

一种面向众包的基于信誉值的激励机制

芮兰兰 张攀* 黄豪球 邱雪松

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室 北京 100876)

摘要: 众包是互联网带来的一种分布式问题解决模式。然而,由于工作者和任务发布者具有自私特性并且致力于获得自身效益的最大化,使得在众包应用中,存在内部的激励问题。该文主要完成以下工作:首先,基于重复博弈,提出一种基于信誉值的激励模型,用于激励理性工作者高质量地完成任务;其次,该激励模型中同时设置了惩罚机制,将针对恶意工作者做出相应惩罚。仿真结果表明,即使在自私工作者比例为0.2的条件下,只要合理选择惩罚参数,均可有效激励理性工作者的尽力工作,众包平台的整体性能可以提升至90%以上。

关键词: 众包平台; 激励模型; 惩罚机制; 重复博弈

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)07-1808-08

DOI: 10.11999/JEIT151095

Reputation-based Incentive Mechanisms in Crowdsourcing

RUI Lanlan ZHANG Pan HUANG Haoqiu QIU Xuesong

(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Crowdsourcing is a new distributed problem solving pattern brought by the Internet. However, intrinsic incentive problems reside in crowdsourcing applications as workers and requester are selfish and aim to maximize their own benefit. In this paper, the following key contributions are made. A reputation-based incentive model is designed using repeated game theory, based on thorough analysis for current research on reputation and incentive mechanism; and a punishment mechanism is established to counter selfish workers. The experiment results show that the new established model can efficiently motivate the rational workers and counter the selfish ones. By setting punishment parameters appropriately, the overall performance of crowdsourcing system can be improved up to 90%, even if the fraction of selfish workers is 20%.

Key words: Crowdsourcing system; Incentive mechanisms; Punishment mechanisms; Repeated game

1 引言

众包是指一个公司或机构把过去由员工执行的工作任务,以自由自愿的形式包给非特定的大众网络的做法^[1,2]。在众多的众包平台中,比如 Yahoo Answers^[3]以及 Amazon Mechanical Turk^[4],用户通过完成小任务获取一定报酬。众包平台中的典型任务有设计图形,征集营销方案,图像标记等。为了便于说明,将一个众包平台的用户分为两类:在平台上发布任务的用户称为任务发布者,完成任务的

用户称为工作者。许多众包平台呈现出相似的架构,即任务发布者将一个任务的描述信息,连同这个任务的报酬值一起,发布在众包平台上。工作者提交对于这个任务的解决方案,并且由任务发布者对答案进行筛选,最终被选中答案对应的工作者会得到相应的报酬。

众包的工作方式,可以帮助任务发布者获得大量自由工作者,通过利用这些工作者的智慧解决实际问题。然而,由于工作者和任务发布者具有自私特性并且致力于获得自身效益的最大化,这样的情况导致工作者所提交的结果中包含大量随意甚至虚假的答案,即在众包平台中,存在内部的激励问题。因此,如何激励工作者尽力完成任务,从而保障在众包平台中结果数据的质量,成为优化众包服务的重要环节。

目前针对众包的研究工作主要集中在以下3个方面:(1)基于众包的信任机制设计^[5-8]。将信誉值

收稿日期:2015-09-25; 改回日期:2016-04-22; 网络出版:2016-06-03

*通信作者:张攀 1483462789@qq.com

基金项目:国家自然科学基金(61302078, 61372108), 国家自然科学基金创新研究群体科学基金(61121061), 北京高等学校青年英才计划项目(YETP0476)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61302078, 61372108), The Funds for Creative Research Groups of China (61121061), Beijing Higher Education Young Elite Teacher Project (YETP0476)

作为众包平台识别和惩罚恶意工作者的重要指标,并且基于工作者的可信程度和用户偏好为任务分配提供决策支持;(2)激励机制设计^[9-12]。通过设计合适的激励机制,保证工作者的工作动力,这对于保障众包平台的性能至关重要;(3)结果质量评估方法的研究^[13-15]。目的是通过各种方法对工作者提交的结果进行评估,以此来识别恶意工作者;并将这个评估结果作为触发对工作者恶意行为进行惩罚的重要条件。

在信任机制的设计方面,文献[5]提出在众包平台中,采用信誉值解决恶意工作者的方法是可行的,同时,基于可信程度的任务分配机制,可能会提升整个众包平台的总体效用。文献[6]考虑将信任机制引入到移动网络的内容发现和缓存中,构建了一个用于内容发现和缓存的系统Figaro,同时采用博弈论的方法证明了使用上述信任机制可以有效激励移动用户间的合作。但是在传统的信任机制研究中,总是旨在尽可能精准地计算和识别出一个最可信的服务提供结点,并且是基于如下两个假设:(1)在一个时间单元内,每个服务提供结点可以响应数量无上限的服务请求,(2)在完成一个任务时,只需要在若干服务提供结点中选择一个结点。然而,在众包平台中,上述的两个假设都是不成立的。

