

## 面向任务代价差异的移动群智感知激励模型

王健\*<sup>①</sup> 黄越<sup>①</sup> 赵国生<sup>②</sup> 赵中楠<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(哈尔滨理工大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150080)

<sup>②</sup>(哈尔滨师范大学计算机科学与信息工程学院 哈尔滨 150025)

**摘要:** 针对感知任务参与者数量不足和提供数据质量不高的问题, 该文提出一种面向任务代价差异的移动群智感知激励模型。首先, 利用模糊推理方法分析数据量、环境条件及设备消耗对任务代价的影响, 将感知任务按照代价差异划分为不同等级, 同时为请求者制定预算并给予参与者合适的报酬。其次, 通过信誉度评估和参与者优选将感知任务分配给更合适的参与者完成感知任务并上传感知数据。最后, 对参与者上传感知数据评估, 更新参与者信誉度, 并根据参与者完成感知任务的代价等级支付相应报酬。基于真实数据集的仿真实验结果表明, 该模型能够利用各个模块间的相互影响, 有效招募更多的用户参与感知任务并促进参与者上传高质量的感知数据。

**关键词:** 移动群智感知; 激励机理; 任务代价差异; 信誉度

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)06-1503-07

DOI: 10.11999/JEIT180640

## The Incentive Model for Mobile Crowd Sensing Oriented to Differences in Mission Costs

WANG Jian<sup>①</sup> HUANG Yue<sup>①</sup> ZHAO Guosheng<sup>②</sup> ZHAO Zhongnan<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

<sup>②</sup>(School of Computer Science and Information Engineering, Harbin Normal University, Harbin 150025, China)

**Abstract:** To solve the problem of insufficient number of participants and poor data quality in the sensing mission, a mobile crowd sensing incentive model for mission cost difference is proposed. First of all, the fuzzy reasoning method is used to analyze the impact of data quantity, environmental conditions and equipment consumption on mission cost, and the sensing mission is divided into different levels on the basis of cost difference. Meanwhile, the method is used to prepare a budget for the requester and give the participant an appropriate reward. Then, the sensing mission is assigned to more appropriate participants to complete the sensing mission and upload the sensing data through credibility assessment and participants' preference. Finally, the sensing data uploaded by participants is evaluated, and the credibility of participants is updated. Besides, the participants are paid according to the cost level of perceived missions. The simulation experiments based on the real data set show that the model can recruit more users to participate in the sensing mission effectively and promote participants to upload high-quality sensing data by using the mutual influence between different modules.

**Key words:** Mobile crowd sensing; Incentive scheme; Differences in mission costs; Reputation

收稿日期: 2018-07-02; 改回日期: 2018-12-18; 网络出版: 2019-01-02

\*通信作者: 王健 wangjianlydia@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61403109, 61202458), 高等学校博士学科点专项科研基金(20112303120007), 黑龙江省自然科学基金(F2017021), 黑龙江省教育厅科研基金(12541169), 哈尔滨市科技创新人才研究专项资金(2016RAQXJ036)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61403109, 61202458), The Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (20112303120007), The Heilongjiang Province Natural Science Foundation (F2017021), The Scientific Research Fund of Heilongjiang Province Educational Committee (12541169), The Specialized Research Fund for Scientific and Technological Innovation Talents of Harbin (2016RAQXJ036)

## 1 引言

随着各种移动便携设备的普及和广泛使用,大量基于智能移动设备的群智感知系统应运而生。移动群智感知(Mobile Crowd Sensing, MCS)<sup>[1]</sup>是结合众包思想和设备移动感知能力的一种新型数据获取模式,指通过人们已有的移动智能设备形成交互的、参与式的感知网络,并将感知任务发布给网络中的个体或者群体来完成,从而帮助专业人士或者公共平台收集数据、分析信息和共享知识等。事实上, MCS预计将成为智能城市的关键解决方案,用于改善公民日常生活的管理和质量<sup>[2]</sup>。

