

控制与决策

Control and Decision

群智感知中移动用户招募的防贪婪激励机制研究

蒋伟进, 刘晓亮

引用本文:

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.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0744>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于纳什谈判的共享经济区块链网络PoS共识传播博弈分析](#)

Game analysis for PoS incentive consensus propagation in sharing economy blockchain network based on Nash negotiation

控制与决策. 2022, 37(1): 219–229 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0445>

[平台品牌赋能情境下考虑信息不对称的供应链渠道冲突](#)

Supply chain channel conflicts considering asymmetric information under platform brand empowerment

控制与决策. 2021, 36(9): 2123–2132 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0098>

[认知智能电网中基于能效优化的频谱分配策略](#)

Spectrum allocation strategy based on energy efficiency optimization in cognitive smart grid

控制与决策. 2021, 36(8): 1901–1910 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1448>

[基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制](#)

Resource allocation for D2D based on pigeon-inspired optimization algorithm in heterogeneous networks

控制与决策. 2020, 35(12): 2959–2967 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0526>

群智感知中移动用户招募的防贪婪激励机制研究

蒋伟进[†], 刘晓亮

(湖南工商大学 计算机与信息工程学院, 长沙 410205)

摘要: 随着群智感知的普及, 以合理的成本招募最佳感知信息提供者问题变得更加重要, 但移动用户追求高回报的贪婪特性会使得招募成本偏高. 为此, 提出一种针对团体的群智感知招募的激励机制. 首先, 通过移动用户的属性和任务详细信息来迭代所有可能团体; 然后, 评估生成的随机初始团体, 删除其中违反任务约束的团体, 并计算其余团体的信息质量 QoI (the quality of information, QoI) 比率, 团体将经过轮盘赌程序从当前团体中选择候选人进行进化程序, 选定的团体经过交叉, 在团体之间随机交换成员; 最后, 进行突变, 该过程随机替换团体的成员, 从解决方案集中选择具有最佳 QoI 比率的团体, 解决了移动用户对数据进行过高定价以提高利润的倾向. 提出的激励机制包括选择和支付机制, 避免了移动用户选择过程中的贪婪特性. 通过与现有的团队招募框架方法的对比, 以及实验数据集与原始模型进行的比较, 表明了该激励机制的有效性.

关键词: 群智感知; 激励机制; 信息质量; 用户招募; 移动用户; 遗传算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0744

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 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.

Anti-greedy incentive mechanism for mobile user recruitment in crowd sensing

JIANG Wei-jin[†], LIU Xiao-liang

(College of Computer and Information Engineering, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China)

Abstract: With the popularity of crowd sensing, the problem of recruiting the best perceptual information providers at a reasonable cost has become more important, but the greedy nature of mobile users pursuing high returns will make recruitment costs high. For this reason, a method is proposed. The incentive mechanism for group intelligence-aware recruitment is to iterate all possible groups through the attributes and task details of the mobile user. Then, we evaluate the generated random initial group, delete the group that violates the task constraint, and calculate the quality of information (QoI) ratio of the remaining groups. The group will go through the roulette process to select candidates from the current group for the evolution process, the selected group will be crossed, and members will be randomly exchanged between the groups. Finally, the mutation is proceeded, in which the members of the group are replaced randomly, and the group with the best QoI ratio is selected from the solution set to solve the tendency of mobile users overpricing data to increase profits. The proposed incentive mechanism includes selection and payment mechanisms, which avoids the greedy nature of mobile users in the selection process. The effectiveness of the incentive mechanism is proved, by comparing it with the existing team recruitment framework methods, and comparing the experimental data set with the original model.

Keywords: group intelligence perception; incentive mechanism; information quality; user recruitment; mobile users; genetic algorithm

0 引言

随着技术的进步, 智能手机已成为功能强大的传感设备, 现在的智能手机配备了各种类型的传感器,

例如全球定位系统(GPS)、摄像头、麦克风、心率传感器等. 这些传感器允许用户探测其对他人感兴趣的重要信息, 例如噪音水平、健康相关数据甚至辐

收稿日期: 2020-06-12; 录用日期: 2020-08-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61472136, 61772196); 湖南省研究生科研创新重点项目(CX20201074); 湖南省自然科学基金项目(2020JJ4249); 湖南省社会科学基金重点项目(2016ZDB006); 湖南省社会科学成果评审委员会课题重点项目(湘社评19ZD1005).

责任编辑: 彭木根.

[†]通讯作者. E-mail: jwjnudt@163.com.

射. 实际上, 智能设备的可用性和普及性使移动群智感知成为传感器网络的诱人替代品. 最近, 基于位置的传感服务变得非常流行, 参与者可以提出查询, 在“兴趣区”(the area of interest, AoI)中的人员会发送包含所需信息的反馈^[1-2].

尽管群智感知是一种分布式方法, 但是在大多数群智感知平台上都是集中选择移动用户, 汽车共享服务就是这样的例子. 这种群智感知服务的实施面临诸多挑战, 特别是在群智感知系统选择个体来执行给定任务方面^[3-4]. 通常, 现有的选择机制主要使用一组属性来选择最佳参与者执行给定任务, 同时遵守指定的预算限制, 其中预算被定义为请求者为获得感知结果而愿意支付的金额. 移动用户的属性包括个人属性(例如他们的声誉)及设备属性(例如传感器的采样频率), 这些属性在确定传感结果的信息质量(the quality of information, QoI)中起着重要作用^[5-6].

通常, 任务需求者通过观察移动用户可以提供的感知结果质量来选择参与者^[7]. 但是, 最近提出的团体选择的思想并非只考虑单个移动用户可以提供的质量, 而是根据参与者在AoI中集体执行任务的能力来选择参与者. 此机制考虑了所选移动用户集体提供的标准, 例如“选定移动用户覆盖AoI范围”或“被选移动用户在AoI中的分布情况”, 以便产生更全面的感知结果.

