



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

移动众包中基于多约束工人择优的激励机制研究

傅彦铭, 朱杰夫, 蒋侃, 黄保华, 孟庆文, 周兴

引用本文

傅彦铭, 朱杰夫, 蒋侃, 黄保华, 孟庆文, 周兴. [移动众包中基于多约束工人择优的激励机制研究](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(9): 275-282.

FU Yan-ming, ZHU Jie-fu, JIANG Kan, HUANG Bao-hua, MENG Qing-wen, ZHOU Xing. [Incentive Mechanism Based on Multi-constrained Worker Selection in Mobile Crowdsourcing](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(9): 275-282.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向 6G 可信可靠智能的区块链分片与激励机制](#)

Blockchain Sharding and Incentive Mechanism for 6G Dependable Intelligence

计算机科学, 2022, 49(6): 32-38. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220400004>

[基于在线双边拍卖的分层联邦学习激励机制](#)

Incentive Mechanism for Hierarchical Federated Learning Based on Online Double Auction

计算机科学, 2022, 49(3): 23-30. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800051>

[一种面向电能数据数据的联邦学习可靠性激励机制](#)

Reliable Incentive Mechanism for Federated Learning of Electric Metering Data

计算机科学, 2022, 49(3): 31-38. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700195>

[基于演化博弈的理性拜占庭容错共识算法](#)

Rational PBFT Consensus Algorithm with Evolutionary Game

计算机科学, 2022, 49(3): 360-370. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900110>

[多约束条件下生产排程智能优化技术](#)

Intelligent Optimization Technology of Production Scheduling Under Multiple Constraints

计算机科学, 2021, 48(3): 239-245. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200300105>

移动众包中基于多约束工人择优的激励机制研究

傅彦铭¹ 朱杰夫¹ 蒋侃² 黄保华¹ 孟庆文¹ 周兴¹

1 广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004

2 广西大学工商管理学院 南宁 530004

(fym2005@126.com)

摘要 随着移动众包的快速发展,市面上的众包平台如雨后春笋般出现,它们发布任务并利用人群的力量来执行任务、收集数据。此时,移动众包中有效的激励机制变得十分重要。然而现有的激励机制只片面地考虑工人的信誉度、所在位置和执行时间等,这使得众包平台在有限的预算或其他约束的情况下选定优质工人并分配多个任务变得困难。针对以上问题,文中提出了一种基于多约束工人择优的激励机制(Multi-constrained Worker Selection Incentive Mechanism,MSIM),该模型依赖于两个相关算法:一是基于改进逆向拍卖的工人择优算法,该算法综合考虑工人信誉度、地理位置、任务完成度、结果质量等多个重要约束来选择最优的工人执行任务;二是评估和奖惩算法,该算法对任务执行结果和工人信誉度进行评估,从而制定对工人的奖励与惩罚规则。实验结果表明,MSIM可以选出优秀的工人,并提高任务执行结果的可信度和工人信誉度,是一种良好的激励机制。

关键词: 移动众包;工人选择;多约束;结果评估;激励机制

中图法分类号 TP391

Incentive Mechanism Based on Multi-constrained Worker Selection in Mobile Crowdsourcing

FU Yan-ming¹, ZHU Jie-fu¹, JIANG Kan², HUANG Bao-hua¹, MENG Qing-wen¹ and ZHOU Xing¹

1 School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, China

2 School of Business Administration, Guangxi University, Nanning 530004, China

Abstract With the rapid development of mobile crowdsourcing, crowdsourcing programs in the market have sprung up. They distribute tasks and use the power of the crowd to perform the tasks for collecting data and an effective incentive mechanism in mobile crowdsourcing becomes very important. However, the existing incentive mechanisms nowadays partially consider the reputation value, location and execution time of workers, which makes it difficult for crowdsourcing platform to select high-quality workers and assign multiple tasks on limited budgets or other constraints. To solve the above problems, this paper proposes an incentive mechanism on the basis of the multi-constrained worker selection (MSIM), which relies on two related algorithms. One is the algorithm of worker selection based on improved reverse auction model, which comprehensively considers many important limitations to select great workers to perform the tasks, such as worker reputation, geographical location, task completion degree and result quality. The other is the algorithm of reward and punishment by evaluation, which contains the evaluation of task-perceiving results and workers' reputation. The experimental results showed that not only can MSIM select excellent workers, but also it improved the credibility of the task results and the reputation of workers. It is proved within this paper that the MSIM is an effective incentive mechanism.

Keywords Mobile crowdsourcing, Worker selection, Multiple constraints, Result evaluation, Incentive mechanism

1 引言

进入21世纪,随着智能移动设备的普及,功能丰富的内置传感器(如紫外线传感器、陀螺仪和GPS)遍布人类社会的每个角落,群智感知^[1]得到快速发展。这是数据获取的一种

新模式,它利用上述传感器对周围环境进行感知来收集感知数据。移动众包是实现群智感知的一种方式,每个携带智能设备的工人都可以成为众包的一份子,参与到任务执行中,从而实现利用群体的力量来解决问题。这促进了商业移动众包平台的出现,如Gigwalk、Field Agent、阿里众包、美团众包

到稿日期:2021-07-13 返修日期:2021-09-06

基金项目:国家自然科学基金(71962002);广西高校人文社会科学重点研究基地“广西发展战略研究院”课题(2021GDSIYB14)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (71962002) and “Guangxi Development Strategy Research Institute” of Guangxi Universities Key Research Base of Humanities and Social Sciences(2021GDSIYB14).

