

杨桂松, 武金伟, 何杏宇, 等. 基于选择的移动群智感知反向拍卖激励机制[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 52-59.  
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240407

## 基于选择的移动群智感知反向拍卖激励机制

杨桂松<sup>1</sup>, 武金伟<sup>1</sup>, 何杏宇<sup>1, 2</sup>, 卢海军<sup>3</sup>

(1 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093;

3 上海诺基亚贝尔股份有限公司, 上海 201201)

**摘要:** 由于移动群智感知中工人和平台的自私性, 社会福利和数据质量往往难以达到平衡, 损害了基于移动群智感知的服务可用性和准确性。为了解决这一问题, 本文提出一种基于选择的反向拍卖激励机制, 分别研究反向拍卖中以工人为中心的任务选择和以平台为中心的工人选择, 在最大限度提高社会福利的同时优化数据质量。首先, 根据工人和任务的位置等属性评估工人与任务之间的匹配度, 提出基于动态规划的任务选择算法, 在工人资源约束下为每个工人选择具有最佳回报的任务进行投标; 其次, 使用多臂赌博机建模反向拍卖赢家选择过程, 并设计了一种基于置信度上界的赢家选择算法, 以确定最佳中标工人集; 最后, 实验验证本文所提出的激励机制能够同时有效提升社会福利和数据质量。

**关键词:** 移动群智感知; 激励机制; 反向拍卖; 动态规划; 多臂赌博机

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0052-08

### Selection based reverse auction incentive mechanism in mobile crowd sensing

YANG Guisong<sup>1</sup>, WU Jinwei<sup>1</sup>, HE Xingyu<sup>1, 2</sup>, LU Haijun<sup>3</sup>

(1 School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2 College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 3 Nokia Shanghai Bell Co., Ltd, Shanghai 201201, China)

**Abstract:** Due to the selfishness of workers and platform in mobile crowd sensing (MCS), it is difficult to balance social welfare and data quality, which impairs the availability and accuracy of MCS-based services. To solve this problem, a selection based reverse auction incentive mechanism is proposed to optimize data quality while maximizing social welfare. First, the matching degree between workers and tasks is evaluated based on attributes such as the location of workers and tasks, and a task selection algorithm based on dynamic programming is proposed to select the tasks with best reward for each worker under the workers' resource constraint. Then, the winner selection process of the platform is modeled based on multi-armed bandits, and an upper confidence bound based winner selection algorithm is designed to determine the optimal set of winning workers. Finally, experiments verify that the proposed incentive mechanism can effectively balance social welfare and data quality.

**Key words:** mobile crowd sensing; incentive mechanism; reverse auction; dynamic programing; Multi-armed bandits

## 0 引言

随着移动智能设备数量的快速增长, 近年来移

动群智感知 (Mobile Crowd Sensing, MCS) 已成为一种收集数据的流行范式<sup>[1]</sup>。移动群智感知系统由任务请求者、工人和感知平台组成。移动群智感知

**基金项目:** 南通市科技局社会民生计划项目 (MS12021060); 浦东新区科技发展基金产学研专科 (PKX2021-D10)。

**作者简介:** 杨桂松 (1982-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向: 物联网与普适计算; 武金伟 (1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动群智感知激励机制; 卢海军 (1979-), 男, 硕士, 主要研究方向: 诺基亚 OLT 全球产品研发和交付, 中国区固网事业部管理。

**通讯作者:** 何杏宇 (1984-), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向: 物联网, 群智计算和大数据分析。Email: xy\_he@usst.edu.cn

收稿日期: 2023-04-04

系统的一般流程如下:首先,任务请求者将感知任务委托给感知平台;其次,感知平台将任务发布,感兴趣的工人执行任务并提交感知数据;最后,平台对感知数据进行汇总分析,并将结果反馈给任务请求者<sup>[2-3]</sup>。由于工人在执行任务的过程中需要消耗资源,如电池和流量等,其可能不会主动参与任务。因此,需要设计合适的激励机制,吸引工人参与任务。

