

文章编号:1671-6833(2025)04-0085-08

# 移动群智感知任务的预算可行时钟拍卖机制

张骥先<sup>1,2</sup>, 洪金梁<sup>1</sup>

(1. 云南大学 信息学院, 云南 昆明 650500; 2. 云南大学 云南省智能系统与计算重点实验室, 云南 昆明 650500)

**摘要:** 针对传统激励机制中要求用户提前披露个人价值判断, 进而可能导致隐私泄露的问题, 通过建立移动群智感知的数学模型, 明确了感知任务、价值函数、预算以及用户效益等关键因素, 并提出了一种基于时钟拍卖的 MCCA 机制, 以有效解决隐私泄露问题。所提机制包括初分配定价阶段和最终赢家确定阶段, 能够有效保护用户隐私。理论分析表明: MCCA 算法满足真实性、个体理性、预算可行性和高效性。在实验部分, 将 MCCA 与现有算法从用户规模、预算规模和 POI 规模等维度进行对比分析, 结果显示: MCCA 在价值收益与现有算法相当的同时, 执行效率显著提升, 并成功避免了用户隐私的泄露。

**关键词:** 时钟拍卖; 机制设计; 移动群智感知; 任务分配; 预算可行性

**中图分类号:** TP3-0 **文献标志码:** A **doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2025.04.013

移动群智感知 (mobile crowdsensing, MCS) 是一种新型的数据收集模式, 广泛应用于商业和公共领域。典型的 MCS 系统由服务提供商、移动用户和云平台组成, 服务提供商通过云平台发布任务, 移动用户利用智能设备 (如智能手机、平板电脑) 采集数据。例如, 环境监测部门通过 MCS 收集空气质量和噪声数据, 实现实时监控; 应急响应机构获取灾害现场信息支持救援; 地理信息系统通过更新数据提升地图精度<sup>[1]</sup>; 交通管理部门收集流量信息优化交通系统, 提高城市效率<sup>[2]</sup>。MCS 具有大规模、实时、低成本、高效益和广泛覆盖等优势<sup>[3]</sup>。早期用户通常自愿参与感知任务, 导致参与度低且数据质量难以保障。为提高参与积极性并确保数据可靠性, 服务提供商引入激励机制, 支付报酬吸引用户完成任务。MCS 的激励机制类似反向拍卖, 低报价用户更易中标。因此, 激励机制设计<sup>[4-5]</sup>、隐私保护<sup>[6]</sup>和任务分配<sup>[7-8]</sup>等问题成为研究重点。

现有的 MCS 激励机制通常采用反向密封投标拍卖, 用户需向服务提供商提交私人信息 (如报价), 服务提供商根据这些信息选取用户。然而, 该机制存在缺陷, 如缺乏透明性, 用户需信任服务提供商不滥用其私人信息并严格执行规则。尽管理论上

反向拍卖具有防策略性, 但实际中用户常提供虚假信息, 主要原因在于其防策略性难以验证, 难以获得用户信任<sup>[9]</sup>。

时钟拍卖是一种多轮拍卖机制, 每轮拍卖中, 拍卖者向投标人提供价格, 投标人可选择接受、拒绝或退出。随着轮次推进, 价格逐步下降, 拍卖在达到预设条件时结束, 交易根据最后一轮协议完成。图 1 展示了基于时钟拍卖的移动群智感知服务模型。时钟拍卖具备显式防策略性、弱势群体防策略性、高透明度和简单实现等优点, 具有较强的可操作性<sup>[10]</sup>。

在移动群智感知中, 服务提供商通常面临预算约束, 用户选择需考虑任务完成后的价值收益和合理补偿。因此, 预算可行性成为机制设计的关键限制。时钟拍卖的防策略性简化了机制设计, 只需要解决预算约束与价值最大化问题。然而, 这也带来了新挑战: 如何在预算约束下, 基于时钟拍卖理论合理分配数据采集任务, 以实现数据价值最大化。

为应对上述挑战, 本文基于时钟拍卖理论设计了一种多阶段激励机制, 继承了时钟拍卖的优良特性。本文的主要贡献包括以下内容。将 MCS 中预算约束下的数据价值最大化问题建模为整数规划, 并证明其单调次模特性; 提出移动群智感知的时钟

收稿日期: 2025-01-11; 修订日期: 2025-03-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62062065, 12071417); 云南省智能系统与计算重点实验室开放课题 (ISC24Z01); 云南省基础研究计划项目 (202501AS070076)

作者简介: 张骥先 (1980—), 男, 云南昆明人, 云南大学副教授, 博士, 主要从事机制设计、云计算、边缘计算方面的研究, E-mail: zhangjixian@ynu.edu.cn。

引用本文: 张骥先, 洪金梁. 移动群智感知任务的预算可行时钟拍卖机制[J]. 郑州大学学报(工学版), 2025, 46(4): 85-92. (ZHANG J X, HONG J L. A budget-feasible clock auction mechanism for mobile crowdsensing tasks[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2025, 46(4): 85-92.)