在基于众包的激励机制设计的研究方面,一类工作研究的激励机制是依赖于金钱报酬的方法。当工作者完成任务后,由任务发布者以现金的形式支付给工作者作为报酬。另外,还有一类是研究基于信誉的激励机制,比如,文献[9]分别在以平台为中心和以手机用户为中心的2种不同的感知系统模型中设计与模型相适应的激励机制。文献[10]研究基于信誉的激励机制,利用博弈论中相关理论建立效用矩阵,并通过建立马尔科夫过程,分析和证明上述方法能有效激励工作者进行合作。除了上述两种方法外,还有基于拍卖的激励机制研究,比如,文献[11]基于质量驱动的拍卖理论,提出了一种针对于移动群智感知环境的激励机制QDA,同时从理论证明了该机制的真实性,满足个体理性以及平台可盈利。但是在上述研究中,缺乏对于众包平台中可能产生的工作者恶意行为,比如,恶意诽谤攻击等的处理和惩罚机制研究^[6,12]。

结果质量评估方法的研究方面,最简单的一种方法就是使用黄金标准数据评估工作者完成的质量,通过将工作者提交的结果与标准数据进行比较,可以检测出欺骗类型工作者,并拒绝他们提交的结果^[1]。本文将不会对质量评估的具体方法进行研究。但是由于在任务发布者一侧对于工作者提交的答案

进行质量判定,得到的结论可能会有失偏颇,甚至可能存在恶意诽谤攻击等行为,本文将针对这类攻击行为的处理和惩罚机制进行深入的研究。

由此可见,目前基于众包的信任机制和激励机制的设计方面,仍存在着缺陷。为了解决上述问题,建立完善的信任和激励机制,本文首先为系统中的每个工作者分配信誉值,并建立相应的信誉值计算模型;其次设计了一种惩罚和反馈机制,使得在任务发布者收到了工作者的答案后,向众包平台反馈,并以此为依据决定是否触发惩罚;然后对传统任务分配机制进行扩展,提出了针对众包平台的任务分配算法;最后采用重复博弈的方法,证明了在合理选择惩罚参数的基础上,可以有效激励理性工作者的尽力工作。

本文的创新点如下:

(1)设计了一种基于工作者历史行为的惩罚机制。其中,惩罚期长度与工作者的历史行为相关,当工作者是初次或是偶尔进入惩罚期时,其信誉值恢复的速度较快;而当工作者具有恶意行为时,则其信誉值恢复速度越来越小。

(2)对任务发布者的反馈进行可信度的判定,提出了消极反馈率的概念,采用消极反馈率可以有效鉴别任务发布者消极反馈的可信度。

(3)采用基于上述信誉值计算模型的重复博弈方法,证明了在合理选择惩罚参数的基础上,可以有效激励理性工作者的尽力工作。所提方法弥补了基于马尔科夫过程的激励机制研究中,缺乏对众包平台中可能产生的恶意行为如恶意诽谤攻击等进行处理的缺陷。

本文第2节详细分析众包信任机制,给出了基于信誉值的激励模型,并提出了基于用户历史行为的惩罚机制;第3节针对众包平台进行重复博弈分析,并得到激励一致性的条件;第4节详细分析了我们的实验结果,验证了在合理选择惩罚参数的情况下,可以有效激励理性工作者尽力完成工作,平台的整体性能和效益可以相应提升;第5节为结束语。

2 基于信誉值的激励机制

2.1 问题定义

(1)用户:众包平台的用户包含任务发布用户集合 R 以及工作者集合 W 。对于任意任务发布者 $r \in R$,在 t 时刻发布的一个任务 T_r^t ,需要被分解为 N_r^t 个子任务进行处理。通常来说,同一个 T_r^t 分解的 N_r^t 个子任务可以视作是相同类型的。同一时间内,一个工作者 $w \in W$ 可以完成一个或多个子任务,然而,受制于工作者的能力,存在一个单位时间内

完成子任务数量的上限,这里记作 \max_w 。这个参数主要用在平台在对工作者进行任务分配时,单位时间内可以分配的最大数量。

(2)信誉值计算模型:本文的信誉值计算模型包含两个部分:信誉值计算方法 Φ ,信誉值集合Rep。众包平台为每个工作者 w 赋予信誉值,用参数rp表示。rp是集合 $\text{Rep} = \{0, 1, \dots, \Gamma\}$ 中的元素,其中 Γ 表示最大信誉值。初始设置所有工作者的信誉值均为 Γ ,随着交易过程的发生,工作者的信誉值发生变化,高信誉值反应了工作者在执行任务时表现良好。根据任务发布者对于本次交易过程的满意程度,众包平台对工作者的信誉值进行更新。