移动群智感知中的激励机制大致分为3类:基于信誉的激励机制:文献[4]设计了一种基于联合社会状态和实时吞吐量的异质信誉的激励方案,以达到更真实地激励工人的目的;基于娱乐游戏的激励机制:文献[5]分析了车辆网络中的移动群智感知,并将感知区域中的感知服务器和配备传感器的车辆之间的交互公式化为车辆群智感知游戏;基于报酬支付的激励机制:文献[6]提出了改进的反向拍卖,在拍卖结束之前单独估计和揭示参与者的获胜概率,允许其通过减少出价和/或通过移动到不同的位置增加贡献来提高获胜概率。在以上3类激励机制中,基于报酬支付的激励机制是最直接、有效的方法,对其研究也最为广泛,社会福利最大化是基于报酬支付激励机制中的一个研究热点<sup>[7-8]</sup>。文献[9]提出一种上下文感知的多臂赌博机(C-MAB)激励机制,开发了一种改进的汤普森抽样工人选择(MTS-WS)算法,以强化学习方式选择工人,实现社会福利最大化;文献[9]提出一种上下文感知的多臂赌博机(C-MAB)激励机制,开发了一种改进的汤普森抽样工人选择(MTS-WS)算法,以强化学习方式选择工人,实现社会福利最大化;文献[10]提出一种引入边缘服务器的三层移动人群感知体系结构,利用马尔可夫决策过程对社会福利最大化问题进行建模,并研究了所提出的三层结构中的凸优化定价问题;文献[11]提出一种将多属性拍卖和反向拍卖相结合的在线拍卖算法,通过改进离散粒子群优化(DPSO)来优化候选工人并确定获胜工人集合,以有效地最大化移动群智感知系统的效用。然而,这些研究仅单方面专注于社会福利的提升,由于工人的自私性,其在执行感知任务时往往会在策略上尽量降低其努力程度,用最小的成本代价完成任务,以获得更高的利润。平台在选择工人执行任务时,也更倾向于使其能够利润最大化的策略,很容易陷入盲目提升自身利润从而忽视了数据质量的困境。这都会不可避免地导致移动群智感知系统中社会福利达到最大化而收集到的数据质量较低的问题。

题,损害了基于移动群智感知的服务可用性和准确性。由于数据质量是感知活动的一个主要衡量指标,高质量的感知数据是至关重要的,移动群智感知服务提供商基于这些数据聚集和提取信息,以提供准确的决策和周到的服务<sup>[12]</sup>。因此同时考虑社会福利和数据质量来设计激励机制具有重要意义,在激励机制设计中同时优化社会福利和数据质量是本文的一个主要关注点。

工人的数据质量往往是未知的,尽管感知平台可以根据工人的历史数据得出其历史感知质量,但并不能推断工人完成当前任务所提交的数据质量。在移动群智感知中,数据质量可能会受到感知任务的难度、传感器的特性以及工人的专业知识和意愿的影响<sup>[13]</sup>。因此,设计一种有效的激励机制同时优化社会福利和数据质量是一大挑战。

本文提出一种基于选择的反向拍卖激励机制(Selection based Reverse Auction incentive mechanism, SRA),分别研究反向拍卖中以工人为中心的任务选择和以平台为中心的赢家选择,在最大化社会福利的同时优化数据质量。传统的反向拍卖中,工人根据其兴趣直接对任务进行投标<sup>[14-15]</sup>。若在工人投标之前向其提供与每个任务的匹配度,能够很好的对工人的投标起到指导作用,使得投标集中在一些匹配度较高的任务,减少一些不必要的成本消耗。本文根据工人提交的位置和执行时隙推断出工人对各任务的匹配度;工人在其资源约束下,根据匹配度和预期利润基于动态规划(Dynamic Programming, DP)选择具有最佳预期回报的任务进行投标,以最大化工人的利润。在任务选择完成后工人向平台投标,平台为每个任务选择确定拍卖赢家。为了提高收集到的数据质量,一方面感知平台需要学习每位工人的任务完成质量(即探索),另一方面将学习到的质量用于做出赢家选择的决定(即开发)。然而感知平台在某一时刻只能选择探索和开发其中一个,二者无法同时进行,因此探索和开发之间往往难以权衡<sup>[16]</sup>。多臂赌博机(Multi-Armed Bandits, MAB)是一种有效的强化学习模型,用于不确定环境中的决策,可以很好地权衡探索和开发<sup>[17]</sup>。本文使用多臂赌博机建模赢家选择过程,每个工人都被视为一只手臂,选择工人意味着拉动相应的手臂,工人完成任务后感知平台获得的效用被视为拉动手臂的回报,基于置信度上界(Upper Confidence Bound, UCB)选择合适的工人作为拍卖赢家。

本文根据工人和任务的位置和执行时隙的属性计算工人对每个任务的匹配度,并基于此提出了一种任务选择机制,设计了一种基于动态规划的任务选择算法,为工人选择具有最佳回报的任务进行投标,最大化工人的利润;引入了强化学习中的多臂赌博机对工人完成质量未知的赢家选择过程进行建模,并设计了一种基于置信度上界的赢家选择算法,通过该算法确定反向拍卖的赢家,提高平台收集到的数据质量并最大化其利润。