通信作者:朱杰夫(zhujiefujeff@sina.com)

的惩罚;相反,若感知数据质量高,那么工人会获得额外的奖励。

(4)移动众包中工人的信誉度极其重要。将全体信誉均值引入,平衡参与任务感知次数较少的和较多的工人的信誉度。信誉度会影响后续平台对工人的选择,信誉度高的工人在参与择优时有一定的优势。工人上传的优质感知数据多,信誉度就会增长,这可以鼓励工人继续努力。而当信誉度降低时,会引起工人的注意,促使他们更好地完成下一批任务。双向的刺激能更好地激励工人将任务执行好。

3 系统建模和问题定义

3.1 系统模型

移动众包平台将选中的任务集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_m\}$ 发布, j 为任务的标号。每个任务 t_j 最少需要的人数 o_j 构成集合 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_j, \dots, o_m\}$ 。众包平台同一批次任务的总预算为 B 。待选工人选中自己想领取的任务并提交,供平台选择。 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_N\}$ 表示平台收集到的待选工人信息集合, i 表示待选工人的编号, N 是待选工人的总数。待选工人 i 的信息 r_i 是一个多元组: $r_i = \{b_i, c_i, d_i, e_i, \tau_i, \eta_i\}$ 。表 1 列出了系统模型所用的关键符号及其含义。

表 1 符号
Table 1 Symbol

Parameter	Meaning
$T = \{t_1, t_2, \dots, t_j, \dots, t_m\}$	任务集合
$O = \{o_1, o_2, \dots, o_j, \dots, o_m\}$	任务最低人数保证
$W = \{w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_n\}$	中标工人
$H = \{h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_n\}$	每个中标工人的感知数据集合
$R = \{r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_N\}$	中标工人信息集合
$r_i = \{b_i, c_i, d_i, e_i, \tau_i, \eta_i\}$	工人 i 的信息组合
B	平台总预算
b_i	工人 i 的报价
c_i	工人 i 的信誉度
d_i	工人 i 到任务的距离
e_i	工人 i 的移动设备的电量
τ_i	工人 i 声明的任务
q	算法执行到第 q 轮
η_i	工人 i 过往所有任务的平均执行时间
N	待选工人数量
n	中标工人数量
m	任务数量
i	工人下标
j	任务下标

接收工人们的任务请求后,平台运用择优算法选出合适且优秀的工人参与任务的执行并收集感知数据。假设平台选出的优秀工人胜出者,即中标工人,用集合 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_n\}$ 表示。中标工人的报价总和若超出平台总预算 B ,则调整总预算或重新选人。若平台还有剩余预算,则中标工人可以执行任务并收集数据,待任务完成后剩余预算用于对执行者实施额外奖励。

所有任务完成后,众包平台会收到一组感知结果 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_n\}$, h_i 是中标工人 w_i 执行每个任务对应的感知数据。例如,工人 w_i 选择了第 3, 10, 27 和 41 号这 4 个任务,对应的感知任务执行结果 h_i 为 b, c, a, d 。众包平台通过对 h_i 的处理与评估,实现对任务可信度和工人信誉度的评估与

更新,最后计算每个中标工人的奖励与惩罚。

对任务的正确感知结果定义如下:所有中标工人上传的任务 t_j 的感知结果中,出现次数最多的感知结果为该任务的正确感知结果。若有 5 位工人执行 t_j ,感知结果分别为 x, x, y, z, x 。5 个结果中 x 的出现比例最高,则定义 t_j 的正确感知结果为 x 。

3.2 问题定义

定义 1(有效感知任务数) 有效感知任务数 ξ^q 指第 q 轮的任务 T^q 和工人 i 声明任务集 τ_i 的交集。该指标可减少中标工人的冗余,使任务的实际参与人数不会超过任务所需人数。

$$\xi_i^q = |T^q \cap \tau_i| \quad (1)$$

定义 2(平均有效投标值) 平均有效投标值是工人报价 b_i 与有效感知任务数 ξ_i^q 的比值,可以避免过高或过低的报价对工人选拔的影响。

$$M_i^q = \frac{b_i}{\xi_i^q} \quad (2)$$

定义 3(距离因子) $0 \leq \delta_{ij} \leq 1$ 是描述工人与任务远近的参数。工人 i 到任务 j 的距离为 d_{ij} , rd 是众包平台设置的单个任务覆盖面的最大半径,用 \log 函数将 rd 与 d_{ij} 联系起来。

$$\delta_{ij} = 1 - \max(0, \min[\log_{rd} d_{ij}, 1]) \quad (3)$$

整理后得:

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0, & d_{ij} \geq rd \\ 1 - \log_{rd} d_{ij}, & 1 < d_{ij} < rd \\ 1, & d_{ij} \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