在群智感知中, 执行感知任务的个体要承受一定的成本, 例如感知和传输数据的成本. 成本并不总是货币性质的, 例如显示用户的GPS位置或使用设备资源也可以作为成本. 这些成本可能会导致用户不愿意共享信息, 从而对群智感知服务/应用程序的性能产生不利影响^[8-10]. 事实上, 需要激励参与者合作并参与感知任务, 这可以通过给用户提供金钱或其他激励来实现, 一些框架甚至着重于提高移动用户的满意度, 以确保他们完成任务^[11]. 在货币激励的情况下, 用户在提交数据时会得到一定的报酬, 这最初看起来是一种公平的做法. 然而, 如果群智感知系统将移动用户收到的报酬设置得太低, 可能会降低参与者的积极性. 另一方面, 如果参与者自己设定成本, 他们可能会产生贪婪行为. 在这一背景下, 将贪婪定义为: 为了得到利润最大化而对感知数据定价过高的行为. 在这种情况下, 可能会产生两种结果^[12]: 一是众包方必须支付更多费用才能维持收到的QoI质量; 二是数据的QoI最终将下降, 因为预算限制而无法雇用移动用户. 不管选择机制如何, 群智感知系统都受到这种行为的威胁, 尽管团体选择似乎是提高QoI的一个很好的解决方案, 它也像个人选择一样遭受贪婪问题的困

扰^[13].

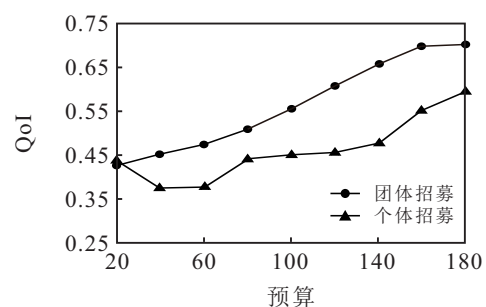
1 相关研究

1.1 移动用户的选择

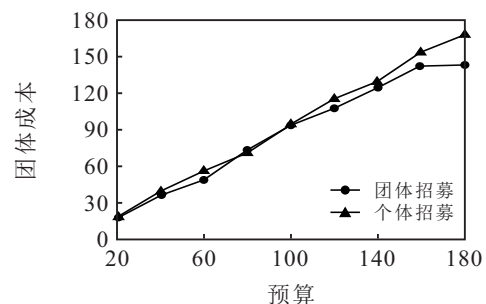
目前流行的选择方式主要集中在选择个体, 以最大化某些标准, 如兴趣区域覆盖率(AoI)或信息质量(QoI). Xiong^[14]等提出的icrowd就是这样一个系统, 其实现了一个基于两阶段选择过程的用户选择系统. 该系统的目标是最大限度地覆盖AoI, 同时尽量减少向用户支付的奖励. 第一阶段是基于历史数据预测用户的移动, 第二阶段是基于嵌套循环贪婪搜索过程选择参与者.

另一个新的选择方向是团体招募代替个人招募, 该平台将尝试以团体的形式招募参与者, 同时尝试最大化某些标准. Azzam等^[15]提出了GRS(group-based recruitment system), 该系统查看了AoI中的参与者, 并使用遗传算法试图在诸如预算之类的某些约束条件下, 根据诸如覆盖率、分布、采样频率和剩余能量之类的标准提出最佳团体, 该方式可以最大限度地扩大覆盖面和分配范围, 同时保持较低预算, 该系统优于个人招聘系统. 此外, Abououf等^[16]提出了一个用于多用户多任务选择的框架, 该框架招募一个用户团体来执行一组任务, 同时确保令人满意的任务服务质量, 并最大程度地减少移动用户的出行距离.

图1显示了团体招聘系统与贪婪的个人之间的比较^[15], 可以看出, 团体招募系统在质量和成本上均优于个人招募系统, 但是, 无论采用哪种选择方法, 激励移动用户实际从事感知任务是最终目的.



(a) QoI和预算对比



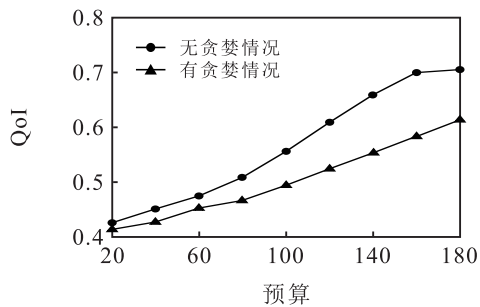
(b) 团体成本和预算对比

图1 AoI的移动用户分布

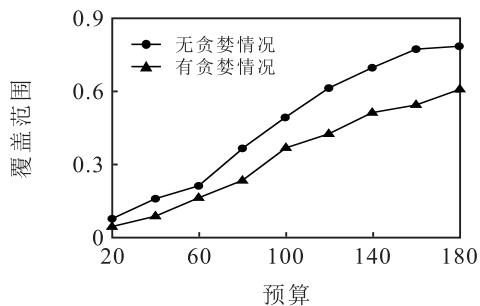
1.2 激励措施

关于激励机制,研究者已经提出了多种机制,这些激励机制中提供的报酬方式也有所不同,本文将重点放在货币激励上. Lee等^[17]提出了RADP-VPC-RC机制,其中 N 个参与者想卖给一个众包方,后者想要在 k 个周期中购买最便宜的 m 个样本. 在反向竞标动态价格(RADP)中,参与者列出其竞标价格供众包方进行选择. 对于获胜的参与者,他们将价格提高10%以增加利润,而失败者将价格降低20%. 此外,失败者会获得虚拟参与信用(VPC),从而可以降低价格并增加获胜的机会. 招募机制(RC)将上一轮的最高获胜价格传达给退出的参与者,以便让他们在可能获利的情况下返回.

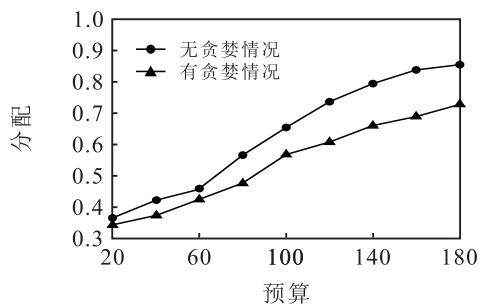
Pham等^[18]将以最便宜的价格获得高质量样本的问题建模为一个背包问题,其中的约束是参与者的数量,目标是在降低成本的同时最大化数据质量. 由于背包问题是NP完全问题,可以使用进化算法获得估计的解决方案. 结果表明,与RADP相比,该方法可获得质量更高的样品,且价格低10%.