## 1 系统模型

本文提出了如图1所示的反向拍卖激励机制,由任务请求者、感知平台和一组工人组成,其中工人是卖家,感知平台是买家。首先,任务请求者向感知平台委托一系列任务,包含任务的位置  $loc$  和执行时隙  $ts$  等信息;其次,感知平台就这些任务发起反向拍卖,激励工人参与。在工人投标之前,提出了一个以工人为中心的任务选择机制。首先,计算工人对每个任务的匹配度;其次,在工人的资源约束下,选择一系列合适的任务进行投标。此外,在工人投标之后,设计了以平台为中心的工人选择机制,使平台选择其利润和数据质量最大化的工人执行任务。用  $T$  表示  $m$  个任务的集合,  $T = \{t_1, \dots, t_j, \dots, t_m\}$ ,  $W$  表示  $n$  个工人的集合,  $W = \{w_1, \dots, w_i, \dots, w_n\}$ 。  $w_i$  代表  $W$  中的第  $i$  个工人,  $t_j$  代表  $T$  中的第  $j$  个任务。

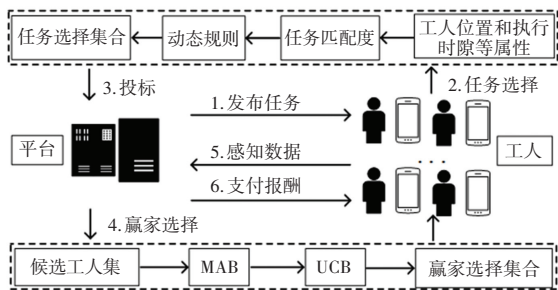


图1 基于反向拍卖的激励机制

Fig. 1 Reverse auction based incentive mechanism

### 1.1 任务选择

在任务选择时,考虑工人  $w_i$  的两项属性:  $\{loc_{w_i}, ts_{w_i}\}$ ,  $loc_{w_i}$  代表  $w_i$  的位置,  $ts_{w_i}$  代表  $w_i$  的可执行时隙。工人在执行任务时会消耗一定的成本,包括移动单位距离所要消耗的成本  $c_1$ , 执行任务时单位时隙所要消耗的能量成本(流量、电量等)  $c_2$ 。影响工人利润的因素有两个:工人成本和

工人报酬。

工人成本:工人  $w_i$  执行任务  $t_j$  的成本  $C_{t_j}^{w_i}$ , 公式(1):

$$C_{t_j}^{w_i} = |loc_{w_i} - loc_{t_j}| * c_1 + ts_{w_i} * c_2 \quad (1)$$

其中,  $|loc_{w_i} - loc_{t_j}|$  代表工人  $w_i$  的移动距离。

工人报酬:在任务选择阶段,假设任务  $t_j$  的预算  $B_{t_j}$  为工人  $w_i$  完成任务之后的预期报酬,即  $R_{t_j}^{w_i} = B_{t_j}$ 。

任务选择前首先根据工人和任务的属性计算工人  $w_i$  相对于  $T$  中任务的匹配度,工人  $w_i$  的执行时隙和任务  $t_j$  所要求的时隙匹配度,公式(2):

$$p_{ts}^{w_i} = \begin{cases} \frac{1}{ts_{t_j} - ts_{w_i}}, & ts_{w_i} < ts_{t_j} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

根据工人  $w_i$  的位置和时隙匹配度,计算出  $w_i$  相对于  $t_j$  的总匹配度,公式(3):

$$p_{t_j}^{w_i} = \frac{1}{e^{|loc_{w_i} - loc_{t_j}|}} + p_{ts}^{w_i} \quad (3)$$

则若工人选择任务  $t_j$ , 工人的利润  $\Psi_{t_j}^{w_i}$  为计算公式(4):

$$\Psi_{t_j}^{w_i} = p_{t_j}^{w_i} R_{t_j}^{w_i} - C_{t_j}^{w_i} \quad (4)$$

设  $\mathbf{e}$  为工人  $w_i$  选择的任务集合,则其预期总利润,公式(5):

$$\Psi(w_i) = \sum_{j \in \mathbf{e}} \Psi_{t_j}^{w_i} \quad (5)$$

将任务的选择与否实例化为  $1 \times M$  的指示向量  $\mathbf{F}$ , 公式(6):

$$\mathbf{F} = \{f_{t_1}, \dots, f_{t_j}, \dots, f_{t_m}\} \quad (6)$$

该向量的值由0和1组成。如果工人选择了任务  $t_j$ , 则  $f_{t_j} = 1$ ; 否则  $f_{t_j} = 0$ 。

任务选择的目标就是在工人的资源限制下最大化预期利润,形式化为式(7):

$$\text{Max} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \Psi_{t_j}^{w_i} f_{t_j} \quad (7)$$

