实时反映用户不同的信誉, 所以在计算用户的信任程度是要考虑上时间权重.

5) 评分用户的信任度

在日常生活中, 通常信誉越好的人, 其提供的建议或推荐更值得信任. Sporas 模型和 Malaga 模型等面向网上拍卖的改进信任模型提出, 评估用户的信任度是反映评分可信性的重要因素.

目前的在线信誉系统中, 无论是累加信任模型还是平均值信任模型在计算特定用户的信任度时, 都没有考虑评分用户 (即提交信誉反馈评分的用户) 的信任度, 这为交易双方之间进行共谋评分提供了可乘之机^[30~33]. 即用户 a, b 之间通过虚假交易, 相互提交正反馈评分, 以提升双方的信誉评价; 更甚至出现歧视行为. 用户 $a(b)$ 只对 $b(a)$ 或自己的“朋友”提交正反馈评分, 而对其他用户无论对方诚实与否都提交负反馈. 这种简单的信任计算模式也与现实中的信任形成机理不相符合.

为此, 在本研究所提出的信任模型中, 引入评分用户的信任度参量, 一方面使得模型更符合信任的上述社会特性, 另一方面可以更好地防治信誉较低的用户, 这些低信誉的用户一般都用虚假交易来赚取高信誉评分以便吸引顾客谋利.

6) 社区贡献

社区贡献是指参与网上拍卖的用户所采取的交易行为 (shill 出价、提交初始反馈等) 对网上社区 (拍卖市场) 的影响. 我们在信任模型中考虑社区贡献因素的目的主要在于同反欺诈机制、诚实反馈激励机制有效地结合, 进一步完善信任模型, 提高拍卖市场中信誉信息共享程度, 抵制各种欺诈行为^[34,35].

2.2 网上交易动态信任模型

定义 1 令 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 是一个信誉关键因素集合, c_i 表示第 i 个信誉关键因素, 具体是拍卖物品的质量或价格等. 对于某用户 u , 等拍卖交易成功之后, 与它交易的用户 v 给用户 u 的信誉度反馈评价 $f(v, u)$ 是 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 下的一个 n 维向量, 即 $f(v, u) = (f_{c_1}(v, u), f_{c_2}(v, u), \dots, f_{c_n}(v, u))$, $f_{c_i}(v, u) \in [-1, 1]$ 是用户 v 在信誉关键因素 c_i 时对用户 u 给出的信誉反馈评价分数^[36].

定义 2 给定一用户 u , 记 $N(u)$ 为用户 u 的交易合作伙伴集合^[37].

定义 3 给定一用户 u , 在 $[t-1, t]$ 时域内, 假设 x 是用户 u 进行交易的合作伙伴, 即 $x \in N(u)$, $t_x \in [t-1, t]$ 代表用户 x 与 u 进行拍卖交易开展的时间, 则称 $\rho(t_x, t)$ 是 x 对 u 给出的信誉反馈评价分数 $f(x, u)$ 的时间贴现函数.

定义 4 给定某用户 u , 在 $[t-1, t]$ 的时域内, 假设 x 是用户 u 进行交易的合作伙伴, 即 $x \in N(u)$, 称 $p(x, u)$ 为用户 x 与 u 进行交易的价值.

给定时间 t , 对于用户 u , 其信任度计算模型为 [38,39]:

$$\tau_t(u) = \begin{cases} \alpha\tau_{t-1}(u) + \beta\bar{f}(x, u)e^{\sum_{k \in N(u)} w[p(x, u)] \cdot Cr[\tau_{t-1}(x)] \cdot \rho(t_x, t)} + \gamma cf(u), & N(u) \neq 0, \\ \tau_{t-1}(u), & N(u) = 0, \end{cases} \quad (1)$$

其中, $N(u)$ 是交易用户集合, 即在 $[t-1, t]$ 时域内, 与用户 u 进行交易的用户的集合. $\tau_{t-1}(u)$ 表示 $t-1$ 时, 用户 u 的信任度. 对于 $\forall x \in N(u)$, $\tau_{t-1}(x)$ 表示 $t-1$ 时, 用户 x 的信任度. $w[p(x, u)]$ 是交易价值的权重函数, 可写成

$$w[p(x, u)] = \frac{p(x, u)}{\mu}, \quad (2)$$

其中 $p(x, u)$ 是在一时域 $[t-1, t]$ 范围内, 用户 x, u 进行拍卖交易的价值; μ 是网络系统 (拍卖网站) 所设置的最小交易价值, 此交易价值满足保险索赔条件. 目前 eBay 只为交易价值不小于 200 美元的交易设保, 而易趣只为物品的成交价至少 100 美元的交易提供交易安全基金. 而根据 2009 年 iResearch《中国网上拍卖研究报告》, 现在我国的成交拍卖物品的交易均价在 200 美元左右. 依据该报告, 我们设置 $\mu = 200$, 即 $w[p(x, u)] = \frac{p(x, u)}{200}$.

$Cr[\tau_{t-1}(x)]$ 为评分的用户信任值 x 的权重, 表示用户 u 的交易对象 x 所给出的信誉反馈评价分数的可信程度.

$t_x \in [t-1, t]$ 表示用户 x 与 u 进行拍卖交易开展的时间; $\rho(t_x, t)$ 是时间贴现函数, 代表信誉反馈评价分数的时间权重, 当 t_x 靠 t 越近, 则用户 Agent x 对用户 Agent u 给出的信誉反馈评价分数的权重就越高, 我们将它表示成 $\rho(t_x, t) = \rho^{t-t_x}$, $0 < \rho < 1$, 其中 ρ 是时间权重因子.

$\bar{f}(x, u)$ 为拍卖交易结束后, 用户 Agent x 对 Agent u 的平均信誉反馈评价分数, 有

$$\bar{f}(x, u) = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i} f_{c_i}(x, u)}{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i}}, \quad (3)$$

其中, $|C|$ 为信誉关键因素组成的集合的基; $f_{c_i}(x, u)$ 为用户 Agent x 在信誉关键因素 c_i 条件下给用户 Agent u 的信誉反馈评价分数; $\omega_{c_i} \in [0, 1]$ 为系统设置的信誉关键因素 c_i 的权重值, 表示全部参加网上在线拍卖交易的用户 Agent 对信誉关键因素 c_i 的一致好感度. (模型系统能够通过对相关交易数据进行分析得到 ω_{c_i} , 也可直接将所有的信誉关键因素设为相等.)

α 表示近期信任度; β 表示用户 u 交易的交易伙伴 $x \in N(u)$ 提交的信誉反馈评分; γ 表示用户 u 的社区贡献对用户 u 的信任度的影响; $cf(u)$ 为社区贡献函数, 表示在时域 $[t-1, t]$ 内, 用户 u 的行为对社区贡献.

式 (1) 模型包括 3 部分: 第一部分为时间窗 $t-1$ 时, 用户时域 $[t-1, t]$ 的信任度, 目的在于强调近期信誉状况对现期信任度的影响, 激励用户采取一致的合作策略; 第二部分是信誉反馈评分的加权平均, 权重部分主要考虑了信誉反馈评分人的信任度 (反馈评分的可信性)、交易价值 (防止“信誉榨取”)、时间折现 (“防范信誉波动”) 等因素; 第三部分为社区贡献加权, 旨在根据在时域 $[t-1, t]$ 内, 用户 u 对社区其他成员所采取的行为 (是否 shill 出价、是否提交诚实信誉反馈), 增加或减少 t 时用户 u 的信任度, 达到孤立信誉反馈提交、惩治欺诈行为的目的.

