

完全竞争均衡的群智感知定价机制研究

李美璇¹, 孙玉娥^{2,3}, 黄河^{1,3}, 辛煜⁴, 卜霄菲⁵

(1. 苏州大学计算机科学与技术学院, 江苏苏州 215006; 2. 苏州大学城市轨道交通学院, 江苏苏州 215137;
3. 中国科学技术大学苏州研究院, 江苏苏州 215123; 4. 北京遥感信息研究所, 北京 100011;
5. 沈阳师范大学软件学院, 辽宁沈阳 110034)

摘要: 群智感知通过将任务分配给大量普通用户, 能够完成大规模、复杂的社会感知任务, 受到了国内外学者的广泛关注。其中, 如何激励用户参与感知任务是群智感知中的重要问题。现有激励机制相关研究重点关注了如何设置任务的定价, 从而激励用户提交高质量感知数据, 但忽视了潜在的盲目报价问题; 这极易导致参与任务执行的用户数量失衡, 进而无法保证平台得到最优收益。为了解决这一问题, 提出了完全竞争均衡的群智感知定价机制。该机制首先将平台与用户之间的多人博弈抽象为平台与市场间的双人博弈, 再引入市场类型概率, 通过海萨尼转换, 将双人不完全信息博弈转化为双人完全不完全信息博弈。最后通过平台多轮重复博弈, 使平台报价收敛到完全竞争均衡水平。理论分析和实验结果表明所提激励机制能够收敛到完全竞争均衡状态。

关键词: 群智感知, 完全竞争均衡, 激励机制, 任务分配

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.0253-2778.2019.07.010

引用格式: 李美璇, 孙玉娥, 黄河, 等. 完全竞争均衡的群智感知定价机制研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2019, 49(7): 595-602.

LI Meixuan, SUN Yue, HUANG He, et al. Completely-competitive-equilibrium-based crowdsensing pricing mechanism[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2019, 49(7): 595-602.

Completely-competitive-equilibrium-based crowdsensing pricing mechanism

LI Meixuan¹, SUN Yue^{2,3}, HUANG He^{1,3}, XIN Yu⁴, BU Xiaofei⁵

(1. Department of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China;
2. Department of Urban Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215137, China;
3. Suzhou Institute for Advanced Study, University of Science and Technology of China, Suzhou 215123, China;
4. Beijing Institute of Remote Sensing Information, Beijing China;
5. College of Software, Shenyang Normal University, Shenyang 110034, China)

Abstract: Crowdsensing accomplishes extended general and complex social sensing tasks through allocating tasks to a large number of ordinary users (or workers), and has attracted extensive attention in recent years. How to motivate users to participate in sensing tasks is one of the most important issues in crowdsensing. However, the existing incentive mechanisms mainly focus on how to set prices to enable users to submit high-quality sensing data, ignoring the problem of blind quotes, which can easily lead to the imbalance of the number of users participating in the task execution, so that the platform cannot obtain the optimal revenue. To tackle this challenge, a completely-competitive-equilibrium crowdsensing pricing

收稿日期: 2018-06-03; 修回日期: 2018-09-28

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61572342, 61672369); 江苏省自然科学基金(BK20151240, BK20161258)资助。

作者简介: 李美璇, 女, 1994年生, 硕士研究生。研究方向: 网络资源分配问题中的激励机制。E-mail: 20164227023@stu.suda.edu.cn

通讯作者: 孙玉娥, 博士, 副教授。E-mail: sunye12@suda.edu.cn

mechanism is proposed. Firstly, the multi-player game between platform and users is abstracted as a two-person game between the platform and the market. Then the market type probability is introduced and the two-person incomplete information game is transformed into the two-person complete imperfect information game through Harsanyi transformation. Finally, through multiple rounds of repeated games on the platform, the platform's price converged to completely competitive equilibrium. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed incentive mechanism can achieve completely competitive equilibrium.

Key words: crowdsensing, completely-competitive-equilibrium, incentive mechanism, task allocation

0 引言

近年来,群智感知(crowdsensing)受到了学者的广泛关注.在群智感知系统中,感知任务发布者并不是将感知任务分配给固定的员工或传感器完成,而是采用开放的方式将特定的任务分配给随机出现的智能终端用户完成,因此可以利用大量的智能终端用户,快速、低成本地实现大范围的数据采集.任务发布者通过将感知任务分配给网络用户可以充分利用互联网上的用户资源,实施大范围的感知任务,以提高收益并降低成本.

目前,群智感知在很多领域已经得到了广泛的应用,如通过群智感知监测路面交通状况^[1]、监测城市居民的健康状况^[2]等.由于任务给平台带来的收益与任务执行次数不是线性相关的,而且平台有支出预算,所以需要设计合理的任务分配机制使得在预算范围内实现平台收益最大化.文献[3-4]基于平台收益函数为亚模函数,采用贪心思想,设计了平台收益近似最大的任务分配机制.由此可见,贪心算法是求解亚模函数最大化问题的常用方法,因此本文在任务分配阶段采用贪心思想来解决平台收益最大化的问题.

