

基于组合多臂赌博机的移动群智感知用户招募算法

蒋伟进^{①②} 陈萍萍^{*①} 张婉清^① 孙永霞^① 陈君鹏^①

^①(湖南工商大学计算机学院 长沙 410205)

^②(武汉理工大学计算机学院 武汉 430073)

摘要: 在移动群智感知任务分配中, 数据平台不知道用户的感知质量或成本值的前提下, 如何建立合适的用户招募机制是该文需要解决的关键问题, 不仅需要在用户执行的过程学习其感知质量值, 还要尽可能保证移动群智感知平台的高效性和利润最大化。因此该文提出基于组合多臂赌博机(CMAB)的移动群智感知用户招募算法来解决用户成本已知和未知的招募问题。首先把用户招募过程建模为组合多臂赌博机模型, 每个摇臂代表选择不同的用户, 所获得的收益代表用户的感知质量; 其次提出基于上限置信区间 (UCB)算法的感知质量函数, 根据任务完成情况更新用户的感知质量; 然后在每轮的用户招募过程中, 学习用户的感知质量和成本, 并提出一种新颖的贪婪修复算法。该算法是将用户的感知质量值从高到低进行排序, 再选择满足预算条件下感知质量值与招募成本最大比率的用户, 最后分配任务和更新其感知质量。最后进行了大量基于真实数据集的实验仿真, 以此验证算法的可行性与有效性。

关键词: 移动群智感知; 组合多臂赌博机; 用户招募; 感知质量; 强化学习

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)03-1119-10

DOI: 10.11999/JEIT210119

Mobile Crowdsensing User Recruitment Algorithm Based on Combination Multi-Armed Bandit

JIANG Weijin^{①②} CHEN Pingping^① ZHANG Wanqing^①
SUN Yongxia^① CHEN Junpeng^①

^①(School of Computer Science, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China)

^②(School of Computer Science, Wuhan University of Technology, Wuhan 430073, China)

Abstract: In the mobile crowdsensing task assignment, under the premise that the data platform does not know the user's perceived quality or cost value, how to establish a suitable user recruitment mechanism is the key issue that this article needs to solve. It is necessary to try to ensure the efficiency and profit maximization of the mobile crowdsensing platform. Therefore, a mobile crowdsensing user recruitment algorithm based on a Combined Multi-Armed Bandit (CMAB) is proposed to solve the recruitment problem of known and unknown user costs. Firstly, the user recruitment process is modeled as a combined multi-arm bandit model. Each rocker is represented by a different user's choice, and the income obtained represents the user's perceived quality. Secondly, the Upper Confidence Bound (UCB) algorithm is proposed to update the user's perceived quality according to the completion of the task. Users' perceived quality values are sorted from high to low, and then the user with the largest ratio of perceived quality to recruitment cost is selected under budget conditions, tasks are assigned, and their perceived quality is updated. Finally, A large number of experimental simulations based on real data sets are carried out to verify the feasibility and effectiveness of the algorithm.

收稿日期: 2021-02-01; 改回日期: 2021-12-12; 网络出版: 2022-01-12

*通信作者: 陈萍萍 cpp0628@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61472136, 61772196), 湖南省自然科学基金(2020JJ4249), 湖南省学位与研究生教育改革研究项目(2020JGYB234), 湖南省研究生科研创新项目(CX20211108, CX20211151), 湖南省教育厅科学研究项目(21A0374)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61472136, 61772196), The Natural Science Foundation of Hunan Province (2020JJ4249), The Degree and Graduate Education Reform Research Project of Hunan Province (2020JGYB234), Hunan Provincial Innovation Foundation For Postgraduate (CX20211108, CX20211151), Scientific Research Project of Hunan Provincial Department of Education (21A0374)

Key words: Mobile crowdsensing; Combination Multi-Armed Bandit(CMAB); User recruitment; Perceived quality; Reinforcement learning

1 引言

随着移动设备和无线通信技术的快速发展,催生了移动群智感知技术,智能终端设备都携带着不同类型的传感器,比如全球定位系统、温度传感器、距离传感器、麦克风等,这些都可以用来收集和人们密切相关的各类数据^[1],然后数据平台实现对数据的加工(如清洗、评估、提取、聚合等操作)和向数据消费者输出标准化的可用数据^[2],从而被运用于各大应用领域,如智能交通、公共服务、环境监测、智能医疗等^[3]。

在典型的群智感知系统中,由任务提供者、感知数据平台、任务参与者3部分组成^[4]。任务提供者向数据平台提供发布的任务和相应报酬,感知数据平台负责数据的接收、集成、清理、分析和交易等^[5],任务参与者接收平台发布的任务信息,根据自身情况进行回应,同时上报完成感知任务的能力,比如感知质量或空间覆盖^[6]。数据平台根据用户的回应按照利益最大化的目标选择一部分用户来参与并支付一定的报酬,这个过程就称为用户招募^[7]。被招募的用户再执行相应的感知任务并把结果返回到平台。最后平台会对用户完成的感知质量进行评估和记录,使下一轮选择出更合适的用户。

在现有工作中,移动群智感知系统很多是假设用户的感知质量已知,并在此基础上采用特定的优化目标对用户进行招募^[8]。然而现实生活中,移动用户的感知质量往往是未知的,不仅平台未知,用户也难以确定自身的感知质量,因为感知质量不仅与用户的感知环境、综合素质有关,还与用户的感知设备以及参与兴趣相关^[9]。虽然用户的完成任务的感知质量不一样,但由于用户拥有的感知设备是不变的,用户习惯都不会发生明显的变化,因此用户的感知质量满足一定的分布条件,完成的感知任务越多,感知质量的分布就越准确^[10]。因此本文研究的是在平台不知道用户的感知质量或成本值的前提下,数据交易平台如何建立合适的用户招募机制,不仅需要用户在执行的过程学习其成本和感知质量值,还需要尽最大可能保证移动群智感知系统的高效性和利润最大化^[11]。而用户感知质量的未知给用户招募造成了极大的挑战,平台是应该选取那些已经被认为是高质量的用户,还是选取其他可能具有更高质量的用户。这就是强化学习中的经典问题——“探索”和“利用”^[12]。为解决该难题,本文将用户选择问题建模成有预算的多臂老虎机模

型,并采用基于置信区间上限的用户招募算法来招募合适的用户。

本文所做的贡献主要由以下3个方面:

(1)本文是招募用户的感知质量未知的前提下,解决有限预算下的感知质量最大化用户招募问题。一般而言,数据平台总是希望选择那些感知能力强的系统用户,然而在实际场景中平台并不能事先获得用户的成本和感知质量参数,因此本文采用组合多臂赌博机(Combination Multi-Armed Bandit, CMAB)来形式化用户感知能力的学习过程,并提出在理想情况和缺乏用户成本参数情况下的用户招募机制。

(2)在上述两种情况下的用户招募机制下,分别扩展基本的置信区间上限(Upper Confidence Bound, UCB)的公式,设计针对所有任务的感知质量函数,提出贪婪用户招募策略,选择最大化函数边际值的移动用户。

(3)在不同设定情况下的实验结果表明提出的基于CMAB的用户招募算法能够有效地学习用户的感知质量值。

2 相关工作

对于移动群智感知,当前学者所做的工作主要是用户招募,在成本限制下选择任务完成好即感知质量高的参与者,同时采用激励机制鼓励用户分享数据。刘琰等人^[13]研究移动群智感知的任务分发,使参与者参加多个感知任务,并提出多任务分配方法,在任务移动总距离最短和参与者人数最少的目标下选择出最佳的参与者。周杰等人^[14]选择尽可能少的参与者来接受感知任务,达到对指定地点集合的时空覆盖这一质量要求,定义了“t-时隙k-覆盖”群智感知任务,以最小代价完成该类任务。Wang等人^[15]重点关注具有预算约束的覆盖均衡用户选择(Coverage-Balancing User Selection, CBUS)问题,选择一个适当的用户子集,使感知范围尽可能大且平衡,同时又满足移动群智感知活动指定的预算。蒋伟进等人^[16]针对移动用户追求高回报的贪婪特性会使得招募成本偏高的问题提出一种针对团体的群智感知招募激励机制,解决了移动用户对数据进行过高定价来提高利润的问题。Song等人^[17]研究了任务分配策略,针对受欢迎的任务被大家所选择,不受欢迎的任务往往无法分配到合适用户的情况提出一种面向覆盖的任务分配(Coverage-Oriented Task Assignment, COTA)策略,通过学

习和利用工人的任务偏好来实现覆盖范围的任务分配，将不受欢迎的任务迁移到一些合格的工人上。Zhang等人^[18]通过优化任务的可靠性和空间多样性来选择参与者，建立了两个优化目标的激励模型，再基于逆向拍卖设计两个在线激励机制。Chen等人^[8]对如何选择最合适的参与者提出一个均匀覆盖和最大覆盖的覆盖评估，设计一个基于轨迹段的选择方案。Xiao等人^[19]针对用户招募过程中每个用户的感知质量和招募成本不透露给其他用户或平台的目标，使用秘密共享方案设计了两个安全的用户招募协议。上述学者大多数是在已知用户的感知质量的基础上优化用户人数和移动距离，减少平台预算，但未考虑用户收集的感知数据质量在实时变化的情况，这就需要对用户的感知质量进行学习，得到最适合用户的任务分配。因此本文提出基于CMAB的用户招募算法，利用强化学习来对用户的感知质量进行学习，实时与感知数据平台交互，解决有限预算下任务感知质量最大化问题。

3 基于CMAB的用户招募算法模型

3.1 基本定义

在群智感知中，假设任务分为 T 轮，总预算值用 B 表示， $R = \{1, 2, \dots, l, r\}$ 表示任务划分的总轮次， $P = \{1, 2, \dots, i, n\}$ 和 $A = \{1, 2, \dots, j, m\}$ 分别表示 n 个用户和 m 个感知任务，每个感知任务的重要程度用权重 w_j 表示，且 $\sum_{m=T} w_j = 1$ 。用户可以参与多个任务，并向平台提供多个选项，每个选项由特定的任务集合和对应的报酬组成，选项按照报酬大小顺序排列。但任务的最大选项数目不超过 L ，虽然平台让用户提供多个选项，但每轮次中只选择其中感知质量最好的选项。 $p_i^l = \langle M_i^l, c_i^l \rangle$ 来表示移动用户 i 的第 l 个选项， M_i^l 代表用户 i 可以完成的

感知任务集合， c_i^l 代表用户 i 执行其第 l 个选项所需要的报酬(即招募成本)，具体符号表示如表1所示。

此处，假设用户提交的候选选项中满足 $c_i^1 \leq c_i^2 \leq \dots \leq c_i^L$ 。一般而言，对于报酬 c_i^l 来说，用户所需要的报酬与完成的感知任务数量成正比，即 $c_i^l = \xi_i * f(|M_i^l|)$ ， $f(x)$ 是一个正相关函数，即完成越多的感知任务，所获报酬也越多， ξ 是平台招募成本的参数，因为对于不同的用户，智能设备拥有越高的配置，参数 ξ 就越大。本文首先考虑的是一个简单的情况，用户的成本参数已知，再考虑用户成本参数未知。 $q_i^l j$ 表示用户 i 在第 l 轮次中执行任务 j 所获的感知质量值，由于用户完成任务的习惯和智能设备保持不变，因此本文假设用户完成的感知质量将满足一个特定概率分布，用 q_i 表示用户的感知质量期望。由于本文不知道用户的感知质量值，将通过多次学习获得感知质量的平均值，并预估下次感知质量值。因此用户 q_i^l 被选中执行 l 轮次的任务 j ，必须要执行 l 轮次的所有任务，即 M_i^l 的所有任务，并学习用户 $|M_i^l|$ 次感知质量值。本文将 P_i 表示用户 i 提交的所有选项集合， P 代表所有用户提交的所有选项， $P_i \subset P$ 。 P^r 表示第 r 轮次招募的用户集合，若 $p_i^l \in P^r$ ，则用户 i 在第 l 轮次移动会被选中。由于为每个用户提供多个候选选项，选项之间会有交叉，相同的任务可能会被多个用户执行，因此感知质量参差不齐，所以我们将选择任务 j 最大的感知质量，再乘以对应的权重作为最终感知质量值。对于任务发起者，往往关注整个任务感知质量值总和的最大化，因此在本文中，将总任务划分为不同的轮次，重点关注每一轮次的感知质量值总和的最大化，使整体感知质量值得到最优化。