2.3 信任模型化简

为了便于与现有的信任模型进行比较分析, 探讨本模型的有效性、可行性, 本文不考虑社区贡献

因素的影响, 即只讨论 $\alpha = 1, \beta = 1, \gamma = 0$ 时的简化信任模型. 简化的信任模型为

$$\tau_t(u) = \begin{cases} \tau_{t-1}(u) + \bar{f}(x, u) e^{\sum_{k \in N(u)} w[p(x, u)] \cdot Cr[\tau_{t-1}(x)] \cdot \rho(t_x, t)}, & N(u) \neq 0, \\ \tau_{t-1}(u), & N(u) = 0, \end{cases} \quad (4)$$

$$w[p(x, u)] = \frac{p(x, u)}{200}, \quad (5)$$

$$\bar{f}(x, u) = \frac{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i} f_{c_i}(x, u)}{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i}}, \quad (6)$$

$$\rho(t_x, t) = \rho^{t-t_x}. \quad (7)$$

2.3.1 评分用户信任度权重计算方法

对于评分用户信任度权重 $Cr[\cdot]$, 本研究提出了两种计算方法, 即基于用户信任度的计算方法和基于协同过滤的计算方法 [39~41].

1) 基于用户信任度的评分用户信任度权重计算方法 (trust value based computing method, TVBC)

TVBC 方法的思路就是直接采用评分用户 x 的信任度 $Cr[\tau_t(x)]$ 作为其提交的信誉反馈评分的权重 $Cr[\tau_t(x)]$. 用户信任度与其提交的信誉反馈评分的权重成正比. 给定用户 u , 在时域 $[t-1, t]$ 内, x 为用户 u 交易的交易同伴, 即 $x \in N(u)$, 则用户 Agent x 的信任度权重表示为

$$Cr[\tau_t(x)] = \frac{\tau_t(x)}{\sum_{y \in N(u)} \tau_t(y)}, \quad (8)$$

式中 $Cr[\tau_t(x)]$ 愈高, 表示用户 Agent x 的信誉反馈评价分数更为可信.

我们将采用了基于用户信任度的 $Cr[\cdot]$ 计算方法的信任模型, 记为 TVBC 信任模型, 它表示为

$$\tau_t(u) = \begin{cases} \tau_{t-1}(u) + \frac{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i} f_{c_i}(x, u)}{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i}} e^{\sum_{k \in N(u)} \frac{p(x, u)}{200} \cdot \frac{\tau_t(x)}{\sum_{y \in N(u)} \tau_t(y)} \cdot \rho^{t-t_x}}, & N(u) \neq 0, \\ \tau_{t-1}(u), & N(u) = 0. \end{cases} \quad (9)$$

2) 基于协同过滤的评分用户信任度权重计算方法 (collaborative filtering based computing method, CFBC)

CFBC 方法的基本思想是, 按照目标用户 Agent u 的个人交易记录, 通过求解目标用户 Agent u 与评分用户 Agent x 对同一个交易合作伙伴评价分数的相似程度, 来评价评分用户 Agent x 的信任值的权重 $Cr[\tau_t(x)]$.

给定目标用户 Agent u 、评分用户 Agent x , 设 $N(u)$ 为目标用户 Agent u 的交易合作伙伴组成的集合, $N(X)$ 为评分用户 Agent x 的交易合作伙伴的集合, $CN(X, u)$ 为目标用户 Agent u 与交易用户 Agent x 的共同交易合作伙伴组成的集合. 由于信任计算模型中的信誉反馈评价分数是一个多维的向量, 所以在求解用户 Agent 之间的信誉反馈评分的相似程度时, 我们采用余弦夹角来求解 [42].

给定两个向量 x 和 y , 应用余弦夹角方法求解 x 和 y 的相似程度, 表示如下:

$$\text{sim}(x, y) = \cos(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{\bar{x} \cdot \bar{y}}{\|\bar{x}\| \cdot \|\bar{y}\|} = \frac{\sum x_j y_j}{\sqrt{[\sum x_j]^2 \cdot [\sum y_j]^2}}, \quad (10)$$

对于一个给定的目标用户 Agent u 、评分用户 Agent x , 则评分用户 Agent x 的信任值权重 $Cr[\tau_t(x)]$ 为

$$\begin{aligned} Cr(\tau_t(x)) = \text{sim}(x, u) &= \frac{\sum_{k \in CN(x, u)} \cos[f(x, k), f(u, k)]}{|CN(x, u)|} \\ &= \frac{\sum_{k \in CN(x, u)} \frac{\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(x, k) \cdot f_{c_i}(u, k)}{\sqrt{[\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(x, k)]^2 \cdot [\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(u, k)]^2}}}{|CN(x, u)|}, \end{aligned} \quad (11)$$

式中 $|CN(x, u)|$ 为目标用户 Agent u 、评分用户 Agent x 的共同交易合作伙伴集合的基; $k \in CN(x, u)$ 为目标用户 Agent u 、评分用户 Agent x 的共同交易合作伙伴; $f(x, k)$, $f(u, k)$ 是评分用户 Agent x 、目标用户 Agent u 对共同交易合作伙伴的基于信誉关键因素 C 的信誉反馈评估 (向量).

评分用户 Agent x 和目标用户 Agent u 的评价分数越接近, 评分用户 Agent x 的信任值 $\tau_t(x)$ 的权重 $Cr[\tau_t(x)]$ 也越大.

基于协同过滤的计算方法, 不但可以测量评分用户信任度的权重, 而且通过计算评分用户 x 、目标用户 u 的评分相似性, 可以有效地减少信誉诋毁欺诈行为的负面效应 [43]. 设评分用户 x 为共谋团伙的一份子, 即 x 只对团伙成员提交正信誉反馈评分而对其他交易用户提供恶意的负信誉反馈评分. 而目标用户 u 为诚实用户, 则评分用户 x 、目标用户 u 的评分相似性会很低. 因此评分用户 x 的所提交的负信誉反馈对目标用户 u 的信任度计算的影响力就会变小, 从而在一定意义上防范了信誉诋毁的欺诈行为.

我们将运用了基于协同过滤技术的 $Cr[\cdot]$ 计算方案的信任计算模型, 称作 CFBC 信任计算模型, 定义如下:

$$\tau_t(u) = \begin{cases} \tau_{t-1}(u) + \frac{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i} f_{c_i}(x, u)}{\sum_{i=1}^{|C|} \omega_{c_i}} e^{\sum_{k \in N(u)} \frac{p(x, u)}{200} \cdot \text{sim}[f(x, k), f(u, k)] \cdot \rho^{t-x}}, & N(u) \neq 0, \\ \tau_{t-1}(u), & N(u) = 0, \end{cases} \quad (12)$$

$$\text{sim}[f(x, k), f(u, k)] = \frac{\sum_{k \in CN(x, u)} \frac{\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(x, k) \cdot f_{c_i}(u, k)}{\sqrt{[\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(x, k)]^2 \cdot [\sum_{i=1}^{|C|} f_{c_i}(u, k)]^2}}}{|CN(x, u)|}. \quad (13)$$

2.3.2 初始信任度设置

在拍卖网站的在线信誉系统中, 合理地设置新用户的初始信任度是很关键的. 如果某一用户的信任度低于新用户的初始信任度, 那么该用户就会放弃原来的身份而注册新用户 [44]. 因此, 尽管某些用户可能由于各种原因, 多次交易后, 收到许多负信誉反馈评分, 造成信任度下降, 也不应该低于新用户的初始信任度, 以给这些用户从“善”的机会, 来改善自己的已恶化的信誉状况. 这一思想可以描述为给定时间 t , 设 τ_0 为在线信誉系统设定的新用户的初始信任度, $\tau_{\min}$ 为系统中所允许的最低信任度, 则二者应满足 $\tau_0 \leq \tau_{\min}$. 否则当用户的信任度低于 τ_0 时, 用户就会更换身份, 以换取更高的信任度 τ_0 .