信誉值计算方法 Φ 规定了根据任务发布者对于交易过程的满意程度,对工作者的信誉值进行更新的具体方法。计算模型如式(1)所示,式(1)中涉及到的相关参数在表1中进行定义。Fe表示任务发布者对工作者完成任务的情况做出的评价,该评价只分为两个等级:等级H和等级L。其中,H表示任务发布者认为工作完成情况服务要求,L表示不符合要求。 $\Phi(rp, Fe)$ 表示在工作者当前的信誉值为rp的情况下,收到任务发布者的评价Fe后,信誉值更新的情况。同时设立信誉状况阈值PL。

$$\Phi(rp, Fe) = \begin{cases} \min\{\Gamma, rp + 1\}, & Fe = H, rp \geq PL \\ rp - 1, & Fe = L, rp \geq PL + 1 \\ 0, & Fe = L, rp \leq PL \\ \min\{PL, rp + 1\}, & rp \leq \min\{P_0 \cdot a^n, 2\Gamma\} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中,参数定义如表1所示。

2.2 惩罚激励机制

在上述的信任机制下,当一个工作者处于活跃(即当 $rp \geq PL$)状态时,每经过一次交易,并且获得任务发布者的肯定评价后,其信誉值会增加1,但是

不会超过信誉的最大额度 Γ ;但是当获得的是负面评价时,工作者的信誉值相应减少1。

当工作者的信誉值降低到阈值PL,并且再一次收到了负面评价后,工作者的信誉值会被清零,进而进入到惩罚期。在惩罚期中,工作者只有通过参与交易并且获得正面评价才可以获得信誉恢复1,直到信誉值恢复到 $\min\{P_0 \cdot a^n, 2\Gamma\}$ 后,重新置为阈值PL,之后工作者可以开始正常参与交易。同时,工作者在惩罚期中参与交易不能得到报酬,并且如果在惩罚期内,工作者仍然选择不尽力工作,那么,该工作者将会被驱逐出该众包平台。因此,即使是始终选择不尽力工作的自私工作者,在进入了惩罚期后,也只能选择尽力工作以尽快脱离惩罚期。

其中,设定一次交易行为的交易阶段时长不必相等但是不可小于某一固定阈值 τ ,令 M 表示惩罚期的阶段数量,那么工作者接受的惩罚期时长不小于 $M \cdot \tau$ 。惩罚期包含的阶段数量 M 成为惩罚计数因子。惩罚-激励机制通过调整 M 区分对于不同偏离行为的惩罚力度,其中 M 的取值与工作者在本次交易之前的历史交易行为有关^[16]。本文中的计算方法是令 $M = P_0 \cdot a^n$,即当工作者是初次或是偶尔进入惩罚期时,其信誉值恢复的速度较快;而当工作者具有恶意行为时,则其信誉值恢复速度越来越小。因而实现了根据工作者的历史行为决定惩罚力度这一特点。

2.3 反馈可信度判定

由上述建立的信誉计算模型可知,任务发布者对于工作者的反馈消息对工作者的信誉状况以及是否触发惩罚有着决定性作用。然而,由于任务发布者对于工作者的评价可能有失公正,甚至可能存在恶意诽谤从而达到扰乱系统秩序的恶意行为,有必要对任务发布者的反馈进行可信度的判定。

首先引入消极反馈率的概念,其定义如下:

给定某个任务发布者 r 和工作者 w ,定义消极反馈率 $R_I(r, w)$ 为 r 对 w 产生的消极评价的比率,则 $R_R(r, w)$ 为 w 收到来自 r 的消极评价率。那么有在全局范围内的公式为

$$\bar{R}_I(r) = \frac{1}{N_w} \sum_w R_I(r, w) \quad (2)$$

用某个任务发布者 r 对所有为其工作过的工作者的消极评价率的总和,除以这些工作者的总数量,得到一个任务发布者 r 产生消极评价的全局平均比率。同样有全局范围内的公式为

$$\bar{R}_R(w) = \frac{1}{N_r} \sum_r R_R(r, w) \quad (3)$$

表1 参数定义

符号	含义
rp	工作者当前的信誉值
Γ	信誉值的最大取值
Fe	任务发布者对工作者完成任务的情况做出评价
H	工作的完成情况符合要求
L	工作的完成情况不符合要求
PL	信誉状况阈值,低于该值则工作者进入惩罚期
P_0	惩罚期长度的基数
$a(a > 0)$	惩罚力度因子
$n(n \geq 0)$	某工作者接受惩罚的历史次数

用某个工作者 w 接收过的所有消极评价率的总和,除以做出这些评价的任务发布者的总数量,得到一个工作者 w 收到消极评价的全局平均比率。

当任务发布者 r 对于某个工作者 w 做出了消极评价,在下述的两个条件都成立的情况下,可以认为这个消极评价是无效的:

(1)当针对这个 r 计算得到的发布消极评价的平均比率 $R_r(r)$ 比针对所有任务发布者计算得到的平均值要高(表示这个任务发布者 r 的评价观点比一般任务发布者消极);

(2)任务发布者 r 对于某个工作者 w 发布的消极评价率 $R_r(r,w)$ 比 w 收到的平均消极评价率 $R_R(w)$ (表示这个任务发布者 r 对于该工作者 w 的评价观点比一般任务发布者消极)。