### 1.2 工人选择

在任务选择完成后,由工人  $w_i$  向感知平台投标。若感知平台选择工人  $w_i$  执行任务  $t_j$ ,  $\Psi_{t_j}^p$  代表工人  $w_i$  执行任务  $t_k$  后感知平台  $p$  获得的利润,公式(8):

$$\Psi_{t_j}^p = B_{t_j} - R_{t_j}^{w_i} \quad (8)$$

其中,  $B_{t_j}$  代表任务  $t_j$  的预算,  $R_{t_j}^{w_i}$  代表支付给工人  $w_i$  的报酬。

感知平台在进行反向拍卖的赢家选择时,综合考虑工人与任务的匹配度  $p$  和工人的完成质量

QOS。若感知平台选择工人  $w_i$  执行任务  $t_j$ , 则定义平台  $p$  的效用函数为式(9):

$$L_{t_j}^{w_i} = \omega_1 \left( 1 - \frac{1}{e^{\Psi_{t_j}^{w_i}}} \right) + \omega_2 p_{t_j}^{w_i} + \omega_3 QOS_{w_i} \quad (9)$$

其中,  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  和  $\omega_3$  分别表示平台获得的利润、工人与任务的匹配度和工人完成质量的权重, 并且  $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。本文实例化了数据质量  $QOS \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ , 值越大表示任务的完成质量越高。

赢家选择的目标, 就是最大化平台的效用, 式(10):

$$\text{Max} \sum_{j=1}^m \sum_{i \in S_w} L_{t_j}^{w_i} \quad (10)$$

其中,  $S_w$  代表被选择的工人集合。公式(10)确保平台给予被选择工人的总付款不超过任务的预算, 式(11):

$$\sum_{i=1}^x b_{w_i} \leq B_{t_j} \quad (11)$$

## 2 反向拍卖

基于选择的反向拍卖激励机制包括两个阶段: 以工人为中心的任务选择和以平台为中心的赢家选择。

### 2.1 以工人为中心的任务选择

以工人为中心的任务选择的目标是为工人选择合适的任务以最大化其期望效用。感知平台发起反向拍卖后, 为工人有针对性地选择任务发起投标是减少工人成本以及提高工人利润的必要手段。本文任务选择, 本质是一个 0-1 背包问题。工人的预期总利润可以从工人的每一次任务选择所能够获得的利润累积, 因此本文采用动态规划建模任务选择过程。用  $v_{t_j}^{w_i}$  表示对工人  $w_i$  来说任务  $t_j$  的价值, 任务的价值等同于工人完成此任务所能够获得的利润, 即  $v_{t_j}^{w_i} = \Psi_{t_j}^{w_i}$ ,  $N_{t_j}$  表示任务  $t_j$  需要的资源,  $v(i, j)$  表示在工人的当前可用资源为  $j$  的情况下, 选择的前  $i$  个任务对应的累积价值。

本文设计了一个  $N$  行  $M$  列的任务选择矩阵  $\mathbf{A}$ , 用于表示每个工人的任务选择情况及投标价格。矩阵  $\mathbf{A}$  中的元素  $A_{ij}$  是一个正数, 代表工人  $w_i$  选择任务  $t_j$  的投标价格, 公式(12):

$$A_{ij} = \begin{cases} bid, & \text{if } w_i \text{ select } t_j \\ 0, & \text{if } w_i \text{ not select } t_j \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $bid$  代表工人的出价。

**算法 1** 基于动态规划的任务选择算法伪代码

**输入** 工人集合  $W$ , 任务集合  $T$ , 工人总资源  $X_{w_i}$ , 工人剩余资源  $X'_{w_i}$ , 任务需要的资源  $N_{t_j}$ , 指示向量  $\mathbf{F}$

**输出** 任务选择矩阵  $\mathbf{A}$

```

1 初始化:  $v(i, j) \rightarrow 0$ ,  $X'_{w_i} = X_{w_i}$ ,  $\mathbf{A} \rightarrow 0$ 
2 for each worker  $w_i$  in  $W$  do
3  $F \rightarrow 0$ ;
4 for each task  $t_k$  in  $T$  do
5   if  $X'_{w_i} < N_{t_j}$  then
6     不选择当前任务;
7     当前累积价值仍为选择上一个任务时的累积价值:  $v(i, j) = v(i - 1, j)$ ;
8   else
9     更新当前累积价值为选择上一个任务为止的累积价值和选择当前任务后的累积价值的最大值:  $v(i, j) = \max\{v(i - 1, j), v(i - 1, j - N_{t_k}) + v_{t_k}^{w_i}\}$ 
10    if  $v(i, j) = v(i - 1, j - N_{t_j}) + v_{t_k}^{w_i}$  then
11      更新指示向量中任务  $t_j$  对应的元素值  $f_{t_j} = 1$ 
12      更新工人剩余资源:  $X_{w_i} = X_{w_i} - N_{t_j}$ ;
13    end if
14  end if
15 end for
16 for each element  $f_{t_j}$  in  $F$  do
17   if  $f_{t_j} = 1$  then
18      $A_{ij} = bid$ ;
19   end if
20 end for
21 end for