智能终端用户执行感知任务需要付出一定的成本,如电能、CPU 资源、网络流量、人力资源等,而且会在一定程度上影响设备的正常使用,只有设计合理的激励机制(incentive mechanism)才能吸引足够的用户参与群智感知任务.为解决这一问题,有学者采用拍卖理论(auction theory)为不同的群智感知任务分配模型设计了一系列任务拍卖机制^[5].例如,朱燕民等^[6]针对群智感知中的离线和在线两种任务分配模型,分别设计了两种诚实的群智感知任务拍卖机制.考虑到数据采集任务的地理位置相关性,Jaimes 等^[7]在考虑预算受限的基础上,提出了一种基于地理位置的群智感知离线任务拍卖机制.

文献[8]针对地理位置相关的监测类任务,设计了以平台收益最大化为优化目标的近似最优任务分配算法.考虑到任务的时间限制,文献[9]提出了弱截止时间的群智感知任务分配激励机制,其中任务完成的时间可以超出截止时间,但是用户得到的价格会随超出截止时间时长的增加而减少.进一步考虑到用户以及任务的异质性,Boutsis 等^[10]设计的群智感知任务分配机制假设只有符合任务所有技能需求的用户才能参与该任务.文献[11]根据用户掌握的技能以及对技能掌握的熟练程度,设计了一个能够保证任务完成质量的群智感知任务分配机制.Man 等^[12]提出了将不同任务分配给相匹配用户的群智感知任务分配激励机制.

基于拍卖理论设计的感知任务分配机制可以引入市场竞争机制为用户提供足够的激励,但在实际应用场景下却很难真正发挥作用.这主要是由于拍卖机制大都假设用户知道自己完成任务所需的成本,且需要对每个任务进行报价.实际应用过程中,大多数用户并不知道如何对成本进行合理评估,也不愿为此进行频繁报价,从而降低了参与任务的意愿.基于上述考虑,现有大多数群智感知平台采用的是由系统直接给出任务定价的方式.显然,系统对每个任务的定价越高,能够吸引到的用户也越多.对于不同群智感知系统,都需要一定规模的用户参与才可以保证数据收集的质量.如果任务定价过低,可能会导致参与的用户过少,进一步使得系统所提供的服务无法得到保证.随着任务定价不断提高,参与的用户达到一定规模后,系统的服务质量会维持在一个相对稳定的状态,但系统的成本却随着参与用户的增多而不断增大,因此研究如何合理地任务定价才能使得参与用户与任务需求之间的供需关系收敛到市场均衡是一个极具理论价值和现实意义的崭新研究课题.

本文拟研究报价与参与用户数量之间的关系,

进而设计出一类基于市场变化的动态任务定价机制,使群智感知系统可以根据当前市场的供需关系不断地调整任务报价,并快速收敛到市场均衡状态.

1 问题建模

1.1 预备知识

由于平台不清楚用户完成任务需要的成本函数,所以完成任务所需成本函数并不是平台与用户的共同知识(common knowledge),我们称这类博弈为“不完全信息博弈”.考虑到平台无法准确获知用户的成本函数,传统的完全信息博弈分析方法在不完全信息博弈中将不再适用.海萨尼转换通过引入虚拟参与人(即“自然”)的方式成功地将不完全信息博弈转化为“完全但不完美信息博弈”(game of complete but imperfect information),从而成为处理不完全信息博弈的标准方法.

定义 1.1 海萨尼公理.假设参与者 i 的类型为 θ_i ,参与者 i 的所有可能类型集合为 $\Theta_i (\theta_i \in \Theta_i)$.除了参与者 i 以外的其他参与者的类型为 $\theta_{-i} = \{\theta_1, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_n\}$,其所有可能类型集合为 $\Theta_{-i} = \{\Theta_1, \dots, \Theta_{i-1}, \Theta_{i+1}, \dots, \Theta_n\} (\theta_{-i} \in \Theta_{-i})$.每个参与者 i 的类型 θ_i 只有 i 本身能够得知,除 i 以外任何参与者均观察不到,此为不完全信息博弈.根据海萨尼转换,将不完全信息博弈转化为不完美信息博弈.假定所有参与者类型 $(\theta_i)_{i=1}^n$ 服从某个客观分布,其分布函数为 $P(\theta_1, \dots, \theta_n)$,该分布函数为所有参与者的共同信息,即每个参与者都知道 $P(\theta_1, \dots, \theta_n)$,且参与者知道分布函数 $P(\theta_1, \dots, \theta_n)$ 众所周知.令 $p_i(\theta_{-i} | \theta_i)$ 表示已知参与人 i 属于 θ_i 的前提下,其他参与者属于 θ_{-i} 的条件概率,可也将其表示为

$$p_i(\theta_{-i} | \theta_i) = \frac{p(\theta_{-i} | \theta_i)}{p(\theta_i)} = \frac{p(\theta_{-i} | \theta_i)}{\sum_{\theta_{-i} \in \Theta_{-i}} p(\theta_{-i} | \theta_i)}$$

定义 1.2 贝叶斯纳什均衡(Bayesian Nash equilibrium solution)^[13].不完全信息静态博弈的均衡为贝叶斯纳什均衡.假设所有参与者的类型空间为 $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_n$,参与者 i 知道自身类型 $\theta_i \in \Theta_i$.参与者类型的先验分布为 $p_1, p_2, \dots, p_n (p_i = p_i(\theta_{-i} | \theta_i))$,基于类型的参与者策略空间为 $S_1(\theta_1), S_2(\theta_2), \dots, S_n(\theta_n)$ 以及基于策略和类型的收益函数为 $u_1(s_1, \dots, s_n; \theta_1), \dots, u_i(s_1, \dots, s_n; \theta_n)$.我们用 $G = \{S_1, \dots, S_n; \theta_1, \dots, \theta_n; p_1, \dots, p_n;$