为了检测恶意诽谤攻击,可以设置阈值,对于每个任务发布者 r 记录其发布的无效消极评价数量,当这个数量值超过一定阈值,认为该 r 参与到了恶意诽谤攻击中,需要对这个 r 进行处理。若 r 当前的行为被认为是正常的,同时对于某个工作者 w 的消极评价被认定为是无效的,那么平台会将这个消极评价修改为积极评价并相应修改 w 的信誉值中,同时将这个无效的消极评价进行记录,用以判定 r 的行为。

3 基于众包平台的重复博弈分析

3.1 单阶段博弈模型

在众包平台上,工作者在选择尽力工作时,存在资源占用及消耗等成本,记作 C ,在不尽力工作时,认为成本为0;当工作者尽力工作,任务发布者可以收到任务委托方价值为 P 的报酬;此外,任务发布者需要支付给工作者的报酬值为 Q 。

设 G 为阶段博弈,在众包平台的用户之间的长期行为是阶段博弈的无限次重复博弈,记作 $G(\infty, \delta)$, δ 为贴现因子。工作者的行为选择策略集合为 $\{H, L\}$, 分别表示用户节点选择{尽力工作, 不尽力}; 任务发布者的行为选择策略集合为 $\{Pay, No Pay\}$, 分别表示任务发布者选择支付和不支付工作者的报酬。则任意一对任务发布者和工作者,在某一时刻的交互中收益矩阵的定义如表2所示。

从表1中可知,在只考虑一轮博弈的情况下,其纳什均衡为 $(No Pay, L)$, 即平台中将不存在任何的合作行为,且所有用户的收益均为0,这就形成了包平台中的“囚徒困境”。

表2 众包平台协作收益矩阵

	H	L
Pay	$(P-Q, Q-C)$	$(-Q, Q)$
No Pay	$(P, -C)$	$(0, 0)$

3.2 重复博弈分析

重复博弈是指同样结构的博弈重复许多次,其中的每次博弈称为“阶段博弈”^[17]。在任何重复博弈中,参与人行动的有序性意味着他们在本回合中采取的策略取决于前一回合中的行动,这样的策略被称为是条件策略^[17]。

在上述阶段博弈的一次性博弈有唯一的纯策略纳什均衡 $(No Pay, L)$, 此时双方得益为 $(0, 0)$, 显然该纳什均衡并不是帕雷特效率意义上的最佳策略组合,最佳策略组合是 (Pay, H) , 然而 (Pay, H) 在一次博弈中不会出现,因为每个人都有改变策略的动力。

下面要证明,能否找到一个合理范围的贴现系数 δ , 使得在考虑重复博弈情况下采用上述触发策略后,两博弈方可以考虑长远利益,从而构成 (Pay, H) 的纳什均衡。

按照上述策略,给定贴现系数 δ , 则总是选择不尽力完成任务的工作者的收益 $R1$ 可以分两个阶段进行计算:

第1阶段是信誉值从 Γ 降低至 PL 的过程,在此期间,工作者一直选择不尽力完成工作,相应的信誉值一直下降,但是由于没有进入惩罚期,所以不会被惩罚。这个过程中获得的收益 X 为

$$X = Q \cdot (\Gamma - PL) \quad (4)$$

第2阶段是信誉值为 PL 时,工作者仍然选择了不尽力完成工作,但是此时进入惩罚期。这个阶段获得的收益 Y 为

$$Y = Q + (-C)\delta + \dots + (-C)\delta^{\min\{P_0 \cdot a^n, 2\Gamma\}} \quad (5)$$

这里考虑多重博弈的博弈阶段数量为工作者接受的惩罚期的阶段数,为 $\min\{P_0 \cdot a^n, 2\Gamma\}$ 。令 $K = \min\{P_0 \cdot a^n, 2\Gamma\}$, 则收益 $R1$ 可以表示为

$$R1 = Q \cdot (\Gamma - PL + 1) + (-C) \cdot \frac{\delta(1 - \delta^K)}{1 - \delta} \quad (6)$$

考虑相反的情形,若工作者选择尽力完成工作,其收益 $R2$ 为

$$R2 = (Q - C) \cdot (\Gamma - PL) + (Q - C) + \dots + (Q - C)\delta^K \quad (7)$$

式(7)可以简化为

$$R2 = (Q - C) \cdot (\Gamma - PL + 1) + (Q - C) \cdot \frac{\delta(1 - \delta^K)}{1 - \delta} \quad (8)$$

为了激励工作者的尽力工作,必须保证在考虑重复博弈的情况下,选择尽力工作的预期收益不低于采取不尽力工作时的预期收益。因此,为了保证 $R2 \geq R1$, 即

$$(Q - C) \cdot (\Gamma - PL + 1) + (Q - C) \cdot \frac{\delta(1 - \delta^K)}{1 - \delta} \geq Q \cdot (\Gamma - PL + 1) + (-C) \cdot \frac{\delta(1 - \delta^K)}{1 - \delta} \quad (9)$$

