

[文章编号] 1003-4684(2020)02-0028-04

基于契约理论的移动众包网络长期激励机制研究

武明虎¹, 万其轩¹, 赵楠²

(1 湖北工业大学, 太阳能高效利用与储能系统运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068;

2 湖北工业大学, 湖北省太阳能高效利用协同创新中心, 湖北 武汉 430068)

[摘要] 针对移动众包网络中网络信息非对称的问题和移动众包任务参与者的自私性, 提出一种基于契约的移动众包网络的长期激励机制。考虑到移动众包任务参与者的移动性和环境的动态特性, 在建立软件服务商和移动用户模型基础上, 研究两阶段动态契约激励模型。在移动用户满足激励相容和参与约束条件下, 通过甄别移动用户完成移动众包任务的真实众包任务努力的能力, 实现软件服务商期望效用最大化。实验结果表明, 该机制能够有效提高移动众包网络的共享性能, 为移动众包的发展提供新思路。

[关键词] 移动众包网络; 信息非对称; 激励机制; 契约理论

[中图分类号] TN929.52 **[文献标识码]** A

近年来, 随着 IT 计算的飞速发展, 移动智能设备都装载了大量的传感器和处理器, 能够实时感知设备周围环境的信息^[1]。然而, 移动用户 (Mobile Users, MUs) 在参与完成任务的同时, 接受和传递数据需要消耗移动用户智能设备的资源和时间, 例如: 内存、电量、流量等。并且 MUs 的一些地理位置、活动轨迹等个人隐私信息会在众包完成数据的传输中暴露出来, 这就给 MUs 带来一定的安全风险。所以在没有满意的激励补偿的情况下, MUs 很难积极参与到移动众包任务中。因此, 移动众包网络 (Mobile Crowdsourcing Network, MCN) 中为软件服务商 (Service Provider, SP) 设计合理的激励方法成为了移动众包普及的过程中亟需解决的问题。

目前关于 MCN 的激励机制主要有三种, 分别是基于服务、基于货币和基于娱乐的机制^[2]。基于服务的激励机制是众包参与者可以通过参与众包任务获得声誉和社会的认可^[3-5]; 基于娱乐的激励机制意味着将任务变为可玩的游戏^[6,7]。基于货币的激励机制就是众包参与者可以通过参与众包任务获得货币奖励^[8-10]。由于前面两种激励机制都需要有特定领域的相关知识, 例如人工智能和计算机理论, 所以, 基于货币的激励机制更适合移动众包场景。但是, 目前的这些研究大多都没有考虑网络信息不对称的问题, 本研究重点关注信息非对称下移动众包网络的另一种基于支付的激励机制——契约理论。

契约理论是研究经济学领域中如何在不确定的情况下做出选择, 或者是签订的合同中的信息非对称问题。最近, 它已经被成功的运用在通信领域以解决现有的许多实际问题, 例如协作中继问题^[11-13], 移动众包^[14] 和合作频谱交易^[15]。因此, 针对 MCN 中的网络信息非对称的问题, 本文将契约模型引入到 MCN 的长期激励机制中, 提出了基于契约理论的移动众包网络长期激励机制, 设计了两阶段移动众包网络的动态契约模型, 结合激励相容约束和参与约束的条件, 打破签约双方的网络信息非对称, 以更好地激励 MUs 积极参与长期的移动众包任务, 从而实现 SP 和 MUs 互利共赢。

1 系统模型

移动众包网络 (图 1) 中包含三个基本部分: SP, MUs 和任务发布者。任务发布者首先将他们的任务需求发送给 SP, SP 把这些任务需求分成若干个小任务。然后, 将这些小任务发布在众包平台上, 来吸引 MUs 参与。当 MUs 完成众包任务以后, 任务完成数据最终将提供给任务发布者。

1.1 MU 建模

假设 SP 雇佣 MU 来为其完成移动众包任务, 则第 i 个 MU 付出众包努力 e_i 为 SP 带来的收益 x_i 。考虑到动态环境的测量误差以及环境中的动态因子的影响, SP 实际获得的收益 x_i 可以被假设

[收稿日期] 2019-11-13

[基金项目] 湖北省教育厅科研计划教育 (T201805); 重大技术创新湖北项目 (2018AAA028 号)