在 eBay 在线信誉系统中, 新用户的初始信任度 τ 为 0. 当用户的信任度为 -4 时, 系统禁止该用户参与拍卖交易. 这种新用户信誉值的初始化方式为投机交易者行骗后选择逃逸提供了激励 [45]. 因为当用户 u 的信任度 $-4 < \tau(u) < 0$ 时, 在目前的信誉系统中, 用户 u 的最优选择是抛弃原有的“脏”信誉资料, 重新注册.

针对新用户信任度赋值的问题, 有学者提出对在线信誉系统中所有用户的信任度求平均, 将所得到的平均值作为新用户的初始信任度 [46]. 这种方法的优点在于采取了动态设置新用户初始信任度的

思想, 解决了新用户进入的阻挠问题 (老用户不愿意的用户交易, 阻止新用户参与交易); 然而由于新用户的信任度为 $\tau = \bar{\mu}$ (系统中用户信任度的均值), 因此对于信任度小 $\bar{\mu}$ 的用户, 该方法会进一步诱使其放弃原有的信誉资料, 以换取较高的信任度. 这种情况尤其是当原有的信誉资料含有大量负反馈时, 会更加突出. 文献 [26] 提出另一种方法, 即将新用户的信任度设置为系统中最小的信任度 ($\tau = 0$), 而系统中的用户的信任度无论何时都要比新用户的信任度要大. 该方法在一定程度上缓解了信誉资料抛弃问题. 但由于新用户的初始信任度为固定值, 一些因过多负反馈而导致信任度接近零的用户, 为了避免负反馈对其交易收益的影响, 依然会采取抛弃原有的“脏”信誉资料, 选择重新注册的策略. 为此, 我们对现有的新用户信任度赋值方法进行了改进, 提出一种动态设置新用户初始信任度的方法, 即 t 时刻新用户 u 注册登录后, 其初始信任 $t-1$ 时系统最小信任度 $\min(\tau_{t-1})$ 减去阻尼函数值 $\Phi[\min(\tau_{t-1})]$. 该方法依据前期系统最小信任度, 动态设置新用户的信任度, 有效抵制了随意抛弃信誉资料的败德行为. 下面给出新用户初始信任度的计算方法.

定理 1 t 时刻新用户 u 注册登录后, 其初始信任度为

$$\tau_t(u) = \min(\tau_{t-1}) - \frac{1}{\theta} \Phi[\min(\tau_{t-1})]. \quad (14)$$

式 (14) 中, $\min(\tau_{t-1})$ 为 $t-1$ 时系统中最小的信任度; θ 表示信任度为 $\min(\tau_{t-1})$ 的用户的数目; $\Phi[\min(\tau_{t-1})] = 1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{[\min(\tau_{t-1}) - \max(\tau_t)]}{\sigma}}}$. 这种动态设置新用户初始信任度的方法能对抛弃信誉资料的败德行为进行有效的防范.

证明 已知在 $t-1$ 时用户 u 的信任度为 $\tau_{t-1}(u) = \min(\tau_{t-1})$, 若 t 时用户 u 选择重新注册, 则 $t-1$ 时用户 u 的信任度为 $\tau_t(u) = \min(\tau_{t-1}) - \frac{1}{\theta} \Phi[\min(\tau_{t-1})]$.

$$\tau_t(u) - \tau_{t-1}(u) = -\frac{1}{\theta} \Phi[\min(\tau_{t-1})] = -\frac{1}{\theta} \Phi[\min(\tau_{t-1})],$$

$$\because \theta > 0, \therefore \frac{1}{\theta} > 0; \text{ 同时 } \because \Phi[\min(\tau_{t-1})] > 0, \therefore \frac{1}{\theta} \Phi[\min(\tau_{t-1})] > 0.$$

$$\therefore \tau_t(u) - \tau_{t-1}(u) < 0, \text{ 即 } \tau_t(u) < \tau_{t-1}(u).$$

故, 若 t 时用户 u 选择重新注册, 则用户 u 无法换取更高信任度, 相反却进一步降低了原有的信任度.

而如果在时域 $[t-1, t]$ 内, 用户 u 采取诚信交易策略, 进行 $N(u)$ 次交易, 则由公式 (4) 得, t 时用户 u 的信任度为 (为了便于论述, 这里没有考虑社区贡献因素, 仅讨论 $\alpha = 1, \beta = 0$ 的情况):

$$\tau_t(u) = \tau_{t-1}(u) + e^{\sum_{k \in N(u)} w[p(x, u)] \cdot C_r[\tau_{t-1}(x)] \cdot \rho(t_x, t)} \cdot \bar{f}(x, u), \quad (15)$$

$$\therefore \tau_t(u) - \tau_{t-1}(u) = e^{\sum_{k \in N(u)} w[p(x, u)] \cdot C_r[\tau_{t-1}(x)] \cdot \rho(t_x, t)} \cdot \bar{f}(x, u). \quad (16)$$

这里, 我们假设交易双方都提交诚实反馈. 因此, 若用户 u 采取诚信交易策略以改善信誉状况, 则用户会理性地选择信任度较高的用户 ($\tau_{t-1}(x) > 0$, 且 $\tau_{t-1}(x) > \tau_{t-1}(u)$) 进行交易. $N(u)$ 次交易结束后, 得到上式中

$$p(x, u) > 0, \rho(t_x, t) > 0, \bar{f}(x, u) > 0, \text{ 同时 } \because \tau_{t-1}(x) > 0, \therefore e^{\sum_{k \in N(u)} w[p(x, u)] \cdot C_r[\tau_{t-1}(x)] \cdot \rho(t_x, t)} \cdot \bar{f}(x, u) > 0.$$

$$\text{从而得到 } \tau_t(u) - \tau_{t-1}(u) > 0, \text{ 即 } \tau_t(u) > \tau_{t-1}(u).$$

说明若 $t-1$ 时对于信誉恶化的用户 u 试图通过丢弃“脏”信誉资料, 以换取较高的信誉行为并不是最优战略. 因为这种丢弃行为只能进一步恶化其信誉状况, t 时最优选择是继续保留原有的信誉资料, 通过积极地进行诚实交易, 以改善现有的信誉状况. 由以上的证明可以看出, 本文所提出的将 t 时新用户的初始信任度为 $t-1$ 时系统中最小信任度减去阻尼函数值的动态设置方法, 有效地防范了

表 1 仿真变量

Table 1 Simulation variables

Variables	Description	The initial value (%)
N	Number of users	100
NP	Scale of malicious user	25
MP	The probability when a malicious user adopts fraud	100
T	Trading period	10
t	The number of transactions for each transaction	10

抛弃信誉资料的败德行为, 从一定程度上激励网上拍卖交易者之间采取互惠合作策略, 保障了在线拍卖市场的秩序.

3 仿真分析

下面我们以 eBay 的累加信任模型、Sporas 模型为参照, 通过设计仿真数值实验, 以进一步检验我们建立 TVBC、CFBC 两种信任模型的有效性.