拍卖(mobile crowdsensing clock auction, MCCA)机制,实现用户分配与支付,满足真实性、个体理性和预算约束,运行时间为多项式级;实验表明,MCCA在价值收益、隐私保护和执行效率上优于现有算法。

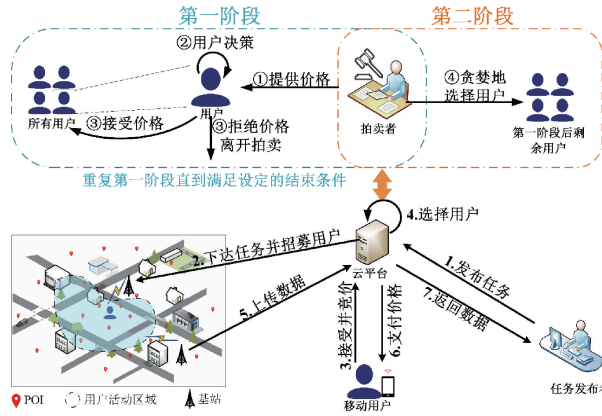


图1 基于时钟拍卖的移动群智感知服务模型

Figure 1 Clock auction-based mobile crowdsensing model

## 1 相关工作

### 1.1 移动群智感知

当前,解决移动群智感知问题的常见方法是将问题建模为兴趣点(point of interest, POI)模型。该模型中,服务提供商在数据收集区域设置多个POI,为每个POI分配相应的数据收集任务。许多研究基于POI模型展开。Zhang等<sup>[4]</sup>探讨了在UAV-BS网络下实现DT模型效用最大化的问题,并采用逆向拍卖机制求解。Xiong等<sup>[11]</sup>提出了新的移动群智感知框架EMC3,在考虑用户隐私、最小任务分配数量和感知区域覆盖的约束条件下,减少用户执行任务时的资源损耗。Zhang等<sup>[12]</sup>则基于POI模型,研究了地震灾区的无人机数据收集问题,将其转化为整数规划模型,并设计了Max-UDC进化算法,通过迭代和变异选择最佳任务序列。这些研究表明,基于POI模型的移动群智感知服务建模已成为一种主流方法。

### 1.2 时钟拍卖

Milgrom等<sup>[10]</sup>证明时钟拍卖对应一种特定的后向贪婪算法,并介绍了其类别和优良属性,进一步研究了其在不同环境中的表现。Dütting等<sup>[13]</sup>提出了一种高效的时钟拍卖算法,对于背包拍卖设置(物品数量为 $m$ )实现了 $O(\log m)$ 的近似,对于单一目标投标者的组合拍卖设置则实现了 $O(\sqrt{m \log m})$ 的近似。Li<sup>[14]</sup>指出时钟拍卖属于更广泛的明显防策略(OSP)机制类,并在单一目标投标者的组合拍卖背景下进行了研究。尽管如此,包含不相交最大集

合的可行性约束的实例仍然是一个挑战性问题。Balkanski等<sup>[15]</sup>在 $O(n^2 \log n)$ 时间复杂度下,为预算可行时钟拍卖实现了单调次模价值的4.75常数近似。上述研究表明,时钟拍卖已受到广泛关注,但其在移动群智感知任务分配中的应用仍较为罕见。

## 2 问题及机制设计

### 2.1 参数定义

在有限预算 $B$ 的约束下,服务提供商需要从 $M$ 个POI中收集数据,并通过云平台发布任务。设POI集合为 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$ ,服务提供商对不同POI的偏好各异,重要性较高的POI能够带来更高的收益。定义任意POI点为 $j \in \mathcal{M}$ ,其对应的价值为 $v_j \in \mathbf{R}^+$ 。为了确保数据收集的完整性和有效性,POI点 $j$ 可能需要多个用户参与,并且每个POI的收集次数有限,超出该限值将不再产生额外价值。进一步定义POI点 $j$ 的有效数据收集次数为 $r_j \in \mathbf{Z}^+$ 。当数据收集任务达到或超过 $r_j$ 次时,服务提供商将获得价值 $v_j$ ;若任务次数少于 $r_j$ 次,则获得的价值为 $v_j$ 的部分。服务提供商可以根据具体需求合理设定每个POI点 $j$ 的价值 $v_j$ 和有效次数 $r_j$ 。

此外,假设有 $N$ 个用户参与数据收集服务,用户通过云平台获取服务提供商发布的数据收集任务。设用户集合为 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 。任意用户 $i$ 是否参与POI点 $j$ 的数据收集由变量 $a_{ij}$ 表示, $a_{ij} \in \{0, 1\}$ ,其中1代表 $i$ 参与 $j$ 点收集数据,0则代表不参与。用户 $i$ 在 $M$ 个POI点的参与情况由向量 $\mathbf{a}_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iM})$ 表示。用户 $i$ 参与任务时会产生数据收集成本 $c_i$ ,该成本与用户 $i$ 对各POI点的参与情况,数据收集的通信成本、时间成本等因素密切相关。

当服务提供商发布数据收集任务后,用户 $i$ 根据任务要求和自身情况向云平台提交参与信息 $\mathbf{a}_i$ 。设所有用户的参与情况为 $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N)$ ,服务提供商根据 $\boldsymbol{\theta}$ 使用向量 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_N)$ 表示各用户的补偿。用户 $i$ 参与任务后的效益 $u_i$ 定义为 $u_i = p_i - c_i$ ,即用户获得的补偿减去其成本。

在MCS模型中,POI点的价值来源于收集的数据,但对同一POI点的多次收集会导致边际效益迅速下降。考虑到单调次模函数的直观性,选择 $\sqrt{f(\cdot)}$ 型函数作为价值函数,它能有效反映边际效益下降的特征。单个POI点 $j$ 的价值函数为

$$V_j(u) = v_j \sqrt{\frac{\min\{|\mathcal{U}^j|, r_j\}}{r_j}}. \quad (1)$$

式中: $u$ 为选中的用户集合,即 $u \subseteq \mathcal{N}$ ;  $u^j$ 为参与POI点 $j$ 数据收集的用户集合,即 $u^j \subseteq u$ ;  $|u^j|$ 表示在 $j$ 收集次数。当 $|u^j| \geq r_j$ 时,服务提供商获得POI点 $j$ 的全部价值。基于此,服务提供商在 $M$ 个POI点获得的总价值可定义为

$$V(u) = \sum_{j \in \mathcal{M}} V_j(u). \quad (2)$$

对于任意用户集合 $\mathcal{S}, \mathcal{T} \subseteq \mathcal{N}$ ,定义 $V(\mathcal{T} | \mathcal{S})$ 为集合 $\mathcal{T}$ 对于集合 $\mathcal{S}$ 的边际效益, $V(\mathcal{T} | \mathcal{S}) = V(\mathcal{T} \cup \mathcal{S}) - V(\mathcal{S})$ 。主要参数如表1所示。