移动群智感知能够收集海量多维异构数据,解决各种大规模数据需求问题,提供高质量、可靠的数据服务,但同时新的问题和挑战也逐渐显现。其中,限制其发展的主要原因是参与感知任务人数不足<sup>[3]</sup>,上传感知数据质量不高<sup>[4]</sup>。针对这一问题,国内外研究机构及学者开展各种激励机制研究<sup>[5]</sup>,因为MCS是否成功在很大程度上取决于用户参与感知任务的积极程度。Chessa等人<sup>[6]</sup>提出一种基于社团执行的感知任务完成方法,激励与社团成员有密切关系的非感知用户采集有用信息,以此增加感知数据量。文献<sup>[7]</sup>将感知任务相互关联,利用社会关系促使感知用户协作执行感知任务。基于社会关系的激励机制能够有效加强感知用户间的协作,降低任务成本,但参与者完成感知任务需要一定的消耗,基于报酬的激励机制能更好的刺激用户参与感知任务。文献<sup>[8]</sup>第1次将经济学领域的逆向拍卖应用在移动群智感知激励机制中,在最小化支付成本的同时,保障较高的用户参与率。Luo等人<sup>[9]</sup>提出利益最大化的竞拍激励机制,针对感知任务特点设计优化的贡献依赖激励函数。传统拍卖激励机制中,提供高质量感知数据的用户往往不能得到更多奖励,基于此问题Krontiris等人<sup>[10]</sup>提出一种多属性拍卖方法,量化影响数据收集的各个属性,通过总量化值作为选择参与者的依据。以上竞价方式收集感知数据只考虑了如何降低成本,而没有考虑感知数据的质量问题。Wen等人<sup>[11]</sup>提出一种基于数据质量的激励机制,根据参与者提供的数据质量给予参与者不同数量的回报。Zhao等人<sup>[12]</sup>提出一种在线选择参与者方法,将参与者上传数据看作具有相同质量,根据被选择参与者收集数据数量的情况动态调整阈值。上述激励机制虽然在一定程度上保障了用户数量,却没有考虑到感知任务中参与者的可信程度。针对这一问题,文献<sup>[13]</sup>将完全可信用户定义为可靠锚点,使感知数据在可用性与可信性两方面得到显著改善。进一步地, Pouryazdan等人<sup>[14]</sup>

提出了合作信誉评分指标,基于统计与投票对用户信誉度进行评分,提高了数据可信性与系统效用。

综上所述,已有激励机制多由参与者出价,平台根据预算选择胜利者给出奖励,用户无法确定上传感知数据的价值。基于此,本文提出了一种面向任务代价差异的移动群智感知激励模型(Mission Classification-aware Incentive Policy, MCIP)。通过分析任务间代价差异,将感知任务按照代价消耗分成5个等级,并通过感知平台和请求者间的交互使得请求者制定成本预算和报酬奖金;信誉度分析和参与者优选间的相互作用,不仅考虑到了用户信誉度对感知数据质量的影响,同时给予新用户参与感知任务的机会,促进用户参与感知任务的积极性。

## 2 问题定义

移动群智感知的典型结构<sup>[15]</sup>如图1所示,该系统结构包括服务器(感知平台)、服务请求者和任务参与者3部分。感知平台接受来自数据使用者的服务请求,将感知任务分配给参与者,参与者移动到目标区域收集感知数据,并将感知数据上传给感知平台,感知平台将数据处理后返回给服务请求者。

整个流程实现数据感知、数据收集和信息服务提供等功能。在MCIP激励机制中,提出服务请求的用户称为请求者,感知平台将服务请求划分成若干子任务,这些子任务称为感知任务,平台中所有注册用户称为用户,响应感知任务请求的用户称为备选者,被群智感知平台选择执行感知任务的备选者称为参与者。对平台来说,希望在预算一定的情况下,收集到高质量的感知数据,另一方面,对平台用户来说,则希望参与感知任务并获得报酬奖励。为此, MCIP的主要激励目标是在平台注册用户的一定情况下,激励用户积极参与感知任务,并通过报酬奖励刺激用户上传高质量感知数据。