定义1 每轮次感知质量总和的定义为

$$u(P^r) = \sum_{j \in M} (\omega_j \times u^j(P^r)) \quad (1)$$

表1 本文主要符号和释义

符号	释义
P, A	移动用户和任务的集合
i, j, t	移动用户、感知任务和轮次的索引值
$M_i^l \subset M, c_i^l = \xi_i * f(T_i^l)$	用户 i 表示可完成的任务集合， C_i^l 表示相应的成本， ξ_i 表示用户的成本参数
w_j	任务的权重
P, P^t, L, Y	所有选项的集合，在第 t 轮次选中的选项集合，每个用户最大的选项数目，每轮选择的用户数量
B	任务发起者给出的预算值
$q_i^t j$	用户 i 在第 t 轮次中完成任务 j 的感知质量值
$\bar{q}_i(t)$	第 t 轮次，用户 i 的平均感知质量值
$\hat{q}_i(t)$	直到第 t 轮次，用户 i 基于UCB的感知质量值
q_i	用户 i 的感知质量的期望值
$n_i(t)$	直到第 t 轮次，移动用户 i 被选中的次数

$u(P^r)$ 代表在 r 轮次中所有用户的感知质量，每个任务完成的感知质量再乘以相应的权重。

定义2 有限预算下的感知任务的质量最大化问题(Maximum Quality and Limit Budget, MaxQLimitB)可定义为

$$\text{Maximize: } \mathbb{E} \left[\sum_{r \geq 1} u(P^r) \right] \quad (2)$$

$$\text{s.t. } \sum_{r \geq 1} \sum_{P^r} c_i^l \leq B \quad (3)$$

$$\sum_{l=1}^L I_{P_i^l} \leq 1 \quad (4)$$

$$\forall t > 1, |P^t| = Y \quad (5)$$

式(2)和式(3)表示任务的最大化的感知质量以及任务成本不超过最大预算 B 。 $I_{P_i^l} = 1$ 表示如果用户 i 的第 l 个选项被选中，该用户 $I_{P_i^l} = 1$ ，反之为0。式(4)和式(5)表示是否选中用户 i 以及每轮招募 Y 个

$$\bar{q}_i(r) = \begin{cases} \frac{\bar{q}_i(r-1)n_i(r-1) + \sum_{j \in M_i^l} p_i^l}{n_i(r-1) + M_i^l}, & p_i^l \in P^r, 1 \leq l \leq L \\ \bar{q}_i(r-1), & p_i^l \notin P^r, 1 \leq l \leq L \end{cases} \quad (8)$$

在基于UCB感知质量公式上本文提出感知质量函数，如式(9)所示

$$u_{Q_i(r-1)}(P^r) = \sum_{j \in M_i^l} w_j \cdot \max Q_i \left\{ (r-1) \cdot I_{j \in M_i^l, p_i^l \in P^r} \right\} \quad (9)$$

3.2 基于CMAB的用户已知成本招募算法

在用户招募过程中，用户的感知质量往往是未知的，如何根据用户的每次任务完成的感知质量预测更新质量期待是本论文的关键问题。首先将该问题建模为预算限制下的CMAB模型。每个移动用户是模型的一个摇臂(Arm)，赌博机所带来的收益是用户的感知质量，选择不同的摇臂带来不同的收益。如果要招募感知质量高的用户则意味选择收益高的摇臂，使总收益最大。该算法分为两部分，首先是初始化阶段，每轮次 r 中都有多个选项来选择，每个选项都含有相应的任务，初始化时选择所有用户第1个选项作为招募的结果，执行任务集合 M_i^1 的所有任务，使平台以最小化的报酬获得初始化参数， $n_i(r)$ ， $\bar{q}_i(r)$ ， $n_i^l(r)$ ，在后面的用户招募过程中，招募的用户集合 P^r 初始化为空，当 $P^r < Y$ 时，按照贪婪算法选择拥有最大比率的用户，即感知质量的函数值和招募成本的最大比率。具体表达式为

用户来执行感知任务。

在第 l 轮次中 $n_i^l(r)$ 表示用户 i 在前 r 轮次被选中的轮次数， $n_i(r)$ 表示在前 r 轮次中总共选中的次数

$$n_i(r) = \sum_{l=1}^L (n_i^l \cdot |M_i^l|) \quad (6)$$

由于每轮要招募 Y 个用户，每个用户要执行 M_i^l 的所有任务集合，因此我们采用扩展后的UCB公式来表示CMAB模型的感知质量值，提出基于UCB的感知质量函数，公式如(7)所示

$$Q_i(r) = \bar{q}_i(r) + \sqrt{\frac{(Y+1) \ln \left(\sum_{i \in A} n_i(r) \right)}{n_i(r)}} \quad (7)$$

$\bar{q}_i(r)$ 为用户 i 在前 r 轮次中完成感知任务的质量平均值，具体更新如式(8)所示， Y 为每轮招募的用户最大限制值， $n_i(r)$ 为用户 i 在前 r 轮共招募的总次数

$$P_i^l = \operatorname{argmax}_{p_i^l \in P} \frac{u_{Q_i(r)}(P^r \cup p_i^l) - u_{Q_i(r)}(P^r)}{c_i^l} \quad (10)$$

然而在每轮选择中，总有一些用户的成本超过了成本预算限制。所以本文提出一种新颖的贪婪修复算法(Greedy Repair Algorithm, GRA)，如表2所示。首先将所有预选的用户都按感知质量与成本比率降序排列，存储在数组 $Q[0,1,\dots,n]$ ，并采用标志布尔数组 $F[i]$ 标识每个用户的选择状态，若

表2 贪婪修复算法(GRA)

输入: $p_i^l, Q[0,1,\dots,n], F[i], C_i^l, B, \text{Cost}, j$
输出: $Q' [0,1,\dots,n]$
(1) $p_i^l \leftarrow 0, F[i] \leftarrow 0, j \leftarrow 0;$
(2) $\text{Cost} \leftarrow 0, i \leftarrow 0$
(3) 在第 r 轮次中，将 p_i^l 降序排列候选用户并存储在数组 $Q[0,1,\dots,n]$
(4) for($i \leftarrow 0$ to n) do
(5) $\text{Cost} = \text{Cost} + C_i^l;$
(6) If ($\text{Cost} \leq B$ && $F[i]=0$)
(7) $F[i] \leftarrow 1, Q' [j++] = Q[i]$
(8) else
(9) $\text{Cost} = \text{Cost} - C_i^l$
(10) return $Q'[j]$