(a) 贪婪对 QoI 的影响



(b) 贪婪对覆盖范围的影响



(c) 贪婪对分配的影响

图2 有无贪婪情况比较

为了更好地证明贪婪缺陷的影响,图2显示了使用 Sarwat Foursquare 数据集^[12]进行实验的结果. 如图2(a)所示,当观察到贪婪时,感知任务的QoI显著降低. 从图2(b)和2(c)可以看出移动用户的贪婪会严重影响感知任务的结果,因此是要解决的重要问题. 文献中已经提出了许多激励机制,以招募人群进行感知任务^[19-20]. 但是,这些机制仅专注于参与者的个人选择,而不能应用于团体招募,这主要是由于它们被设计为专注于单个应用程序,并且不适应覆盖范围最大化^[21]. 另外,它们专注于选择个体移动用户,而不像团体选择那样考虑他们的集体影响,因此,这种工作不适用于团体招募.

本文提出一种激励机制,以对抗基于团体招募的群智感知系统中参与者的贪婪,该机制由选择和支付机制组成. 选择机制不仅考虑了移动用户的生活质量及其对团体总体生活质量的贡献,而且还考虑了与其他团体成员相比其贡献的相对成本. 这种机制避免了贪婪成员的选择,因为与他们提供的QoI相比,他们的成本会很高,因此通过宣传其真实成本来迫使他们与其他成员保持一致. 此外,付款机制会根据移动用户提供的费用和成本来奖励他们. 这项工作的贡献总结如下:

- 1) 提出了一种选择机制,该机制能够招募移动用户,提供质量和成本的最佳组合;
- 2) 设计了一种真实的支付机制,并考虑对诚实移动用户的奖励.

2 模型描述

本节提出可应用于现有团体招募系统的机制,使其降低移动用户的贪婪影响. 在显著降低所选团队成本的同时,保持QoI接近最初由招募系统实现的QoI,减少支付给贪婪移动用户报酬,从而激励移动用户诚实并向系统提交其真实成本.

任务 T 定义为五元组, $T = (C, A, S, r, B)$. 其中: C 是要测量的特征(数据类型), A 是任务的关注领域(AoI), S 是所需的传感器组, r 是最低要求的移动用户声誉, B 是可用预算.

给定一个任务 T 和一组可用于执行该任务的移动用户 W ,许多移动用户可以选择以形成团体 G ,其中 $G \subseteq W$. 对于要在选择过程中考虑的团体 G ,它需要满足 T 定义的约束. 每个移动用户 $k(k \in W)$ 定义了数据 C_k 的成本,每个团体 G 提供了一定的QoI,即 $Q(G)$,是指该团体中信息的预期质量. $Q(G)$ 不固定,并且定义为适合应用程序的要求. 团体的成本 $C(G)$ 定义为其所有成员的成本之和,有

$$C(G) = \sum_{k \in G} c_k. \quad (1)$$

2.1 选择机制

选择机制的目标是为数据请求者实现高QoI和低成本之间的平衡,同时使得移动用户避免贪婪,将贪婪定义为宣传高成本以增加利润的行为.为了减轻贪婪的影响,期望能够找到QoI与成本之比最佳而不是绝对QoI最佳的团体.这意味着,仅当价格上涨需要增加QoI时,才选择具有更高QoI的团体.本文的目标是与其他可能的团体相比,找到以合理的成本提供最佳QoI的最佳团体(G),因此将一个团体的QoI比率 $R(G)$ 定义为该团体成本与其QoI的比率,即

$$R(G) = \frac{f(C(G))}{Q(G)}, \quad (2)$$

其中 $f(C(G))$ 是 $C(G)$ 的任意函数.在某些情况下, $Q(G)$ 可能是次模函数,这意味着,随着团体大小的增加,添加新成员对 $Q(G)$ 的影响较小,但是团体成本($C(G)$)大致是线性的.与较小的团体相比,这会使具有更多成员的团体处于不利地位.因此,如果需要,可以使用 $f(C(G))$ 降低 $C(G)$ 的增长率,从而使得比较所有大小的团体变得合理.

按照 $R(G)$ 的定义,现在的问题是选择最小 $R(G)$ 的移动用户团体.

2.2 支付报酬

当一个移动用户被选为一个团体来执行某项任务时,他会期望获得报酬作为对他努力的补偿.因此,需要设计一种支付方式来补充选择模型.由于目标是找到具有最小QoI比率 $R(G)$ 的团体 $G \subseteq W$,社会选择函数(social choice function, SCF)可以表示为

$$\text{SCF} = S(W) = \min R(G) \cdot b, \quad (3)$$

其中 b 是代表激励因素的常数,可以定义为要付给移动用户的支付比例.由于 b 为常数, $S(W)$ 仅受 $R(G)$ 影响.为了达到理想的SCF,移动用户必须毫不掩饰地透露自己的真实成本.因此,下面提出一种激励机制,该机制可以激发移动用户揭示其真实成本.

定理1 使用以下付款设计,对成本诚实是主要策略:

$$P_k = T_k + N_k(W) \cdot b. \quad (4)$$

其中: P_k 是移动用户 k 收到的付款; T_k 是移动用户 k 的总成本; $N_k(W)$ 是移动用户 k 的贡献,是移动用户 k 对QoI比率 $R(G)$ 的改善.