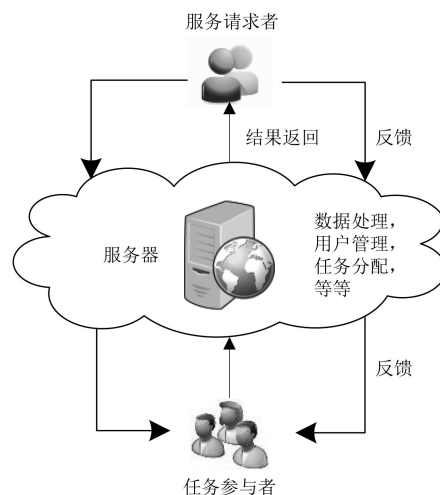


图1 移动群智感知结构

### 3 MCIP模型构建

#### 3.1 任务代价分类

对增加用户在时间、精力和金钱上消耗的因素进行分析, 将感知任务按照代价分成不同等级。

“数据量”是指感知任务对参与者上传感知数据大小的要求, 数据量越大, 任务代价越大; “环境条件”是指感知任务的目标感知区域的天气或者地理环境, 条件越差, 用户参与感知任务的积极性越低, 任务代价也就越大; “设备消耗”是指在执行感知任务过程中对移动设备计算资源、电量和流量等方面的消耗, 消耗越大, 任务代价越大。在本文中, 采用语言值组成任意变量的模糊集合 $A$ 。规定输入变量“数据量”的模糊集合由“大”, “中”, “小”组成, 分别用符号H, M, L表示; “环境条件”的模糊集合由“恶劣”, “正常”和“优越”组成, 分别用符号H, M, L表示; “设备消耗”的模糊集合由“高”, “中”, “低”组成, 分别用符号H, M, L表示; 输出变量“任务难度”的模糊集合由“非常大”, “大”, “中等”, “小”和“非常小”组成, 分别用符号VH, H, M, L, VL表示, 则输入输出参数的模糊集合分别表示如下:

$A(\text{数据量})=A(\text{环境条件})=A(\text{设备消耗})=\{H, M, L\}$ ;

$A(\text{任务代价})=\{VH, H, M, L, VL\}$ 。

#### 3.2 数据质量评估

将感知数据的时效性、完整性和准确度作为衡量感知数据质量的因素。感知数据时效性 $k_{ij1}$ 表示参与者 $u_i$ 在感知平台规定时间内将感知数据上传的及时程度。假设平台要求 $u_i$ 在时间 $t_{ij}^{\text{ask}}$ 内将数据上传,  $u_i$ 在 $t_{ij}^{\text{s}}$ 时刻开始参与历史感知任务 $o_{ij}$ , 在 $t_{ij}^{\text{e}}$ 时刻将数据发送到服务器, 则可得 $u_i$ 总感知时间 $t_{ij}^{\text{all}}$ 为 $t_{ij}^{\text{e}} - t_{ij}^{\text{s}}$ , 且最小总感知时间为 $t_{ij}^{\text{min}}$ 。因此, 根据总感知时间 $\max(t_{ij}^{\text{all}}, t_{ij}^{\text{min}})$ 来量化 $u_i$ 对任务 $o_{ij}$ 的时效性 $k_{ij1}$ 。 $u_i$ 总感知时间越小, 其感知数据时效性越高, 因此可量化 $u_i$ 感知数据时效性 $k_{ij1}$ , 如式(1)所示

$$k_{ij1} = \frac{t_{ij}^{\text{ask}} - \max(t_{ij}^{\text{all}}, t_{ij}^{\text{min}})}{t_{ij}^{\text{ask}}} \quad (1)$$

感知数据完整性 $k_{ij2}$ 表示参与者 $u_i$ 上传感知数据的数据量情况。假设 $u_i$ 上传的感知数据量为 $\gamma_{ij}$ , 感知平台期望获取感知数据总量为 $\gamma_{ij}^{\text{all}}$ , 通过归一化数据总量 $\gamma_{ij}/\gamma_{ij}^{\text{all}}$ 量化 $u_i$ 对任务 $o_{ij}$ 的完整性 $k_{ij2}$ , 表示 $u_i$ 实际上传感知数据量占理论可获取感知数据总量的比例。 $u_i$ 上传数据量越大, 其感知数据越完整, 从而 $u_i$ 感知数据完整性量化为 $k_{ij2}$ 。

感知数据准确度 $k_{ij3}$ 表示参与者 $u_i$ 上传感知数据与实际情况的相符程度。对于历史感知任务 $o_{ij}$ ,  $u_i$ 上传的感知数据为 $d_{ij}$ , 感知平台通过分析计算所得任务 $o_{ij}$ 实际数据为 $d_{ij}^{\text{real}}$ 。通过 $d_{ij}$ 和 $d_{ij}^{\text{real}}$ 相似程度量化 $u_i$ 对 $o_{ij}$ 的准确度 $k_{ij3}$ ,  $d_{ij}$ 和 $d_{ij}^{\text{real}}$ 越相似, 感知数据准确度越高, 可以量化为 $k_{ij3}$ 。

参与者 $u_i$ 数据质量表示为 $K_{ij}=[k_{ij1}, k_{ij2}, k_{ij3}]$ 。不同因素对 $u_i$ 数据质量 $q_{ij}$ 影响不同, 令任务 $o_{ij}$ 各因素权重为 $\Omega_j=[\omega_{j1}, \omega_{j2}, \omega_{j3}]^T$ , 且满足 $\omega_{j1} + \omega_{j2} + \omega_{j3}=1$ , 从而 $u_i$ 对历史感知任务 $o_{ij}$ 的数据质量 $q_{ij}$ 可量化为 $K_{ij} \cdot \Omega_j$ 。为避免主观因素导致 $\Omega_j$ 不准确, 从而影响数据质量结果, 采用熵权法和专家打分法相结合来确定权重因素。同时, 为避免各因素数据量纲和数量级所带来的误差, 首先, 将参与者各因素数据进行标准化, 如式(2)

$$k'_{ijK} = \frac{k_{ijK} - \mu_{jK}}{s_{jK}}, \quad i=1, 2, \dots, P, \quad K=1, 2, 3 \quad (2)$$