表1 主要参数

Table 1 Main parameters

符号	含义
$u$	选中的用户集合
$B$	预算
$v_j$	POI点 $j$ 的价值
$p_i$	给用户 $i$ 的补偿
$u_i$	用户 $i$ 的效益
$E_i$	$i$ 轮设定的目标价值
$\mathcal{S}_i$	$i$ 轮中选中的用户集合
$\mathcal{M}$	POI集合
$\mathbf{a}_i$	用户 $i$ 对POI点的参与情况向量
$r_j$	POI点 $j$ 数据有效收集次数
$c_i$	用户 $i$ 的成本
$\mathcal{A}$	活跃用户集合
$\theta$	所有用户的参与情况
$V(\{i\}   \mathcal{S}_i)$	用户 $i$ 对 $\mathcal{S}_i$ 产生的边际效益

## 2.2 问题模型

研究目标是在预算约束下选择一个用户子集 $u \subseteq \mathcal{N}$ ,使得该子集产生的价值最大化,可以表述为

$$\text{Maximize } V(u) = \sum_{j \in \mathcal{M}} V_j(u), \quad u \subseteq \mathcal{N}; \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i \in u} p_i \leq B; \quad (4)$$

$$p_i \geq c_i, \quad \forall i \in u. \quad (5)$$

其中,式(4)表示总支付小于等于预算;式(5)表示补偿大于等于用户成本。

在模型中,用户 $i$ 仅需要提交参数 $\mathbf{a}_i$ ,不需要提交隐私数据如真实成本 $c_i$ ,因此不存在谎报风险。虽然 $c_i$ 不需提交,但确定补偿 $p_i$ 时通常需参考该信息。用户 $i$ 的补偿策略定义为 $s_i \in \{c_i, c'_i\}$ :当 $s_i = c_i$ 时视为诚实;当 $s_i = c'_i$ 时视为不诚实,通过提交虚假成本获取更高补偿。用向量 $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_N)$ 表示所有用户策略, $\mathbf{S}_{-i} = (s_1, \dots, s_{i-1}, s_{i+1}, \dots, s_N)$ 表示除用户 $i$ 外的策略。定义用户效益函数为

$$u_i(\{\mathbf{S}_{-i}, c_i\}) = \begin{cases} p_i - c_i, & i \text{ 成为赢家;} \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (6)$$

$$u_i(\{\mathbf{S}_{-i}, c'_i\}) = \begin{cases} p'_i - c_i, & i \text{ 成为赢家;} \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (7)$$

其中,式(6)是用户 $i$ 诚实时的效益;而式(7)是不诚实时的效益。

## 2.3 机制设计要求

为防止用户策略操纵分配结果与补偿,需设计满足以下定义的机制。

**定义1** 个体理性。如果一个机制满足个体理性,当且仅当用户 $i$ 提交 $\mathbf{a}_i$ 后,其效益满足 $u_i(\{\mathbf{S}_{-i}, c_i\}) \geq 0$ 。即用户在诚实参与分配时,效益始终非负,不会产生损失<sup>[16]</sup>。

**定义2** 真实性。一个机制满足真实性,当且仅当用户 $i$ 提交 $\mathbf{a}_i$ 并以真实成本参与分配是其优势策略,即用户无法通过虚假报告提升效益<sup>[17]</sup>。

**定义3** 预算可行性。如果拍卖机制在预算上是可行,则对所有赢家的支付总额不得超过最大预算 $B$ ,即 $\sum_{i \in \mathcal{U}} p_i \leq B$ <sup>[18]</sup>。

**定义4** 计算效率。为保证计算效率,实际应用中需在多项式时间内求解一般背包问题的可行解<sup>[19]</sup>,而非追求指数级时间复杂度的最优解。

## 2.4 单调次模属性

**定义5** 单调次模函数。设一个有限集 $\mathcal{S}$ 和定义在 $\mathcal{S}$ 上的函数 $f: 2^{\mathcal{S}} \rightarrow \mathbf{R}$ ,如果该函数满足以下两个性质,则称其为单调次模函数:

(1) 单调性:对于任意集合 $A \subseteq B \subseteq \mathcal{S}$ ,有 $f(A) \leq f(B)$ 。

(2) 次模性:对于任意集合 $A \subseteq B \subseteq \mathcal{S}$ 和任意元素 $x \in \mathcal{S} \setminus B$ 有

$$f(A \cup \{x\}) - f(A) \geq f(B \cup \{x\}) - f(B). \quad (8)$$

**引理1**  $V_j(u)$ 是单调次模函数。

证明 假设 $u_1 \subseteq u_2 \subseteq u, x \in u \setminus u_2$ ,可得

$$v_j \sqrt{\frac{\min\{|u_1^j|, r_j\}}{r_j}} \leq v_j \sqrt{\frac{\min\{|u_2^j|, r_j\}}{r_j}}. \quad (9)$$

则 $V_j(u_1 \cup \{x\}) - V_j(u_1)$ 的最终结果为

$$\begin{cases} \frac{v_j}{\sqrt{r_j}} (\sqrt{|u_1^j| + x^j} - \sqrt{|u_1^j|}), & r_j > |u_1^j|; \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $x^j \in \{0, 1\}$ 表示元素 $x$ 对子价值函数 $V_j$ 的贡献;0表示无贡献;1表示有贡献。

同理, $V_j(u_2 \cup \{x\}) - V_j(u_2)$ 的最终结果为

$$\begin{cases} \frac{v_j}{\sqrt{r_j}} (\sqrt{|u_2^j| + x^j} - \sqrt{|u_2^j|}), & r_j > |u_2^j|; \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (11)$$