$F[i]=1$ 表示该用户被选中, $F[i]=0$ 则未被选中。在算法贪婪修复算法中, 感知质量成本比首先降序排列, 依次选择参与者, 同时更改 $F[i]$ 的状态, 并计算累计的成本值Cost, 当累计成本大于预算时GRA并不会停止, 它会从总成本减去当前的所选参与者的成本, 并将该参与者的状态标识为 $F[i]=0$, 接着重复上面的步骤, 选择尽可能多的参与者。

结合上述的GRA算法, 将在下面详细介绍算法步骤, 如表3所示。步骤(1)—步骤(3)是初始化阶段, 平台首先会选择用户的报酬最低的第1个选项, 得到感知质量的平均值, 并获得所有用户的相关参数。步骤(4)—步骤(17)是用户的招募阶段, 步骤(6)是获得所有用户的感知质量值与成本值的比率, 步骤(7)是将 p_i^l 降序排列候选用户并存储在数组 $Q[0,1,\dots,n]$, 步骤(8)—步骤(17)是GRA的用户选择过程, 如果招募集合人数少于 Y 且用户 i 的成本值小于预算, 就将该用户的选项加入招募集合中, 否则继续循环, 寻找下一个用户。由算法可得, 算法时间复杂度为 $O(APLY)$, 由于数组需要大小为 n 的临时存储空间, 因此空间复杂度为 $O(n)$ 。

3.3 基于CMAB的用户未知成本招募算法

在上述模型中, 假设成本已知, 通过成本参数确定, 接下来将具体讨论未知成本的用户招募算法, 同时学习用户的感知质量和成本, 并在预算有限下取得最大化任务的感知质量。假设为用户 i 在

第 l 轮次的成本参数, 并服从一个独立同分布, 用户的成本为 $C_i^l = \xi_i^l \times f(|T_i^l|)$ 。和已知用户成本的招募算法不同的是, 用户 i 在每一轮次被选中后, 相应的成本参数 ξ_i^l 都需要被修改, 因此本文引入 m_i^l 表示在第 l 轮次成本 ξ_i^l 的学习次数, 用 $\bar{\xi}_i^l$ 表示成本参数在前 $l-1$ 轮的平均值, 如式(11)所示

$$\bar{\xi}_i(t) = \begin{cases} \frac{\bar{\xi}_i(t-1) \cdot m_i(t-1) + \xi_i^t}{m_i(t-1) + 1}, & \forall 1 \leq l \leq L, p_i^l \in P^t \\ \bar{\xi}_i(t-1), & \forall 1 \leq l \leq L, p_i^l \notin P^t \end{cases} \quad (11)$$

基于UCB的成本参数表达式定义为 $C_i = \sqrt{(K+1) \ln t / m_i^l}$, p_i^l 的成本定义为 $\bar{\xi}_i(t-1) * f(|T_i^l|)$, 使得 $0 < c_{\min} \xi_i(t-1) * f(|T_i^l|) \leq 1$ 。

定义3 根据UCB的感知质量公式定义为新的用户选择标准, 如式(12)所示

$$\hat{Q}_i^l(r) = f_i \cdot q_i(r-1) \xi_i(r-1) + f_{\max} \cdot \frac{\xi_{\min} \cdot Q_i + C_i}{\xi_{\min}^2} \quad (12)$$

其中, $f_i = \frac{|T_i^l|}{f(|T_i^l|)}$, $f_{\max} = \text{Max}f$,

$$Q_i = \sqrt{\frac{(Y+1) \ln \left(\sum_{i \in A} n_i(r) \right)}{n_i(r)}}$$

因此感知质量的函数值和招募成本的比率如式(13)所示

表3 基于CMAB的用户已知成本招募算法

输入: $R, P, p_i^l = \langle M_i^l, c_i^l \rangle, B, Y, p_i^l, Q[0,1,\dots,n], \text{Cost}, n_i(r)$, 任务集合 A_i^l
输出: P^r
(1) $r=1$, 选中每一个用户的第1个选项, 获得初始参数
(2) 更新对应的 $c_i^l, q_i^l, B_t = B - \sum_{p^r} c_i^l, n_i(r) = M_i^l , \text{Cost}=0$
(3) 感知任务质量的平均值: $q_i(r) = \sum_{r=1} q_i^l / M_i^l $
(4) while true do
(5) $r=r+1, P^r = \Phi$
(6) while $ P^r < Y$
(7) 计算所有用户感知质量函数值和成本的比率 $P_i^l = \underset{p_i^{l'} \in P}{\text{argmax}} \frac{u_{Q_i(r)}(P^r \cup p_i^{l'}) - u_{Q_i(r)}(P^r)}{c_i^{l'}}$
(8) 将 $p_i^{l'}$ 降序排列候选用户并存储在数组 $Q[0,1,\dots,n]$
(9) for($i \leftarrow 1$ to n)
(10) $\text{Cost} = \text{Cost} + c_i^l$
(11) if($\text{Cost} < B' \& \& F[i] = 0$) $B' \& \& F[i] = 0$
(12) $F[i] \leftarrow 1$
(13) 将 $p_i^{l'}$ 加入 P^r 中
(14) else
(15) $\text{Cost} = \text{Cost} - c_i^l$
(16) $B' = B' - \text{Cost}$

$$p_i^l = \arg \max u_{Q_i^l(r-1)} \left(P^r \cup \{p_{i'}^l\} \right) - u_{Q_i^l(r-1)} (P^r) \quad (13)$$

其中, $u_{[Q_i^l(r-1)]}(P^r) = \sum_{j \in \mathcal{M}} w_j \cdot \max \{ Q_i^l(r-1) \cdot I_{j \in M_i^l, P_i^l \in \mathbb{P}} \}$

该算法的基本思路是在初始化阶段, 选择用户的第1个选项来初始化相应的参数, 在之后的用户招募阶段, 结合贪婪修复算法, 并在预算有限的前提下, 每轮次选择感知质量和成本最大比率的移动感知用户, 并更新用户的成本参数, 获得新的用户成本, 该算法时间复杂度为 $O(\text{APLY})$, 由于数组需要大小为 n 的临时存储空间, 因此空间复杂度为 $O(n)$ 。具体过程如表4所示。