式中,  $\mu_{jK}$ 和 $s_{jK}$ 分别表示 $u_i$ 对历史感知任务 $o_{ij}$ 第 $K$ 个因素的均值和标准差, 如式(3)所示

$$\left. \begin{aligned} \mu_{jK} &= \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P k_{ijK}, \quad K=1, 2, 3 \\ s_{jK}^2 &= \frac{1}{P-1} \sum_{i=1}^P (k_{ijK} - \mu_{jK})^2, \quad K=1, 2, 3 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

求得各因素信息熵, 如式(4)

$$H_{jK} = \frac{\sum_{i=1}^P v_{ijK} \ln v_{ijK}}{\ln P}, \quad K=1, 2, 3 \quad (4)$$

式中,  $v_{ijK}$ 为历史感知任务 $o_{ij}$ 中, 参与者 $u_i$ 第 $K$ 个因素数据标准化后所占比重, 如式(5)

$$v_{ijK} = \frac{k'_{ijK}}{\sum_{i=1}^P k'_{ijK}}, \quad K=1, 2, 3 \quad (5)$$

$\alpha_{jK}$ 为第 $K$ 个因素信息熵对应的熵权, 如式(6)

$$\alpha_{jK} = 1 - H_{jK}, \quad K=1, 2, 3 \quad (6)$$

同时, 为全面反映评价指标的重要性, 并考虑专家的经验判断力, 将专家对指标赋予的主观权重与熵值法确定的客观权重相结合, 得到各指标最终权重。为了放大指标之间的重要度, 采用乘法合成法对指标进行组合赋权, 如式(7)

$$\omega_{jK} = \frac{\alpha_{jK} \beta_{jK}}{\sum_{K=1}^3 \alpha_{jK} \beta_{jK}}, \quad K=1, 2, 3 \quad (7)$$

其中,  $\omega_{jK}$ 为第 $K$ 个因素的组合权重;  $\beta_{jK}$ 为第 $K$ 个因素利用专家赋权法确定的主权重。

### 3.3 信誉度评估

MCIP根据参与者 $u_i$ 参与历史感知任务 $o_{ij}$ 上传的感知数据质量 $q_{ij}$ 计算参与者信誉度, 定义时间衰减因子表示历史感知数据质量对信誉度的影响。考虑参与者行为模式随时间的动态变化, 以准确反映参与者在当前时刻后采集数据的质量及信誉度。

MCIP采用时间窗方法计算时间衰减因子, 将参与者完成感知任务的时间分为若干时间窗, 其时间间隔为 $\theta$ , 参与者最早接受任务的时间段为第1个时间窗 $W_1$ , 指数函数 $e^{-(W_t-W_h)}$ 表示时间衰减因子。令当前时间为 $t$ , 其所在的时间窗为 $W_h$ , 参与者 $u_i$ 在第 $W_t$ 个时间窗内的平均质量 $Q_{i,t}$ 为 $1/n_t \sum_{k=1}^{n_t} q_{i,t,k}$ , 其中,  $q_{i,t,k}$ 表示参与者 $u_i$ 在第 $W_t$ 个时间窗内执行第 $k$ 个任务提交感知数据的质量,  $n_t$ 表示参与者 $u_i$ 在第 $W_t$ 个时间窗内执行任务的个数。  $W_h$ 个时间窗内参与者 $u_i$ 的信誉度 $R_i(W_h)$ 的计算方法如式(8)

$$R_i(W_h) = \sum_{t=1}^h \left( e^{-(W_t-W_h)} \times Q_{i,t} \right) \quad (8)$$

### 3.4 参与者优选

为了高质量完成服务请求, 按照任务等级将任务分配给更合适的参与者完成感知任务。在传统参与者选择模式中, 总是优先选择信誉度高的用户完成感知任务, 导致一些用户由于信誉度较低而无法参与感知任务, 从而降低了此类用户参与感知任务的积极性。这些用户是潜在提供高质量感知数据的人选, 增加此类用户参与感知任务的机会可为平台发展更多高信誉度用户。为此, MCIP模型提出了参与者优选方式, 如图2所示。

高信誉度用户在参与者选择时拥有优先权, 选择此类用户优先完成高等级任务, 既可保证高代价任务收集到的感知数据质量较高, 也可使高信誉度用户获得更多收益, 维持此类用户参与感知任务的