[第一作者] 武明虎 (1975-), 男, 湖北巴东人, 湖北工业大学教授, 研究方向为信号与信息处理

[通信作者] 万其轩 (1994-), 男, 湖北武汉人, 湖北工业大学硕士研究生, 研究方向为控制理论与控制工程

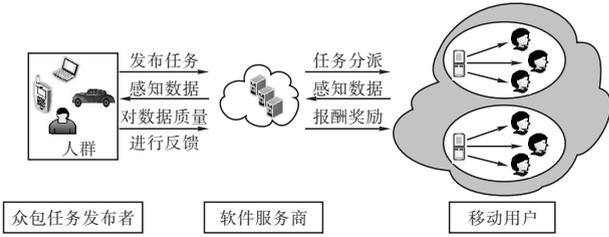


图 1 移动众包网络系统图

为噪声信号,即

$$x_i = \mu_i e_i + \theta \quad (1)$$

其中, μ_i 是每单位工作量 MU 所获得的收益, $\theta \sim N(0, \sigma^2)$ 是服从正态分布的随机变量。

采用线性共享策略^[16], 于是, SP 支付给 MU 的报酬 s_i 可定义为

$$s_i = a_i + b_i x_i \quad (2)$$

其中, a_i 是第 i 个 MU 的基本工资, $b_i \in [0, 1]$ 是基于移动用户完成移动众包任务的奖金系数。

于是, 第 i 个 MU 实际获得的收益 w_i 可表示为其获得的报酬 s_i 减去参与移动众包任务所产生的成本 $C_i(e_i)$, 即

$$w_i = s_i - C_i(e_i) \quad (3)$$

随着众包资源消耗的增加, MU 参与众包任务的成本也会增加。所以, 众包的完成度越大, 众包成本 $C_i(e_i)$ 也会越大, 同时其增长速度要大于完成贡献度的速度。因此, $C_i'(e_i) > 0$, 并且 $C_i(e_i) > 0$ 。于是, 众包成本 $C_i(e_i)$ 的函数表示可以简化为:

$C_i(e_i) = \frac{c_i}{2} (e_i)^2$, 其中, c_i 表示第 i 个 MU 的众包成本相关信息(即电池、内存和时间等)的系数。

考虑到 SP 获得的实际收益 x_i 是噪声信号, MU 实际收益 w_i 也近似于噪声信号且服从正态分布, 其期望为

$$E[w_i] = a_i + \mu_i b_i e_i - \frac{c_i}{2} (e_i)^2 \quad (4)$$

方差为

$$Var[w_i] = (b_i)^2 \sigma^2 \quad (5)$$

在本文中, 假设每个 MU 都是风险规避型, 且具有不变的绝对风险规避效用函数: $f(w_i) = -e^{-\eta_M w_i}$, 其中, η_M 表示 MU 的 Arrow-Pratt 绝对风险厌恶程度^[17], 并且 η_M 越大, MU 就越害怕风险, 一般地, $0 \leq \eta_M \leq 1$ 。于是, 第 i 个 MU 的期望效用 U_i 可表示为

$$\begin{aligned} U_i &= E[f(w_i)] = E[-e^{-\eta_M w_i}] = \\ &= -e^{-\eta_M E[w_i]} - \frac{1}{2} Var[w_i] \eta_M^2 = \\ &= -e^{-\eta_M [a_i + \mu_i b_i e_i - \frac{c_i}{2} (e_i)^2 - \frac{1}{2} \eta_M (b_i)^2 \sigma^2]} \end{aligned} \quad (6)$$

为了讨论的简便, 可以令: $u_i = a_i + \mu_i b_i e_i - \frac{c_i}{2}$

$(e_i)^2 - \frac{1}{2} \eta_M (b_i)^2 \sigma^2$ 。由于 $\frac{\partial U_i}{\partial u_i} = \eta_M e^{-\eta_M u_i} > 0$, 所以 MU 的期望效用可简写为

$$u_i = a_i + \mu_i b_i e_i - \frac{c_i}{2} (e_i)^2 - \frac{1}{2} \eta_M (b_i)^2 \sigma^2 \quad (7)$$