$u_1, \dots, u_n\}$ 代表该不完全信息博弈.博弈 G 的贝叶斯纳什均衡是一个类型依存策略组合 $s^* = \{s_i^*(\theta_i)\}_{i=1}^n$,其中每个参与者 i 在给定自己的类型 θ_i 、先验概率 p_i 的情况下,以最大化自己的期望收益函数为目标执行策略 $s_i^*(\theta_i)$.如果策略组合 $s^* = (s_1^*(\theta_1), \dots, s_n^*(\theta_n))$ 是一个贝叶斯纳什均衡,那么对所有的 $i, s_i \in S_i(\theta_i)$,满足

$$s_i^* \in \operatorname{argmax}_{s_i} \sum p_i(\theta_{-i} | \theta_i) u_i(s_i, s_{-i}^*(\theta_{-i}); \theta_i, \theta_{-i}).$$

1.2 问题模型

群智感知平台首先将支撑系统运行的数据采集任务按照时、空等特性划分为 m 个子任务.假设划分出的所有子任务组成总任务集合,该集合表示为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$.同时发布平台对每个子任务 t_j 的报价为 p_j 以及对于所有任务的总预算为 B .用户集 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 中每个用户 u_i 可以对多个任务感兴趣,其感兴趣任务集合表示为 $T_i = \{t_1, t_2, \dots, t_{m_i}\}$,但每个用户 u_i 只能执行一个任务.所有对任务 t_j 感兴趣的用户集合为 $T'_j = \{u_i | t_j \in T_i\}$.对于每个任务 t_j ,平台都有对应的收益函数为 $r_j(S_j)$.在群智感知的任务分配问题中,随着用户数量的增加,平台收益增量减少,存在边缘效益递减,因此收益函数 $r_j(S_j)$ 为亚模函数,即 $r_j(S_j) = V_j(|S_j|)$.其中, S_j 表示实际能够执行任务 t_j 的用户集合, S 为成功交易的用户集合,因此 $S_j \subseteq S$. $|S_j|$ 为实际能够执行任务 t_j 的用户集合中用户的数量, $V_j(\cdot)$ 为任务 t_j 的收益函数.

定义 1.3 亚模函数(submodular functions).对于有限集合 E ,函数为 $V: 2E \rightarrow \mathbb{R}$,当且仅当集合 E 的任意两子集 X, Y ,满足 $X \supseteq Y$,且 $V(X) + V(Y) \geq V(X \cap Y) + V(X \cup Y)$ 时,函数 V 为亚模函数.

平台的实际收益为 $\sum_{t_j \in T} V_j(|S_j|) - \sum_{i \in S} \sum_{t_j \in T} p_j x_{i,j}$.其中 $x_{i,j}$ 表示是否将任务 t_j 分配给了用户 u_i ,若任务 t_j 分配给用户 $u_i, x_{i,j} = 1$;反之, $x_{i,j} = 0$.通过调研分析发现,平台实际收益 $R = \sum_{t_j \in T} V_j(|S_j|) - \sum_{i \in S} \sum_{t_j \in T} p_j x_{i,j}$ 基本满足正态分布.平台会以最大化自身实际收益为目的将任务分配给用户.

上述任务分配问题中,多个参与者之间存在多重博弈、复杂度极高,难以找到纳什均衡解.首先该任务分配是一个不完全信息的静态博弈,平台无法

了解每一个用户的成本函数. 其次, 由于任务分配中存在着平台与用户以及用户与用户之间的多重博弈, 难以分析平台或用户在多重博弈下的最优策略, 并以此求出纳什均衡解. 为了降低任务分配的复杂度, 针对任务分配中每一个参与者, 将其与其他参与者之间的博弈抽象为与市场之间的博弈, 从而将多人之间的复杂博弈抽象为简单的双人博弈模型. 抽象后的博弈模型如下:

对于平台而言, 将所有参与用户抽象为市场 M , 将每轮每个任务分配的报价 p_j 抽象为平台的策略 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 因此将原有博弈抽象为平台与市场 M 之间的双人博弈.

平台在抽象后的模型中将不再需要每个用户的具体博弈行为及策略, 只需要将其作为一个整体, 关注市场的行为即可做出自身的最优反应, 大大降低了分析的复杂度. 由于平台在任务分配开始时并不能准确预测市场的成交价, 只能预估其大致的分布范围 $[P_L, P_H]$, 仍是一个不完全信息博弈; 为了求出该博弈的纳什均衡解, 我们将首先采用海萨尼转换, 将其转换为完全但不完美信息静态博弈, 然后利用完全信息博弈的方法解决.

海萨尼转换可以将平台无法获得的市场成交价转换为对市场类型的估计, 因此我们引入市场类型概率的概念, 使得参与者通过市场类型概率以及预估的市场成交价范围可以求出期望的市场成交价, 并以此做出最优反应.