由式(10)、(11)可得

$$V_j(u_1 \cup \{x\}) - V_j(u_1) \geq V_j(u_2 \cup \{x\}) - V_j(u_2). \quad (12)$$

所以  $V_j(u)$  是单调次模函数。

**定理 1**  $V(u)$  是单调次模函数。

证明 对于总价值函数  $V(u)$ , 由式(2)知:

$$V(u_1 \cup \{x\}) - V(u_1) = \sum_{j \in \mathcal{M}} (V_j(u_1 \cup \{x\}) - V_j(u_1)); \quad (13)$$

$$V(u_2 \cup \{x\}) - V(u_2) = \sum_{j \in \mathcal{M}} (V_j(u_2 \cup \{x\}) - V_j(u_2)). \quad (14)$$

结合式(12)可得

$$V(u_1 \cup \{x\}) - V(u_1) \geq V(u_2 \cup \{x\}) - V(u_2). \quad (15)$$

所以,  $V(u)$  是一个单调次模函数。

### 3 MCCA 机制设计

#### 3.1 设计 MCCA 算法

受时钟拍卖机制<sup>[15]</sup>启发,提出移动群智感知的时钟拍卖机制 MCCA,通过逐轮提高服务提供商最大可获价值的预估,逐步向用户提供补偿。每轮中,满足预估值的用户被搁置,未满足的用户进入下一轮,直到没有用户满足预估值,类似反向贪婪算法。初始时,所有用户为活跃用户,选择效益最大的用户  $i$ ,初始估计  $E_1$  设为较低的单个用户价值,所有用户获初始补偿  $B$ 。每轮中,目标  $E_t$  更新为前一轮的两倍,MCCA 选择边际贡献最大用户  $i$  满足  $E_t$ ,并为新增用户提供补偿  $p_i$ ,其中:

$$p_i = \min \left\{ p_i, V(\{i\} \mid \mathcal{S}_t) \cdot \frac{B}{E_t} \right\}. \quad (16)$$

若用户  $i$  接受补偿  $p_i$ ,则加入集合  $\mathcal{S}_t$ ;若拒绝,则从活跃用户集合  $\mathcal{A}$  中移除。

第一阶段后,MCCA 生成用户集合  $\mathcal{W}$  和  $u$  以及补偿向量  $\mathbf{p}$ ,接着,基于  $\mathcal{W}$  在  $u$  中以贪婪策略选出符合预算的最佳用户,确定赢家集合。

**算法 1** 移动群智感知的时钟拍卖算法。

输入:移动用户  $\mathcal{N}$ ,价值函数  $V$ ,预算  $B$ ,用户的投标信息  $\theta$ ;

输出:赢家集合  $u$ ,补偿向量  $\mathbf{p}$ 。

- ①  $t \leftarrow 1$ ;
- ②  $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{N}$ ;
- ③  $\mathcal{S}_0 \leftarrow \emptyset$ ;
- ④  $\mathcal{S}_1 \leftarrow \{\operatorname{argmax}_{i \in \mathcal{A}} V(\{i\})\}$ ;
- ⑤  $E_t \leftarrow V(\mathcal{S}_1)$ ;
- ⑥ for each  $i \in \mathcal{A}$  do

- ⑦  $p_i \leftarrow B$ ;
- ⑧ end for
- ⑨ while  $\mathcal{A} \setminus (\mathcal{S}_t \cup \mathcal{S}_{t-1}) \neq \emptyset$  do
- ⑩  $t \leftarrow t + 1$ ;
- ⑪  $E_t \leftarrow 2E_{t-1}$ ;
- ⑫  $\mathcal{S}_t \leftarrow \emptyset$ ;
- ⑬ while  $V(\mathcal{S}_t) < E_t$  and  $\mathcal{A} \setminus (\mathcal{S}_t \cup \mathcal{S}_{t-1}) \neq \emptyset$  do
- ⑭  $i \leftarrow \operatorname{argmax}_{i \in \mathcal{A} \setminus (\mathcal{S}_t \cup \mathcal{S}_{t-1})} V(\{i\} \mid \mathcal{S}_t)$ ;
- ⑮  $p_i \leftarrow \min \left\{ p_i, V(\{i\} \mid \mathcal{S}_t) \cdot \frac{B}{E_t} \right\}$ ;
- ⑯ if user  $i$  accepts price  $p_i$  then
- ⑰  $\mathcal{S}_t \leftarrow \mathcal{S}_t \cup \{i\}$ ;
- ⑱ else
- ⑲  $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus \{i\}$ ;
- ⑳ end if
- ㉑ end while
- ㉒ end while
- ㉓  $\mathcal{W} \leftarrow \mathcal{S}_{t-1}$ ;
- ㉔  $u \leftarrow \mathcal{S}_t$ ;
- ㉕ while  $\mathcal{W} \neq \emptyset$  do
- ㉖  $u \leftarrow \operatorname{argmax}_{i \in \mathcal{W}} (V(i \mid u) / p_i)$ ;
- ㉗  $\mathcal{W} \leftarrow \mathcal{W} \setminus \{u\}$ ;
- ㉘ if  $\sum_{i \in u \cup \{u\}} p_i \leq B$  then
- ㉙  $u \leftarrow u \cup \{u\}$ ;
- ㉚ end if
- ㉛ end while
- ㉜ return  $u, \mathbf{p}$ ;

#### 3.2 MCCA 的性质

**引理 2** 在 MCCA 中,当用户策略  $\mathcal{S}$ 、价值函数  $V$ 、参与情况  $\theta$  和预算  $B$  已知时,每轮选定的用户集合  $\mathcal{S}_t$  是唯一确定的。

证明 MCCA 是一种迭代算法,每轮用户选择与支付补偿均基于上一轮结果。初始用户集合  $\mathcal{S}_1$ 、目标值  $E_1$  和支付补偿  $p_i$  已初始化且确定。在用户选择中采用  $\operatorname{argmax}_{i \in \mathcal{A} \setminus (\mathcal{S}_t \cup \mathcal{S}_{t-1})} V(\{i\} \mid \mathcal{S}_t)$  方式,这是一种贪婪策略,而非随机。因此,第  $t$  轮选定的用户集合  $\mathcal{S}_t$  是确定的。