```

在算法 1 中, 首先对累积价值  $v(i, j)$ 、工人的剩余可用资源  $X'_{w_i}$  和任务选择矩阵  $\mathbf{A}$  进行初始化(第 1 行); 其次, 寻找递推关系, 根据任务选择带来的价值决定是否选择当前任务(第 2-15 行)。如果工人剩余的资源无法满足当前任务的需求, 则不选择当前任务; 否则按照最优性原理进行比较, 因为选择当前任务也不一定能够达到最优的价值, 反而会占用更多的资源<sup>[18]</sup>。若选择了当前任务, 则在指示向量  $\mathbf{F}$  中将对应任务元素置为 1, 并更新工人的剩余资源(第 10-12 行), 最后更新任务选择矩阵  $\mathbf{A}$ , 将对应位置更新为投标价格(第 16-21 行)。

### 2.2 以平台为中心的赢家选择

为了最大化感知平台的效用  $L$ , 本文使用多臂

赌博机建模工人质量未知的赢家选择过程,并且提出一个基于置信度上界的赢家选择算法。手臂是工人,赌徒是平台,奖励是选择某个工人后感知平台获得的效用  $L$ 。

本文假设感知任务具有  $T$  轮。在每一轮  $t$ , 平台为每个任务选择工人执行。工人的任务完成质量是未知的,只能在工人提交数据后评定。探索阶段在开始的  $\{1, \dots, k\}$  轮,感知平台为每个任务分别选择候选集中的工人。在每一轮  $t$  结束之后,感知平台评定工人的完成质量  $QOS$ , 并且更新每个工人被选择的次数  $N_t(w_i)$ , 公式(13):

$$N_t(w_i) = N_t(w_i) + 1 \quad (13)$$

根据公式(9)计算平台的效用  $L'$ , 平台的效用平均值更新,公式(14):

$$\bar{L}_{w_i}(t) = \sum_{i=1}^s \frac{L'_{w_i}}{N_t(w_i)} \quad (14)$$

感知平台向每个招聘的工人支付可能产生的最大成本。

在开发阶段,感知平台根据探索阶段得到的工人完成质量的平均值,采用基于  $UCB$  的贪婪策略来选择工人。在  $t = k + 1$  之后的每一轮,首先按照公式(15)计算每个工人的  $UCB$  得分:

$$\mathcal{U}_t(w_i) = \bar{L}_{w_i}(t) + \sqrt{\frac{c \ln t}{N_t(w_i)}} \quad (15)$$

其中,  $\bar{L}_{w_i}(t)$  代表工人目前完成任务平台获得效用  $L_{w_i}$  的均值,  $c > 0$  用于控制试探的程度,  $N_t(w_i)$  表示工人  $w_i$  被选择的次数(若为 0 则  $w_i$  被认为是满足最大化条件的工人),如果一个工人被选择了太多次,置信区间  $\sqrt{\frac{c \ln t}{N_t(w_i)}}$  下降,感知平台打算选择其他选择次数较少的工人。

感知平台选择  $UCB$  得分最高的工人作为拍卖赢家,公式(16)

$$w_{UCB}^* = \operatorname{argmax}_{w_i \in S} \mathcal{U}_t(w_i) \quad (16)$$

**算法 2** 基于置信度上界的赢家选择算法伪代码

**输入** 投标工人集  $S$ , 任务的预算  $B$ , 总轮次  $T$ , 试探程度  $c$

**输出** 选择的工人集合  $S'$

1 初始化:  $L' \leftarrow 0$ ,  $B' = \frac{k}{T}B$ , 每个工人的  $N(w_i) \leftarrow 0$ ;

2 for  $t = 1:k$  do

3   foreach worker  $w_i$  do

4     工人执行其投标的任务,任务完成之后根据工人提交的数据评判工人的  $QOS_{w_i}$ ;

5     平台根据公式(9)和工人的  $QOS_{w_i}$  计算  $L'_{w_i}(t)$ ;

6     更新  $L'_{w_i}$ ,  $N_t(w_i)$ ,  $B'$

7   end for

8 end for

9 更新  $B = B - B'$

10 while  $B > 0$  or  $t < T$  do

11   for each task  $t_k$  do

12      $\bar{L}_{w_i}(t) = \frac{L'_{w_i}}{N_t(w_i)}$ ;

13      $\forall w_i \in S$ : 根据公式(16),选择  $L$  最高的工人,  $S' \leftarrow S' \cup w_i$ ;

14   end for

15   for  $w_i$  in  $S'$  do

16     更新  $QOS_{w_i}$ ;

17     计算  $L_{w_i}(t)$ ,  $L'_{w_i}$ ;

18      $N_t(w_i) = N_t(w_i) + 1$ ,  $\bar{L}_j(t) = \frac{L'_{w_i}}{N_t(w_i)}$ ;

19   end for

20    $t = t + 1, B = B - \sum_{w_i \in S'} p_{w_i, t-1}$ ;