证明 移动用户仅在 G 团体中被选择时才执行任务,因此仅在在选择时才产生成本.将移动用户的总成本定义为

$$T_k = s_k \cdot c_k. \quad (5)$$

其中 s_k 表示工作者 k 是否是 G 的成员,即

$$s_k = \begin{cases} 1, & k \in G; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

除了奖励他们的成本外,还向每个移动用户支付与他们对QoI比率的贡献成正比的额外奖励.令 $G \subseteq W$ 是存在 k 的QoI比率最小的团体,令 $\hat{G} \subseteq W_{-k}$ 是不存在 k 的QoI比率最小的团体.将移动用户 k 的贡献定义为

$$N_k(W) = R(\hat{G}) - R(G). \quad (7)$$

满足功能最小化的付款策略具有广义形式

$$P_k = T_k - S(W) + h_k(W_{-k}). \quad (8)$$

$h_k(W_{-k})$ 是任意函数,不包括 k .

根据式(7),式(4)可以改写为

$$P_k = T_k + R(\hat{G}) \cdot b - R(G) \cdot b. \quad (9)$$

遵循 G 和 \hat{G} 的定义,有

$$P_k = T_k - S(W) + S(W_{-k}). \quad (10)$$

式(10)具有与(8)相同的形式,证明成立. \square

重要的是,要注意 $N_k(W) \geq 0$.如果 $k \in G$,则 k 是 W 中可能的最佳团体的一部分,这意味着 \hat{G} 是更差(或相等)的团体.从中可以推断出 $R(\hat{G}) \geq R(G)$,这使得 $N_k(W) \geq 0$.如果 $k \in G$,则有或没有 k 的最佳团体是相同的,这意味着 $R(G) = R(\hat{G})$.因此, $N_k(W) = 0$.按照上面的解释,可以看出,当 $s_k = 1$ 时, $P_k > 0$;当 $s_k = 0$ 时, $P_k = 0$.

2.3 原理分析

所提出的激励机制的目的是降低移动用户的贪婪程度,从而最大程度地减少招募团体成员执行任务的成本.除了上面提供的证据外,还对所提出的激励机制进行了详细的分析,以了解成本金额过度申报和申报不足的影响.

如果移动用户 k 夸大其成本,提交的成本为 \hat{c}_k ($\hat{c}_k > c_k$),则可能出现以下两种情况:一方面,如果移动用户 k 申报的金额相对较少,则成本的变化不足以抵消贡献的变化,从而导致移动用户 k 损失;另一方面,如果移动用户 k 的申报数额相对较高,则与没有 k 的其他团体相比,任何包含 k 的团体的QoI比率将更高,因此未选择他们,不会向他们付款.

另外,移动用户 k 通过提交较低的成本 \hat{c}_k ($\hat{c}_k < c_k$)来声明金额不足也是不明智的,这是因为 k 的最低保证金是他们提交的成本.因此,如果移动用户 k 申报不足,则由于他们的利润取决于他们的实际成本

c_k ,他们有可能最终蒙受损失.因此,可以断定所提出的机制是真实的.

3 模型描述

3.1 基准测试

文献[8]中提出的GRS招募系统是对团队选择的一种尝试,认为所有群智感知系统都必须具有移动用户的某些属性,以使其平台可以单独或作为一组人员评估工作人员的素质,这一点至关重要.一个移动用户被定义为一个六元组 $W = (L, S, SF, RE, cost, rep)$. 其中: L 是移动用户位置的GPS坐标集,用于计算候选组的覆盖率和分布; S 是移动用户设备上可用的传感器组,确定适合某些任务的移动用户; SF 是移动用户设备的采样频率,用来衡量传感器的质量; RE 是移动设备的剩余能力,衡量移动愿意执行某项任务的程度; $cost$ 是移动用户执行特定任务的成本; rep 是基于先前任务的移动用户声誉/可靠性的度量.

移动用户提供的个人QoI计算如下:

$$Q(\omega) = SF + RE. \quad (11)$$

需要注意的是,在选择移动用户和团体之前,必须先提供属性.此外,属性是特定于域的,可以根据应用程序进行更改.用户以属性组完成请求,基于以下属性评估团体 G :

1) 覆盖范围 (C): AoI 的部分由团体中的参与者覆盖.为了方便计算,将AoI划分为多个子区域,然后确定覆盖的子区域的数量.如果一个子区域中至少有一个团体成员,则将覆盖该子区域.

$$C(G) = \frac{\text{覆盖新区域数}}{\text{分区域总数}}. \quad (12)$$

2) 分布 (D): 衡量团体成员在整个AoI中的分布情况.最初假定参与者的分布均匀,然后进行卡方检验以接受或拒绝结论.如果结论被接受,则分布计算如下:

$$D(G) = 1 - \frac{\text{卡方检验统计量}}{\text{分布域总数} - 1}. \quad (13)$$

3) 抽样频率 (SF): 根据团体成员的抽样频率评估团体的总体抽样频率.简单地使用团体的算术平均值将无法提供准确的表示,因为它只会捕获所选团体的中心值,而不会捕获值的范围.因此,将特定传感器的所有采样频率的标准偏差与采样频率一起使用以修改测量结果.计算单个传感器的一组移动用户的抽样频率,如下式所示:

$$SF(G, s) = \left(\frac{1}{n} \times \sum_{i \in G} SF_i(s) \right) \times e^{-\sigma(SF_i(s) | i \in G)}. \quad (14)$$

其中: G 是一个移动用户团体, n 是团体 G 的大小, s 是要为其计算采样频率的传感器, $SF_i(s)$ 是移动用户 i 传感器的采样频率, σ 是标准偏差算子.表达式的第1部分表示相对于所考虑传感器的组中采样频率的算术平均值,第2部分表示标准偏差的乘数.

在为不同的所需传感器计算了单独的采样频率之后,总采样频率可以简单地计算为所需传感器的各个采样频率之和,即

$$SF(G) = \sum_{j \in \text{requiresensors}} SF(G, s_j). \quad (15)$$

4) 剩余能力 (RE): 根据团体成员的剩余能力评估团体的总体剩余能力.它的计算方式与采样频率类似,即

$$RE(G) = \left(\frac{1}{n} \times \sum_{i \in G} RE_i \right) \times e^{-\sigma(\text{individual RE})}. \quad (16)$$

一组QoI计算为上述4个属性的加权平均值,即

$$Q(G) = w_1 \cdot c(G) + w_2 \cdot d(G) + w_3 \cdot SF(G) + w_4 \cdot RE(G), \quad (17)$$

$$\sum_{i=1}^4 w_i = 1.$$

通过比较基于QoI的团体,选择具有最佳QoI的团体来执行任务.大量的组合导致无法生成所有可能的移动用户团体,因此采用遗传算法来近似最佳团体.为了测试所提出的模型,将其适配于GRS.算法1描述了采用的修改后的选择算法,图3为该算法的流程.