我们采用 NetLogo 作为信任模型的仿真环境, 来对本文的相关模型及其算法进行性能分析, NetLogo 平台基于 Multi-Agent 复杂开放系统仿真建模的思想, 特别适合于研究随着时间演化的复杂系统, 进行探索性研究. 在仿真实验中, 主要有以下几个变量, 如表 1 所示.

为了便于实验操作, 仿真实验将用户分为两种类型:

1) 诚信用户

此类用户无论在拍卖物品交易还是在提交信誉反馈评分上都是诚实、可信的.

2) 恶意用户

用 $NP \in [0, 1]$ 来表示实验中恶意用户的规模. 恶意用户主要采取两类交易行为:

① 信誉诋毁行为

把负反馈评价分数交给交易合作伙伴, 进行虚假拍卖交易 (如不发货或者拒付款), 我们称此类不良用户为 U 类恶意用户 Agent U.

② 信誉骗取行为

通过从事小额交易积累信誉, 然后采取大宗交易, 实施欺诈. 我们称此类不良用户为 V 类恶意用户 Agent V.

在我们的仿真环境中, 共包含 100 个用户, 用户的初始信任度服从 $[0, 10]$ 上的均匀分布. 用户之间随意匹配进行交易, 总共进行 10 期交易, 每个交易期每个用户可以进行 10 次交易, 即每个用户在仿真过程中必须完成 100 次交易. 交易后的信誉反馈评分服从均值为交易伙伴信任度, 标准方差为 0.3 的正态分布. 仿真实验的目的在于以 eBay、Sporas 模型为参照, 通过比较在不同规模的两类恶意用户下, 恶意行为对信任计算模型的影响, 来验证、分析本文所提出模型的有效性和可行性.

3.1 U 类恶意用户仿真

该实验旨在通过比较不同规模的 U 类恶意用户下, 信誉底毁行为对本文模型以及 eBay、Sporas 模型的影响, 检验本文所提出模型的有效性. 在该实验中, 我们使用信任计算误差 (trust computation

error, TCE) 来作为评价信任计算模型是否有效的标准. TCE 定义如下:

$$\text{TCE} = \sqrt{\frac{\sum [\hat{T}_t(i) - p_t(i)]^2}{|U|}}, \quad (17)$$

其中 $|U|$ 表示参与在线交易系统用户 Agent 数目; $\hat{T}_t(i) = \frac{\tau_t(i) - \min(\tau_{t-1})}{\max(\tau_{t-1}) - \min(\tau_{t-1})}$ 说明 t 时刻, 用户 Agent i 的信任值; $p_t(i)$ 表示 t 时, 用户 Agent i 进行诚信交易的概率. 假若用户 i 属于诚信用户, 则 $p_t(i) = 1$; 否则为 $p_t(i) = \text{MP}$.

在该次实验中, 我们分别讨论了恶意用户的欺诈行为为稳定型欺诈行为 (MP 恒为 1)、波动型欺诈行为 (MP 不断变化) 的两种情况下, 信誉诋毁对上述模型的影响.

3.2 U 类恶意用户采取稳定型欺诈行为的情况

在实验中, 我们设定用户采取欺诈行为的概率为 1, 即 $\text{MP} = 1$; 而 U 类恶意用户的规模 NP 不断变化 (0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80). 仿真结果分共谋与不共谋两种情形:

- 1) 不共谋情况: 用户 Agent 对凡是与它交易过的用户给予负反馈 (-1);
- 2) 共谋情况: 多个参与共谋的用户 Agent 彼此之间进行好评 (设定为 1), 对其他参与共谋团伙的用户 Agent 给予负评分 (-1), 结果如图 1 所示.

由图 1 可以看出, 随着 U 类恶意用户数量的不断增加, eBay 的信任计算模型的计算误差大概呈线性增长. 其原因在于, eBay 的信任计算模型主要通过用户对用户信誉反馈评分的简单汇总来评估用户的信任度, 而没有考虑评分人的可信性. 这样, 当系统中的 U 类恶意用户 Agent 很多时, 从而造成了极大的规模 $P < 40\%$ 时, TVBC 模型和 Sporas 模型在计算用户信任度时由于采用评分人的信任度来度量评分人的可信性, 使得模型在用户采取信誉诋毁恶意行为的情况下, 相对要比 eBay 的误差率低很多. 然而当 U 类恶意用户 Agent U 的数量 $P \geq 40\%$, 这两种信任模型的误差将会迅速增大, 甚至有可能高于 eBay 的计算误差, 并且 TVBC 计算模型的计算误差最后也都超出了 Sporas 信任模型的平均误差. 这说明当此类恶意用户的数量达到一定比例时 ($P \geq 40\%$), 采用评分人的信任计算值来评价评分人的可信性的方法来预防信誉诋毁是难以奏效的. 与上述三个信任计算模型相比, CFBC 模型在计算用户信任度时, 由于考虑了评分的相似性, 准确地甄别了 U 类恶意用户 Agent U, 有效地降低了信誉诋毁行为对信任度计算造成的负面影响.

由图 2 可以看出, 在 U 类恶意用户之间存在共谋时, eBay 的信任计算模型、TVBC 模型以及 Sporas 模型对信誉诋毁行为十分敏感. 随着 U 类恶意用户采取稳定型欺诈行为十分敏感. 随着 U 类恶意用户规模的不断增加, 三种信任模型的误差几乎呈线性增长. 而 CFBC 模型由于采用了相似性的信任计算方法, 很好地过滤了来自共谋团伙的 U 类恶意用户, 抵制了信誉诋毁行为的恶意破坏.

3.3 U 类恶意用户采取波动型欺诈行为的情况

在实验中, 我们设定 U 类恶意用户的规模 $\text{NP} = 0.25$ (只有 25 恶意用户) 而用户采取欺诈行为的概率 $\text{MP}(0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1)$ 不断变化. 仿真实验也分为共谋与不共谋两种方式进行. 各信任计算模型的平均误差见表 2 所示. 仿真实验的结果如图 3、图 4 所示.

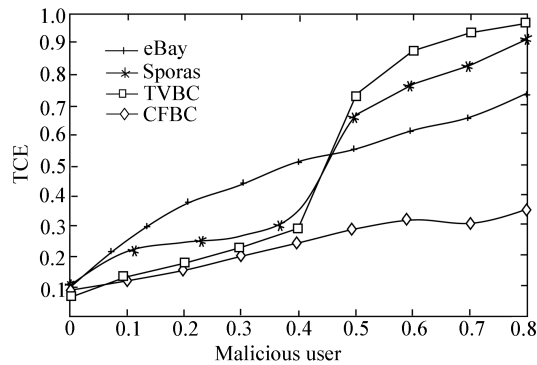


图 1 无共谋情况下, U 类恶意用户采取稳定型欺诈行为时的信任计算误差

Figure 1 No conspiracy case, trust computing errors when U class malicious users take a stable fraud

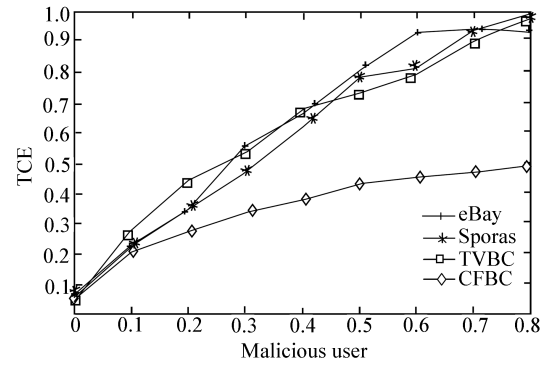


图 2 共谋情况下, U 类恶意用户采取稳定型欺诈行为时的信任计算误差

Figure 2 Conspiracy case, trust computing errors when U class malicious users take a stable fraud