4 实验结果与分析

本文的实验是在预算有限的背景下, 选择感知质量未知的用户过程, 验证基于CMAB的用户招募算法学习用户感知质量的能力, 即能否选择高质量的用户。为了方便表述, 在实验结果图中, 将算法2命名为已知的组合多臂赌博机算法(Combined Multi-Arm Bandit algorithm with Known Cost, KC-CMAB), 将算法3命名为未知的组合多臂赌博机算法(Combined Multi-Arm Bandit algorithm with UnKnown Cost, UKC-CMAB), 为了验证算法的高效性, 分别采用 ϵ -贪婪算法, 基于预算的贪

婪算法, 基于质量的贪婪算法, α -最优算法进行对比实验, 具体设置如下所示。

4.1 数据集设置

本文采用意大利罗马地区320辆左右出租车的1个月以来真实数据集以及模拟数据集, 罗马数据集包括乘客上下车的日期和时间、出租车和乘客的位置、行程距离以及乘客人数。由于数据集过于庞大, 计算的总成本过高, 本文首次对数据集进行处理: (1)选择10 km×10 km的矩形区域作为空间限制。(2)在区域中, 选取了数据集中 m 个乘客位置作为模拟平台发布的感知任务, 取值范围分别为[200,1000]。 n 辆出租车作为模拟的移动用户, 取值范围为[50 200]。在本次实验中, m 和 n 的默认值分别设置为800,150, 每个移动用户执行任务的范围为[6 15]。(3)每个感知任务采用圆盘覆盖的方法, 即以任务为中心, 以250 m为半径画出圆盘, 如果用户在该圆盘范围内, 则执行相关的任务。对于感知质量的期望值 q_i 表示用户 i 访问该位置的频率。成本参数的期望值为范围(0,1]的随机生成数, 并采用高斯分布和均匀分布来设置感知质量值和成本。模拟数据集是根据现有的方法生成模拟数据, 假设感知任务和参与者的位置均匀分布在一个10 km×10 km的2D空间中, 经纬度则均匀地分布在(0,1)中, 此外, 每个参与者都有一个反映过去完成任务情况的成本值, 为了简便, 用欧几里得距离

表4 基于CMAB的用户未知成本招募算法

输入: $R, P, p_i^l = \langle M_i^l, c_i^l \rangle, Y, p_i^l, Q[0,1, \dots, n], \text{Cost}, n_i(r), C_i, \hat{Q}_i^l(t), m_i^l$
输出: P^r
(1) $r=1$, 选中每个用户的第1个选项, 获得用户的初始参数 p_i^l, q_i^l, ξ_i^l
(2)更新对应的 $\xi_i^l, q_i^l, C_i^l, \hat{Q}_i^l(t), B' = B - \sum_{pr} \xi_i^l f(M_i^l), n_i(r) = M_i^l , \text{Cost}=0$
(3) WHILE true do
(4) $r=r+1$;
(5) while $ P^r < Y$
(6) 对于每个被选中的用户 i 先获得成本参数 ξ_i^l
(7) 计算所有用户感知质量函数值和成本的比率 $p_i^l = \arg \max u_{Q_i^l(r-1)} \left(P^r \cup \{p_{i'}^l\} \right) - u_{Q_i^l(r-1)} (P^r)$
(8) 将 p_i^l 降序排列候选用户并存储在数组 $Q[0,1, \dots, n]$
(9) FOR $i = 0$ to n do
(10) $\text{Cost} = \text{Cost} + \xi_i^l f(M_i^l)$;
(11) if $(\text{Cost} < B' \& \& F[i] = 0) \& \& F[i] = 0$
(12) $F[i] \leftarrow 1$
(13) 将 p_i^l 加入 P^r 中
(14) else
(15) $\text{Cost} = \text{Cost} - \xi_i^l f(M_i^l)$
(16) $B' = B' - \text{Cost}$

来量化感知任务位置与参与者所在位置的距离长短，将考虑不同规模的参与者和任务对选择结果的影响，分别从{200,500,1000}和{50,100,150,200}中选择 n 个参与者和 m 个感知任务。

4.2 算法的对比

为了突出KC-CMAB算法的高效性，结合现有工作，分别设计4个算法来进行对比实验，第1个算法是 ϵ -贪婪算法(Epsilon-Greedy, 简称epsilon-Grd)，该算法平衡利用和探索策略，以 $(1-\epsilon)$ 的概率选择最大收益的参与者，以 ϵ 的概率随机选择1个参与者，实现探索策略，本实验将 ϵ 设置为0.1。第2个算法是 α -最优算法，已知所有用户的感知质量和成本参数，能够选择出最佳用户。第3个算法是基于预算的贪婪算法 (Budget-Greedy, budget-Grd)，从预算角度下构建组合多臂赌博机招募机制，将预算平均分配到每轮，并贪心地选择成本比值较小的用户，直到预算耗尽。第4个算法是基于质量的贪婪算法 (Quality-Greedy, 简称quality-Grd)从质量角度构建组合多臂赌博机招募机制，来选择感知质量最大的用户，不考虑用户成本的大小，直至预算耗尽。

4.3 实验过程分析

本实验将采用总任务的感知质量值作为实验测试结果指标，将从平台每轮招募的人数 Y 、招募的用户数量 A 、发布的任务数量 P 和预算的成本值 B 4个指标来进行设定评估算法的性能。为了验证上述各个指标从小到大增加，本算法是否有效性的问题。首先设定其中3个指标不变，另外一个指标将从小变大。参考前期实验基础，首先设置指标不变的数值：预算 B 为10000，每轮招募人数 Y 为80，用户数量 A 为150，任务数量 P 为800。测试总感知质量分别随着预算 B 、任务数量 P 、用户数量 A 以及每轮招募人数 Y 的变化，验证算法是否还有效，具体如图1—图4所示。

随着预算成本值的增大，各个算法的总感知质量增大，但KC-CMAB和UKC-CMAB更接近 α -Optimal算法，由图1所示；因为随着预算的增大，每个用户获得收益更多，能够激励认真地完成任务，获得不错的报酬，因此用户感知质量与成本的比率就越精确，数据平台就越有可能选择排在前面的高质量的用户。对于逐渐增大要完成的任务数量、整体算法先呈增大后减少的趋势，如图2所示；因为刚开始的预算充足，增加任务数量，能使每个人的任务数量增多，对于KC-CMAB和UKC-CMAB算法来说，能更多次学习用户的感知质量，从而提高用户选择的精度，但随着任务数量越来越