1.2 SP 建模

SP 的效用 u_s 是 MU 付出的众包努力 e_i 而实现的收益减去支付给 MU 的报酬, 可表示为

$$u_s = \sum_{i=1}^N (x_i - s_i) \quad (8)$$

进一步, SP 的期望效用可表示为

$$E[u_s] = \sum_{i=1}^N [(1 - b_i) \mu_i e_i - a_i]$$

方差为

$$Var[u_s] = \sum_{i=1}^N (1 - b_i)^2 \sigma^2$$

2 信息非对称场景下两阶段的最优契约设计

在信息非对称的情况下完成契约设计, 首先由 SP 提供基于契约的两阶段的激励模型 $\{s_i^1(x_i^1), s_i^2(x_i^2)\}$ 给潜在的 MUs, 其中包含一系列条款。如果 MUs 接受契约, 就需要告知 SP 其选择。接下来, SP 将把众包任务分配给 MUs, 然后 MUs 通过参与到第一阶段的众包任务中并且付出努力 e_i^1 , 完成的数据信息被证实是有效的情况下, MU 将根据签订的契约得到第一阶段的支付报酬 $s_i^1(x_i^1)$ 。相似的, 当 MUs 参与到第二阶段的众包任务并付出努力 e_i^2 , 完成的数据信息被证实是有效的情况下, MU 将根据签订的契约得到第二阶段的支付报酬 $s_i^2(x_i^2)$ 。但是, 如果完成的数据信息是无效的或者不足以满足需求, MUs 将无法获得奖励。考虑到合作中将发生有限的交互, 基于信誉的激励机制易于实现, 可以有效地减少通信量和计算量(图 2)。

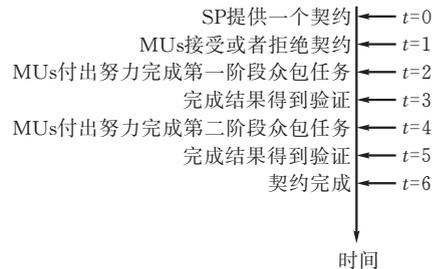


图 2 两阶段动态契约时序图

2.1 第二阶段的契约设计

基于逆向归纳法, 首先考虑第二阶段的合同设计。第二阶段的契约合同设计应该确保每个 MU 可以通过选择努力行为的最优值 e_i^{2*} 来最大化其自身效用 u_i^2 。也就是说, 契约需要满足激励兼容性(Incentive Compatibility, IC)约束并表示为

$$(IC) \max_{e_i^2 \geq 0} u_i^2 = a_i^2 + b_i^2 \mu_i e_i^2 - \frac{c_i}{2} (e_i^2)^2 - \frac{\eta_M}{2} (b_i^2)^2 \sigma^2 \quad (9)$$

此外,为了确保每个 MU 参与众包任务获得的效用要大于或者等于拒绝契约的效用。这个最小的效用称保留效用 \bar{U} 。因此,设计的契约应满足个人理性 (Individual Rationality, IR) 约束,即

$$(IR) u_i^2 = a_i^2 + b_i^2 \mu_i e_i^2 - \frac{c_i}{2} (e_i^2)^2 - \frac{\eta_M}{2} (b_i^2)^2 \sigma^2 \geq \bar{U} \quad (10)$$

因此,基于以上的 IC 和 IR 约束,SP 获得的最大期望效用的优化问题可表示成

$$\max_{\{(a_i^1, b_i^1) \geq 0\}} E[u_i^2] = \max_{\{(a_i^2, b_i^2) \geq 0\}} \sum_{i=1}^N E[x_i^2 - (a_i^2 + b_i^2 x_i^2)] \quad (11)$$

s.t.(9)and(10)

根据上述 IC 约束(9),每个 MU 在第二阶段应该付出的最优众包努力为

$$e_i^{2*} = \frac{b_i^2 \mu_i}{c_i}$$

最后,对于优化问题(11),通过简化计算可以得到 MU 在第二阶段奖金提成系数的最优解为

$$b_i^{2*} = \frac{(\mu_i)^2}{(\mu_i)^2 + \eta_M c_i \sigma^2} \quad (12)$$

2.2 第一阶段的契约设计

由于已经保证第二阶段是最优的,因此第一阶段的最优解问题也就是这两个阶段的总的最优解问题。与第二阶段最优契约设计相类似,设计的契约必须要满足 MU 两个阶段的 IC 约束条件

$$\max_{e_i^1 \geq 0} u_i = E[s_i^1(x_i^1) - C(e_i^1)] + \delta E[s_i^2(x_i^2) - C(e_i^2)] - \frac{1}{2} \eta_M \text{Var}[s_i^1(x_i^1) + \delta s_i^2(x_i^2)] \quad (13)$$