表 2 U 类恶意用户 Agent U 进行波动型欺骗时各计算模型的平均误差情况

Table 2 A malicious user to take the average error of each model in the fluctuation-type fraud

Average error	eBay	Sporas	TVBC	CFBC
No conspiracy (maximum)	0.4052 (0.6502)	0.3482 (0.63527)	0.3407 (0.57)	0.2610 (0.4199)
Conspiracy (maximum)	0.4946 (0.8401)	0.4459 (0.7743)	0.4398 (0.7822)	0.3639 (0.5932)

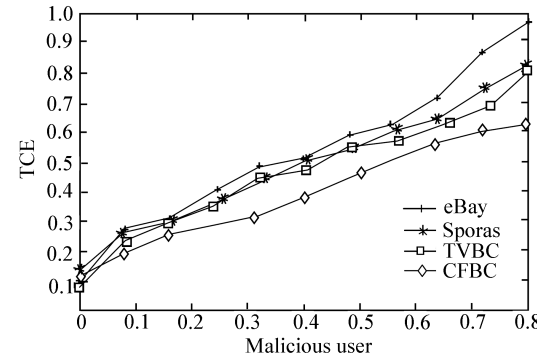


图 3 无共谋情况下, U 类恶意用户采取波动型欺诈行为时的信任计算误差

Figure 3 No conspiracy case, trust computing errors when U class malicious users take a fluctuant fraud

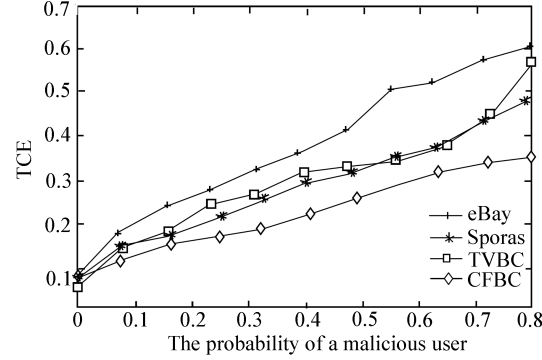


图 4 共谋情况下, U 类恶意用户采取波动型欺诈行为时的信任计算误差

Figure 4 Conspiracy case, trust computing errors when U class malicious users take a fluctuant fraud

由图 3、图 4 可以看出, 无论在共谋情况下还是无共谋的情况下, CFBC 模型的信任计算误差或平均误差比 eBay、Sporas、TVBC 计算模型都要小, 说明与现有的典型的信任计算模型相比, CFBC 信任模型较为有效地克服了 U 类恶意用户采取波动型欺诈行为对信任评估的影响, 起到了一定的欺诈行为的防范作用. 对于 CFBC 模型, 在无共谋情况下, 由于恶意用户之间不相互抬升信誉评分, 通过考察评分人的可信性, 综合考虑价格、时间等影响因素, CFBC 模型能够有效地辨别诚实用户和恶意用户, 从而抵制了 U 类恶意用户采取波动型欺诈行为带来的攻击, 因此, 计算误差要比 eBay、Sporas 模型小. 而在共谋情况下, TVBC 模型的误差增长迅猛, 误差的变化趋势与 Sporas 模型相近, 表明恶意用户通过实施波动型欺诈行为, 以及团伙成员之间的共谋评分, 可以获得较好的信任度. 当积累了一定

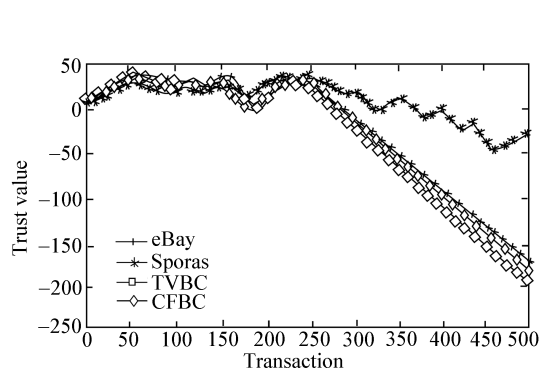


图 5 V 类恶意用户仿真

Figure 5 The simulation of V class malicious user

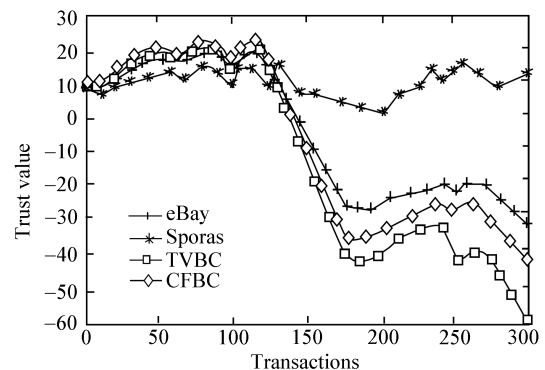


图 6 信誉波动行为仿真

Figure 6 The simulation of the fluctuations of the credibility

信任度的恶意用户诋毁诚实用户信誉时, 由于直接采用评分人的信任度作为评分人可信性的表征, TVBC 模型将一些接收了负反馈的诚实用户误认为恶意用户, 从而造成较大的计算误差.

3.4 V 类恶意用户仿真

实验考察了一个恶意用户的 500 次交易, 在前 300 次交易采取诚实交易 (价格服从 $[1,10]$ 均匀分布), 后 200 次交易采取欺诈交易 (价格服从 $[300,400]$ 均匀分布). 该实验旨在比较 TVBC、CFBC 模型, eBay 以及 Sporas 模型对信誉榨取行为的反应灵敏性以及惩戒效果, 检验本模型的有效性. 结果如图 5 所示.

由图 5 可以看出, 与 eBay、Sporas 信任模型相比, TVBC、CFBC 信任计算模型能够较好地反应不良用户进行信誉榨取行为的变化趋势, 而且后 200 次的信任值的下降速率比 eBay 以及 Sporas 模型明显要快, 说明 TVBC、CFBC 信任模型对进行信誉欺骗行为的不良用户惩戒力度更大, 具有更有效的威慑力作用.

3.5 信誉波动行为仿真

实验考察了一个恶意用户的 500 次交易, 在前 300 次交易采取诚实交易 (价格服从 $[1,10]$ 均匀分布), 后 200 次交易采取欺诈交易 (价格服从 $[300,400]$ 均匀分布). 该实验旨在比较 TVBC、CFBC 模型, eBay 以及 Sporas 模型对信誉波动行为的反应灵敏性以及惩戒效果, 检验本研究所提出模型的有效性. 结果如图 6 所示.

由图 6 可以看出, 当用户采取诚实行为时, 在 TVBC、CFBC 模型下, 用户的信任度迅猛增长, 起到了良好的激励作用; 而当用户采取欺诈行为时, 在 TVBC、CFBC 模型下, 用户的信任度下降速度要比增长时的更大, 从而起到了有效的威慑作用; 当恶意用户实施欺诈后, 欲改善信誉状况时, 会发现在 TVBC、CFBC 模型下信任度的增长开始变缓. 这充分体现了信任难以发展和维持, 但容易受损的特点, 其目的在于激励用户采取一致、诚信的交易行为.