21 end while

在这个算法中,首先初始化了效用  $L'$ , 探索阶段的任务预算  $B'$  和候选集合中每位工人的选择次数  $N(w_i)$  (第 1 行);2-9 行是探索阶段,在这一阶段中感知平台学习工人的完成质量,根据工人的任务完成情况计算感知平台获得的效用(第 5 行);更新工人的累积效用  $L'_{w_i}$ ,工人到第  $t$  轮的累积选择次数  $N_t(w_i)$  和预算  $B'$  (第 6 行);探索阶段轮次结束后更新任务的剩余预算(第 9 行)。第 10-21 行为开发阶段,根据  $UCB$  的值,贪婪地选择使得  $UCB$  最大的工人。当任务的预算用完或者达到轮次之后,开发阶段结束,算法输出选择的工人集合。

### 3 实验结果与分析

为了评估提出的激励机制的有效性,本文进行了对比实验,主要参数见表 1。所有的实验都是在 Windows 10 操作系统上进行的,Intel Core i5-8750U CPU, 16 GB 内存, Python 版本为 3.8, 仿真平台及版本为 PyCharm 2019.1.3。

表1 实验参数

Table 1 Experiment parameters

参数	参数值
单位距离消耗成本 $c_1$	0.4
单位时隙消耗成本 $c_2$	0.4
工人数 $N$	[50,100]
任务数 $M$	[20,70]
MAB 试探的程度 $c$	2

### 3.1 评估指标

本文使用社会福利和数据质量评价所提整体激励机制的性能,其中社会福利是指 MCS 系统中工人与平台的利润之和。

社会福利提高的同时,数据质量也保持在一定的水平,说明所提出的激励机制能够很好地实现社会福利和数据质量的平衡。同时,较高的工人利润和平台利润能够反映出所提出的任务选择算法和赢家选择算法在利润提升方面的有效性。

### 3.2 对比方法

为了充分验证本文所提模型和机制的有效性,本文将其与以下几种机制进行对比:

(1)MRA<sup>[7]</sup>:是一种改进的反向拍卖激励机制,该机制允许在反向拍卖结束之前,单独估计和揭示工人的获胜概率,允许其通过减少出价或通过移动到不同的位置来增加贡献,提高获胜概率;

(2)RADP<sup>[19]</sup>:是一种基于反向拍卖的动态价格激励机制,在该机制中工人将其感知数据以其声称的出价出售给平台,平台选择多个工人并购买其2感知数据。

### 3.3 实验结果及分析

考虑工人数量和任务数量对社会福利和数据质量的影响,本文采用定量法进行实验,分析比较在不同工人数量和任务数量下几种对比机制的指标变化。

#### 3.3.1 社会福利对比实验结果及分析

为了分别验证工人数量和任务数量对社会福利的影响,本文分别设置了两组实验。在第一组实验中,将任务数固定为50,工人数量以10为间隔从50到100,对比在工人数量变化的情况下社会福利变化,实验结果如图2所示;在第二组实验中,将工人数固定为50,任务数量以10为间隔从20到70,对比在任务数量变化的情况下社会福利变化,实验结果如图3所示。