同样的,为了保证 MU 在参与两阶段众包任务获得效用大于或者等于拒绝契约的效用,也就是两阶段的保留效用 u_i 。因此,设计的契约应该满足 IR 约束

$$u_i = E[s_i^1(x_i^1) - C(e_i^1)] + \delta E[s_i^2(x_i^2) - C(e_i^2)] - \frac{1}{2} \eta_M \text{Var}[s_i^1(x_i^1) + \delta s_i^2(x_i^2)] \geq \bar{U} \quad (14)$$

因此,基于以上的 IC 和 IR 约束,SP 两阶段可以获得的最大期望效用可表示为

$$\max_{\{(a_i^1, b_i^1) \geq 0\}} E[u_i] = \max_{\{(a_i^2, b_i^2) \geq 0\}} \left\{ E[x_i^1 - (a_i^1 + b_i^1 x_i^1)] + \delta E[x_i^2 - (a_i^2 + b_i^2 x_i^2)] \right\} \quad (15)$$

s.t.(13)and(14)

根据 IC 约束(13),可以得到 MU 第一阶段应该付出的最优努力为

$$e_i^{1*} = \frac{b_i^1 \mu_i}{c_i}$$

因此,对于优化问题(15),通过简化计算可以得到

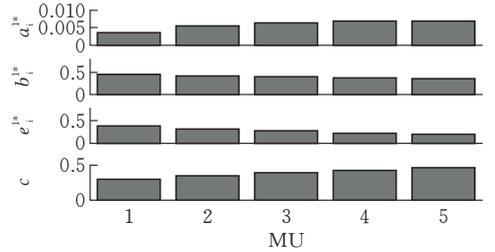
MU 在第一阶段奖金提成系数的最优解为

$$b_i^{1*} = \frac{(\mu_i)^2 - \delta c_i \eta_M \sigma^4 b_i^{2*}}{(\mu_i)^2 + \eta_M c_i \sigma^2} \quad (16)$$

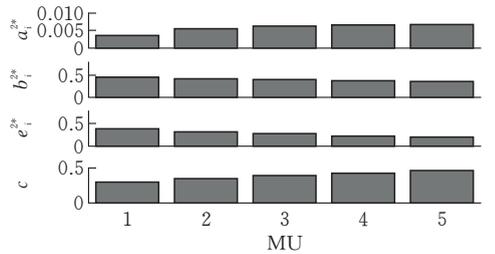
3 实验结果

基于 MATLAB 仿真平台,通过设置数据参数,给出数值结果来评估基于契约的移动众包激励机制的性能。在所有实验中,参数设置如下: $\eta_M = 0.3$, $\sigma^2 = 0.81$ 。随着场景的变化,其他变量将设置不同的参数值。

图 3 实验仿真表示各段 MU 的每单位工作量的利润 μ_i 变化的时候,移动用户的众包努力 e_i^{1*} , e_i^{2*} , 最优基本工资 a_i^{1*} , a_i^{2*} 以及奖金系数 b_i^{1*} , b_i^{2*} 的变化趋势;实验表明最优固定报酬 a_i^{1*} , a_i^{2*} 随着该节点的提成比例 b_i^{1*} , b_i^{2*} 的增大而减少,随着 μ_i 的增大而增大。当利润 μ_i 增加的时候,SP 应分配更大的奖金 b_i^{1*} , b_i^{2*} 以吸引 MU 的注意,以提供足够的努力。因此,随着奖金系数的增加,最佳的众包努力 e_i^{1*} , e_i^{2*} 也将随之变大,SP 就可以向 MU 提供较低的基本工资 a_i^{1*} , a_i^{2*} , 以获得足够的帮助。



(a) 第一阶段中移动众包成本系数变化的最优契约设计

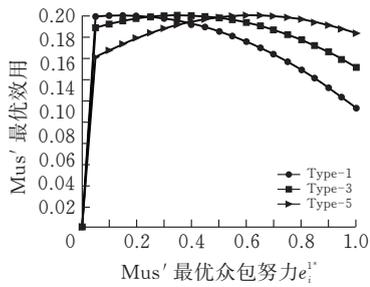


(b) 第二阶段中移动众包成本系数变化的最优契约设计

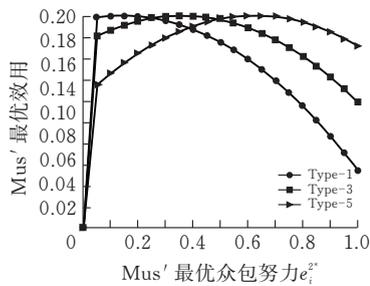
$$\eta_M = 0.3, \sigma^2 = 1, c_i = 0.4, \bar{U} = 0.2$$