工人 i 的距离因子是其每个有效任务 j 对应的 δ_{ij} 之和,

$$\text{即 } \sum_{j=1}^{\xi_i^q} \delta_{ij}。$$

定义 4(时间因子) 时间因子描述工人执行上一批次任务的及时程度,又称及时性。中标工人 i 的执行任务结果数据采集完成时刻为 θ_i ,同一批次任务在 S (Start Time)时刻同时开始,因每位工人 i 所选任务数不同,故其执行任务的截止时刻 D_i (Deadline)也不同。如果工人 i 在任务有效时间 $S \leq \theta_i \leq D_i$ 内采集并提交数据,则其时间因子为 1。若在截止时间之后即 $\theta_i > D_i$ 时提交数据,随着提交数据时间的延后,时间因子对任务造成的负面影响加大,在工人 i 的决定因子 \mathcal{U}_i (定义 5)上的影响也会凸显,因为延后提交数据会降低决定因子,使工人难以被选中。这样可以激励工人 i 执行好每一批次任务。用式(5)计算工人 i 的时间因子来量化其执行任务的及时性。

$$g(\theta_i - D_i) = 2 \cdot \text{sgn}(\theta_i - D_i) \cdot f(D_i - \theta_i) + \text{sgn}(D_i - \theta_i) \quad (5)$$

其中, $f(D_i - \theta_i)$ 为 sigmoid 函数; $\text{sgn}(x)$ 为符号函数。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ \frac{1}{2}, & x = 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

用 g_i 表示工人 i 的时间因子,整理后得:

$$g_i(\theta_i - D_i) = \begin{cases} 2f(D_i - \theta_i), & \theta_i > D_i \\ 1, & \theta_i \leq D_i \end{cases} \quad (8)$$

定义 5(决定因子) 传统的基于逆向拍卖模型的激励机制只选择出价最低的工人。本研究充分考虑了平台的效益和感知数据质量等因素,在多约束的情况下基于工人 i 的择优因子 \mathcal{U}_i 决定是否选择工人 i 。同时式(9)为众包平台提供了控制工人选择的机会,即平台控制因子 α 。当服务平台更关注预算时, α 设置得越大越好;当服务平台更关注工人的信誉度时, α 设置得越小越好。此处默认 α 为 1。

$$\mathcal{U}_i = \frac{\alpha \cdot c_i \cdot e_i \cdot g_i (\theta_i - D_i) \cdot \sum_{j=1}^{q_i} \delta_{ij}}{M_i^q \cdot \eta_i} \quad (9)$$

定义 6(额外奖励) 激励机制中会考虑额外奖励 bon (bonus)。 Δe_i 表示第 i 个中标工人执行任务后消耗的电量(单位是%)。 $\theta_i - S$ 表示执行任务消耗的时间(单位是 h)。两者的比值表示在执行任务期间,中标工人 i 单位时间消耗的电量。 $0 < \beta < 1$ 为平台的奖励因子,平台可通过调节 β 值来调整额外奖励的值,进而对平台成本进行控制。 $\partial = B - \sum_{i=1}^n b_i$ 是平台剩余的预算,等于总预算减去中标工人的投标金额总和。

$$bon = (\partial/n) \cdot (1 + \frac{\Delta e_i}{\theta_i - S}) \cdot \beta \quad (10)$$

定义 7(任务感知结果的可信度) $MaxOcc_j$ 表示任务 j 出现次数最多的任务感知结果的总数。 λ_j 为执行任务 j 的人数。 σ_j 是任务 j 结果的可信度,用式(11)计算。当 $\sigma_j > 0.5$ 时,任务 j 被视为执行成功;当 $\sigma_j \leq 0.5$ 时,任务 j 被视为执行失败。出现次数最多的感知结果即为任务 j 的正确数据。例如,有 5 位工人执行任务 j ,感知结果分别为 x, x, y, z, x ,则任务 j 的正确结果为 x ,可信度为 $3/5 = 0.6$ 。

$$\sigma_j = \frac{MaxOcc_j}{\lambda_j} \quad (11)$$

定义 8(中标工人的任务完成度) Sus_i 为工人 i 上传感知数据后被视为正确结果的个数; Tot_i 为工人 i 声明的任务总数; Com_i 表示工人 i 的完成度,是前两者的比值。

$$Com_i = \frac{Sus_i}{Tot_i} \quad (12)$$

定义 9(中标工人获得的报酬) 本方案报酬支付的设计不同于传统的激励机制支付,为了抑制工人的不诚实行为,我们设计了两种情况的报酬支付,根据中标工人 i 任务的执行程度基于式(13)向其支付报酬。若完成度大于或者等于 0.5,那么在支付报价的基础上,支付额外奖励。若其上传一个随机的、错误的感知结果,甚至恶意上传一个相反的感知结果,那么中标工人 i 得到的报酬会乘上其任务完成度值 Com_i 和惩罚因子 γ ,平台可以通过设置 γ 的大小来控制惩罚力度,本文默认 $\gamma = 0.8$ 。此时中标工人获得的报酬低于其报价,受到了惩罚。

$$REWARD_i = \begin{cases} b_i + bon, & Com(i) \geq 0.5 \\ b_i \cdot Com_i \cdot \gamma, & Com(i) < 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