在理性工作者做出决策之前, 都会对将来的预期收益进行评估, 如果式(9)成立, 则结点必将选择尽力完成任务。作为平台设计者, 可以针对不同的 δ 设置相应的 K 值, 使式(9)成立, 从而促进用户的协作。从式(9)中可以看出, 惩罚机制是靠引入负收益来实现的, 惩罚的力度取决于 K , 并且文中 K 的值是由该工作者的历史行为决定的, 是动态变化的。将式(9)化简, 可得

$$\frac{\delta - \delta^{K+1}}{1 - \delta} \geq \frac{C \cdot (\Gamma - PL + 1)}{Q} \quad (10)$$

当贴现系数 δ 满足式(10)时, (Pay, H)将成为纳什均衡解。因为此时由于贴现系数较大, 因此对于用户来说未来利益是足够重要的, 他不会为了一次性的眼前利益而实施“背叛”, 导致自己的将来利益和长期利益受到损失。

4 仿真测试与分析

本文提出了基于信誉值的激励机制, 综合考虑了工作者的历史交易行为, 采用多重博弈的思想, 理论上求解出了满足激励一致性的条件。为验证本文提出机制的有效性, 在 MyEclipse^[8]实验环境下进行了仿真实验, 并对结果进行了比较和分析。

4.1 仿真设置与仿真方法

在 MyEclipse 实验环境中模拟 20 个工作者和 1 个任务发布者。其中工作者的类型分为两类: 理性工作者和自私工作者。其中理性工作者通过判断当前自身是否满足激励一致性的条件, 决定是否尽力完成工作。自私工作者不受激励的影响, 在非惩罚期的阶段, 始终选择不尽力完成工作。

在实验中, 为了模拟实际的众包平台, 设定即使理性工作者通过判别满足了一致性的条件, 也并不一定选择尽力工作, 而是以某种概率 p 选择尽力工作, 并且这个概率 p 和当前众包平台中设置的贴现 δ 相关联, δ 越大, p 值相应设置越高。

重复博弈模型中的相关参数设置如下: $a = 2$; $P_0 = 3$; $C = 1$; $Q = 7$ 。为了模拟实际的众包平台, 设定工作者的初始惩罚次数随机取 0~4。自私工作者所占的比例默认为 0.2。

参数的设置在表 3 中给出, 其中惩罚期基数 P_0 和惩罚力度因子 a 已在表 1 中进行了定义, 收益参数 Q 和消耗参数 C 已在表 2 中进行了定义。

在仿真过程中, 每类实验进行 5 次, 每次试验由 10 个交易阶段组成, 仿真结果取 5 次实验的平均值。在下面的仿真实验中, 重点考察激励一致性条件(式(10))中涉及到的参数, 以及自私工作者所占比例和惩罚次数初值等因素对高质量工作完成比例的

表 3 众包平台参数设置

环境参数	设置值
工作者数目	20
任务发布者数目	1
惩罚期基数 P_0	3(阶段)
惩罚力度因子 a	2
收益参数 Q	7
消耗参数 C	1
初始惩罚次数	0~4 随机
自私工作者所占比例	0~1 默认为 0.2
理性工作者选择尽力工作的概率 p	0.5~1 随机

影响, 进而验证激励机制的有效性。另外, 为了验证 2.3 节中反馈可信度判定机制的有效性, 针对该机制对高质量完成工作比例的影响, 本文同样进行了仿真实验。这里定义高质量工作完成的比例: 用户尽力完成的工作的数量与完成工作总数的比值。定义信誉值的最大值为式(10)中的 Γ 。定义信誉值阈值与信誉值最大值的比值为 PL/Γ 。

4.2 实验结果与分析

通过以上环境设置, 在 MyEclipse 中进行仿真。将得到的评价指标数据输出到 MATLAB R2014a 中, 进行比较分析。

(1) 激励一致性条件中涉及到的参数: 由图 1(a)可知, 当 $\Gamma = 10$, 随着 δ 的增加, 高质量工作完成的比例显著增加, 并且逐渐趋于稳定状态。这是由于, 根据激励一致性条件, 当 δ 变大, 工作者选择合作带来的长期收益相应增加, 更有可能被激励产生高质量的工作。

考察曲线 $PL/\Gamma = 0.5$, 在 δ 位于 $[0, 0.5]$ 的区间内, 高质量工作的比例保持不变, 始终为 0.4, 这是由于不满足激励一致性的条件, 因而理性工作者不能被激励, 平台中的所有工作者均成为自私工作者。但是高质量工作的比例却没有相应的下降为 0, 这是由于在本文设计的机制中, 一旦工作者进入了惩罚期, 就必须要选择高质量完成工作, 否则会被驱逐出平台, 所以在 δ 位于 $[0, 0.5]$ 的区间内产生的高质量工作, 均是工作者处在惩罚期内完成的。

当 $\delta > 0.5$, 部分理性工作者满足了激励一致性的条件, 将会以概率 p 选择尽力工作, 因此, 高质量工作完成的比例逐渐增加。同时观察得到, 在 δ 位于 $[0.5, 0.7]$ 的区间, 高质量工作完成的比例变化显著并且相对不稳定, 这是由于, 在 δ 相对较小时, 惩罚期的初值 K 对于激励条件是否成立有较大作用, 并且在本文中, 惩罚次数的初值是随机的, 因而,