积极性。为了平衡用户参与感知任务的机会, 将低等级感知任务分配给平台中由于未参与感知任务或者参与感知任务次数较少而信誉度低的用户。根据MCIP信誉评估方法, 低信誉度用户通过参与此类任务并上传高质量感知数据来提升信誉度, 增加参与高等级任务并获得更高收益的机会。为避免低信誉度的恶意用户上传错误感知数据影响服务质量, 选取部分高信誉度用户与信誉度较低的用户一起参与低等级任务, 以保证感知任务的完成质量。

## 4 MCIP激励过程描述

已知有 $n$ 个感知任务 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ ,  $t$ 可表示为4元组:  $t = (s, g, t^s, t^e)$ , 其中,  $s$ 为该任务所需参与者人数,  $s > 1$ ,  $g$ 为任务的代价等级,  $t^s$ 和 $t^e$ 分别表示任务发布的开始时间和感知数据提交的截止时间。MCIP首先基于任务代价分类和模糊推理将感知任务划分为5个等级:  $g = \{VH, H, M, L, VL\}$ , 为请求者制定任务预算成本提供可信依据, 并通过预算和任务代价等级给予参与者报酬奖励。令平台有 $m$ 个用户 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_m\}$ ,  $u_i$ 参与的感知任务按时间排列为 $O_i = \{o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{ij}, \dots, o_{ik}\}$ ,  $o_{ik}$ 表示最近参与的感知任务。感知任务的完成情况可表示为4元组形式:  $o_{ij} = \{\gamma_{ij}, d_{ij}, t_{ij}^s, t_{ij}^e\}$ , 其中,  $\gamma_{ij}$ 为上传感知数据的数据量,  $d_{ij}$ 为上传的感知数据,  $t_{ij}^s$ 和 $t_{ij}^e$ 分别表示 $u_i$ 参与感知任务的时间和将感知数据上传给平台的时间, 通过对感知任务完成情况的量化和分析来评估用户 $u_i$ 的信誉度 $R_i$ 。同时, 用户可以通过上传高质量感知数据动态更新信誉度。

本文将MCIP激励过程分为4个阶段, 服务请求和预算制定阶段、任务发布阶段、参与者选择和任务分配阶段、数据上传和报酬支付阶段。激励过程如图3所示, 为了提高用户的参与度, 保障收集到的感知数据质量, 有目的地选择参与者完成感知任务, 平衡用户参与感知任务的概率。

## 5 仿真实验与分析

### 5.1 数据准备

本文采用实验仿真和真实数据相结合的方式对MCIP模型进行验证。真实数据集采用GeoLife数据集来模拟用户的运动轨迹<sup>[16]</sup>。GeoLife计划收集了182名志愿者的活动轨迹, 由一系列时间戳点表示, 包含维度、精度和高度的信息, 选择其中250 m × 400 m的区域。为方便处理将整个过程的开始时间记为00:00:00, 参数设置如表1, 实验设置如表2。

每个感知任务选择3个参与者完成, 每个参与者1次只能参与1个感知任务。

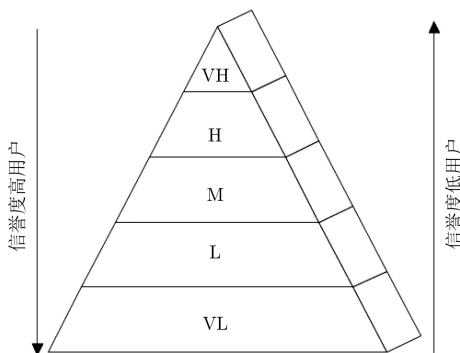


图2 参与者优选方法

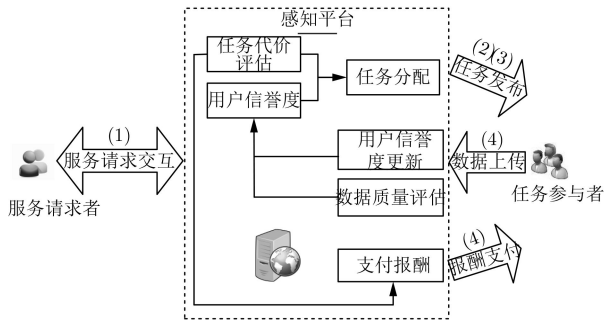


图3 激励过程图

表1 仿真参数设置

参数名称	参数值
感知区域(m×m)	250×400
用户数量	182
移动设备感知范围(m)	30
感知任务数量	100

表2 感知任务信息

感知任务集ID	任务开始时刻	任务结束时刻	允许感知时间(min)
1	01:00:00	01:15:00	15
2	01:30:00	02:00:00	30
3	02:05:00	02:30:00	25
4	02:10:00	02:30:00	20