定义 1.4 市场类型概率 P_M . 假设只有两种市场类型: 积极市场和消极市场, 分别对应市场可能的最高成交价和最低成交价, 则市场类型概率 P_M 指平台根据市场的历史成交价, 认为在新一轮任务分配中市场为积极市场的概率. 如果平台在新一轮任务分配中市场成交价可能分布在 $[P_L, P_H]$ 之间, 那么对于平台而言, 市场期望成交价 $E(P)$ 为

$$E(P) = P_M \times P_H + (1 - P_M) \times P_L.$$

在初始条件下, P_M 满足在 $(0 \sim 1)$ 上的均匀分布.

2 完全竞争均衡的群智感知任务定价机制

平台要根据任务分配中的历史成交价确定报价, 我们首先拟合一条关于市场类型概率和感兴趣用户数量的曲线. 根据该曲线, 以平台收益最大化为目标确定市场类型概率, 进而得出新一轮报价; 其次采用贪心策略, 选择给平台带来近似最大收益的用

户集合, 确定成功交易集合; 最后采用动态重复博弈模型, 根据本轮拍卖的报价以及对任务感兴趣用户数量重新报价. 用户根据平台的新报价重新给出感兴趣任务集合, 并开始新一轮任务分配. 最终成交价收敛到完全竞争均衡水平.

2.1 确定平台报价

为了激励用户参与群智感知任务, 平台需要给出每个任务 t_j 对应的报价 p_j . 为了避免出现盲目报价的问题, 我们根据历史成交记录来确定每个任务 t_j 的报价 p_j . 根据每个任务 t_j 历史成交记录中的历史报价 p_j , 利用公式 $P_{M_j} = (p_j - P_{L_j}) / (P_{H_j} - P_{L_j})$ 计算出历史市场类型概率 P_{M_j} . 根据计算出的每个任务的市场概率 P_{M_j} 和对该任务感兴趣的用户数量 n_j , 拟合出一条曲线 $n_j = f(P_{M_j})$. 同时, 平台的期望报价为 $E(p_j) = P_{M_j} \times P_{H_j} + (1 - P_{M_j}) \times P_{L_j}$. 若令平台的报价为 $p_j = E(p_j)$, 则平台的实际收益可以表示为 $R = \sum_{t_j \in T} V_j(f(P_{M_j})) - \sum_{t_j \in T} (P_{M_j} \times P_{H_j} + (1 - P_{M_j}) \times P_{L_j}) \times f(P_{M_j})$. 由于 P_{M_j} 为任务 t_j 的市场类型概率, 则 $0 \leq P_{M_j} \leq 1$. 综上所述, 市场类型概率 P_{M_j} 的求解问题可以规约为求解令平台收益最大的市场类型概率的问题, 其表达式为

$$\begin{aligned} & \text{maximize } \sum_{t_j \in T} V_j(f(P_{M_j})) - \\ & \sum_{t_j \in T} (P_{M_j} \times P_{H_j} + (1 - P_{M_j}) \times P_{L_j}) \times f(P_{M_j}) \\ & \text{s. t. } 0 \leq P_{M_j} \leq 1 \end{aligned} \quad (1)$$

求得市场类型概率 P_{M_j} 后, 可确定平台报价 $p_j = E(p_j) = P_{M_j} \times P_{H_j} + (1 - P_{M_j}) \times P_{L_j}$.

2.2 群智感知任务分配机制

本文研究的任务与用户之间的最优匹配问题可以规约为如下 0-1 规划问题:

$$\begin{aligned} & \text{maximize } \sum_{t_j \in T} V_j(|S_j|) - \sum_{i \in S} \sum_{t_j \in T} p_j x_{i,j} \\ & \text{s. t. } \sum_{i \in S} \sum_{t_j \in T} p_j x_{i,j} \leq B; \\ & \sum_{t_j \in T} x_{i,j} \leq 1, x_{i,j} \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (2)$$

显然, 该 0-1 规划问题是 NP 难问题, 本文采用贪心技术设计出一个近似最优任务匹配算法.

首先, 成功交易集为空, 即 $S = \emptyset$. 计算每个任务给平台带来的收益增量 $\Delta r_j = r(S_T \cup \{t_j\}) - r(S_T)$. 其中, S_T 为被执行任务集合, 若集合 S_T 中已经存在任务 t_j , 则将其任务计数加 1. 将任务根据给平台带来的收益按照单调不增的顺序排序, 依次查看任务的报价是否超过预算 B , 选择在平台预算

内收益最大的任务 t_j , 并选出对该任务感兴趣的用
户集合 T'_j . 计算该集合中每个用户感兴趣的任
务集合 T_i 给平台带来的实际收益增量 $\Delta r_i = r(S \cup \{i\}) - r(S)$, 将用户按照 Δr_i 根据单调不增的顺序
排序. 将第一个用户 u_i 加入交易集合 S . 将任务 t_j
分配给用户 i , 即 $x_{i,j} = 1$. 将加入交易集合的用户从
用户集合中删除, 即 $U = U - S$, 更新预算, 即 $B = B - p_j$, 重新计算总任务集合中每个任务给平台带来的
效益增量和用户集合中的用户给平台带来的效益
增量, 直至用户集合中没有用户可以加入到成功交
易集中为止.