算法1 改进选择算法.

输入: WorkersData, Task;

输出: WorkersGroup, Cost.

//输入移动用户数据和任务,输出选择的移动用户团体和成本

1) $B \leftarrow \{ \}$; // B 将为每种规模的移动用户安排最佳的团体

2) Seed $\leftarrow \{ \}$; // Seed 保存算法的种子团体

3) for GS = 1 to MGS do //迭代大小直到预定义的最大限制

4) $G \leftarrow \{ \}$; // G 表示容纳团体的数量

5) bestG $\leftarrow \{ \}$; // bestG 表示最佳团体

6) bestQoIRatio0; // bestQoIRatio 表示最佳QoI比率

7) $G \leftarrow \text{initialPopulation}(\text{WorkersData}, \text{GS});$

//initialPopulation 表示初始团体

8) if Seed $\neq \{ \}$ then

9) $G \leftarrow G + \text{Seed};$

```

10) end if
11) while QoI 比率没有收敛并且未达到最大迭
代次数 do
12) for  $g \in G$  do //  $g$  属于团体  $G$ 
13) if violated( $g$ , Task) then
14)  $G \leftarrow G - g$ ;
15) continue;
16) end if
17) tempQoIRatio  $\leftarrow$  CheckQoIRatio( $g$ );
// tempQoIRatio 用于存储临时 QoI 比率
18) if tempQoIRatio > bestQoIRatio then
19) bestG  $\leftarrow g$ ;
20) bestQoIRatio  $\leftarrow$  tempQoIRatio;
21) end if
22) end for
23)  $P \leftarrow$  rouletteWheel( $G$ ); // 轮盘赌选择
24)  $C \leftarrow$  crossover( $P$ ); // 遗传算法组合交叉
25)  $G \leftarrow$  mutation( $C$ ); // 遗传算法变异
26) end while
27)  $B \leftarrow B +$  bestG;
28) Seed  $\leftarrow$  Seed + findGoodMember(); // 将最合
适的未选定成员添加到 Seed
29) end for
30) WorkersGroup = findGroupMaxRatio( $B$ );
31) Cost = findGroupCost(WorkersGroup);
32) return WorkersGroup, Cost
    
```