高质量工作完成的比例变化显著并且相对不稳定。当 δ 较大时，惩罚期的初值 K 的变化带来的影响下降，所以高质量工作完成的比例最终趋于稳定。

同时，由图 1(a) 所见，随着 PL/Γ 的增加，高质量工作的比例上升。因为 PL/Γ 的增加代表信誉值阈值上升，工作者更有可能进入惩罚期，所以不论是自私还是理性工作者，其完成的高质量工作比例都会上升。

图 1(b) 给出了 Γ 对高质量工作完成比例的影响，随着 Γ 的增加，高质量工作的比例下降。因为在 PL/Γ 保持不变的条件下， Γ 增加，工作者经过更多的交易阶段才达到惩罚期，所以不论是自私还是理性工作者，其完成的高质量工作比例都会下降。

(2) 自私工作者所占比例对于完成工作质量的影响：图 2 给出了当 $\Gamma = 10$ ，随着自私工作者所占比例上升带来的高质量工作完成比例的变化，呈下降趋势。因为自私工作者总是不能被激励的，所以自私工作者所占比例上升会导致完成工作质量下降。同时，当自私结点比例为 1 时，高质量工作完成比例只依赖于 Γ 和 PL/Γ ，与 δ 无关。

(3) 惩罚次数初值对于完成工作质量的影响：

图 3 给出了不同惩罚次数初值下的仿真结果，可以看出，随着惩罚次数初值增加，高质量工作完成比例增加，这是由于，根据激励一致性条件，当初始惩罚期变长，理性工作者选择合作带来的长期收益相应增加，更有可能被激励产生高质量的工作。同时观察得到，惩罚次数的初值为 0,1,2 时，高质量工作完成的比例变化显著并且相对不稳定，这是由于，在惩罚期的初值 K 较小时，对于促使激励条件成立的作用较小，容易受 Γ ， PL/Γ 与 δ 变化的影响，并且在本文中，理性工作者选择尽力工作的概率是随机的，因而，高质量工作完成的比例变化显著并且相对不稳定。当惩罚次数的初值大于 2 后， Γ ， PL/Γ 与 δ 等参数的变化带来的影响下降，所以图 3

的 4 种情况中，高质量工作的完成比例趋于相同，并且变化平缓。

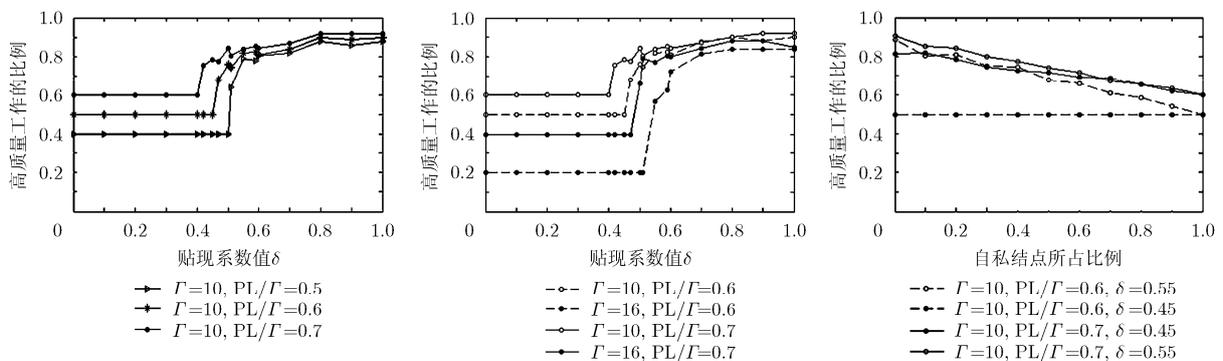
(4) 反馈可信度判定机制对于完成工作质量的影响：该实验中，系统不存在自私工作者，全部都是理性工作者，但是设定在系统中，20% 的工作者将会参与到恶意诽谤攻击中，即，工作者始终向平台反馈错误的评价信息。同时设置 $\Gamma = 10$ ， $PL/\Gamma = 0.7$ ， $\delta = 0.55$ 。在仿真实验中，参与恶意诽谤攻击的工作者始终坚持诽谤，不受系统中信誉机制和惩罚机制的影响。实验结果如图 4 所示。

从实验结果中可以看到，当系统中 20% 的工作者参与到恶意诽谤攻击中，并且不存在反馈可信度判定机制时，高质量完成工作的比例逐渐下降。这其中的原因是，部分正常的理性工作者虽然高质量地完成了工作，系统却按照恶意的反馈信息将该工作判定为低质量，导致系统高质量完成工作的比例下降(从系统计算得到的结果来看)。同时，会导致这部分理性工作者的信誉值降低。随着交易过程的持续，正常的理性工作者将会反复被惩罚进入到惩罚期内，即，正常的理性工作者即使高质量完成工作，仍然不能得到对应的信誉值，众包平台的正常秩序被打乱。