定义 10(信誉度更新) Def_i 是工人 i 上传的感知数据中被判定为成功的任务结果之外的结果总数。因此它与 Sus_i 的关系为:

$$Sus_i + Def_i = Tot_i \quad (14)$$

引入全体工人信誉度均值 $aver(C)$,用来平衡参与任务

感知次数较少或较多的工人的信誉度。 Ω 是平台的控制参数,默认为 1。若平台想增加或降低信誉度幅度,可以在 $(0, 1)$ 之间调整 Ω 的值。工人 i 的信誉度 c_i 的更新公式如下:

$$c_i = c_i + \frac{Sus_i - Def_i}{Tot_i} \cdot aver(C) \cdot \Omega \quad (15)$$

当 $Sus_i - Def_i > 0$ 时,中标工人 i 执行任务中成功的任务数量更多,其信誉度会增长。相反,当 $Sus_i - Def_i < 0$ 时,工人 i 会受到惩罚,即其信誉度会降低。通过降低信誉度的方式可以鞭策工人更好地完成下一批任务,而增加信誉度可以鼓励工人继续努力完成任务。双面因素激励着平台中的工人们。

4 多约束工人择优的激励机制设计

4.1 多约束工人择优的激励机制流程

下面介绍基于多约束工人择优的激励机制执行过程,算法的流程图如图 2 所示。

- (1) 平台发布任务集,工人选择一个或多个平台任务并提交自己的报价。
- (2) 运用 AWS 算法选出优秀工人来执行平台发布的任务。
- (3) 计算中标工人报价的总金额,若总金额在预算范围内,便准许工人执行任务且上传感知结果;若超出预算则平台采取调整总预算或重新选择工人等措施。
- (4) 运用 ARPE 算法对每个工人执行任务的感知结果进行分析与评估,并以此为基础更新工人信誉度。
- (5) 上传高质量感知数据的工人可以得到奖励且适当提升其信誉度,反之则会受到惩罚,以此达到激励效果。

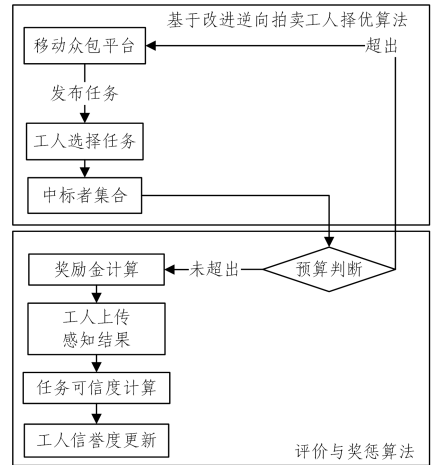


图 2 基于多约束工人择优的激励机制流程图

Fig. 2 Flow chart of incentive mechanism algorithm

4.2 基于改进逆向拍卖的工人择优算法

众包平台发布的不同任务的最少需要人数不同,候选工人上传任务的投标值不同,每个候选工人的信誉、设备电量、时间和距离也不同。传统逆向拍卖模型直接选取报价最低的工人参与任务,考虑的因素过于单一,往往不能选出最优的工人。针对这一问题,本文提出了一种基于改进的逆向拍卖工人择优算法(AWS),其原理如算法 1 所示。

算法 1 基于改进逆向拍卖的工人择优算法

输入:集合 R ;集合 T ; $q=1$; $T^0=T$; $R^0=R$; $T=O$; $W=O$

输出: \mathbf{W}

1. for each $r_i \in \mathbf{R}$ do
2. if $c_i < 0$ then
3. $\mathbf{R}^q = \mathbf{R}^q - \{r_i\}$;
4. end
5. end
6. while $\mathbf{T}^q \neq \emptyset$ do
7. for each $r_i \in \mathbf{R}^q$ do
8. $\xi_i^q = |\mathbf{T}^q \cap \tau_i|$
9. if $\xi_i^q \neq 0$ then
10. $M_i^q = \frac{b_i}{\xi_i^q}$;
11. else
12. $M_i^q = \text{inf}$;
13. end
14. end
15.
$$\bar{U}_i^q = \frac{\alpha \cdot c_i \cdot e_i \cdot g_i \cdot (\theta_i - D_i) \cdot \sum_{j=1}^{\xi_i^q} \delta_{ij}}{M_i^q \cdot \eta_i}$$
16. $i = \text{argmax } \bar{U}_i^q$;
17. $\mathbf{W} = \mathbf{W} \cup \{i\}$;
18. for each $t' \in \tau_i$ do
19. $o_{t'} = o_{t'} - 1$;
20. if $o_{t'} = 0$ then
21. $\mathbf{T}^q = \mathbf{T}^q - \{t'\}$;
22. end
23. end
24. $\mathbf{R}^q = \mathbf{R}^q - \{r_i\}$;
25. $q = q + 1$;
26. end.