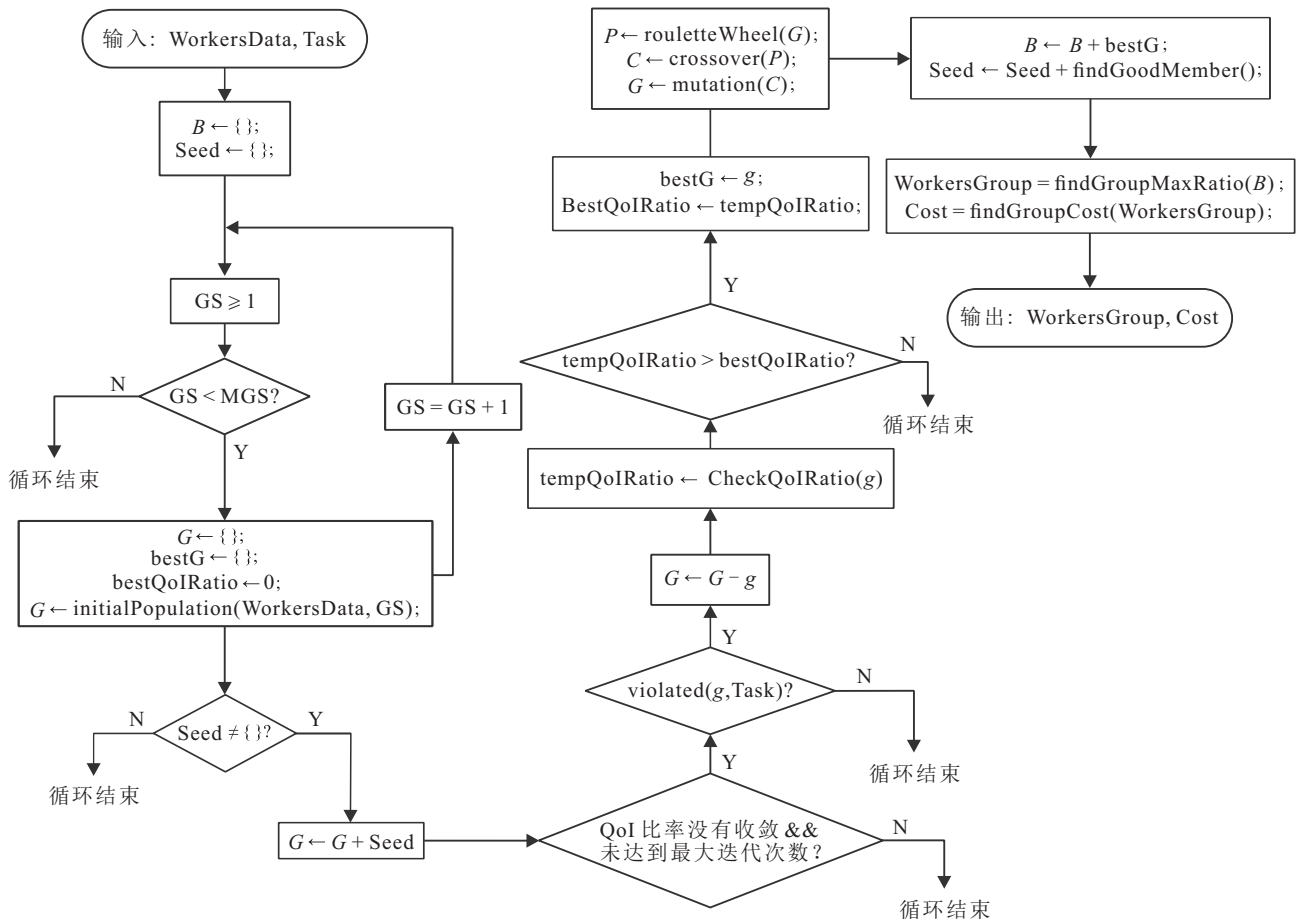


图3 算法流程

该算法接收所有移动用户的属性和任务详细信息作为输入. 算法会迭代从1开始的所有可能团体大小, 直到预定义的限制. 对于每个团体大小, 都会生成团体的随机初始团体, 然后评估这些团体, 在其中删除违反任务约束的团体, 并计算其余团体的QoI比率. 完成此操作后, 团体将经过轮盘赌程序, 该程序从当前团体中选择候选人进行进化程序. 要注意的是, 该团体的QoI比率越高, 轮盘赌选择它的机会就越

高. 选定的团体经过交叉, 在团体之间随机交换成员, 最后进行突变过程, 该过程随机替换团体的成员. 重复此过程, 直到超过最大迭代次数或QoI比率停止提高. 具有最佳比率的团体将添加到解集(B)中, 然后通过添加具有最高个体QoI比率的未选定成员, 将其用作算法的下一代迭代的种子. 最后, 从解决方案集中选择具有最佳QoI比率的团体, 通过算法计算并返回移动用户的报酬.

3.2 仿真案例

本节提供一个说明性示例,以说明所提框架的工作原理. 仿真参数如下: 感兴趣区域 (AoI) 为 $5000\text{m} \times 5000\text{m}$, 分为 25 个相等的块; 任务预算为 75; 移动用户数为 6.

表 1 中显示了移动用户的信息, 图 4 显示了他们在 AoI 中的分布. 由于移动用户人数少, 与使用遗传算法相比, 所有可能的团体都将被视为最佳选择团体. 激励因子 b 设置为 6 名移动用户的平均成本 ($b = 9.833$). 在分析 GRS (式 (17)) 的 QoI 计算后, 可以看出 QoI 函数是次模函数. 因此, 为了进行比较以计算 QoI 比率, 可使用下式定义的函数来降低成本:

$$f(C(G)) = \sqrt{\frac{C(G)}{|G|}}; \quad (18)$$

然后, 按照式 (2) 中的定义计算 QoI 比率.

表 1 移动用户的信息

ID	剩余能力	采样频率	成本
1	0.90	0.92	9
2	0.92	0.94	9
3	0.94	0.93	11
4	0.87	0.89	9
5	0.77	0.97	12
6	0.93	0.93	10

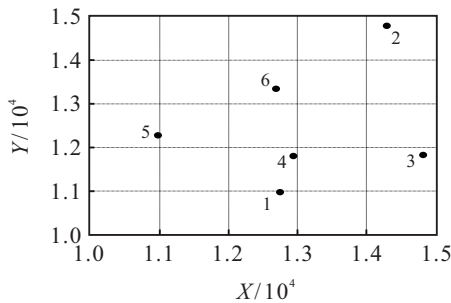


图 4 AoI 中的移动用户分布

比较所有可能的团体之后, 提供最佳 QoI 比率的最佳团体为 $G = \{1, 2, 3, 4, 6\}$. 该团体由 5 名成员组成, 并提供 0.6106 的 QoI, 成本为 47, 这意味着 QoI 比率如下:

$$R(G) = \frac{f(C(G))}{Q(G)} = \frac{\sqrt{\frac{C(G)}{|G|}}}{Q(G)} = \frac{\sqrt{\frac{47}{5}}}{0.6106} = 5.0212.$$

值得一提的是, 所有移动用户团体提供的 QoI 为 0.6146, 成本为 59, 在任务预算范围内, 但是此类人员提供的 QoI 为 5.1022. 因此, 根据框架可知 QoI 的增加不值得增加成本, 选择了第 1 组来执行任务.

该框架的第 2 步是确定移动用户的工资. 移动用户付款过程是: 移动用户 1 是所选团体的成员, 其总成本记为 $T_k = 9$. 不包括移动用户 1 ($R(\hat{G})$) 的最佳

可能团体是仅包含移动用户 2 的团体, 提供的比率为 5.0487. 因此, 移动用户 1 的贡献计算如下:

$$N_1(W) = R(\hat{G}) - R(G) = 5.0487 - 5.0212 = 0.0275.$$

最后, 移动用户 1 的总工资计算为

$$P_k = T_k + N_k(W) \cdot b = 9 + 0.0275 \times 9.833 = 9.2704.$$

基于以上说明, 表 2 显示了所提出模型中所有移动用户的工资, 但移动用户 5 除外, 因为他/她不是所选团体的成员, 未收到任何工资. 在 GRS 的情况下, 将选择团体 $G = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$, 因为它会产生最佳的 QoI (0.6146). 为了比较两种方法的付款金额, 假设 GRS 使用与建议的模型相同的付款模型, 唯一的变化是基于 QoI 的改进来计算贡献, 如下:

$$N_k(W) = \frac{1}{Q(\hat{G})} - \frac{1}{Q(G)}. \quad (19)$$

表 2 模型中的移动用户工资

ID	成本	$R(\hat{G})$	$N_k(W)$	支付金额
1	9	5.0487	0.0271	9.2704
2	8	5.2805	0.2590	10.5497
3	11	5.0487	0.0272	11.2704
4	9	5.0487	0.0272	9.2704
6	10	5.0487	0.0272	10.2704
总支付金额				61.5634

表 3 中显示了每个移动用户在 GRS 中获得的工资. 可以看出, 移动用户 5 的付款最高, 尽管他/她提供的内容最少. 因此, 在 GRS 案例中, 移动用户可以增加成本以增加利润.