**引理 3** 任意  $i \in \mathcal{A}$ ,给  $i$  提供的补偿  $p_i$  与  $s_i$  无关。

证明 由 MCCA 机制可知,当  $i$  被选中时,给  $i$  的补偿为  $p_i = \min \left\{ p_i, V(\{i\} \mid \mathcal{S}_t) \cdot \frac{B}{E_t} \right\}$ 。由  $i \in \mathcal{A}$  可知  $i$  接受了上一次给他的补偿,也就是  $\min$  函数中的  $p_i$  是已知的。 $V(\{i\} \mid \mathcal{S}_t) \cdot \frac{B}{E_t}$  结合引理2也是

可以确定的。故给  $i$  的补偿  $p_i$  与  $s_i$  无关。

**定理 2** MCCA 机制是真实的。

证明 当用户决策为  $\{S_{-i}, c_i\}$  时, 用户  $i$  有两种可能:  $i$  不是赢家  $i \notin U$ ;  $i$  是赢家  $i \in U$ 。

(1)  $i \notin U$ 。此时  $u_i(\{S_{-i}, c_i\}) = 0$ , 只需要得到  $u_i(\{S_{-i}, c'_i\}) \leq 0$ , 而  $i \notin U$  有以下两种可能。

$i \notin \mathcal{W} \cup U$ 。此时  $i$  拒绝了补偿  $p_i$ , 拒绝的原因是  $p_i < c_i$ , 效益为负。并且由引理 3 可知,  $p_i$  与  $s_i$  无关, 而给  $i$  的补偿  $p_i$  是递减的, 所以不管  $i$  是否用  $s_i = c'_i$  成为赢家, 效益都不为正, 即  $u_i(\{S_{-i}, c'_i\}) \leq 0$ 。

$i \in \mathcal{W}$ , 但  $i \notin U$ 。  $i$  接受最后补偿  $p_i$ , 如果  $i$  使用  $s_i = c'_i$  拒绝补偿  $p_i$  (第一阶段就离开),  $i \notin \mathcal{W} \cup U$ , 此时  $u_i(\{S_{-i}, c'_i\}) = 0$ ; 当  $i$  使用  $s_i = c'_i$  同样接受给他的最后补偿, 即  $i \in \mathcal{W}$ 。到第二阶段, MCCA 机制在  $\mathcal{W}$  中选出赢家的方式为  $\operatorname{argmax}_{i \in \mathcal{W}} (V(i | U) / p_i)$ , 只与用户的补偿和对集合  $U$  产生的边际效益有关, 与  $s_i$  无关, 不管  $i$  使用任何策略,  $i$  都无法成为赢家,  $u_i(\{S_{-i}, c'_i\}) = 0$ 。

(2)  $i \in U$ 。此时  $u_i(\{S_{-i}, c_i\}) > 0$ , 只需证明  $i$  使用  $s_i = c'_i$  同样成为赢家, 因为如果不是赢家, 则此时  $u_i(\{S_{-i}, c_i\}) \geq u_i(\{S_{-i}, c'_i\}) = 0$  成立。  $i \in U$  则一定有  $i \in \mathcal{W} \cup U$ , 而 MCCA 机制在第二阶段中选出赢家集合  $U$  只与价值函数  $V$ 、预算  $B$ 、用户参与情况  $\theta$  有关。所以此时  $i \in U$ , 依然是赢家。同样由引理 3 可知, 不管  $s_i = c_i$  还是  $s_i = c'_i$ , 给  $i$  的最后补偿  $p_i$  与  $s_i$  无关。所以  $u_i(\{S_{-i}, c_i\}) = u_i(\{S_{-i}, c'_i\})$ 。综上,  $u_i(\{S_{-i}, c_i\}) \geq u_i(\{S_{-i}, c'_i\}) = 0$ , 由定义 2 可知, MCCA 机制是真实的。

**定理 3** MCCA 满足个体理性。

证明 如果机制满足个体理性, 则有  $u_i(\{S_{-i}, c_i\}) \geq 0$ 。当用户未成为最终赢家时, 其效益为 0, 因此只需关注赢家用户  $i$  的最终支付补偿  $p_i > c_i$ 。在 MCCA 机制中, 用户通过双向选择参与决策<sup>[20]</sup>。当用户接受补偿  $p_i$  时, 其选择符合个体理性, 因此 MCCA 机制满足个体理性。

**定理 4** MCCA 是预算可行的。

证明 如果 MCCA 是预算可行的, 则  $\sum_{i \in U} p_i \leq B$ 。假设第一阶段在第  $\hat{i}$  轮结束, 此时  $\mathcal{A} \setminus (\mathcal{S}_{\hat{i}} \cup \mathcal{S}_{\hat{i}-1}) = \emptyset$ , 可得

$$V(\mathcal{S}_{\hat{i}}) < E_{\hat{i}}. \quad (17)$$

在  $\hat{i}$  轮的目标价值  $E_{\hat{i}}$  过高, 没有更多的活跃用户可提供更低的补偿来达到目标价值  $E_{\hat{i}}$ , 可得

$$\sum_{i \in \mathcal{S}_{\hat{i}}} p_i \leq B. \quad (18)$$

$\mathcal{S}_{\hat{i}}$  是满足预算  $B$  的, 因为当  $i \in \mathcal{S}_{\hat{i}}$  时,  $\sum_{i \in \mathcal{S}_{\hat{i}}} V(i | \mathcal{S}_{\hat{i}}) = V(\mathcal{S}_{\hat{i}})$ , 结合式 (17) 可知:

$$\sum_{i \in \mathcal{S}_{\hat{i}}} V(i | \mathcal{S}_{\hat{i}}) \frac{B}{E_{\hat{i}}} = V(\mathcal{S}_{\hat{i}}) \cdot \frac{B}{E_{\hat{i}}} < B; \quad (19)$$

$$\sum_{i \in \mathcal{S}_{\hat{i}}} \min \left\{ p_i, V(i | \mathcal{S}_{\hat{i}}) \frac{B}{E_{\hat{i}}} \right\} < B. \quad (20)$$