AWS算法先消除信誉度过低的工人(第1-5行),随后进入选择优秀工人的循环周期。待选工人 i 在算法第 q 轮的决策因子 \bar{U}_i^q 由式(9)融合了工人的信誉、设备电量、时间、距离等因素计算得到,用来综合评定待选工人 i 是否被选择。在算法第 q 轮,每个中标工人都是待选工人集中使决策因子 \bar{U}_i^q 最高的工人(第7-17行)。算法执行第 q 轮后的任务集为 \mathbf{T}^q ,待选工人的任务集为 \mathbf{R}^q 。若工人 i 被选中, $t' \in \tau_i$ 表示中标工人 i 任务集合 τ_i 中的一个元素,则任务 t' 的最少需要人数 $o_{t'}$ 减1(第19行)。

最后,判断是否已经为中标工人 i 所选择的任务 t' 分配了其最少需要的人数 $o_{t'}$,即 $o_{t'}$ 已被减至0。若满足,任务 t' 将不包含在下一轮的任务集中(第21行)。同时,下一轮的待选工人集合不包括当轮的中标工人 i (第24行)。当任务集 $\mathbf{T} = \emptyset$ 时,算法停止执行。此时, \mathbf{W} 是中标工人的集合。

4.3 评估和奖惩算法

现有的激励机制通常没有评估工人任务完成程度的机制,且奖励支付方式单一,不能用于监督参与任务执行的工人。基于上述需求,本文提出了评估和奖惩算法(ARPE),该算法流程如下,其原理如算法2所示。

算法2 评估和奖惩算法

输入:集合 \mathbf{W} ;集合 \mathbf{H} ;集合 \mathbf{T} ; $\mathbf{A} = \emptyset$; REWARD = 0; $\mathbf{C} = \emptyset$

输出: \mathbf{C} , \mathbf{A} , REWARD

1. $n = \text{length}(\mathbf{W})$;
2. $\partial = B - \sum_{i=1}^n b_i$;
3. if $\partial > 0$ then
4. $\text{bon} = \left(\frac{\partial}{n}\right) \cdot \beta \cdot \left(\frac{\Delta e_i}{\theta_i - S} + 1\right)$;
5. 通知中标工人执行任务;
6. for each $t_j \in \mathbf{T}$ do
7. $\sigma_j = \frac{\text{MaxOcc}_j}{\lambda_j}$;
8. if $\sigma_j \leq 0.5$ then
9. 任务 j 被判定为失败;
10. else
11. 任务 j 被判定为成功;
12. end
13. $\mathbf{A} = \mathbf{A} \cup \sigma_j$;
14. end
15. for each $h_i \in \mathbf{H}$ do
16. $\text{Com}_i = \frac{\text{Sus}_i}{\text{Tot}_i}$;
17. if $\text{Com}_i \geq 0.5$ then
18. REWARD $_i = b_i + \text{bon}$;
19. else
20. REWARD $_i = b_i \cdot \text{Com}_i \cdot \gamma$;
21. end
22. $c_i = c_i + \frac{\text{Sus}_i - \text{Def}_i}{\text{Tot}_i} \cdot \text{aver}(\mathbf{C}) \cdot \Omega$;
23. $\mathbf{C} = \mathbf{C} \cup c_i$;
24. end
25. else
26. 反馈平台调整总预算或重选工人;
27. end.

AWS算法选出中标工人集合 \mathbf{W} 后, \mathbf{W} 的报价总和 $\sum_{i=1}^n b_i$ 若没有超出平台的预算 B ,本次任务分配视为成功,通知中标工人执行任务,将剩余资金 $\partial = B - \sum_{i=1}^n b_i$ 作为奖励资金,用于激励工人上传高质量的感知数据。 \mathbf{W} 的报价总和若超出平台的预算 B ,平台有3种方法来解决这个问题:1)增加预算 B ,使得预算高于 \mathbf{W} 的报价总和,随后通知中标工人执行任务;2)本次工人选择视为失败,调整平台控制因子 α 的值,重新选择工人;3)本次工人选择视为失败,重新选择工人。

中标工人执行任务集 \mathbf{T} 后上传感知结果,然后平台评估每个任务 $t_j \in \mathbf{T}$ 的感知结果的可信度。 t_j 由若干工人执行,会得到不同的结果,计算 t_j 出现次数最多的结果的总数 MaxOcc_j ,然后用式(11)确定其可信度 σ_j ,根据 σ_j 判定任务是否成功(算法2第6-14行)。

众包平台使用式(13)向每个参与任务执行的工人支付报酬。若中标工人的任务执行程度过半即 $\text{Com}_i \geq 0.5$,认为其提交数据较优,可获得额外奖励。反之,则会在其报价的基础上乘上 Com_i 和 γ 来惩罚工人(算法2第15-21行)。

在下一批次任务发布前,用式(15)更新工人的信誉度,任务完成度不高 ($\text{Sus}_i < \text{Def}_i$) 的工人会受到信誉度降低的

惩罚;反之,工人信誉度会得到提升,起到了激励作用(算法 2 第 22-24 行)。

5 仿真实验

5.1 实验数据集

本文的实验数据集使用文献[27]引用的从真实环境收集的数据集,并结合实验生成的模拟数据集。文献[27]的数据集是基于公交乘客参与感知的公交车到站相关数据。本文将文献[27]的数据集中公交车到站的距离和跑动时刻分别作为工人到任务的距离 d_i 和完成任务的时间点 θ_i ,在合理的范围下,进行一定程度的等比例缩小,使其更真实且接近移动众包平台的实际情况。