表 3 GRS 中的移动用户工资

ID	成本	$R(\hat{G})$	$N_k(W)$	支付金额
1	9	0.5956	0.5919	9.5103
2	8	0.5941	0.0561	8.5516
3	11	0.5943	0.0556	11.5467
4	9	0.6032	0.0308	9.3029
5	12	0.6106	0.0107	12.1052
6	10	0.5943	0.0556	10.5467
总支付金额				69.9087

3.3 仿真结果

为了证明所提出模型的有效性, 将其与原始 GRS 模型进行测试, 该模型考虑 183 名移动用户的数量. 每个移动用户的位置都是从 Sarwat Foursquare 数据集中获得的, 而其余属性是随机生成的. 在以下模拟中, 将相等权重用于属性以计算 QoI. 激励因素 b 设置为所有移动用户的平均成本, 而移动用户的正常成本范围在 1~12 之间. 通过以 20% 的增量将贪婪 (the percentage of greedy, pG) 参与者的百分比从 0 更改为 100% 来执行模拟. 为了模拟贪婪, 随机贪婪的移动

用户会将其成本增加0到10之间的一个随机值. 对于每个pG, GRS和所提出的模型都运行10次迭代, 此后平均QoI和所选团体的成本以及计算对贪婪的移动用户的付款. 为了检查每种方法选择的最佳团体, 在没有预算约束的情况下运行模拟. 图5(a)显示了

两种方法选定的QoI之间的比较. 显然, 通过所提模型选择的团体提供的QoI至少在GRS提供的质量的92%以内. 因为GRS的目标是找到具有最大QoI的团体, 所以这种偏差是可以预料的, 而所提方法旨在高QoI和低成本之间找到平衡.

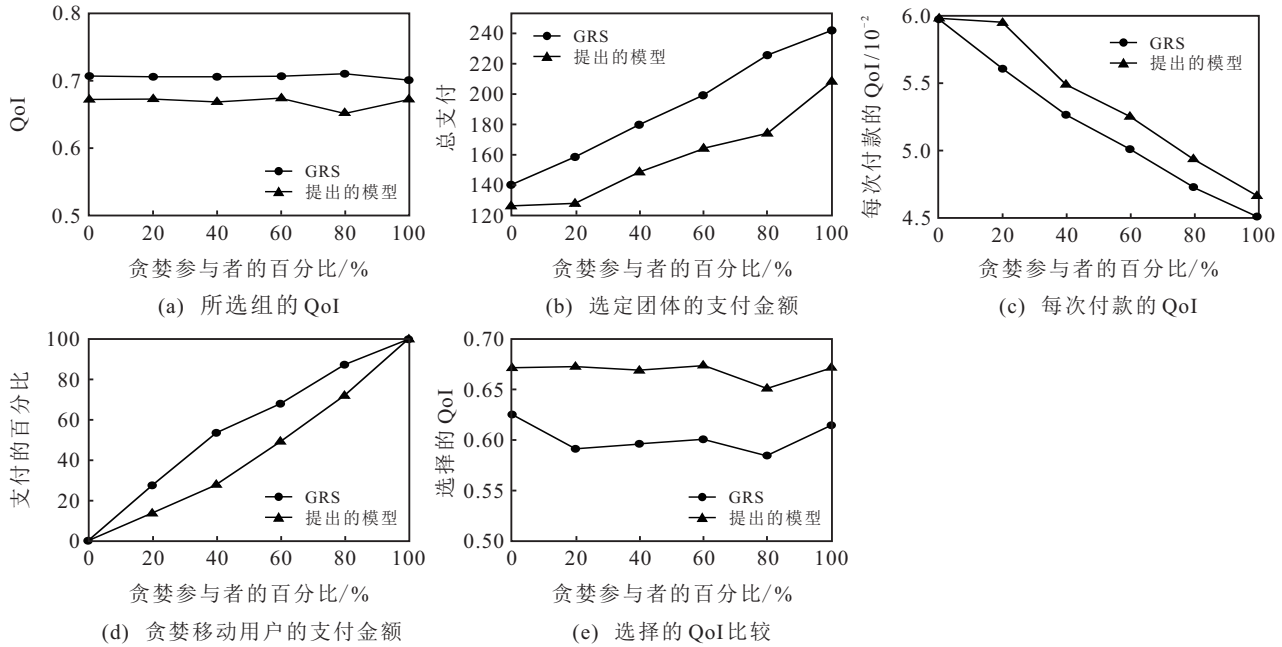


图5 提出的模型和GRS比较

图5(b)显示了两种方法对移动用户的总付款金额. 可以看出, 所提模型始终可以平均降低16.8%的成本. 这意味着所提出的模型可以显著降低成本, 同时保持QoI相对接近GRS.

任务1、3、5和6选择移动用户, 获得15的报酬. 为任务5选择移动用户, 获得13的报酬. 最后, 在真实成本情况下, 为任务3、4和9选择移动用户, 获得22的报酬, 诚实移动用户的报酬最高. 因此, 可以看出, 所提出的方法能够在不牺牲QoI的情况下降低贪婪性并降低成本.

图5(c)显示了两种方法每次付款的QoI, 所提出的模型能够达到更高的QoI. 图5(d)显示了在GRS和所提出模型中支付给贪婪个人的总支付百分比, 可以看出, 与GRS相比, 在所提出的模型中, 贪婪用户支付的款项所占比例较小. 所提出的模型在QoI和成本之间找到了平衡, 因此可以预料到会有这些改进. 由于贪婪的移动用户的成本较高, 选择他们往往会抵消团体的QoI比率, 从而使其难以被选中. 本节进行了另一个实验, 将GRS和建议的模型与预算约束进行比较, 其中对于每个pG, 图5(b)中找到建议模型为选定团体支付的总费用用作GRS的预算约束. 图5(e)显示了该实验的结果, 可以看出, 通过GRS选择的团体的QoI实际上低于通过所提出模型选择的团体的QoI. 可以得出这样一个结论, 即提供良好QoI的许多团体被GRS丢弃, 因为它们超出了预算限制.