根据二阶段的用户选择方式可知集合  $U$  满足预算  $B$ 。

**定理 5** MCCA 满足计算效率。

证明 MCCA 的执行时间主要集中在第一阶段<sup>[15]</sup>。内部循环最多执行  $n$  次, 每次在至多  $n$  个用户中选出边际效益最大的用户, 复杂度为  $O(n^2)$ 。外部循环在条件  $\mathcal{A} \setminus (\mathcal{S}_i \cup \mathcal{S}_{i-1}) = \emptyset$  满足时终止, 目标值  $E_i$  从初始值  $E_1$  (单用户最高价值) 倍增至最多  $nE_1$ , 循环次数为  $O(\log n)$ 。第二阶段采用贪婪选择, 复杂度为  $O(n^2)$ 。因此, MCCA 的总复杂度为  $O(n^2 \log n)$ , 满足计算效率要求。

## 4 实验

本文将 MCCA 算法与 Truthful Greedy 算法<sup>[21]</sup>和 CPLEX 求解器的最优结果 OPT 进行对比。Truthful Greedy 用于云服务的虚拟机分配问题, 具有高效、易实现、接近最优等特点, 适合作为基准。最优结果由 CPLEX 求解器计算, 但因其为 NP 难问题, 实际应用中不可行, 且不具有真实性和个体理性, 仅用于评估 MCCA 的价值收益。实验从用户规模、预算规模和 POI 规模 3 个维度展开, 比较总价值、支付金额和执行时间等指标。

### 4.1 实验设置

选择 POI。实验基于图 2 所示的实际地图 (云南省昆明市呈贡区, 约 3 km<sup>2</sup>), 在地图可达区域内选取 50 个 POI。设置  $w_j \in \{1, 2, \dots, 10\}$  表示 POI 覆盖区域的重要性, 价值和覆盖次数均与  $w_j$  相关, 其中覆盖次数  $r_j = \lceil \sigma w_j \rceil$ ; 价值  $v_j = \lceil 4\sigma r_j \rceil$ ;  $\sigma$  为随机值, 取值为  $[1.5, 2]$ 。

生成用户。根据实际地图的人员密集程度生成 500 名用户, 其参与 POI 的情况如下: 以用户为中心, 半径 100 m 范围内的 POI 数量为  $n_j$ , 用户  $i$  的参与个数为  $\lfloor n_j \delta \rfloor$ , 其中  $\delta$  为  $[0.5, 1]$  的随机数。参与情况基于参与个数和用户位置生成。用户成本  $c_i$  根据参与情况与各参与 POI 间的路程计算, 最终乘以随机因子  $\beta \in (1.2, 2)$  得出。



图2 POI覆盖区域的真实地图

Figure 2 Real map of the POI coverage area

MCCA 算法仅要求用户提供参与情况  $a_i$ , 无须上报成本。而 Truthful Greedy 算法要求用户同时上报参与情况  $a_i$  和报价  $b_i$ , 其用户效益为

$$u_i(\theta) = \begin{cases} p_i - b_i, & i \text{ 成为赢家;} \\ 0, & \text{其他。} \end{cases} \quad (21)$$

为适配本问题,假设用户报价  $b_i = c_i$ 。为比较 CPLEX 最优结果,因其仅负责分配且无法确定补偿,设定用户补偿为成本,用户效益始终为 0。然而,CPLEX 面临较大的求解复杂度,例如用户数为 200 时解空间规模达  $2^{200}$ 。因此限制求解时间为 600 s,输出求解时间内的最优解。在 MCCA 中,只要给用户的补偿  $p_i > c_i$ ,用户就会接受补偿并参与任务。所有算法使用相同数据,并对每个指标进行 50 次测试以消除随机性影响,结果取平均值。

## 4.2 实验结果

### 4.2.1 用户规模影响

实验设置用户数量从 20 起,每次增加 20,直至 200;服务提供商预算为 400 元,POI 数量为 50。结果如图 3 所示。

由图 3(a)可知,总价值基于式(1)和式(2)计算,呈单调次模特性。初期用户增加时,总价值快速增长,随后逐渐放缓。当用户数为 20 时,Truthful Greedy 因采用 Vickrey 定价且用户过少无法替代定价,未选出赢家。而 MCCA 总价值略优于 Truthful

Greedy。尽管 OPT 理论最优,但不具真实性,MCCA 与最优结果差距较小。由图 3(b)可知,MCCA 支付成本高于 Truthful Greedy。MCCA 支付与边际效益和预算 B 紧密相关,接近预算上限,第二阶段通过预算约束选出更多用户,进一步提高支付。相比之下,Truthful Greedy 通过替代用户定价,通常留有部分预算。OPT 支付随着用户的增加先上升后趋稳定,反映了预算限制的影响。由图 3(c)可知,OPT 初期执行时间较短,但随着用户增多,受限于 CPLEX 求解器,最终达到 600 s。MCCA 执行时间约为 OPT 和 Truthful Greedy 的 1/10。Truthful Greedy 需要多次重复分配步骤,且分配的赢家越多,重复次数越多;而 MCCA 通过逐步降低用户补偿、减少剩余用户,限制了时钟拍卖轮次,从而实现较低执行时间。