5.2 实验设置

用 Matlab 进行仿真实验。表 2 定义了实验的参数,参数值在参数设置范围内随机取值。对工人上传的感知结果作以下规定:1)每个工人将上传其所选任务的感知结果;2)每个任务有若干个不同的感知结果,但只有一个是正确的。

表 2 参数设置

Table 2 Parameter settings

Parameter name	Parameter settings
平台发布任务数 m	50
待选工人数量 N	1000
平台预算 B	$n * [200, 1000]$
工人报价 b	$[20, 400]$
工人信誉初始值 c	$[-0.2, 1]$
每个任务最低人数保证 θ	$[3, 9]$
每个工人所选任务数 τ	$[1, 5]$
工人移动设备电量 e_i	$[0.2, 1]$

5.3 实验分析

图 3 和图 4 为 MSIM 选出的中标工人数量和 CIBV^[5]选出的中标工人数量的比较。这两个图中的工人总数都为 1000,MSIM 的中标工人数量为 237,CIBV 的中标工人数量是 254。图 3 横坐标为电量,纵坐标为距离。观察图 3 可以发现,MSIM 选出的工人有着电量足、距离任务近的优点,即大部分的点位于图 3 的右下角;而 CIBV 选出的工人散落于图 3 中,左上角的散点较多,即选出的工人距离任务远、电量情况一般。图 4 横坐标为工人的报价,纵坐标为工人的信誉度值。虽然两种算法选出的工人效果相当,但观察图 4 右上角可知,MSIM 选出的工人在高报价的同时也拥有着高信誉度值,这是值得肯定的,因为多样化的工人可以使平台的效益得到提高。

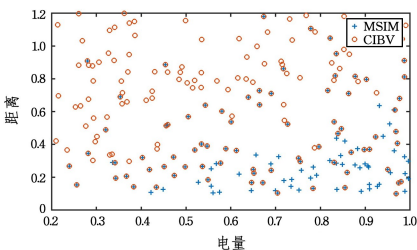


图 3 中标工人的距离和电量

Fig. 3 Distance and power of winners

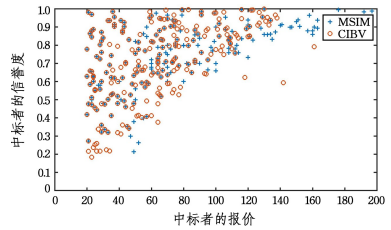


图 4 中标工人信誉度和报价

Fig. 4 Reputation and bid of winners

综上,MSIM 选出的工人比 CIBV 选出的工人更优质。

图 5 给出了 MSIM 和 CIBV 在运行后任务可信度的差异。在这 50 个任务中,MSIM 有 33 个任务的可信度高于 CIBV,即在选出的工人质量更好的情况下,其完成的任务数也更多,从而使得任务的可信度更高。MSIM 这 33 个任务的平均可信度比 CIBV 增加了 10.1%,说明 MSIM 可提高任务被执行后的可信度。

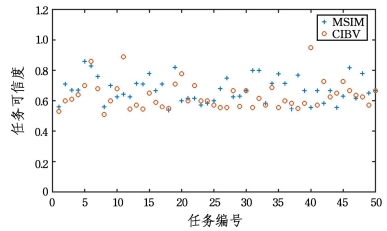


图 5 任务可信度的差异

Fig. 5 Difference in task credibility

图 6 是 10 次实验中,同时初始化 1000 位工人,MSIM 和 CIBV 两种激励机制选出的中标工人的数量差异。MSIM 选出的工人人数总是少于 CIBV,这是因为在多个因素的约束下,择优条件变多,剔除的人数会增加,剩下的优秀工人会减少。而从图 7 可以看到,正因为 MSIM 选出的工人数量较少,且额外奖励金与人数有关,所以每个工人的额外奖励变多。综上,MSIM 在选出更优秀的工人的同时,使得奖励金变多,从而更好地激励工人参与任务的执行。

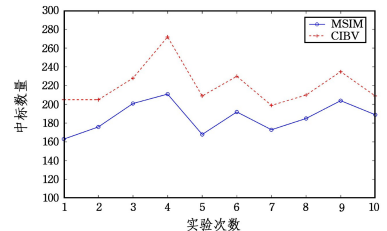


图 6 中标工人总数的差异

Fig. 6 Difference in the number of winners

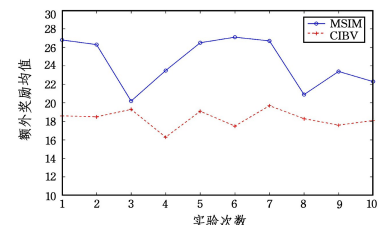


图 7 额外奖励的差异

Fig. 7 Difference in bonus

为了更好地展现 MSIM 的优势,在图 8—图 12 的实验中加入了传统激励机制(Traditional Incentive Mechanism, TIM)^[5]。

图 8 给出 3 个模型在每个任务上选择的中标工人信誉度均值。MSIM 选出的中标工人有着稳定且较高的信誉度值,信誉度值集中在 0.7~0.9 之间。CIBV 的信誉度值集中在 0.6~0.8 之间,且有波动。TIM 效果更差,信誉度值集中在 0.2~0.6 之间,而且不稳定。