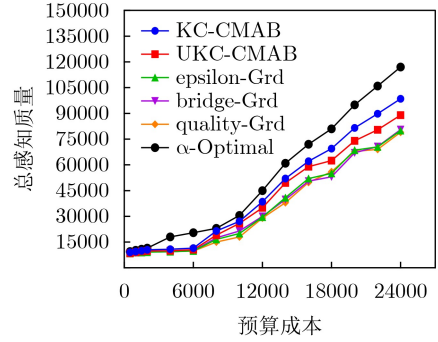


图1 总感知质量与预算成本的关系

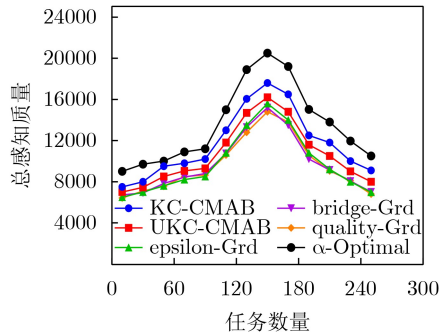


图2 总感知质量与任务数量的关系

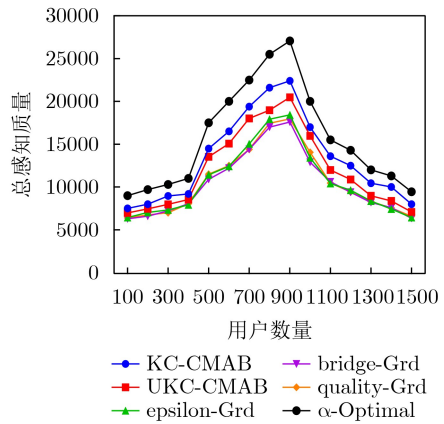


图3 总感知质量与用户数量的关系

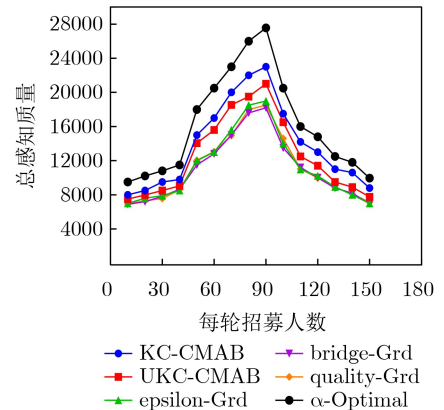


图4 总感知质量与每轮招募人数的关系

多, 所得报酬大幅度减少, 不能激励用户认真完成任务, 从而降低了总任务的感知质量; 随着用户数量的增多, 对于数据平台来说, 扩大了用户选择范围, 能够探索出更多的优秀用户, 在一定范围内能大大增高任务总的感知质量, 但由于预算有限, 当用户范围超过临界值时, 任务的总感知质量将逐渐变小, 如图3所示; 随着每轮用户招募人数的增多, 能够在每一轮次中积极探索高质量的用户, 但会使不同用户执行同样的任务, 会大大增加数据冗余度, 当超过一定界限, 总感知质量逐渐减少, 如图4所示。实验结果证明: 随着预算, 每轮招募人数、招募用户数量和任务数量各个指标从小到大增加, KC-CMAB和UKC-CMAB都整体优于其他3种算法, 接近于 α -Optimal最优算法, 具有良好的自适应性。

上述实验是设定预算 B 为10000的情况, 没有具体验证在不同预算下, 每轮招募人数、招募用户数量和任务数量对任务的总感知质量的影响。接下来在本文的实验中设定不同预算值下的参数变量, 第一为预算值 B , 范围为5000~15000; 第二为每轮招募人数 Y , 设置 $Y=50\sim 120$, 间隔为10; 第三为招募的用户数量, 设置 $A=60\sim 200$, 间隔为20; 第四为比较发布的任务数量, 设置 $P=200\sim 1000$, 间隔为200。设置的情况汇总如表5所示。

4.4 实验结果分析

对于情况1~情况4, 如图5~图7所示, 在每轮招募人数为20~50时, 5种算法的感知质量差距相差不大, 但KC-CMAB整体好于UKC-CMAB, epsilon-Grd, bridge-Grd, quality-Grd, 跟 α -Optimal接近, 因为平台每轮招募的人数 Y 越多, 总轮次越少, 如图8所示, 这表示用户的选择性扩大, 容易选中高质量的用户, 但随着招募的人数大大提高, 个人所获得收益降低, 用户积极性很可能降低, 参与度不高, 所获得感知质量降低, 因此需

表5 算法2实验情况设定

情况	成本(B)	每轮招募人数(Y)	用户数量(A)	任务数量(P)
1	5000	50~120	150	800
2	5000	80	50~200	800
3	5000	80	150	200~1200
4	10000	50~120	150	800
5	10000	80	50~200	800
6	10000	80	150	200~1200
7	15000	50~120	150	800
8	15000	80	50~200	800
9	15000	80	150	200~1200

要选择合适的 Y 在有限成本下使感知质量最大化。而UKC-CMAB的算法比KC-CMAB效果要差, 但比其他3种算法效果好, 因为该算法不仅要学习成本, 还要学习感知质量, 使结果最优化。

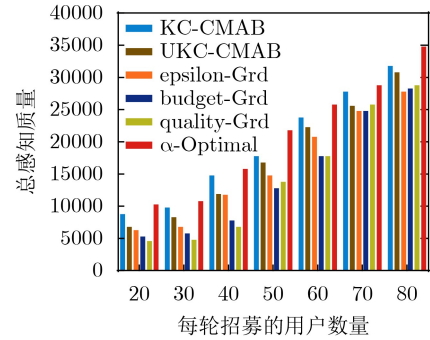


图5 总感知质量和每轮招募用户数量的关系($b=5000$)

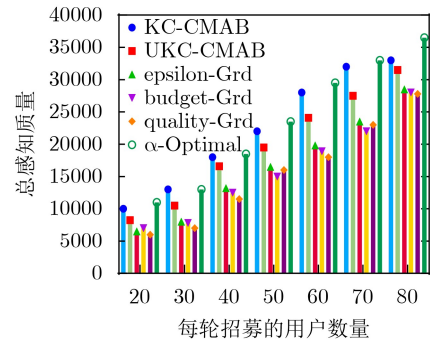


图6 总感知质量和每轮招募用户数量的关系($b=10000$)