### 4.2.2 预算影响

在此实验中,服务提供商的预算从 50 元开始,按 50 元的步长增加至 500 元,用户数量为 200,POI 数量为 50。实验结果如图 4 所示。

如图 4(a)所示,随着预算增加,3 种算法的总价值均上升,但由于边际效益递减,增幅逐渐减小。MCCA 的总价值略高于 Truthful Greedy,而 OPT 由于预算限制较松,达到了最大总价值。图 4(b)显示,随着预算增加,赢家数和支付金额增加。MCCA 支付高于 Truthful Greedy,因为 MCCA 更充分利用预算,而 Truthful Greedy 则通过替代用户确定补偿。由图 4(c)可知,MCCA 的执行时间为 OPT 和 Truthful Greedy 的 1/10,且几乎与预算无关,主要受用户规模影响。

### 4.2.3 POI 规模影响

本实验中,POI 数量从 10 开始,以 10 为步长增加至 50,POI 通过随机选择,用户数量为 200,服务提供商预算为 400 元。实验结果如图 5 所示。

从图 5(a)可以看出,随着 POI 数量的增加,总

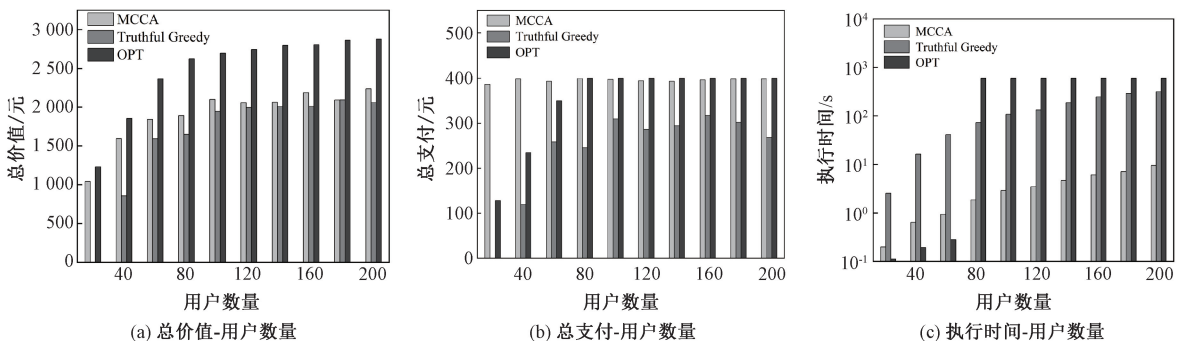


图3 用户规模的影响

Figure 3 Impact of user scale

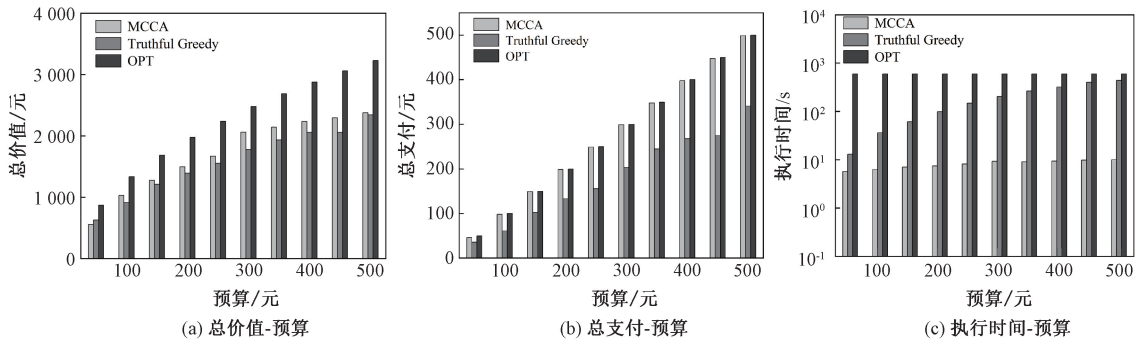


图 4 预算规模的影响

Figure 4 Impact of budget scale

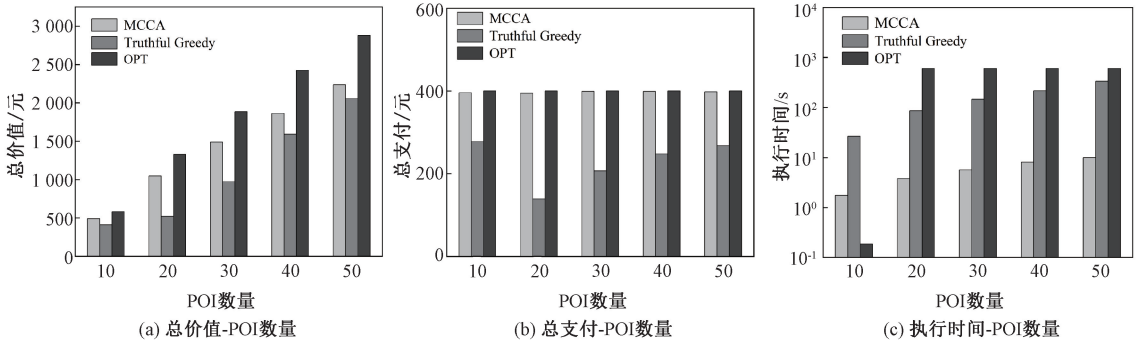


图 5 POI 规模的影响

Figure 5 Impact of POI scale

价值迅速上升,因为用户可以覆盖更多的 POI 点。MCCA 的总价值高于 Truthful Greedy,并接近 OPT。由图 5(b)可知,OPT 和 MCCA 都尽可能地使用完预算  $B$  以获取更大价值;随着 POI 点的增多,Truthful Greedy 中的  $V(\{i \mid \mathcal{S}_i\})/b_i$  发生变化,导致选取的用户和支付发生变化。由图 5(c)可以看出,MCCA 的执行时间显著低于 Truthful Greedy,而且随着 POI 数量的增加,3 种算法的执行时间均有所上升,但是主要受用户规模和轮次的影响。MCCA 通过  $\operatorname{argmax}_{i \in \mathcal{A}(\mathcal{S}_i \cup \mathcal{S}_{i-1})} V(\{i \mid \mathcal{S}_i\})$  选择边际效益最大用户,虽然与 POI 数量相关,但影响较小。总体来看,MCCA 在执行效率上明显优于 Truthful Greedy。