图 3 每单位的利润 μ_i 变化时最优契约设计

其次,在相同的三种类型 MUs 情况下对所提出的最有契约的激励方案进行评估。图 4 实验结果表明,每个 MU 在各阶段只有选择最优的众包努力 e_i^{1*} , e_i^{2*} 才能获得其最佳的众包任务完成后的激励效用,实验参数设置与图 3 相同。换言之,本文针对移动众包网络的激励的最优契约能使 SP 打破信息非对称,并有效激励 MUs 在参与众包任务的完成中提供最大的众包努力行为。



(a)不同类型的 MU 在第一阶段契约设计下
努力激励的最佳效用



(b)不同类型的 MU 在第二阶段契约设计下
努力激励的最佳效用

图 4 契约设计下不同类型 MU 努力激励的最佳效用

4 结论

本文针对 MCN 中的网络信息非对称问题,提出了在动态环境下 SP 与 MU 之间的移动众包网络长期激励机制设计方法。将以市场驱动为基底的契约模型引入到 MCN 中,提出了基于契约理论的移动众包网络长期激励机制来解决移动众包网络中的网络信息不对称的问题。仿真结果表明,所研究的基于契约的策略可以提高众包完成质量并实现签约双方双赢的结果。

[参 考 文 献]

[1] Yang K, Zhang K, Ren J, et al. Security and privacy in mobile crowdsourcing networks: challenges and opportunities [J]. IEEE communications magazine, 2015, 53(8): 75-81.

[2] Zhang X, Yang Z, Sun W, et al. Incentives for mobile crowd sensing: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 18(1): 54-67.

[3] Luo T, Tham C-K. Fairness and social welfare in incentivizing participatory sensing[C]. 2012 9th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), 2012: 425-433.

[4] Lan K-C, Chou C-M, Wang H-Y. An incentive-based framework for vehicle-based mobile sensing[J]. Procedia Computer Science, 2012, 10: 1152-1157.

[5] Chen P-Y, Ao W C, Lin S-C, et al. Reciprocal spec-

trum sharing game and mechanism in cellular systems with cognitive radio users[C]. 2011 IEEE GLOBECOM Workshops (GC Wkshps), 2011: 981-985.

[6] Magerkurth C, Cheok A D, Mandryk R L, et al. Pervasive games: bringing computer entertainment back to the real world [J]. Computers in Entertainment (CIE), 2005, 3(3): 4-4.

[7] Avouris N M, Yiannoutsou N. A review of mobile location-based games for learning across physical and virtual spaces[J]. J. UCS, 2012, 18(15): 2120-2142.

[8] Yang D, Xue G, Fang X, et al. Crowdsourcing to smartphones: Incentive mechanism design for mobile phone sensing[C]. Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking, 2012: 173-184.

[9] Zhang X, Yang Z, Zhou Z, et al. Free market of crowdsourcing: Incentive mechanism design for mobile sensing[J]. IEEE transactions on parallel and distributed systems, 2014, 25(12): 3190-3200.

[10] Zhao D, Li X-Y, Ma H. Budget-feasible online incentive mechanisms for crowdsourcing tasks truthfully [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2014, 24(2): 647-661.

[11] Zhao N, Liang Y-C, Pei Y. Dynamic contract incentive mechanism for cooperative wireless networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10 970-10 982.

[12] Zhao N, Liu R, Chen Y, et al. Contract design for relay incentive mechanism under dual asymmetric information in cooperative networks [J]. Wireless Networks, 2018, 24(8): 3029-3044.

[13] Zhao N. A contract-based model for multiuser cooperative relay in wireless communication networks [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 96 (4): 5105-5121.

[14] Ho C-J, Slivkins A, Vaughan J W. Adaptive contract design for crowdsourcing markets: Bandit algorithms for repeated principal-agent problems [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2016, 55: 317-359.

[15] Duan L, Gao L, Huang J. Cooperative spectrum sharing: A contract-based approach [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012, 13(1): 174-187.

[16] Gibbons R. Incentives between firms (and within) [J]. Management science, 2005, 51(1): 2-17.

[17] Aswath Damodaran. Strategic risk taking: a framework for risk management [J]. strategic risk taking a framework for risk management, 2008, 7(3):22-33.