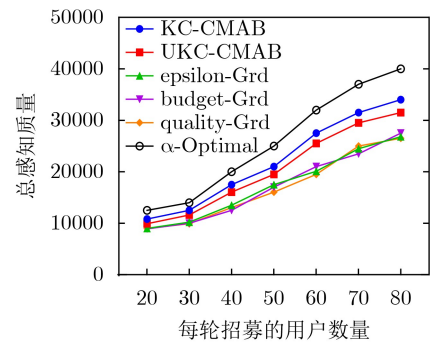


图7 总感知质量和每轮招募用户数量的关系($b=15000$)

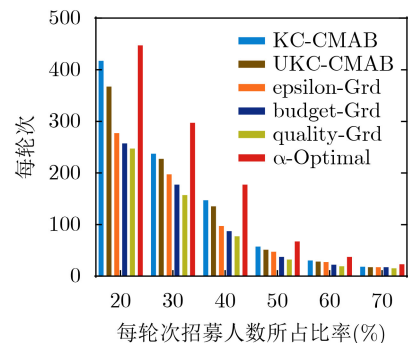


图8 每轮次和每轮招募人数所占比率的关系

对于图9—图11所示，随着招募用户的增多，KC-CMAB和UKC-CMAB算法所获得的感知质量明显大于其他3种算法，而KC-CMAB更接近 α -最优算法，达到 α -Optimal最优算法的80%以上，这表示文中提出的算法能够充分选择利用策略，学习选择高质量的用户，而对于其他3种算法，容易陷入局部最优化，未选择最优用户。

如图12，图13，图14所示，随着任务数量的增多，KC-CMAB和UKC-CMAB的感知质量先增后降，在任务数1000达到感知质量最大值，因为任务数量越多，招募的用户随着增多，任务的成本降低，但会考虑到感知质量越高的用户，其成本越高这种情况，算法会优先选择感知质量略差，但成本更低的用户。

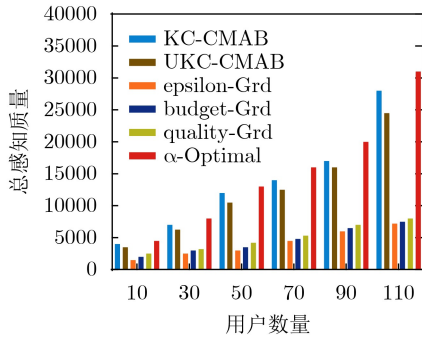


图 9 感知质量和用户数量的关系($b=5000$)

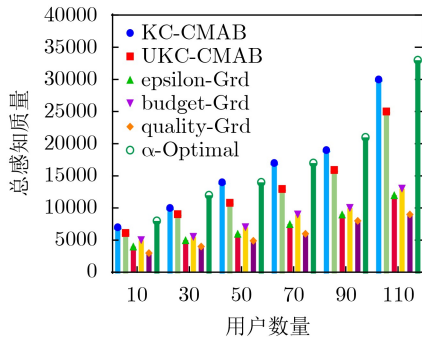


图 10 感知质量和用户数量的关系($b=10000$)

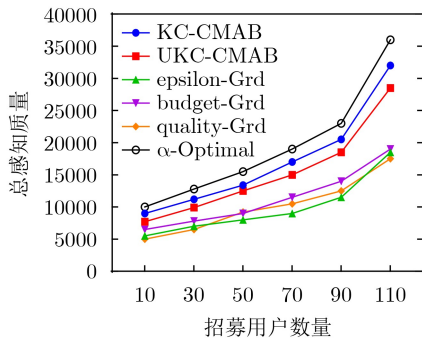


图 11 感知质量和用户数量的关系($b=15000$)

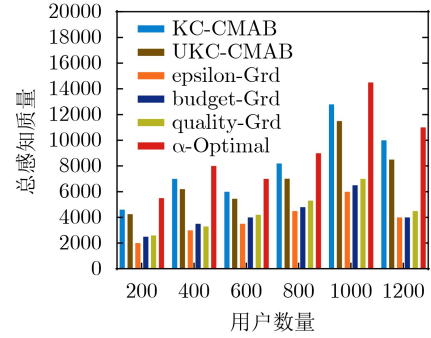


图 12 感知质量和任务数量的关系($b=5000$)

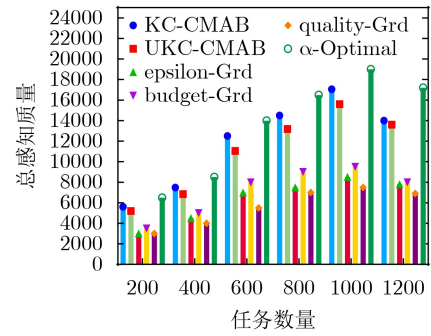


图 13 感知质量和任务数量的关系($b=10000$)

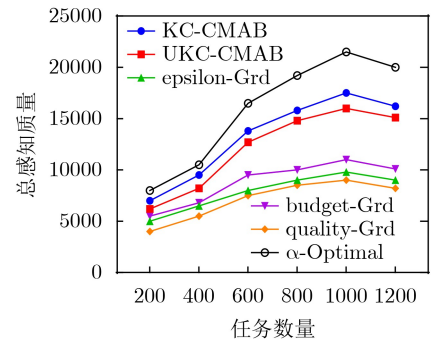


图 14 感知质量和任务数量的关系($b=15000$)

5 结束语

本文针对有限预算下用户成本已知和未知的条件下最大感知质量的用户招募问题，在任务的感知质量不断变化的情况下提出一种基于CMAB模型的用户招募算法，使移动群智平台能根据每轮用户感知质量的反馈，动态调整自己的选择，在下一轮选择符合条件的高质量用户，使用户招募在长期的选择中能够获得较好的平均感知质量。但在用户招募过程中，未考虑用户为了高收益而提供虚假结果的情况，后续将针对如解决用户为获得报酬而做虚假任务的问题进行大量研究。

参考文献

[1] YANG Jing and XU Jialiang. Participant service ability aware data collecting mechanism for mobile crowd