### 5.2 实验结果分析

针对感知数据的“量”与“质”两个方面进行仿真实验，以验证MCIP在移动群智感知系统中起到的积极作用，且与Lee等人<sup>[8]</sup>提出的RADP和RSFP及南文倩等人<sup>[17]</sup>提出的CSII进行比较实验。在不同感知任务集下备选者人数对比如图4所示，MCIP拥有更多备选者，说明在MCIP激励机制下，参与感知任务的人数更多，即用户响应感知任务的积极性更高。这是由于传统激励机制在参与者选择时总是优先选择高信誉度用户，低信誉度用户较少参与到感知任务，因此降低了用户参与感知任务的积极性。而对于MCIP激励机制，在维持高信誉用户的优先权下，平衡了低信誉度用户参与感知任务的机会，即增大了用户参与感知任务的意愿程度。

同时，用户响应感知任务的意愿程度受计划选择的参与者人数和参与者收益的影响。感知任务计划选择的参与者人数越多，用户可以参与感知任务的机会就越大。如图5所示，随着计划参与者人数的增多，备选者数量明显增加。但过多选择参与人数会增加任务成本，当选择参与者人数超过30以后，备选者人数增加速率变得更为平缓，因此适当地增加参与者人数可以提升用户参与感知任务的积

极性，更有利于平台选择合适的参与者完成感知任务，并且获得高质量的感知数据。

感知任务1中参与者的收益情况对比如图6所示，可以看出MCIP中参与者收益明显高于其它3种激励机制。这是由于RADP和RSFP中只有胜者得到报酬，CSII中胜者和败者都获得报酬但是金额相同。而在MCIP中，所有上传感知数据的参与者可以根据任务代价等级差异获得不同的报酬，且参与同一感知任务的参与者获得的报酬相同。由平台根据任务等级制定报酬，可以有效避免用户间的恶性竞争和随意报价导致请求者和用户的损失。结合MCIP中参与者优选方法，高信誉度用户通过完成高代价任务获得高收益，低信誉度用户通过参与感知任务获得收益并提升自身信誉度及参与高代价任务的机会，有效提高用户收益，进而提升用户参与群智感知任务的积极性。

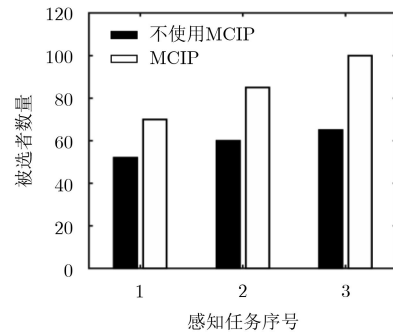


图4 不同任务集下备选者人数对比

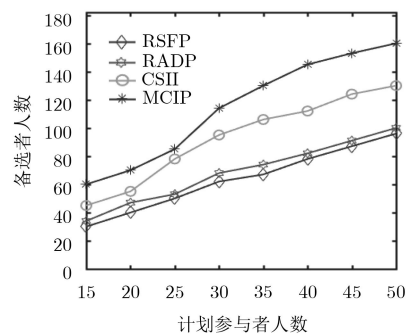


图5 不同参与者人数下备选者人数对比

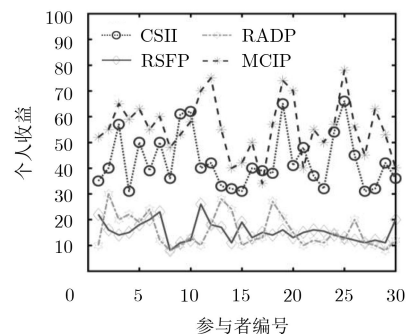


图6 参与者收益对比

在4次感知任务之后, CSII与MCIP两种激励机制下分别选择73名和98名用户参与感知任务。

CSII为保证收集感知数据质量, 优先选择高信誉度用户参与感知任务, 感知任务集1, 2, 3的任务时间并不冲突, CSII中参与者选择方法导致高信誉度用户一旦响应感知任务请求成为备选者即被一直选中参与感知任务, 而未参与或参与较少的用户因为信誉度较低没有机会参与感知任务, 感知任务集3, 4在时间上存在冲突会增加参与到感知任务的人数。而MCIP参与者优选方法为避免上述情况发

生, 均衡了用户参与感知任务的机会, 低信誉度用户参与到感知任务中, 并在感知任务完成后及时更新用户信誉度, 使得参与感知任务人数更多。

对比图7可知, MCIP激励机制相比于CSII能收集更多高质量感知数据, 这是因为MCIP将感知任务按照任务代价分类, 将任务分配给更合适的参与者完成, 数据质量更高。同时MCIP根据用户信誉度进行任务分配, 且信誉度更新与参与者每次上传的感知数据质量有关, 此种方式激励保证参与者在每次参与感知任务时上传高质量的感知数据。