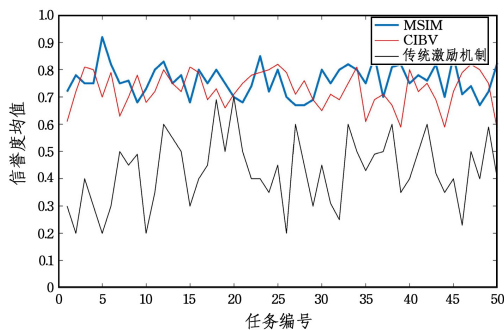


图 8 每个任务对应的中标工人信誉度均值

Fig. 8 Average reputation value of winners for each task

图 9 给出了中标工人电量均值。相比 CIBV 和 TIM, MSIM 选出的中标工人电量集中在 0.5~0.8 之间,保证其有充足的电量去执行任务。而另外两个模型得出的中标工人电量在 0.2~0.9 之间,波动很大,会影响后续任务的执行。

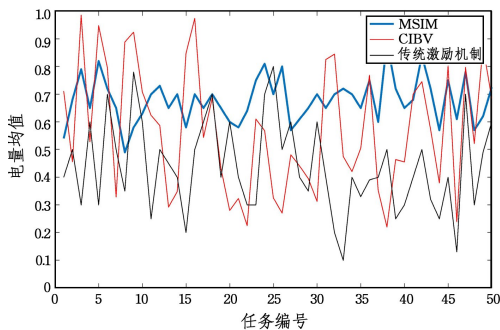


图 9 每个任务对应的中标工人电量均值

Fig. 9 Average electricity of the winners for each task

图 10—图 12 表示在 3 个模型下,第二轮中标工人信誉度与第一轮相比提升或降低的程度。可以发现,MSIM 中多数工人的信誉度得到了提升,少部分工人的信誉度下降。而另外两个模型的工人信誉度有所波动,但变化不大。

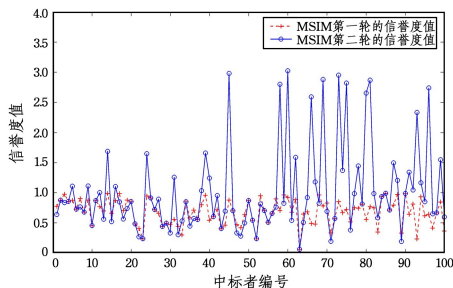


图 10 MSIM 下工人的信誉度变化

Fig. 10 Change of reputation based on MSIM

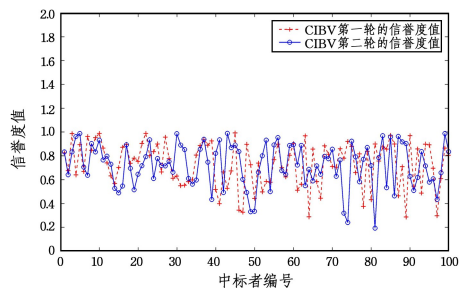


图 11 CIBV 下工人的信誉度变化

Fig. 11 Change of reputation based on CIBV

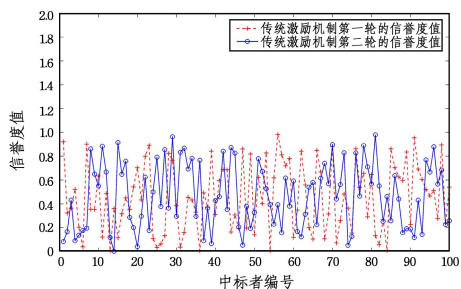


图 12 传统激励机制下工人的信誉度变化

Fig. 12 Change of reputation based on TIM

MSIM 通过每一轮的信誉度值变化来激励中标工人更好地参与下一轮的任务分配。若工人的信誉度几乎没发生变化,对平台的择优和工人的激励都会有影响,工人无法通过信誉度的提升来获得成就感,平台也无法通过降低信誉度来鞭策工人。

分析上述实验结果可知,MSIM 在择优和激励两个方面都优于其他两个模型。

结束语 近年来,物联网在全球蓬勃发展,新的感知模型及相关技术的研究与开发对物联网的发展至关重要,而群智感知重要分支之一的移动众包技术在其中扮演着重要角色。在当前移动众包的激励机制的研究基础上,本文提出了一种基于多约束工人择优的激励机制(MSIM),它由两部分构成:基于改进逆向拍卖的工人择优算法以及评估和奖惩算法。实验结果表明,MSIM 不仅能在多约束条件下选出优秀的工人,还能实现多任务、多工人的同时选择,这大大提高了任务的匹配度,进而实现了任务结果的可信度和平台效益的提升。但工人在隐私方面的担忧将削弱他们的参与意愿。在未来的研究中,我们将提出一个合理的方案来最大程度地保护用户的隐私,鼓励更多工人参与到移动众包中。

参考文献

- [1] WU Y, ZENG J R, PENG H, et al. Survey on incentive mechanisms for crowd sensing[J]. Journal of Software, 2016, 27(8): 2025-2047.
- [2] HU Y, WANG Y J, TONG X R. Task Recommendation Model Based on Crowd Worker's Movement Trajectory[J]. Computer Science, 2020, 47(10): 32-40.
- [3] WANG Y, CAI Z, TONG X, et al. Truthful incentive mechanism with location privacy-preserving for mobile crowdsourcing systems [J]. Computer Networks, 2018, 135: 32-43.
- [4] LI Z, CHENG B, GAO X, et al. A unified task recommendation