算法 2.1 群智感知任务分配算法

输入: 用户感兴趣任务集合 $\{T_i\} |_{i=1}^m$, 用户集合 U , 预算
 B , 平台对每个任务报价 $\{p_j\} |_{j=1}^m$
输出: 交易集 S .
1 $S = \emptyset$
2 while ($U \neq \emptyset$) {
3 计算每个任务 t_j 给平台带来的效益增量 $\Delta r_j = r(S_T \cup \{t_j\}) - r(S_T)$;
4 将任务根据其效益增量 Δr_j 按照单调不增的顺序
排序;
5 for (排序过的每个任务 t_j) {
6 If ($p_j \leq B$) {
7 $S_T = S_T \cup \{t_j\}$;
8 Break; }
9 }
10 在用户集合 U 中计算每个用户 u_i 给平台带来的效益
增量 $\Delta r_i = r(S \cup \{u_i\}) - r(S)$;
11 将用户根据其效益增量按照单调不增的顺序排序;
12 将效益增量最大的用户加入交易集 $S = S \cup \{ \max_{u_i \in U} (\Delta r_i) \}$;
13 将任务 t_j 分配给该用户 u_i ;
14 更新变量 $x_{i,j} = 1$;
15 $U = U - S$, $T'_j = T'_j - S$, $B = B - \sum_{t_j \in T'_j} p_j x_{i,j}$;
16 If (相邻两次分配过程中, 交易集没有发生变化) {
17 Break; }
18 }
 S 即为交易集

2.3 动态重复博弈机制

由于群智感知任务分配的市场规模较小, 存在
盲目估价、竞争不充分等问题. 为了使任务的定价能
够最大化平台的收益, 算法 2.1 根据历史交易记录
确定任务的报价. 在每轮任务分配中, 平台利用 2.1
节介绍的方法根据历史成交结果给出对每个任务的
报价, 并向全体用户发布; 用户提交感兴趣的任
务集合.

2.3.1 贝叶斯纳什均衡解

在第 r 轮任务分配的贝叶斯博弈中, 平台的策
略(出价) p_j 是市场类型概率 P_{M_j} 的函数, 用户 u_i
的策略(选择感兴趣任务集合) T_i 是平台报价 p_j 的
函数. 如果策略组合 $(p_1^*, p_2^*, \dots, p_j^*, \dots, T_1^*, T_2^*, \dots, T_i^*, \dots)$ 是一个贝叶斯均衡, 那么应该同时满足
以下两个条件:

(I) 平台最优. 假设 $u_P(p)$ 是平台报价为 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_j, \dots\}$ 时平台的收益, 根据式(1)可得,
平台在第 r 轮的最优策略为

$$p^* = \min\{p \mid \forall p, u_P(p) \geq u_P(p)\} \quad (3)$$

(II) 用户最优. 假设 $u_{u_i}(T_i)$ 是用户感兴趣任
务集合为 T_i 时用户的收益, 由式(2)可得, 用户 u_i
在第 r 轮的最优策略为

$$T_i^* = \max\{T_i \mid \forall T_i, u_{u_i}(T_i) \geq u_{u_i}(T_i)\} \quad (4)$$

2.3.2 动态重复博弈的实现步骤

动态重复博弈算法如下:

算法 2.2 完全竞争均衡的群智感知定价算法

输入: 预估市场成交价区间 $\{[P_{L_1}, P_{H_1}], \dots, [P_{L_m}, P_{H_m}]\}$;
输出: 交易集、成交价.
1 $r = 0$;
2 设置每个任务的 P_{M_j} 值均为 0.5;
3 计算平台报价 $p_j = E(p_j) = P_{M_j} \times P_{H_j} + (1 - P_{M_j}) \times P_{L_j}$;
4 repeat {
5 $r = r + 1$;
6 根据公式(3)和市场类型概率函数 $P_{M_j} = (p_j - P_{L_j}) / (P_{H_j} - P_{L_j})$ 求得 $\{P_{M_j}\} |_{j=1}^m$;
7 根据 $\{P_{M_j}\} |_{j=1}^m$ 和公式(4)求出贝叶斯均衡解:
8 $(p_1^*, p_2^*, \dots, p_j^*, \dots, T_1^*, T_2^*, \dots, T_i^*, \dots)$
9 用户提交感兴趣任务集合 $\{T_i^*\} |_{i=1}^m$;
10 平台根据算法 2.1 建立交易集;
11 第 r 轮交易根据交易集 S 和平台报价 $\{p_j\} |_{j=1}^m$ 成交;
12 平台根据分配结果拟合市场类型概率 P_{M_j} 与感兴趣
用户数量 n_j 的函数;
} until (平台所需感知任务完成)

完全竞争均衡的群智感知任务分配算法中引入
了重复博弈模型, 在第 r 轮分配中, 具体实现步骤
如下:

(I) 平台根据历史成交记录与收益函数, 以最大
化自身收益为原则求出本轮每个任务 t_j 的市场
类型概率 P_{M_j} , 并以此求出期望市场成交价 $E(p_j)$,
即平台报价 $p_j = E(p_j)$.

(II) 用户根据平台报价, 以自身收益最大化为

原则给出感兴趣任务集合 $\{T_i^* \mid i=1, \dots, n\}$.

(Ⅲ)平台利用算法 2.1 构建交易集合,确定成功交易的用户集合 S .

(Ⅳ)根据计算的平台报价 $\{p_j \mid j=1, \dots, m\}$ 与成功交易集合 S ,完成本轮交易.