相反，在反馈可信度判定机制存在的情况下，即使存在 20% 的参与诽谤攻击的工作者，系统高质量工作完成的比例和不存在诽谤攻击时的比例相差不大。该实验证明，2.3 节中提出的反馈可信度判定机制是有效的。

(5) 本文中的激励模型与 QDA^[11] 机制的对比：

为了将本文中提出的激励模型同 QDA 机制进行比较，设置 $\Gamma = 10$ ， $PL/\Gamma = 0.7$ ， $\delta = 0.55$ ，不存在恶意诽谤攻击，同时自私工作者所占比例为默认值。实验结果如图 5 所示。从图中可以看到，本文中提出的激励模型在激励工作者高质量完成工作方面，具有较好的效果。



(a) PL/Γ 对高质量工作完成比例的影响 (b) Γ 对高质量工作完成比例的影响

图1 PL/Γ 和 Γ 对高质量工作完成比例的影响

图2 自私结点所占比例对高质量工作完成比例的影响

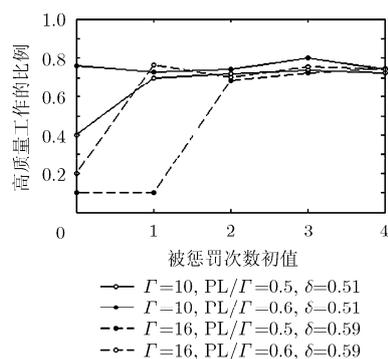


图3 惩罚次数初值对高质量工作完成比例的影响

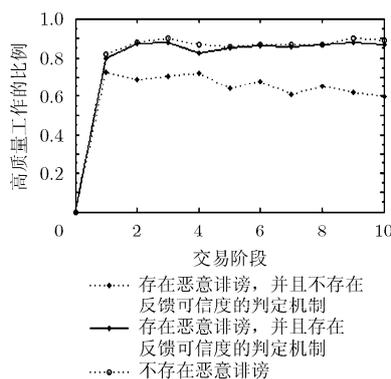


图4 反馈可信度判定机制对高质量工作完成比例的影响

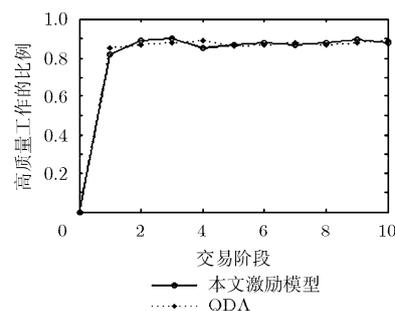


图5 本文激励模型与QDA机制的对比

5 结束语

本文基于重复博弈, 提出了一种基于信誉值的激励模型, 用于激励理性工作者高质量地完成工作; 此外, 本文针对恶意工作者做出相应的惩罚。最后通过仿真实验证明了激励机制的有效性, 仿真结果表明, 通过合理选择惩罚参数, 可以有效激励理性工作者高质量完成工作, 提高众包平台的高质量工作完成比例。

接下来的工作将考虑文中提出的基于信誉值进行分配的任务调度算法进行实现, 进一步提高众包平台的效率和用户满意度。

参考文献

- [1] 张志强, 逢居升, 谢晓芹, 等. 众包质量控制策略及评估算法研究[J]. 计算机学报, 2013, 36(8): 1636-1649. doi: 10.3724/SP.J.1016.2013.01636.
ZHANG Z Q, PANG J S, XIE X Q, *et al.* Research on crowdsourcing quality control strategies and evaluation algorithm[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2013, 36(8): 1636-1649. doi: 10.3724/SP.J.1016.2013.01636.
- [2] HOSSEINI M, PHALPK, TAYLOR J, *et al.* The four pillars of crowdsourcing: A reference model[C]. 2014 IEEE Eighth International Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS), Marrakech, 2014: 1-12. doi: 10.1109/RCIS.2014.6861072.
- [3] SHEN H, LI Z, LIU J, *et al.* Knowledge sharing in the online social network of Yahoo! answers and its implications [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2014, 64(6): 1715-1728. doi: 10.1109/TC.2014.2322598.
- [4] WU H, CORNEY J, and GRANT M. Relationship between quality and payment in crowdsourced design[C]. Proceedings of the 2014 IEEE 18th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD), Hsinchu, 2014: 499-504. doi: 10.1109/CSCWD.2014.6846895.
- [5] DOAN A, RAMAKRISHNAN R, and HALEVY A, Crowdsourcing systems on the World-Wide Web[J]. *Communications of the ACM*, 2011, 54(4): 86-96. doi: 10.1145/1924421.1924442.
- [6] MALANDRINO F, CASETTI C, and CHIASSERINI C. Content discovery and caching in mobile networks with infrastructure[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2012, 61(10): 1507-1520. doi: 10.1109/TC.2011.216.
- [7] 谢晓兰, 刘亮, 赵鹏. 面向云计算基于双层激励和欺骗检测的信任模型[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 812-817. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00787.
XIE X L, LIU L, and ZHAO P. Trust model based on double incentive and deception detection for cloud computing [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(4): 812-817. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00787.
- [8] 杨明, 刘元安, 马晓雷, 等. 一种基于定价与信任的网络资源分配算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 846-851. doi: 10.3724/SP.J.1146.2009.00435.
YANG M, LIU Y A, MA X L, *et al.* A grid resource allocation algorithm based on pricing and trust[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(4): 846-851. doi: 10.3724/SP.J.1146.2009.00435.
- [9] YANG D, XUE G, FANG X, *et al.* Crowdsourcing to smartphones: Incentive mechanism design for mobile phone sensing[C]. Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MOBICOM 2012), New York, 2012: 173-184.
- [10] ZHANG Y and SCHAAR M. Reputation-based incentive protocols in crowdsourcing applications[C]. IEEE INFOCOM, Orlando, FL, 2012: 2140-2148. doi: 10.1109/INFOCOM.2012.6195597.
- [11] WEN Y, SHI J, ZHANG Q, *et al.* Quality-driven auction-based incentive mechanism for mobile crowd sensing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 64(9): 4203-4214. doi: 10.1109/TVT.2014.2363842.
- [12] TSUDA T, KOMAI Y, SSASKI Y, *et al.* Top-k query processing and malicious node identification against data