- strategy for realistic mobile crowdsourcing system[J]. *Theoretical Computer Science*, 2021, 857(D): 43-58.
- [5] JIANG N, XU D, ZHOU J, et al. Toward optimal participant decisions with voting-based incentive model for crowd sensing[J]. *Information Sciences*, 2020, 512: 1-17.
- [6] JIA X, ZHENG Q R, LI J X, et al. Incentive Mechanism for Multiple Cooperative Tasks with Compatible Users in Mobile Crowd Sensing via Online Communities[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(7): 1618-1633.
- [7] JIANG L Y, FAN H, HU W, et al. Quality-Aware Incentive Mechanism for Mobile Crowd Sensing[J]. *Journal of Sensors*, 2017(3): 1-14.
- [8] CAI H, ZHU Y, FENG Z, et al. Truthful incentive mechanisms for mobile crowd sensing with dynamic smartphones[J]. *Computer Networks*, 2018, 141: 1-16.
- [9] CHEN X, MIN L, ZHOU Y, et al. A Truthful Incentive Mechanism for Online Recruitment in Mobile Crowd Sensing System [J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2017, 17(1): 1-17.
- [10] LI X H, ZHU Q. Social Incentive Mechanism Based Multi-User Sensing Time Optimization in Co-Operative Spectrum Sensing with Mobile Crowd Sensing[J]. *Sensors*, 2018, 18(1): 1-21.
- [11] YANG G, HE S B, SHI Z G, et al. Promoting Cooperation by the Social Incentive Mechanism in Mobile Crowdsensing[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(3): 86-92.
- [12] AMINTOOSI H, KANHERE S S, TORSHIZ M N. A socially-aware incentive scheme for social participatory sensing [C] // 2015 IEEE 10th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing, ISSNIP 2015. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2015: 1-6.
- [13] LUO T, KANHERE S S, TAN H P. SEWing a Simple Endorsement Web to Incentivize Trustworthy Participatory Sensing [C] // Eleventh IEEE International Conference on Sensing. IEEE, 2014: 636-644.
- [14] ROUGHGARDEN T. Stackelberg scheduling strategies [J]. *Siam Journal on Computing*, 2001, 33(2): 332-350.
- [15] MYERSON R B. Optimal auciton design [J]. *Mathematics of Operations Research*, 1981, 6(1): 58-73.
- [16] YANG D, XUE G, XI F, et al. Crowdsourcing to smartphones: Incentive mechanism design for mobile phone sensing[C] // Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. MOBICOM, 2012: 173-184.
- [17] EMILIANI M L, STEC D J. Online reverse auction purchasing contracts[J]. *Supply Chain Management*, 2001, 6(3): 101-105.
- [18] AHMED A, PATEL A, BROWN T, et al. Task assignment for a physical agent team via a dynamic forward/reverse auction mechanism [C] // International Conference on Integration of Knowledge Intensive Multi-Agent Systems, 2005. 2005: 311-317.
- [19] LEE J S, HOH B. Sell your experiences: a market mechanism based incentive for participatory sensing[C] // 2010 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2010). IEEE, 2010: 60-68.
- [20] ZHANG X, XUE G, YU R, et al. Robust Incentive Tree Design for Mobile Crowdsensing [C] // 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). IEEE, 2017: 458-468.
- [21] YANG T, LI Z Q, YANG L X. Reputation-Updating Online Incentive Mechanism for Mobile Crowd Sensing [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2019, 34(5): 797-807.
- [22] JIN H, SU L, CHEN D, et al. Quality of information aware incentive mechanisms for mobile crowd sensing systems[C] // Proceedings of the International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc). Association for Computing Machinery, 2015: 167-176.
- [23] HE S B, SHIN D H, ZHANG J S, et al. Near-Optimal Allocation Algorithms for Location-Dependent Tasks in Crowdsensing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(4): 3392-3405.
- [24] XIAO M J, WU J, HUANG H, et al. Deadline-sensitive User Recruitment for mobile crowdsensing with probabilistic collaboration[C] // IEEE International Conference on Network Protocols. IEEE Computer Society, 2016.
- [25] ZHAO D, LI X Y, MA H. How to crowdsource tasks truthfully without sacrificing utility: Online incentive mechanisms with budget constraint[C] // IEEE INFOCOM 2014 — IEEE Conference on Computer Communications. Toronto, Canada: IEEE, 2014: 1213-1221.
- [26] ZHAO D, LI X Y, MA H. Budgetfeasible online incentive mechanisms for crowdsourcing tasks truthfully [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(2): 647-661.
- [27] ZHOU P, ZHENG Y, LI M. How Long to Wait? Predicting Bus Arrival Time With Mobile Phone Based Participatory Sensing [J]. *Mobile Computing*, 2014, 13(6): 1228-1241.



FU Yan-ming, born in 1976, Ph.D, associate professor. His main research interests include data Mining, computation intelligence and network security, etc.



ZHU Jie-fu, born in 1997, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include mobile crowdsourcing and incentive mechanism.