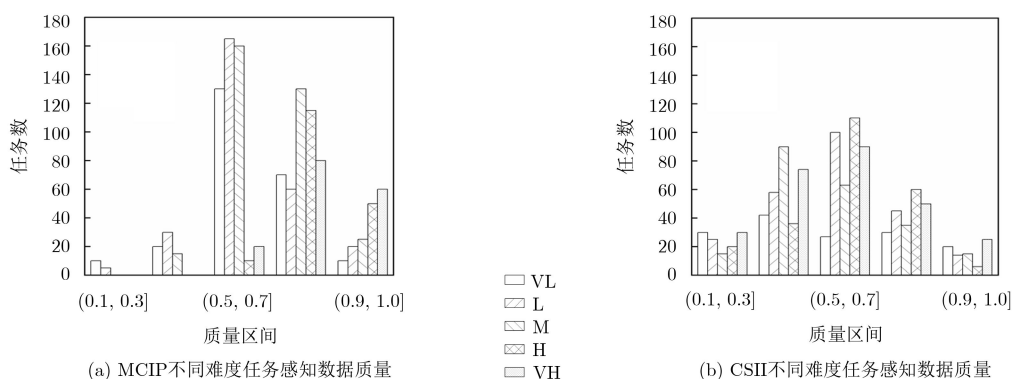


图7 不同难度任务感知数据质量

如图8所示, RADP和RSFP反馈数据多集中于质量较低的区间内, CSII反馈数据的数据质量相对比较均匀, 相比之下, MCIP反馈数据的数据质量更高。这是因为RADP和RSFP两种方案在收集感知数据时并没有考虑参与者信誉度, 导致收集的感知数据质量不高, CSII在收集感知数据时虽然考虑到了信誉度这一重要因素, 但是CSII在逆向拍卖选择胜出者时, 是将胜利者的数据直接反馈给任务请求者。而MCIP是在考虑了参与者信誉度的基础上, 将每个参与者上传的感知数据进行综合之后再反馈给任务请求者, 相比于个人收集的知数据质量, MCIP将所有参与者上传的感知数据进行综合、整理和分析能够提供质量更好的数据。

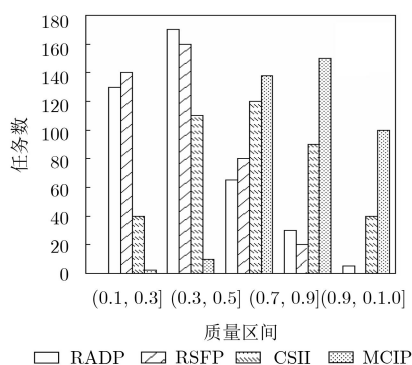


图8 数据质量对比图

## 6 结束语

本文提出了面向任务代价差异的移动群智感知动态激励模型MCIP, 该模型在分析任务间代价差异的基础上, 结合任务代价分类、信誉度评估和参与者优选, 实现了预算的合理制定和成本的有效分配。在用户一定的情况下, 提高了用户参与感知任务的积极性和上传感知数据的质量, 为平台发展了更多的高信誉度用户。MCIP对任务分配时可能出现的问题研究尚待深入, 在下一步工作中, 会针对如何更为有效地分配感知任务做出改进, 使其能够适应于更为复杂的移动群智感知系统中。

## 参考文献

- [1] YANG Hongming, DENG Youjun, QIU Jing, *et al.* Electric vehicle route selection and charging navigation strategy based on crowd sensing[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(5): 2214–2226. doi: [10.1109/TII.2017.2682960](https://doi.org/10.1109/TII.2017.2682960).
- [2] CARDONE G, CIRRI A, CORRADI A, *et al.* The participact mobile crowd sensing living lab: The testbed for smart cities[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(10): 78–85. doi: [10.1109/MCOM.2014.691740](https://doi.org/10.1109/MCOM.2014.691740).
- [3] DETERDING S, DAN D, KHALED R, *et al.* From game design elements to gamefulness: defining “gameification”[C]. *Proceedings of the 15th International Academic MindTrek*