## 5 结论

本文针对移动群智感知任务分配中用户隐私暴露的问题,提出了带边际效益的数学模型,并设计了基于时钟拍卖的 MCCA 机制。MCCA 无须用户提前暴露价值判断,从而保护隐私。仿真实验结果表明,MCCA 在保护用户隐私的同时,实现了任务分配的高收益,并具备出色的执行效率。同时所设计的方案还可以用于其他的应用场景如云计算、边缘计算、算力网资源分配中,可向需要为虚拟资源进行分配及定价的场景提供理论及应用上的参考方案。

## 参考文献:

- [1] WANG E, YANG Y J, WU J, et al. An efficient prediction-based user recruitment for mobile crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(1): 16–28.
- [2] KONG X J, LIU X T, JEDARI B, et al. Mobile crowdsourcing in smart cities: technologies, applications, and future challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 8095–8113.
- [3] SUHAG D, JHA V. A comprehensive survey on mobile crowdsensing systems[J]. Journal of Systems Architecture, 2023, 142: 102952.
- [4] ZHANG J X, ZONG M Y, VASILAKOS A V, et al. UAV base station network transmission-based reverse auction mechanism for digital twin utility maximization[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2024, 21(1): 324–340.
- [5] SONG Y W, JIN H M. Minimizing entropy for crowdsourcing with combinatorial multi-armed bandit[C]// IEEE INFOCOM 2021 – IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE, 2021: 1–10.
- [6] LI Y L, XIAO H P, QIN Z, et al. Towards differentially private truth discovery for crowd sensing systems[C]// 2020 IEEE 40th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE, 2020:

- 1156–1166.
- [7] HUAI M D, WANG D, MIAO C L, et al. Privacy-aware synthesizing for crowdsourced data[C]//The 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Macao: IJCAI, 2019: 2542–2548.
- [8] ZHANG J X, ZHANG Y, WU H, et al. An ordered submodularity-based budget-feasible mechanism for opportunistic mobile crowdsensing task allocation and pricing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(2): 1278–1294.
- [9] KAGEL J H, HARSTAD R M, LEVIN D. Information impact and allocation rules in auctions with affiliated private values: a laboratory study[J]. Econometrica, 1987, 55(6): 1275.
- [10] MILGROM P, SEGAL I. Clock auctions and radio spectrum reallocation [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(1): 1–31.
- [11] XIONG H Y, ZHANG D Q, WANG L Y, et al. EMC3: energy-efficient data transfer in mobile crowdsensing under full coverage constraint [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(7): 1355–1368.
- [12] ZHANG J X, WANG Z M, WU H, et al. Ordered submodularity-based value maximization of UAV data collection in earthquake areas [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(5): 4886–4897.
- [13] DÜTTING P, GKATZELIS V, ROUGHGARDEN T. The performance of deferred-acceptance auctions [J]. Mathematics of Operations Research, 2017, 42(4): 897–914.
- [14] LI S W. Obviously strategy-proof mechanisms [J]. American Economic Review, 2017, 107(11): 3257–3287.
- [15] BALKANSKI E, GARIMIDI P, GKATZELIS V, et al. Deterministic budget-feasible clock auctions [EB/OL]. (2021–07–21) [2025–01–03]. <https://arxiv.org/abs/2107.09239>.
- [16] MASHAYEKHY L, NEJAD M M, GROSU D, et al. An online mechanism for resource allocation and pricing in clouds [J]. IEEE Transactions on Computers, 2016, 65(4): 1172–1184.
- [17] MYERSON R B. Optimal auction design [J]. Mathematics of Operations Research, 1981, 6(1): 58–73.
- [18] SINGER Y. Budget feasible mechanisms [C]//2010 IEEE 51st Annual Symposium on Foundations of Computer Science. Piscataway: IEEE, 2010: 765–774.
- [19] LUST T, TEGHEM J. The multiobjective multidimensional knapsack problem: a survey and a new approach [J]. International Transactions in Operational Research, 2012, 19(4): 495–520.
- [20] FERRAIOLI D, VENTRE C. Obvious strategyproofness, bounded rationality and approximation [J]. Theory of Computing Systems, 2022, 66(3): 696–720.
- [21] NEJAD M M, MASHAYEKHY L, GROSU D. Truthful greedy mechanisms for dynamic virtual machine provisioning and allocation in clouds [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2015, 26(2): 594–603.

## A Budget-feasible Clock Auction Mechanism for Mobile Crowdsensing Tasks

ZHANG Jixian<sup>1,2</sup>, HONG Jinliang<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China; 2. Yunnan Key Laboratory of Intelligent Systems and Computing, Yunnan University, Kunming 650500, China)

**Abstract:** In response to the issue of traditional incentive mechanisms that required users to disclose personal value judgments in advance, potentially leading to privacy leakage, a mathematical model for mobile crowdsensing was established, to clarify key factors such as sensing tasks, value functions, budgets, and user benefits. Then, an MCCA mechanism based on clock auction was proposed to effectively address privacy leakage. The mechanism consisted of an initial allocation pricing phase and a final winner determination phase. Both could effectively protect user privacy. Theoretical analysis demonstrated that the MCCA algorithm satisfied all requirements of truthfulness, individual rationality, budget feasibility, and efficiency. In the experimental section, MCCA was compared with existing algorithms from the perspectives of use scale, budget scale, and POI scale. The results showed that MCCA achieved comparable value gain to existing algorithms while significantly improving execution efficiency and successfully preventing user privacy leakage.

**Keywords:** clock auction; mechanism design; mobile crowdsensing; task allocation; budget feasibility