4 相关工作和讨论

在 C2C 网上拍卖中, 累加信任计算模型和均值信任计算模型等单因素信任模型计算简单, 易于理

解, 涵盖用户信息较少, 仅考查了诚信或欺诈交易的数量, 未考虑交易的实际内容及交易对象的信任状况, 致使某些投机用户通过交易廉价的商品来提高自己的信任度, 以期最终以欺诈行为进行大宗交易来获得高额利润. 简言之, 单因素信任模型难以反映用户真实信誉状况, 无法规避恶意欺诈行为的发生. 针对现有单因素信任模型的不足, 许多学者提出了基于多因素的 C2C 网上拍卖信任模型, 与单因素信任模型相比, 多因素信任模型对信任的影响因素考查较为全面, 更符合实际情况, 可以刺激用户多进行诚信交易, 在一定程度上防范了恶意虚假交易行为的发生. 学者们对 C2C 网上拍卖中的多因素信任模型的研究侧重点不同, 各有优劣, 表 3 给出了我们模型和其他多因素的信任模型比较分析.

由表 3 可以看出, 现有信任模型的研究还存在以下一些问题:

① 当前的信任模型研究大多基于 P2P 的分布动态环境, 缺少对成交价格、交易次数等网上拍卖交易的描述, 无法准确地预测、判断网上拍卖环境下用户的交易行为, 难以解决各类恶意行为对信任计算的负面影响.

② 现有的信任模型大多没有考察评分用户的信誉状况 (信任度), 而采用将反馈评分直接简单汇总的形式计算用户的信任度, 不能消除诸如信誉诋毁和信誉榨取等不良行为造成的影响.

③ 现有的信任模型在计算信任时, 通常用一个简单的数值或概率去代表信誉反馈评分, 忽略了信誉具有的多维特点, 不能完整地说明用户的信誉状况, 无法完成信任的个性化评估.

④ 目前的信任计算模型在计算用户的信任度时, 没有对欺诈行为进行防范与惩治的机制, 致使信任计算模型容易遭受到不良用户的各种诈骗行为的攻击, 鲁棒性不强.

本文模型是采用多 Agent 系统技术设计和构建的, 基于多 Agent 描述逻辑和协同理论的信任模型对信任的界定较为宽松, 没有完全分为直接信任和推荐信任, 使用推荐算子来推导信任度, 显著提高了模型的运算能力. 但未能很好地解决对主观逻辑运算符中所涉及的运算变量进行准确赋值的问题.

本文模型引入了 6 个信任影响因子, 除社区贡献因子外, 其他 5 个影响因子是信任模型的基本因素. 所以为了便于与现有的信任模型进行比较分析, 探讨本文模型的有效性、可行性, 文中没有考虑社区贡献因素的影响, 即只讨论 $\alpha = 1, \beta = 1, \gamma = 0$ 时的简化信任模型. 而社区贡献因素的引入主要是为了进一步扩展信任模型, 实现同反欺诈机制 (如 hill 出价探测机制)、诚实反馈激励机制相互配合. 多因素信任模型对信任的影响因素考查较为全面, 更符合实际情况, 可以刺激用户多进行诚信交易, 在一定程度上防范了恶意虚假交易行为的发生. 但是本模型在构建时, 变量较多, 在现实情况下这些变量获取时会困难一些, 且模型的结构也比较复杂, 可能会影响运算误差.

文中将本文模型与当前 C2C 网上在线交易中著名的 eBay 信任模型、Sporas 信任模型进行了多方比较, 获得了比 eBay 信任模型和 Sporas 模型更好的处理效果, 充分验证了本文模型的有效性.

5 结论与展望

本文在分析现有网络信任交易管理机制不足的基础上, 针对当前 C2C 网上拍卖中主要的单因素与多因素信任模型存在的问题, 提出了一种基于多 Agent 系统的动态信任交易管理方法, 从事前进行防范, 事中开展协调和事后给予惩罚三个方面规范交易双方的参与行为, 降低网络交易风险, 保障网络安全在线交易. 本文提出的方法有效地解决了当前网络信任在线交易机制和管理方法中存在的一些问题: 1) 引入评分时间、交易次数、成交价格等其他重要影响因素, 解决了现有模型中难以准确预见、分辨拍卖交易用户的行为的问题; 2) 解决了当前很多模型忽略对交易评分者的考查, 而用简单累积的方式计算用户的信任度, 致难以清除信誉榨取、信誉诽谤等恶意行为对拍卖信任的影响的问题; 3) 在

表 3 多因子信任模型比较
Table 3 Multi-factors trust model comparison

The typical model	Modeling method & theoretical basis	Credit score evaluation methods	Factors (direct trust)	Factors (recommendation trust)	Prevent fraud	Advantages	Disadvantages
Marsh trust model [28]	Sociology	$[-1,1]$	1. Situational factors 2. History trust 3. Time Situational 4. utility computing functions	$\times$	$\times$	Examining trust Factors is more comprehensive	Too many variables, and it is difficult to obtain; complex structure, less computing power
Josang trust model [23]	Calculation function of the probability density of the Beta distribution	Triples $\omega = b, d, u$	1.The number of positive events 2.The number of negative events	$\checkmark$	$\times$	Gives the recommended operator, greatly increasing the computing power of the model	It is difficult to assign precise calculation variables
Mui trust model [22]	Based-on Bayesian probability	$[0,1]$	1.Situation 2.Transaction History 3.(Cooperation, fraud times)	$\checkmark$	$\times$	Form the perspective of sociology and evolutionary, the relationships among trust, credit and reciprocity is accurately represented.	Difficult to initialize the trust variable; just be adapted to the simple parallel social networks, It is unable to delete the influence of malicious recommendation.
Abdul-Rahman trust model [20]	Based-on predicate logic of Sociological	discrete semantic variables	Situation Score	$\checkmark$	$\times$	Focus on examination of the semantic distance between the user and appraiser, emphasize the conditional transitive of the trust	ignore the examination on the referee's trust; trust comprehensive formula is not given. It is difficult to delete the actions of malicious recommendation.
Yu trust model [29]	Dempster-Shafer Evidence Theory	$[-1,1]$	Score	$\checkmark$	$\times$	Maintain the faithful transaction, punish malicious behavior	Building the trust path needs to traverse the entire structure of social networks, which greatly increased the computational burden
Sporas trust model [21]	Statistics	$[0.1,1]$	1.Trust in recent times 2.Rated users trust value 3.Score 4.Time	$\times$	$\checkmark$	The initial trust for new users is set to the lowest point, so to avoid malicious user fraud	Does not consider the multi-dimensional nature of trust, can not accurately express full confidence in the user's transaction

(续表 3)

The typical model	Modeling method & theoretical basis	Credit score evaluation methods	Factors (direct trust)	Factors (recommendation trust)	Prevent fraud	Advantages	Disadvantages
Cloud model [31~33]	Cloud Theory	[0,1]	1.Experience Transaction 2.History	√	√	Qualitative and quantitative solved unity; objectively reflect the fuzziness and randomness of the trust itself	Randomness increases, the evaluation results will be very discrete, increasing the difficulty of decision-making
This paper trust model	Social Network, MAS Collaborative Technology	[0,1]	1.Feedback evaluation, 2.transaction value, 3.score credibility, 4.time weight, recent trust, 5.community contributions	√	√	Proposed the concept of network transactions credit index, solve the problem that is difficult to initialize the credits of both trading parties; strong computing power of the model	Model variables are more, complex structure will have some impact on operational errors; randomness expansion will increase the difficulty of the trust decision