2.4 算法性能分析

本节分析本文设计的完全竞争均衡的群智感知任务定价机制的竞争均衡形成过程. 在每轮任务分配中,平台和用户 u_i 根据自己的最优策略分别给出报价 $\{p_j \mid j=1, \dots, m\}$ 和感兴趣任务集合 $\{T_i \mid i=1, \dots, n\}$,以此实现自身利益的最大化;在第 r 轮任务分配中,平台的最优策略为式(3)的解. 平台对于任务 t_j 的期望成交价 $E(p_j)$ 为本轮平台报价 p_j ,那么平台报价 p_j 和收益 u_p 之间的关系可以分为以下三种情况:

(Ⅰ)若平台报价 p_j 较低,则对任务感兴趣的用户数量少于执行任务需要的用户数量. 由于收益函数 r_j 为亚模函数,当感兴趣用户数量较低时,执行任务给平台带来的收益 r_j 没有达到最大值,因此平台得到的实际收益 u_p 没有达到最大值.

(Ⅱ)若平台报价 p_j 较高,对任务感兴趣的用户数量多于执行任务需要的用户数量. 由于用户执行任务的单价较高,总预算是一定的,因此能够执行任务的用户数量仍然少于执行任务所需用户数量. 执行任务给平台带来的收益 r_j 没有达到最大值,因此平台得到的实际收益 u_p 仍然较低.

(Ⅲ)若报价 p_j 是平台的均衡解,平台不仅能吸引足够的用户来执行任务,还能够在预算范围内,允许足够多的用户执行任务,实现收益最大化,因此任务给平台带来的收益接近峰值,平台得到的实际收益 u_p 较高.

由以上分析可知,若第 r 轮任务分配平台报价为 p_j ,吸引到用户数量为 n_j ,那么第 $r+1$ 轮中平台的最优策略为:根据平台报价 p_j 和吸引到用户数量 n_j 更新函数表达式,利用线性规划求解 P_{M_j} ,并由计算得出平台对每个任务的报价 $\{p_j \mid j=1, \dots, m\}$,即平台的最优策略.

用户 u_i 最优策略为式(4)的解. 平台给出报价 $\{p_j \mid j=1, \dots, m\}$ 后,用户 u_i 给出感兴趣任务集合 T_i . 任务 t_j 的期望成交价 $E(p_j)$ 为本轮平台报价 p_j . 假设用户执行任务 t_j 的成本为 c_j ,用户的收益 u_{u_i} 和感兴趣任务集合 T_i 之间的关系可以分为以下两种情况:

(Ⅰ)若用户执行任务 t_j 的成本 c_j 大于或等于其报价 p_j ,那么用户将不会对任务 t_j 感兴趣. 此时,

任务 t_j 给用户带来的收益为零,即 $u_{u_i} = 0$. 若此时,用户对任务 t_j 感兴趣,则对于该任务而言,用户的收益不大于零,即 $u_{u_i} \leq 0$,表明对任务 t_j 不感兴趣为占优策略.

(Ⅱ)若用户执行任务 t_j 的成本 c_j 小于其报价 p_j ,那么用户将会对任务 t_j 感兴趣. 此时,任务 t_j 给用户带来的收益为 $u_{u_i} = p_j - c_j > 0$,若此时,用户对任务 t_j 不感兴趣,则对于该任务而言,用户的收益为零,即 $u_{u_i} = 0$,表明对任务 t_j 感兴趣为占优策略.

综上所述,若第 $r+1$ 轮中,任务 t_j 报价为 p_j ,那么用户 u_i 的最优策略为

$$T_i = \begin{cases} T_i \cup \{t_j\}, & p_j > c_j \\ T_i, & p_j \leq c_j \end{cases} \quad (5)$$

3 仿真模拟

本节分别介绍测试本文所提算法的两个主要的度量指标:任务完成率和用户满意度.

任务完成率是完成任务数量与总任务数量之比;用户满意度是被分配任务的用户数量与用户总量之比.

实验设置中,市场最低成交价为 2,市场最高成交价为 20. 用户随机选择感兴趣任务集合,每个用户感兴趣的任務数量区间为 $[1, 10]$;所有任务分布在一个 100×100 的正方形区域内. 其中,50%用户均匀分布在一个 50×50 的区域内,将其称为稠密区域,剩余 50%用户均匀分布在该 50×50 的区域外,将其称为稀疏区域.

3.1 平台报价的比较

图 1 中三条曲线分别为当买家数量为 40,且任务数量为 50 时,稠密区域某一个任务的报价、稀疏区域某一个任务的报价和所有任务的平均报价. 由算法 2.2 可知,第一轮任务分配时市场类型概率为 0.5. 由于 $p_j = E(p_j) = P_{M_j} \times P_{H_j} + (1 - P_{M_j}) \times P_{L_j}$,每个任务的报价均为 11,因此第一轮任务分配中,稠密和稀疏区域以及平均情况下的任务报价均为 11. 由图 1 可以看出,稀疏区域任务的价格波动上升直至收敛到均衡状态;这是由于稀疏区域用户过少,用户数量供不应求;而初始报价为市场概率为 0.5 时的报价,即任务和用户数量相当时的报价. 这种情况下,只有提高报价才能吸引到足够数量的用户来执行感知任务. 此外,稠密区域任务的价格波动下降直至收敛到均衡状态;这是由于稠密区域用户过多,用户数量供大于求,而初始报价为市场概率为

0.5 时的报价,即任务和用户数量相当时的报价.此时,适当降低报价不仅能吸引到足够数量的用户,还能降低平台的成本,提高平台的收益.由于稀疏区域的任务数量较多,平均报价的趋势与稀疏区域报价趋势接近,呈上升趋势.