- replacement attack in MANETs[C]. IEEE 15th International Conference on Mobile Data Management (MDM), Brisbane, 2014: 279-288. doi: 10.1109/MDM.2014.40.
- [13] XU Q, XIONG J, HUANG Q, *et al.* Online HodgeRank on random graphs for crowdsourcable QoE evaluation[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2014, 16(2): 373-386. doi: 10.1109/TMM.2013.2292568.
- [14] ANEGEKUH L, SUN L, and IFEACHOR E. A screening methodology for crowdsourcing video QoE evaluation[C]. IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Austin, TX, 2014. doi: 10.1109/GLOCOM.2014.7036964.
- [15] DANG D, LIU K, ZHANG Y, *et al.* A crowdsourcing worker quality evaluation algorithm on MapReduce for big data applications[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2015. doi: 10.1109/TPDS.2015.2457924.
- [16] 桂春梅. 虚拟计算环境下信誉机制关键技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科技大学, 2009.
- [17] DIXIT A, REILEY D, and SKEATH S. *Games of Strategy* [M]. New York, US, W. W. Norton & Company, Inc., 2009: 345-354.
- 芮兰兰: 女, 1979年生, 博士, 副教授, 研究方向为网络和业务质量管理、泛在网络、大数据等.
- 张攀: 女, 1993年生, 硕士生, 研究方向为众包机制.
- 黄豪球: 男, 1985年生, 博士, 研究方向为信息中心网络.
- 邱雪松: 男, 1973年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为网络管理和通信软件等.

“在线社交网络的挖掘与分析”专题征文通知

在线社交网络正成为社会关系维系和信息传播的重要渠道和载体, 虚拟的社交网络和真实社会的交融互动对社会的直接影响越来越大, 直接影响国家安全与社会稳定。为了满足其在个人生活、社会管理创新和国家战略安全等层面的广泛需求, 《电子与信息学报》拟推出“在线社交网络的挖掘与分析”专题报道, 现发布专题征文通知。本专题将围绕社交网络的“结构特性”、“群体行为与互动规律”、“信息传播”3个核心问题组稿, 旨在推进社交网络分析与网络信息传播的基础理论和关键技术的研究。

1 专题主编

方滨兴院士(北京邮电大学)、许进教授(北京大学)、贾焰教授(国防科技大学)。

2 征文范围

“在线社交网络的挖掘与分析”专栏重点从以下几方面, 征集高质量的研究论文: (1)在线社交网络结构特征分析及建模; (2)虚拟社区发现与演化分析; (3)在线社交网络用户行为分析; (4)在线社交网络情感分析; (5)个体影响力及群体影响机制理论; (6)个性化推荐和链路预测方法; (7)社交网络的内容表示和管理; (8)面向社交网络的信息检索; (9)在线社交网络信息传播建模与预测; (10)影响最大化计算方法; (11)在线社交网络的话题发现与演化。

所征集的论文内容不限于以上方面, 所有与在线社交网络分析与信息传播相关的高水平论文均接受投稿。为保证“在线社交网络的挖掘与分析”专栏文章的质量, 最终录取文章数量由征集到的稿件的质量和审稿情况决定。

3 投稿要求

稿件类型要求: 前瞻性的研究论文, 高质量的综述论文。稿件尚未公开发表, 并非一稿多投; 无抄袭、剽窃、侵权等不良行为。

投稿方式: 登录《电子与信息学报》网站(<http://jeit.ie.ac.cn/>)注册投稿。投稿时请在作者留言一栏中注明“社交网络专题”。

稿件格式: 参照《电子与信息学报》论文模板。

截稿时间: 2016年12月。