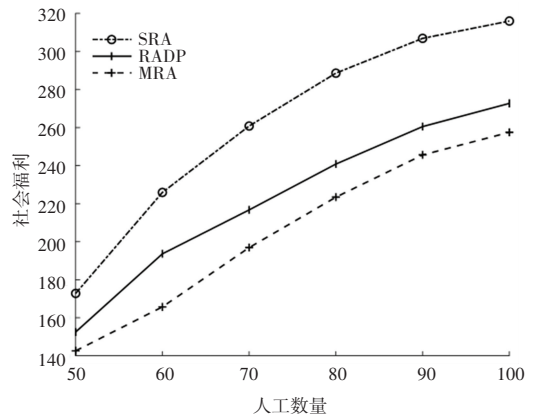


图2 工人数量对社会福利的影响

Fig. 2 Impact of the number of workers on social welfare

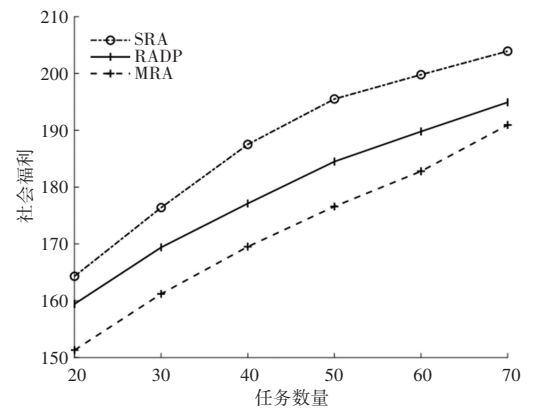


图3 任务数量对社会福利的影响

Fig. 3 Impact of the number of tasks on social welfare

如图2所示,当固定任务数量时,社会福利随着工人数量的增多而增大,这是因为当工人数量增多时,有更多的工人执行平台发布的任务,工人的总体利润增加,社会福利与工人的总体利润成正比,因此随着工人总体利润的增加社会福利增大。如图3所示,当固定工人数量时,社会福利随着任务数量的增多而增大,原因是当任务的数量增加,一方面有更多的任务能够被执行,工人获得的利润增大;另一方面,随着任务数量的增多,可能具有更高回报的任务数量也随之增加,同样使工人获得总利润增大。此外,从图2和图3可以看出,本文所提出的SRA相比于其他两种机制在提升社会福利方面有最好的性能。以工人为中心的任务选择机制使得工人能够选择使其预期利润较高的任务进行投标,降低了工人的时间成本和移动成本,最大化了工人的利润;以平台为中心的赢家选择机制考虑了平台的利润,使得平台能够在预算限制下选择具有最佳回报的工人作为拍卖赢家执行任务,提高了平台的利润。而RADP使用动态数据价格激励工人,使工人将其感知到的数据以其声称的价格出售给平台,保障了工

人的利润最大化,但是这种机制无法保障平台的利润,会增加平台的成本。MRA 仅从工人能否成为拍卖赢家的角度设计激励机制,尽管工人成为拍卖赢家的概率提高,但是可能会导致其付出更多的成本,无法最大化工人的利润,并且没有考虑平台的激励成本,可能会导致平台的利润受损。

### 3.3.2 数据质量对比实验结果及分析

为了分别验证工人数量和任务数量对数据质量的影响,本文分别设置了两组实验。在第一组实验中,将任务数固定为 50,工人数量以 10 为间隔从 50 到 100,以对比在工人数量变化的情况下数据质量的变化情况,实验结果如图 4 所示;在第二组实验中,将工人数固定为 50,任务数量以 10 为间隔从 20 到 70,以对比在任务数量变化的情况下数据质量的变化情况,实验结果如图 5 所示。

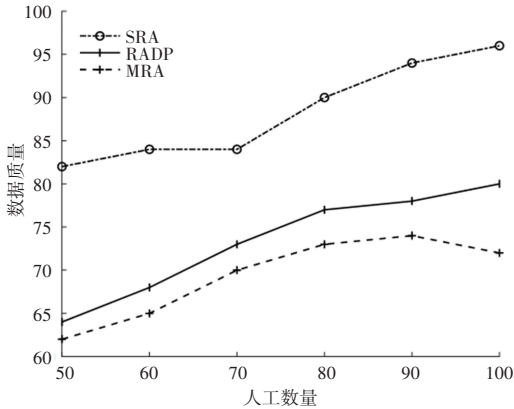


图 4 工人数量对数据质量的影响

Fig. 4 Impact of the number of workers on data quality

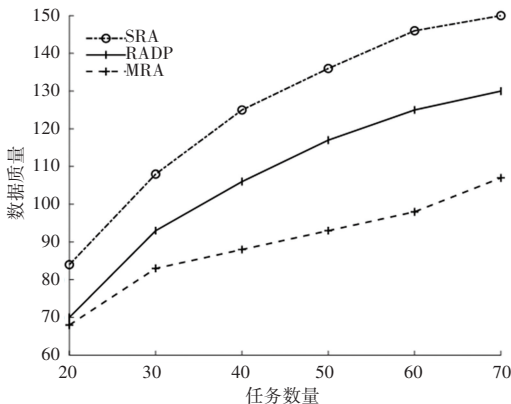


图 5 任务数量对数据质量的影响

Fig. 5 Impact of the number of tasks on data quality

从图 4 可以看出数据质量随着工人数量的提高而提高,原因是随着工人数量的增多,通过激励机制参与到移动群智感知活动并执行感知任务的工人数量也随着增多,有更多能够带来更高完成质量的工人可供平台选择。在图 5 中,数据质量随着任务数

量的增多而增大,因为随着任务数量的增多,有更多的任务能够被高质量的完成。此外从图 4 和图 5 可以看出,本文提出的 SRA 激励机制在提升数据质量方面具有最优的性能,SRA 在确定反向拍卖的赢家时,通过多臂赌博机的多轮探索和开发,同时考虑候选工人的任务完成质量和能够给平台带来的利润等因素,基于置信度上界选择了最佳中标工人集,因此不仅 SRA 的数据质量最高,SRA 的社会福利也相较于其他两种激励机制更高。MRA 和 RADP 在反向拍卖确定赢家时都没有考虑工人的任务完成质量,由于工人的任务完成质量未知,导致这两种机制最终获得的数据质量较低。但是由于 MRA 改进了反向拍卖,向工人提供其获胜概率,在一定程度上促使工人更努力地执行感知任务,因此 MRA 的数据质量比 RADP 高。