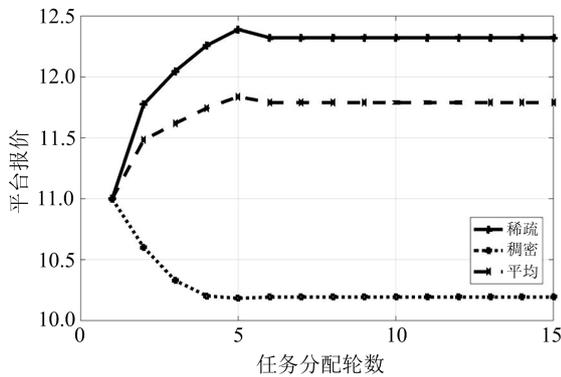


图 1 竞价过程中的平台报价

Fig. 1 Platform's price in the bidding process

图 2 为当用户数量为 100, 每个用户感兴趣任务数量在区间[1, 10]时收敛到均衡的报价与任务数量之间的关系图. 图 2 中三条曲线分别为稠密区域某一个任务的报价、稀疏区域某一个任务的报价和所有任务的平均报价. 从图 2 中首先可以看出, 随着任务数量的增加, 平台报价呈上升趋势, 直至接近市场最高成交价 20; 这是由于在用户数量一定时, 随着任务数量增多, 任务间的竞争增大, 任务的报价越高. 然而平台存在一个总预算, 报价不可能无限增长, 所以当任务数量达到一定值时, 报价接近于 20, 趋于平缓. 此外, 稀疏区域的报价高于稠密区域报价; 这是由于稀疏区域较稠密区域而言任务数量多, 且用户数量少, 稀疏区域的任务间竞争大于稠密区域. 所以, 稀疏区域的平台报价高于稠密区域的平台报价.

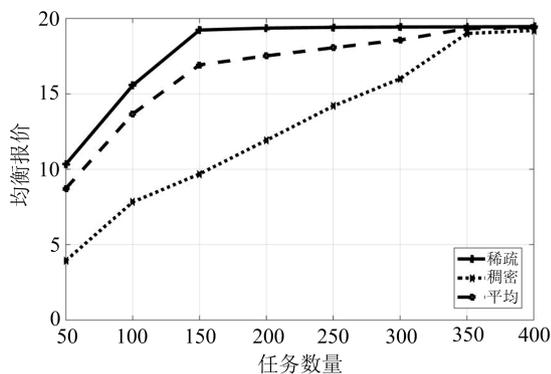


图 2 任务数量与报价的关系

Fig. 2 Relationship between task quantity and quotation

图 3 为当任务总数为 50 时, 收敛到均衡的价格与用户数量的关系. 图 3 中三条曲线分别为稠密区域某一个任务的报价、稀疏区域某一个任务的报价和所有任务的平均报价. 从图 3 可以看出, 随着用户数量的增加, 报价逐渐降低, 直至报价接近 6; 这是因为随着用户数量的增加, 用户间的竞争逐渐激烈, 而任务间竞争逐渐减少, 报价逐渐降低. 由于用户执行任务需要付出一定的成本, 因此报价不会一直降低至 0, 而是在报价为 6 的地方趋于平缓. 此外, 稀疏区域的报价高于稠密区域的报价; 这是由于稀疏区域较稠密区域而言任务数量多, 且用户数量少, 稀疏区域的任务间竞争大于稠密区域, 所以稀疏区域报价高于稠密区域.

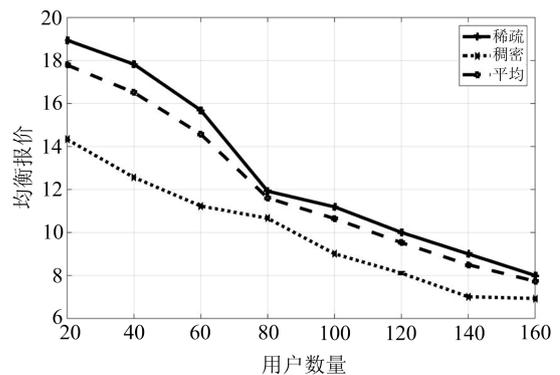


图 3 用户数量与报价的关系

Fig. 3 Relationship between user quantity and quotation

3.2 用户满意度的比较

图 4 为任务数为 50, 用户数分别为 40 和 50 的用户满意度随博弈轮数增长的变化图. 随着任务分配轮数的增加, 用户满意度趋于平缓, 即收敛到竞争均衡状态. 用户数量为 50 时用户满意度低于用户数量为 40 时的用户满意度; 这是由于稠密区域的任务数量一定, 当用户数量变多, 相应的用户满意度降