- sensing[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4219. doi: [10.3390/s18124219](https://doi.org/10.3390/s18124219).
- [2] 王健, 黄越, 赵国生, 等. 面向任务代价差异的移动群智感知激励模型[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1503–1509. doi: [10.11999/JEIT180640](https://doi.org/10.11999/JEIT180640).
WANG Jian, HUANG Yue, ZHAO Guosheng, *et al.* The incentive model for mobile crowd sensing oriented to differences in mission costs[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(6): 1503–1509. doi: [10.11999/JEIT180640](https://doi.org/10.11999/JEIT180640).
- [3] THARWAT A, MAHDI H, ELHOSENY M, *et al.* Recognizing human activity in mobile crowdsensing environment using optimized k -NN algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 107: 32–44. doi: [10.1016/j.eswa.2018.04.017](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.04.017).
- [4] 赵国生, 张慧, 王健. 基于Tangle网络的移动群智感知数据安全交付模型[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(4): 965–971. doi: [10.11999/JEIT190370](https://doi.org/10.11999/JEIT190370).
ZHAO Guosheng, ZHANG Hui, and WANG Jian. A mobile crowdsensing data security delivery model based on Tangle network[J]. *Journal of Electronics & Information*, 2020, 42(4): 965–971. doi: [10.11999/JEIT190370](https://doi.org/10.11999/JEIT190370).
- [5] WANG Feng, HU Liang, SUN Rui, *et al.* SRMCS: A semantic-aware recommendation framework for mobile crowd sensing[J]. *Information Sciences*, 2018, 433/434: 333–345. doi: [10.1016/j.ins.2017.04.045](https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.04.045).
- [6] AZZAM R, MIZOUNI R, OTROK H, *et al.* A stability-based group recruitment system for continuous mobile crowd sensing[J]. *Computer Communications*, 2018, 119: 1–14. doi: [10.1016/j.comcom.2018.01.012](https://doi.org/10.1016/j.comcom.2018.01.012).
- [7] XU Zheng, MEI Lin, CHOO K K R, *et al.* Mobile crowd sensing of human-like intelligence using social sensors: A survey[J]. *Neurocomputing*, 2018, 279: 3–10. doi: [10.1016/j.neucom.2017.01.127](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.01.127).
- [8] CHEN Yueyue, LV Pin, GUO Deke, *et al.* Trajectory segment selection with limited budget in mobile crowd sensing[J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2017, 40: 123–138. doi: [10.1016/j.pmcj.2017.06.010](https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2017.06.010).
- [9] CIANCIULLI D, CANFORA G, and ZIMEO E. Beacon-based context-aware architecture for crowd sensing public transportation scheduling and user habits[J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 109: 1110–1115. doi: [10.1016/j.procs.2017.05.451](https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.05.451).
- [10] LOUKAS G, YOON Y, SAKELLARI G, *et al.* Computation offloading of a vehicle's continuous intrusion detection workload for energy efficiency and performance[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2017, 73: 83–94. doi: [10.1016/j.simpat.2016.08.005](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2016.08.005).
- [11] CHEN Qinghua, WENG Zhengqiu, HAN Yang, *et al.* A distributed algorithm for maximizing utility of data collection in a crowd sensing system[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2016, 12(9): 1550147716668083. doi: [10.1177/1550147716668083](https://doi.org/10.1177/1550147716668083).
- [12] XU Jia, XIANG Jinxin, and LI Yanxu. Incentivize maximum continuous time interval coverage under budget constraint in mobile crowd sensing[J]. *Wireless Networks*, 2017, 23(5): 1549–1562. doi: [10.1007/s11276-016-1244-9](https://doi.org/10.1007/s11276-016-1244-9).
- [13] 刘琰, 郭斌, 吴文乐, 等. 移动群智感知多任务参与者优选方法研究[J]. 计算机学报, 2017, 40(8): 1872–1887. doi: [10.11897/SP.J.1016.2017.01872](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2017.01872).
LIU Yan, GUO Bin, WU Wenle, *et al.* Multitask-oriented participant selection in mobile crowd sensing[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(8): 1872–1887. doi: [10.11897/SP.J.1016.2017.01872](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2017.01872).
- [14] 周杰, 於志勇, 郭文忠, 等. “t-时隙 k-覆盖”群智感知任务的参与者选择方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(2): 157–164, 196. doi: [10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.028](https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.028).
ZHOU Jie, YU Zhiyong, GUO Wenzhong, *et al.* Participant selection algorithm for t-sweep k-coverage crowd sensing tasks[J]. *Computer Science*, 2018, 45(2): 157–164, 196. doi: [10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.028](https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.028).
- [15] WANG Yanan, SUN Guodong, and DING Xingjian. Coverage-balancing user selection in mobile crowd sensing with budget constraint[J]. *Sensors*, 2019, 19(10): 2371. doi: [10.3390/s19102371](https://doi.org/10.3390/s19102371).
- [16] 蒋伟进, 刘晓亮. 群智感知中移动用户招募的防贪婪激励机制研究[J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 28–36. doi: [10.13195/j.kzyjc.2020.0744](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0744).
JIANG Weijin and LIU Xiaoliang. Anti-greedy incentive mechanism for mobile user recruitment in crowd sensing[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(1): 28–36. doi: [10.13195/j.kzyjc.2020.0744](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0744).
- [17] SONG Shiwei, LIU Zhidan, LI Zhenjiang, *et al.* Coverage-oriented task assignment for mobile crowdsensing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 7407–7418. doi: [10.1109/JIOT.2020.2984826](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2984826).
- [18] ZHANG Yifan, ZHANG Xinglin, and LI Feng. BiCrowd: Online biobjective incentive mechanism for mobile crowdsensing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(11): 11078–11091. doi: [10.1109/JIOT.2020.2994365](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2994365).
- [19] XIAO Mingjun, GAO Guoju, WU Jie, *et al.* Privacy-preserving user recruitment protocol for mobile crowdsensing[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(2): 519–532. doi: [10.1109/TNET.2019.2962362](https://doi.org/10.1109/TNET.2019.2962362).
- 蒋伟进: 男, 1967年生, 教授, 博士, 研究方向为云计算安全、边缘计算、群体智能感知、社会计算、区块链技术。
陈萍萍: 女, 1998年生, 硕士生, 研究方向为群智感知、移动边缘计算、区块链技术。
张婉清: 女, 1997年生, 硕士生, 研究方向为群智感知、移动边缘计算、网络安全。
孙永霞: 女, 1997年生, 硕士生, 研究方向为边缘计算。
陈君鹏: 男, 1997年生, 硕士生, 研究方向为移动群智感知、社会计算。