- Conference: Envisioning Future Media Environments, Tampere, Finland, 2011: 9–15. doi: [10.1145/2181037.2181040](https://doi.org/10.1145/2181037.2181040).
- [4] KAWAJIRI R, SHIMOSAKA M, and KAHIMA H. Steered crowd sensing: Incentive design towards quality-oriented piece-centric crowd sensing[C]. ACM International Joint Conference on Pervasive & Ubiquitous Computing, Seattle, USA, 2014: 691–701. doi: [10.1145/2632048.2636064](https://doi.org/10.1145/2632048.2636064).
- [5] JAIMES L G, VERGARA-LAURENS I J, and RAIJ A. A survey of incentive techniques for mobile crowd sensing[J]. *IEEE Internet Things Journal*, 2015, 2(5): 370–380. doi: [10.1109/JIOT.2015.2409151](https://doi.org/10.1109/JIOT.2015.2409151).
- [6] CHESSA S, CORRADI A, FOSCHINI L, *et al.* Empowering mobile crowdsensing through social and ad hoc networking[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(7): 108–114. doi: [10.1109/MCOM.2016.7509387](https://doi.org/10.1109/MCOM.2016.7509387).
- [7] YANG Guang, HE Shibo, SHI Zhiguo, *et al.* Promoting cooperation by the social incentive mechanism in mobile crowdsensing[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(3): 86–92. doi: [10.1109/MCOM.2017.1600690CM](https://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600690CM).
- [8] LEE J S and HOH B. Dynamic pricing incentive for participatory sensing[J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2010, 6(6): 693–708. doi: [10.1016/j.pmcj.2010.08.006](https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2010.08.006).
- [9] LUO Shuyun, SUN Yongmei, JI Yuefeng, *et al.* Stackelberg game based incentive mechanisms for multiple collaborative tasks in mobile crowd sensing[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2016, 21(3): 506–522. doi: [10.1007/s11036-015-0659-3](https://doi.org/10.1007/s11036-015-0659-3).
- [10] KRONTIRIS I and ALBERS A. Monetary incentives in participatory sensing using multi-attributive auctions[J]. *International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems*, 2012, 27(4): 317–336. doi: [10.1080/17445760.2012.686170](https://doi.org/10.1080/17445760.2012.686170).
- [11] WEN Yutian, SHI Jinyu, ZHANG Qi, *et al.* Quality-driven auction based incentive mechanism for mobile crowd sensing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(9): 4203–4214. doi: [10.1109/TVT.2014.2363842](https://doi.org/10.1109/TVT.2014.2363842).
- [12] ZHAO Dong, LI Xiangyang, and MA Huadong. Budget-feasible online incentive mechanisms for crowdsourcing tasks truthfully[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(2): 647–661. doi: [10.1109/TNET.2014.2379281](https://doi.org/10.1109/TNET.2014.2379281).
- [13] POURYAZDAN M, KANTARIC B, SOYATA T, *et al.* Anchor-assisted and vote-based trustworthiness assurance in smart city crowdsensing[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 529–541. doi: [10.1109/ACCESS.2016.2519820](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2016.2519820).
- [14] POURYAZDAN M, KANTARIC B, SOYATA T, *et al.* Quantifying user reputation scores, data trustworthiness, and user incentives in mobile crowd-sensing[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 1382–1397. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2660461](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2660461).
- [15] 吴垚, 曾菊儒, 彭辉, 等. 群智感知激励机制研究综述[J]. 软件学报, 2016, 27(8): 2025–2047. doi: [10.13328/j.cnki.jos.005049](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.005049).  
WU Yao, ZENG Juru, PENG Hui, *et al.* Survey on incentive mechanisms for crowd sending[J]. *Journal of Software*, 2016, 27(8): 2025–2047. doi: [10.13328/j.cnki.jos.005049](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.005049).
- [16] ZHENG Yu, XIE Xing, and MA Meiyang. GeoLife: A collaborative social networking service among user, location and trajectory[J]. *IEEE Data Engineering Bulletin*, 2010, 33(2): 32–40. doi: [10.1.1.165.4216](https://doi.org/10.1.1.165.4216).
- [17] 南文倩, 郭斌, 陈荟慧, 等. 基于跨空间多元交互的群智感知动态激励模型[J]. 计算机学报, 2015, 38(12): 2412–2425. doi: [10.11897/SP.J.1016.2017.01872](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2017.01872).  
NAN Wenqian, GUO Bin, CHEN Huihui, *et al.* Multitask-oriented participant selection in mobile crowd sensing[J]. *Chinese Journal of Computer*, 2015, 38(12): 2412–2425. doi: [10.11897/SP.J.1016.2017.01872](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2017.01872).
- 王 健: 女, 1979年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为认知网络、可信计算。
- 黄 越: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为移动群智感知关键技术。
- 赵国生: 男, 1977年生, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为网络可生存性、服务计算。
- 赵中楠: 男, 1978年生, 博士, 讲师, 研究方向为无线传感器网络。