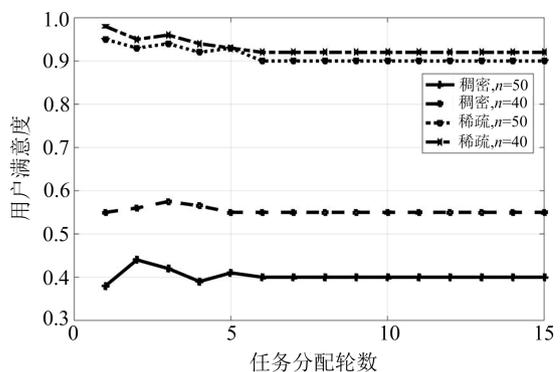


图 4 竞价过程中的用户满意度

Fig. 4 User satisfaction in bidding process

低.除此之外,稀疏区域用户满意度高于稠密区域;这是因为稀疏区域较稠密区域而言,用户数量较少,且任务数量较多,能够执行任务的用户比重较大,所以用户满意度较高.

3.3 任务完成率的比较

图 5 为任务数为 50,用户数分别为 40 和 50 时用户满意度随博弈轮数增长的变化图.随着任务分配轮数的增加,任务完成率趋于平缓.用户数量为 50 时的任务完成率大于用户数量为 40 时的任务完成率;这是因为任务数量一定时,用户数量越多,能完成的任务数量越多,相应的任务完成率越高.除此之外,稀疏区域任务完成率明显低于稠密区域,因为稀疏区域较稠密区域而言任务多、用户少,所以能够被执行的任务的比重小,任务完成率较低.

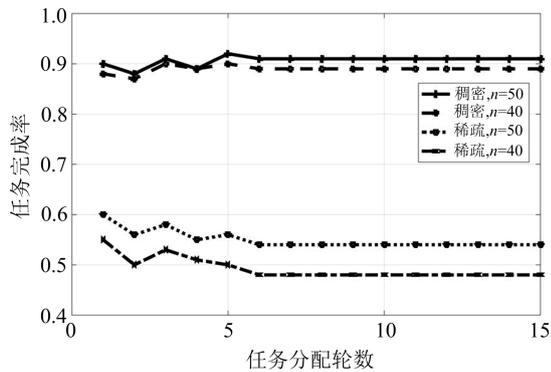


图 5 竞价过程中的任务完成率

Fig. 5 Task completion rate in bidding process

4 结论

本文提出动态重复博弈机制,利用历史成交记录确定任务报价,实现平台收益最大化.首先,本文模型由平台一方报价,用户提出感兴趣任务集合,是模型创新.其次,利用历史成交记录报价,避免了盲目报价的问题,是方法上的创新;并使最终成交价格收敛到了完全竞争均衡水平.仿真实验表明,本文设计的激励机制可以较快地收敛到竞争均衡水平(6轮左右).

参考文献(References)

- [1] PIAOB A K. Detecting the road surface condition by using mobile crowdsensing with drive recorder[C]// 2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Yokohama, Japna: IEEE, 2017: 1-8.
- [2] JAIMES L G, STEELE R. Incentivization for health crowdsensing [C]// IEEE Cyber Science and Technology Congress. Orlando, USA: IEEE, 2017: arxiv. 1710. 01918.
- [3] XIAO M, WU J, HUANG L, et al. Multi-task assignment for crowdsensing in mobile social networks [C]// Computer Communications. Hong Kong: IEEE, 2015: 2227-2235.
- [4] KARALIOPOULOS M, TELELIS O, KOUTSOPOULOS I. User recruitment for mobile crowdsensing over opportunistic networks[C]// Computer Communications. Hong Kong: IEEE, 2015: 2254-2262.
- [5] WEN Y, SHI J, ZHANG Q, et al. Quality-driven auction-based incentive mechanism for mobile crowd sensing [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(9): 4203-4214.
- [6] ZHU Y, ZHANG Q, ZHU H, et al. Towards truthful mechanisms for mobile crowdsourcing with dynamic smartphones[C]// International Conference on Distributed Computing Systems. Madrid, Spain: IEEE, 2014: 1231 - 1239.
- [7] JAIMES L G, VERGARA-LAURENS I, LABRADOR MA. A location-based incentive mechanism for participatory sensing systems with budget constraints [C]// IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. Lugano, Switzerland: IEEE, 2012: 103-108.
- [8] HE S, SHIN D H, ZHANG J, et al. Toward optimal allocation of location dependent tasks in crowdsensing [C]// Proceedings of the Conference on Computer Communications. Toronto, Canada: IEEE, 2014: 745-753.
- [9] MAN H C, HOU F, HUANG J. Delay-sensitive mobile crowdsensing: Algorithm design and economics [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(12): 2761-2774.
- [10] BOUTSIS I, KALOGERAKI V. On task assignment for real-time reliable crowdsourcing[C]// International Conference on Distributed Computing Systems. Madrid, Spain: IEEE, 2014: 1-10.
- [11] SUN H, HU K, FANG Y, et al. Adaptive result inference for collecting quantitative data with crowdsourcing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(5): 1389-1398.
- [12] MAN H C, HOU F, HUANG J, et al. Make a difference: Diversity-driven social mobile crowdsensing [C]// IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2017: 1-9.
- [13] 张维迎. 博弈论与信息经济学[M]. 上海: 格致出版社, 2012.

ZHANG Weiyang. Game Theory and Information Economics[M]. Shanghai: Truth & Wisdom Press, 2012.