计算信任度时,一般都是利用一个简易数值或者概率来描述信誉反馈评分,而本文运用信任的多维性,能总体地体现交易用户的信誉情况,解决了传统方法无法对用户实行个性化评估的问题;4) 加强了对恶意行为的防范和惩戒机制,解决了导致模型易遭受各种恶意行为的攻击的问题。

本文对 C2C 网上交易信任机制较深入的研究,取得了一定成果.但总体上,这些工作还处于探索阶段,所取得的成果也是初步的.为了推进 C2C 网上交易的顺利进行和有序发展,促进我国电子商务在线交易的繁荣发展,当前还有许多网络交易机制中存在的问题需要进一步深入研究.怎样才能构造一个完善的、高效的和安全的信任体系,我们认为,可以从如下几个方面开展进行:1) 采用独立第三方的征信服务机构,将在线信誉系统从拍卖网站中脱离出来,解决现有网上拍卖信任管理中存在的信誉信息开放程度较低、信誉信息表示形式不规范等问题,促进信用信息的充分共享,保证信任评级标准的一致性,降低拍卖网站运行成本;2) 促成拍卖物品推荐与信任度计算的有机结合,既能减少比较、分析交易伙伴信任度所耗费的时间和精力,降低信任风险,又可提高拍卖网站的个性化服务质量,增强拍卖网站的增值服务意识;3) 由于云理论既能对节点的每个属性实行综合评价,也能根据交易需要实行分属性评价,增强了评价的客观性与可靠性,因而能满足不同拍卖交易的需求.云模型将成为一种新型的、有效的信任决策的方法.因此,如何将基于云理论的信任模型推广应用于 C2C 网上拍卖领域有待进一步研究.

参考文献

- 1 Tian J, Han L H. Online auction fraud prevention measures comparative study. Jiangsu Univ Sci Technol, 2008, 8: 44-47
- 2 Jones K, Leonard L N K. Trust in consumer-to-consumer electronic commerce. Inform Manage, 2008, 45: 88-95
- 3 Hu N, Liu L, Sambamurthy V. Fraud detection in online consumer reviews. Decis Support Syst, 2011, 50: 614-626

- 4 McCole P, Ramsey E, Williams J. Trust considerations on attitudes towards online purchasing: the moderating effect of privacy and security concerns. *J Bus Res*, 2010, 63: 1018–1024
- 5 Yang Y. A dynamic trust evaluation model on C2C marketplaces. *Inform Sci*, 2010, 28: 563–566 [杨韵. C2C 交易中的动态信用评价模型. *情报科学*, 2010, 28: 563–566]
- 6 Zhang Z Q, Xie X Q, Pan H W, et al. CRank: a credit assessment model in C2C e-commerce. *Inform Syst Dev*, 2011, 5: 333–343
- 7 Pinker E J, Seidmann A, Vakrat Y. Managing online auctions: current business and research issues. *Manage Sci*, 2003, 49: 1457–1484
- 8 Cripps M W, Mailath G J, Samuelson L. Imperfect monitoring and impermanent reputations. *Econometrica*, 2004, 72: 407–432
- 9 Resnick P, Zeckhauser R. Reputation systems: facilitating trust in Internet interactions. *Commun ACM*, 2000, 43: 45–48
- 10 Peng G, Lü B F, Hu X A. Online auction and its reputation system limitation. *Forecast*, 2004, 23: 33–36 [彭赓, 吕本富, 胡新爱. 网上拍卖与信誉机制的缺陷. *预测*, 2004, 23: 33–36]
- 11 Zhang E, Yang F, Wang Y L. Incentive mechanism for building trust in online market. *J Manage Sci China*, 2007, 10: 64–70 [张娥, 杨飞, 汪应洛. 网上交易中诚信交易激励机制设计. *管理科学学报*, 2007, 10: 64–70]
- 12 Dellarocas C. Efficiency through feedback2contingent fees and rewards in auctionmarketp laceswith adverse selection and moral hazard. In: *Proceedings of the 4th ACM Conference on Electronic Commerce*, 2003. 11–18
- 13 Dellarocas C. Goodwill hunting: an economically efficient online feedback. *Lect Notes Comput Sci*, 2002, 2531: 238–252
- 14 Ba S, Whinston A B, Zhang H. Building trust in online auction markets through an economic incentive mechanism. *Decis Support Syst*, 2003, 35: 273–286
- 15 Tian H P, Guo Y J. Group negotiation model based on believable threat and the applications. *J Manage Sci China*, 2004, 7: 9–17 [田厚平, 郭亚军. 基于可信威胁的群体协商谈判模型及其应用. *管理科学学报*, 2004, 7: 9–17]
- 16 Li X F. *The Decision of Online Auction*. Beijing: Economic Management Press, 2009 [李雪峰. *在线拍卖决策*. 北京: 经济管理出版社, 2009]
- 17 Zhang X J. C2C transactions strengthen the integrity of a security solution. *Microelectron Comput*, 2010, 27: 194–198 [张晓杰. 一种加强 C2C 诚信交易的安全解决方案. *微电子学与计算机*, 2010, 27: 194–198]
- 18 Yaghoubi N. Trust models in e-business: analytical-compare approach. *Interdiscipl J Contemp Res Bus*, 2011, 2: 398–416
- 19 Abdul-Rahman A, Hailes S. Supporting trust in virtual communities. In: *Proceeding of 33rd Hawaii International Conference on System Sciences*, 2000. 1769–1777
- 20 Zacharia G, Moukas A, Maes P. Collaborative reputation mechanisms in electronic marketplaces. *Decis Support Syst*, 2000, 29: 371–388
- 21 Mui L, Mohtashemi M, Halberstadt A. A computational model of trust and reputation. In: *Proceedings of the 35th Hawaii International Conference on System Sciences*, 2002. 2431–2439
- 22 Jøsang A, Ismail R, Boyd C. A survey of trust and reputation systems for online service provision. *Decis Support Syst*, 2007, 43: 618–644
- 23 Xu Y, Zhang Y. A online credit evaluation method based on AHP and SPA. *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat*, 2009, 14: 3031–3036
- 24 Chu R W. *The research on features and the role of online feedback mechanism in C2C*. Shanghai: Fudan University, 2010 [褚荣伟. C2C 在线反馈机制的特征及角色研究. 博士学位论文. 上海: 复旦大学, 2010]
- 25 Wu F, Li H H, Kuo Y H. Reputation evaluation for choosing a trustworthy counterparty in C2C e-commerce. *Electron Commer Res Appl*, 2010, 9: 406–414
- 26 Sinclair J K, Simon J C, Wilkes R B. A prediction model for initial trust formation in electronic commerce. *Int Bus Res*, 2010, 3: 17–27
- 27 Marsh S. *Formalising trust as a computational concept*. Dissertation for Ph.D. Degree. University of Stirling, 1994
- 28 Yu B, Singh M P. An evidential model of distributed reputation management. In: *Proceedings of 1st International Joint Conference on Autonomous Entities and Multi-Entity Systems*, New York, 2002. 294–301
- 29 Zimmer J C, Aarsal R E, Al-Marzouq M, et al. Investigating online information disclosure: effects of information relevance, trust and risk. *Inform Manage*, 2010, 47: 115–123