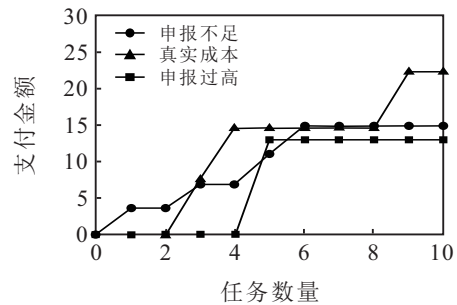


图6 3种情况下任务累计支付金额

4 结论

本文提出了一种减轻参与者贪婪的激励机制. 该机制的设计使得用户的主要策略是诚实对待其真实成本. 该模型与选择参数的计算方式无关, 因此可以适用于各种群智感知招募系统. 该模型经过修改, 并使用实际数据集与基于团体的招募系统进行了比较. 实验表明, 所提出的模型能够将成本平均降低16.8%, 同时将实现的QoI保持在至少92%之

特定的移动用户在少报、多报和揭示其真实成本之间改变他们的成本. 对于每种情况, 移动用户尝试参加10个任务, 选择移动用户的次数并记录所获得的累计付款, 如图6所示. 在声明不足的情况下, 为

内. 另外还表明, 通过宣传真实的成本来采取诚实的行为是参与者随时间增加收益的最佳策略.

参考文献(References)

- [1] 徐选华, 孙寒寒, 陈晓红. 基于分众模式的多部门大群体应急决策方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(4): 871-879.
(Xu X H, Sun H H, Chen X H. Multi-department large group emergency decision making method based on crowd sourcing[J]. Control and Decision, 2019, 34(4): 871-879.)
- [2] 孙佳琛, 王金龙, 陈瑾, 等. 群体智能协同通信: 愿景、模型和关键技术[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(3): 307-317.
(Sun J C, Wang J L, Chen J, et al. Cooperative communication based on swarm intelligence: Vision, model, and key technology[J]. Scientia Sinica: Information, 2020, 50(3): 307-317.)
- [3] Jiang N, Xu D, Zhou J, et al. Toward optimal participant decisions with voting-based incentive model for crowd sensing[J]. Information Sciences, 2020, 512: 1-17.
- [4] Zhou N, Zhang J H, Wang B Q, et al. LCBPA: Two-stage task allocation algorithm for high-dimension data collecting in mobile crowd sensing network[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019(1): 1-11.
- [5] 杨朔, 吴帆, 陈贵海. 移动群智感知网络中信息量最大化的用户选择方法研究[J]. 计算机学报, 2020, 43(3): 409-422.
(Yang S, Wu F, Chen G H. On designing most informative user selection methods for mobile crowdsensing[J]. Chinese Journal of Computers, 2020, 43(3): 409-422.)
- [6] 吕鑫鑫. 基于群智感知的协作频谱感知算法[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019: 2-9.
(Lv X X. Crowd spectrum sensing based cooperative spectrum sensing algorithm[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019: 2-9.)
- [7] 徐选华, 王兵, 周艳菊. 基于信任机制的不完全信息大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(4): 577-585.
(Xu X H, Wang B, Zhou Y J. Method for large group decision making with incomplete decision preference information based on trust mechanism[J]. Control and Decision, 2016, 31(4): 577-585.)
- [8] 刘泽雷. 移动群智感知下的动态激励机制与分布式数据处理的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019: 9-18.
(Liu Z L. Research on dynamic incentive mechanism and distributed data processing for mobile crowdsensing[D]. Changchun: Jilin University, 2019: 9-18.)
- [9] Li Z D, Liu H L, Wang R Y. Service benefit aware multi-task assignment strategy for mobile crowd sensing[J]. Sensors, 2019, 19(21): 1-19.
- [10] Zhang C, Zhu L H, Xu C, et al. PPTDS: A privacy-preserving truth discovery scheme in crowd sensing systems[J]. Information Sciences, 2019, 484: 183-196.
- [11] Bosse S, Engel U. Real-time human-in-the-loop simulation with mobile agents, chat bots, and crowd sensing for smart cities[J]. Sensors, 2019, 19(20): 1-38.
- [12] Sarwat M, Levandoski J J, Eldawy A, et al. LARS*: An efficient and scalable location-aware recommender system[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(6): 1384-1399.
- [13] Ni J B, Zhang K, Xia Q, et al. Enabling strong privacy preservation and accurate task allocation for mobile crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020, 19(6): 1317-1331.
- [14] Xiong H, Zhang D Q, Chen G. iCrowd: Near-optimal task allocation for piggyback crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(8): 2010-2022.
- [15] Azzam R, Mizouni R, Otko H, et al. GRS: A group-based recruitment system for mobile crowd sensing[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2016, 72: 38-50.
- [16] Abououf M, Mizouni R, Singh S, et al. Multi-worker multi-task selection framework in mobile crowd sourcing[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2019, 130: 52-62.
- [17] Lee J S, Hoh B. Dynamic pricing incentive for participatory sensing[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2010, 6(6): 693-708.
- [18] Pham H N, Sim B, Youn H. A novel approach for selecting the participants to collect data in participatory sensing[C]. IEEE/IPSJ International Symposium on Applications & the Internet. Munich, 2011: 50-55.
- [19] 何云华, 李梦茹, 李红, 等. 群智感知应用中基于区块链的激励机制[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(3): 544-554.
(He Y H, Li M, Li H, et al. A blockchain based incentive mechanism for crowdsensing applications[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(3): 544-554.)
- [20] 熊金波, 马蓉, 牛犇, 等. 移动群智感知中基于用户联盟匹配的隐私保护激励机制[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(7): 1359-1370.
(Xiong J B, Ma R, Niu B, et al. Privacy protection incentive mechanism based on user-union matching in mobile crowdsensing[J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(7): 1359-1370.)
- [21] Truong N B, Lee G M, Um T W, et al. Trust evaluation mechanism for user recruitment in mobile crowd-sensing in the internet of things[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2019, 14(10): 2705-2719.

作者简介

蒋伟进(1964—), 男, 教授, 博士, 从事社会计算、群智协同、分布式网络等研究, E-mail: jwjnudt@163.com;

刘晓亮(1996—), 男, 硕士生, 从事群智感知、智能优化算法的研究, E-mail: vlzone@163.com.

(责任编辑: 齐 霁)