## 4 结束语

针对因移动群智感知中工人和平台的自私性所导致的社会福利和数据质量难以平衡的问题,本文提出了一种基于选择的反向拍卖激励机制,分别研究反向拍卖中以工人为中心的任务选择和以平台为中心的赢家选择。首先,在任务选择中,考虑工人和任务的位置等属性,计算工人与每个任务之间的匹配度,设计一种基于动态规划的任务选择算法,根据工人与任务的匹配度选择合适的任务进行投标,以最大化工人的利润和提高工人的数据质量。在赢家选择中,使用多臂赌博机建模反向拍卖的赢家选择过程,并提出基于置信度上界的赢家选择算法,以最大化平台的利润和收集到的数据质量。实验证明,本文所提出的激励机制能够在最大化社会福利的同时提高数据质量,有效地达到社会福利和数据质量的平衡。在今后的工作中,将考虑更多可能影响到数据质量的因素,并进一步研究采用更高效智能的算法优化选择过程。

## 参考文献

- [1] HASAN H, NARMEEN H, ALA H, et al. Crowdsensing application on coalition game using GPS and IoT parking in smart cities[J]. Procedia Computer Science, 2022, 201: 535-542.
- [2] TAO X, SONG W. Location-dependent task allocation for mobile crowdsensing with clustering effect[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(1): 1029-1045.
- [3] LI X, ZHANG X. Multi-task allocation under time constraints in mobile crowdsensing [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(4): 1494-1510.
- [4] SUN J. An incentive scheme based on heterogeneous belief values

- for crowd sensing in mobile social networks [C]// Proceedings of IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE, 2013: 1717–1722.
- [5] XIAO L, CHEN T, XIE C, et al. Mobile crowdsensing games in vehicular networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 67(2): 1535–1545.
- [6] SAADATMAND S, KANHERE S. MRA: A modified reverse auction based framework for incentive mechanisms in mobile crowd sensing systems [J]. Computer Communications, 2019, 145: 137–145.
- [7] ZHANG M, SWENSON B, HUANG J, et al. Truthful mobile crowd sensing with interdependent valuations [C]// Proceedings of the Twenty – First International Symposium on Theory, Algorithmic Foundations, and Protocol Design for Mobile Networks and Mobile Computing. New York: IEEE, 2020: 91–100.
- [8] NI T, CHEN Z, XU G, et al. Differentially private double auction with reliability – aware in mobile crowd sensing [J]. Ad Hoc Networks, 2021, 114: 102450.
- [9] WU Y, LI F, MA L, et al. A Context–aware multiarmed bandit incentive mechanism for mobile crowd sensing systems [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 7648–7658.
- [10] CHEN X, LI Z, QI L, et al. A pricing incentive mechanism for mobile crowd sensing in edge computing [C]// Proceedings of the 10<sup>th</sup> European – Alliance – for – Innovation (EAI) International Conference on Mobile Computing, Applications, and Services (MobileCASE). Berlin: Springer, 2020: 184–197.
- [11] WANG Y, GAO Y, LI Y, et al. A worker–selection incentive mechanism for optimizing platform–centric mobile crowdsourcing systems [J]. Computer Networks, 2020, 171: 107144.
- [12] ZHAO B, TANG S, LIU X, et al. PACE: Privacy–preserving and quality–aware incentive mechanism for mobile crowd sensing [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(5): 1924–1939.
- [13] PENG D, WU F, CHEN G. Data quality guided incentive mechanism design for crowdsensing [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(2): 307–319.
- [14] SHE R. Survey on incentive strategies for mobile crowdsensing system [C]// Proceedings of the 11<sup>th</sup> IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (IEEE ICSESS). Piscataway: IEEE, 2020: 511–514.
- [15] LIU Y, XU X, PAN J, et al. A truthful auction mechanism for mobile crowd sensing with budget constraint [J]. IEEE Access, 2019, 7: 43933–43947.
- [16] SIMA Q, GAO G, HUANG H, et al. Multi–armed bandits based task selection of a mobile crowdsensing worker [C]// Proceedings of the 31<sup>st</sup> International Conference on Computer Communications and Networks (ICCC N). Piscataway: IEEE, 2022: 1–10.
- [17] WANG H, YANG Y, WANG E, et al. Combinatorial multi–armed bandit based user recruitment in mobile crowdsensing [C]// Proceedings of 17<sup>th</sup> Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication and Networking (IEEE SECON). Piscataway: IEEE, 2020: 1–9.
- [18] ZHOU H, CHEN X, HE S, et al. DRAIM: A novel delay – constraint and reverse auction–based incentive mechanism for wifi offloading [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(4): 711–722.
- [19] LEE J S, HOH B. Sell your experiences; A market mechanism based incentive for participatory sensing [C]// Proceedings of IEEE PerCom. Piscataway: IEEE, 2010: 60–68.