- 30 Lackermair G. Hybrid cloud architectures for the online commerce. *Procedia Comput Sci*, 2011, 3: 550–555
- 31 Zhang J. Trust evaluation model based on cloud model for C2C electronic commerce. *Comput Syst Appl*, 2010, 19: 83–88 [张杰. 基于云模型的 C2C 电子商务信任评价模型. *计算机系统应用*, 2010, 19: 83–88]
- 32 Voorsluys W, Broberg J, Buyya R. *Cloud Computing: Principles and Paradigms*. New York: John Wiley & Sons Inc., 2011
- 33 He J H. Empirical study on factors influencing C2C online auction fraud in China. *J Intell*, 2010, 29: 204–207 [何俊辉. 我国 C2C 电子商务欺诈影响因素的实证研究. *情报杂志*, 2010, 29: 204–207]
- 34 Li C F. Understanding effects of seller's and bidder's characteristics on Internet auction applications. *Expert Syst Appl*, 2010, 37: 3462–3467
- 35 Tian L Q, Lin C. A kind of game theoretic control mechanism of user behavior trust based on prediction in trust worthy network. *Chinese J Comput*, 2007, 30: 1930–1938 [田立勤, 林闯. 可信网络中一种基于行为信任预测的博弈控制机制. *计算机学报*, 2007, 30: 1930–1938]
- 36 Jiang W J, Zhong L, Ji J, et al. Research on the trust in supply chain dynamic collaboration based on MAS. *Adv Mater Res*, 2011, 282: 470–473
- 37 Jiang W J, Zhang L M, Wang P. Dynamic scheduling model of computing resource based on MAS cooperation mechanism. *Sci China Ser-F: Inf Sci*, 2009, 52: 1302–1320
- 38 Jiang W J, Zhang L M, Wang P. Dynamic optimized dispatching model of computation resources based-on MAS cooperative mechanism. *Sci Sin Inform*, 2009, 39: 977–989 [蒋伟进, 张莲梅, 王璞. 基于 MAS 协作机制的动态计算资源优化调度模型. *中国科学: 信息科学*, 2009, 39: 977–989]
- 39 Jiang W J, Zhong L, Zhang L M, et al. Dynamic cooperative multi-agent model of complex system based-on sequential action's logic. *Chinese J Comput*, 2013, 36: 1115–1124 [蒋伟进, 钟珞, 张莲梅, 等. 基于时序活动逻辑的复杂系统多 Agent 动态协作模型. *计算机学报*, 2013, 36: 1115–1124]
- 40 Wang J F, Feng Z Y, Xu C, et al. Research on trust framework in multi-agent system from the cognitive view. *Chinese J Comput*, 2010, 33: 139–151 [王家窠, 冯志勇, 徐超, 等. 多 Agent 系统中基于认知的信任框架研究. *计算机学报*, 2010, 33: 139–151]
- 41 Chen H, Sun J H, Liu C, et al. A light-weight, secure and trusted virtual execution environment. *Sci Sin Inform*, 2012, 42: 617–633 [陈浩, 孙建华, 刘琛, 等. 一种轻量级安全可信的虚拟执行环境. *中国科学: 信息科学*, 2012, 42: 617–633]
- 42 Xu J, Si G N, Yang J F, et al. An internetware dependable entity model and trust measurement based on evaluation. *Sci Sin Inform*, 2013, 43: 108–125 [许静, 司冠南, 杨巨峰, 等. 一个网构软件可信实体模型及基于评估的信任度量. *中国科学: 信息科学*, 2013, 43: 108–125]
- 43 Wang H M, Yin G, Xie B, et al. Research on network-based large-scale collaborative development and evolution of trustworthy software. *Sci Sin Inform*, 2014, 44: 1–19 [王怀民, 尹刚, 谢冰, 等. 基于网络的可信软件大规模协同开发与演化. *中国科学: 信息科学*, 2014, 44: 1–19]
- 44 Li L H, Zhang J P, Yang J. Based time-series aware of social network nodes set context aggregation method. *Sci Sin Inform*, 2013, 43: 1079–1095 [李力恒, 张健沛, 杨静. 一种基于时序感知的社会网络节点集情境聚合方法. *中国科学: 信息科学*, 2013, 43: 1079–1095]
- 45 Shen C X, Zhang H G, Wang H M, et al. Research on trusted computing and its development. *Sci China Inf Sci*, 2010, 53: 405–443
- 46 Wang H M, Tang Y B, Yin G, et al. Trustworthiness of Internet-based software. *Sci China Ser-F: Inf Sci*, 2006, 49: 759–773

Dynamic trust calculation model and credit management mechanism of online trading

JIANG WeiJin^{1,2}, XU YuSheng³, GUO Hong³ & ZHANG LianMei^{4*}

¹ School of Computer and Information Engineering, Hunan University of Commerce, Changsha 410205, China;

² School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

³ North Navigation Control Technology Co., Ltd., Beijing 100176, China;

⁴ Electrical Engineering College, Wuhan University, Wuhan 430072, China

*E-mail: lloottuuss@163.com

Abstract At present, all kinds of malicious acts appear in C2C online auctions, particularly the phenomenon of trust lack and credit fraud is very outstanding. Therefore, how to build an effective trust model has become a burning problem. Based on analyzing limitations of the existing online trust transaction mechanism, and according to characteristics (such as dynamic, innominate and suppositional) of online transaction trust problem, the article proposes a dynamic trust calculation model and reputation management mechanism of online trading based on multi-Agent system. The model consists of three parts. The first part is the trust of user domain, to put importance on the influence on current trust by recent credibility status, to motivate users to adopt a agreed cooperative strategy. The second part is the weighted average of reputation feedback score. The weighted part mainly considers the trust from the reputation feedback score person (the credibility of the feedback score), the value of the transaction (to prevent the “credit squeeze”), temporal discounted (“guard against the fluctuations of the credibility”) and other factors. The third part is to give a weighting on the community contribution, according to the action taken by a user to the other members of the community in a time domain, to increase or decrease the user’s trust to isolate the feedback submission of the credibility and punish the fraud. The paper builds the fraud limiting mechanism which combine the prevention beforehand, coordination in the event and punishment afterwards. The mechanism makes the online transaction safe. Theoretic proof and experimental verification indicate the following three problems can be solved effectively: 1) solving the problem which is difficult to prevent and is that speculative user accumulates the little trusts and squeeze on the large trading; 2) preventing members from cheating by false trading or personation; 3) reducing the arbitration workload of the online business platform.

Keywords dynamic trust model, credit management mechanism, multi-Agent system, online trading, online auctions



JIANG WeiJin was born in 1964. He received the Ph.D. degree in computer science from the Wuhan University of Technology, Wuhan, in 2014. Now, he is a professor at Hunan University of Commerce. His research interests include distributed computing, mobile internet computing and trust computing. He is a Senior Member of CCF.



XU YuSheng was born in 1976. He received his B.S. from Xiangtan University, Xiangtan, China, in 2000 and his M.S. from Beijing University of Technology, Beijing, China, in 2004. He is currently Senior Engineer at the North Navigation Control Technology Co.,Ltd. His research interests include software engineering, computer simulation and CAD/CAM.



GUO Hong was born in 1979. She received the B.S. from Hebei University of Technology, Tianjin, China, in 2003. She is currently Engineer at the North Navigation Control Technology Co.,Ltd. Her research interests include control and communication, computer simulation and CAD/CAM.



ZHANG LianMei was born in 1970. She received the Ph.D. degree in computer science from the Wuhan University, Wuhan, in 2010. Now, she is a professor at Wuhan University. Her research interests include distributed computing and power control.