

---

# A "Photographing and Making Money" Pricing Model Based on Game Theory

Yuefeng Li\*, Jianzhi Lang, Xingliang Zhou, Yuchen Pan

Department of Mechanical Engineering, Harbin University of Science and Technology, Weihai, China

## Email address:

2742456589@qq.com (Yuefeng Li), 3295716532@qq.com (Jianzhi Lang), 973417930@qq.com (Xingliang Zhou)

\*Corresponding author

## To cite this article:

Yuefeng Li, Jianzhi Lang, Xingliang Zhou, Yuchen Pan. A "Photographing and Making Money" Pricing Model Based on Game Theory. *Science Discovery*. Vol. 6, No. 5, 2018, pp. 436-443. doi: 10.11648/j.sd.20180605.29

**Received:** October 1, 2018; **Accepted:** October 19, 2018; **Published:** November 8, 2018

**Abstract:** In recent years, the Internet has shown a booming situation. According to the survey, many emerging products have flooded into the market on a large scale. One of the self-service apps that make money by taking pictures has quietly emerged in many big cities. Firstly, taking Shenzhen City, Guangdong Province, China as the research object, the price of photographing and making money in different areas of Guangzhou was collected and analyzed. The relationship between location and price was obtained by multivariate linear fitting, and the latitude and longitude of the failed task after clustering was substituted. The three main reasons for the failure of the task in the software are: low pricing or remote location; members and tasks are far away, members have low credibility, and scheduled tasks start too late; the population of the region The flow rate is low and the market potential is insufficient. Secondly, in order to reduce the probability of task failure, a non-cooperative game model is established to improve the pricing law, which increases the task success rate by 11.3% compared with the original, indicating that the model can effectively improve the task success rate. Finally, in order to avoid the concentration of tasks, users are competing for choice, and also improve the efficiency of task completion. Consider combining these tasks together and publishing them. Therefore, the optimized "crowdsourcing" model is established again, and the implementation of the scheme is evaluated by data fitting. Effect. The result suggests that this model not only effectively ensures the authenticity of the survey's data, but also shortens the survey's period, which is conducive to increasing the respective interests between enterprises and users and promoting economic development.

**Keywords:** Make Money by Taking Pictures, Crowdsourcing, Pricing Model, Non-Cooperative Game Model

---

## 一种基于博弈论的“拍照赚钱”定价模型

李月峰\*, 郎建志, 周兴良, 潘禹辰

机械工程系, 哈尔滨理工大学, 威海, 中国

## 邮箱

2742456589@qq.com (李月峰), 3295716532@qq.com (郎建志), 973417930@qq.com (周兴良)

**摘要:** 近年来, 互联网呈现出一种蓬勃发展的局面。根据调查发现, 很多新兴产物大规模地涌入市场, 其中有一种通过拍照来赚钱的自助式APP在许多的城市悄然兴起。首先, 以中国广东省深圳市作为研究对象, 对广州市不同地区拍照赚钱的价格进行了采集和分析, 利用多元线性拟合得到地点与价格之间的关系, 将聚类后任务失败的经纬度代入软件中与地图匹配, 得出任务失败的3种主要原因分别为: 定价过低或地理位置偏远; 会员与任务位置较远, 会员信誉度较低, 预定任务开始时间过晚; 该地区的人口流量数值较低, 市场潜力不足。其次, 为了降低任务失败的概率, 建立了双方非合作博弈模型来改进定价规律, 从而使任务成功率与原来相比增加了11.3%, 说明该模型可以有效提高任

务成功率。最后，为了避免任务集中导致用户争相选择，同时也提高任务完成效率，考虑将这些任务联合在一起打包发布，所以再次建立优化后的“众包”模型，通过数据拟合来评价该方案实施的效果。结果表明，此模型在节省调查成本的同时，不光有效地保证了调查数据的真实性，而且缩短了调查的周期,有利于增加企业与用户各自利益、促进经济的发展。

**关键词：**拍照赚钱，众包，定价模型，非合作博弈模型

### 1. 引言

随着互联网的高速发展，移动通信和互联网逐渐成为当今世界市场潜力最大、发展最快、前景最诱人的两大业务。其中一种通过拍照来赚钱的自助式服务悄然兴起。所谓的“拍照赚钱服务”就是一种基于移动互联网的自助式劳务众包平台[1],目的是为企业提供各种商业检查和信息搜集。这种自助式服务模式，在节省调查成本的同时，有效地保证了调查数据真实性，缩短了调查的周期。在该APP的设计过程中，最重要的便是任务的定价情况，任务定价过低，则无人问津，导致商品检查的失败;定价过高，则企业的经营可能无法正常运作，所以为了使这种自助式模式能够得到应用，本文主要针对任务的定价提出合理的方案并不断的加以优化改进。

### 2. “拍照赚钱”任务失败评价模型——以深圳市为例

查找已完成任务的数据，其中包括每个任务的位置、定价和完成情况。利用EXCEL与MATLAB等软件，得到了各点位置及任务完成情况，结果如图1所示。

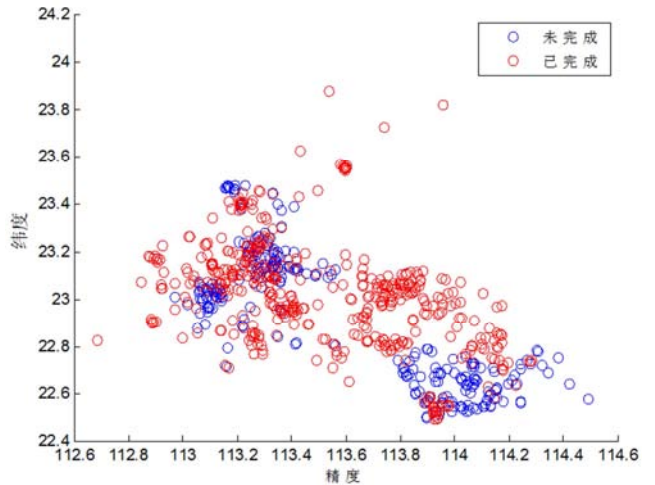


图1 任务完成分布图。

由图1可直观的看出，会员的分布位置与任务分布位置相似程度很高，所以可以推测出任务分布与会员位置分布有关。

首先将定价与经纬度进行多元线性拟合，得到地点与价格之间的关系，即为所需的定价规律。该规律函数关系式如图2所示，其中因变量 $Z$ 代表价格，自变量 $X$ 代表纬度和自变量 $Y$ 代表经度。

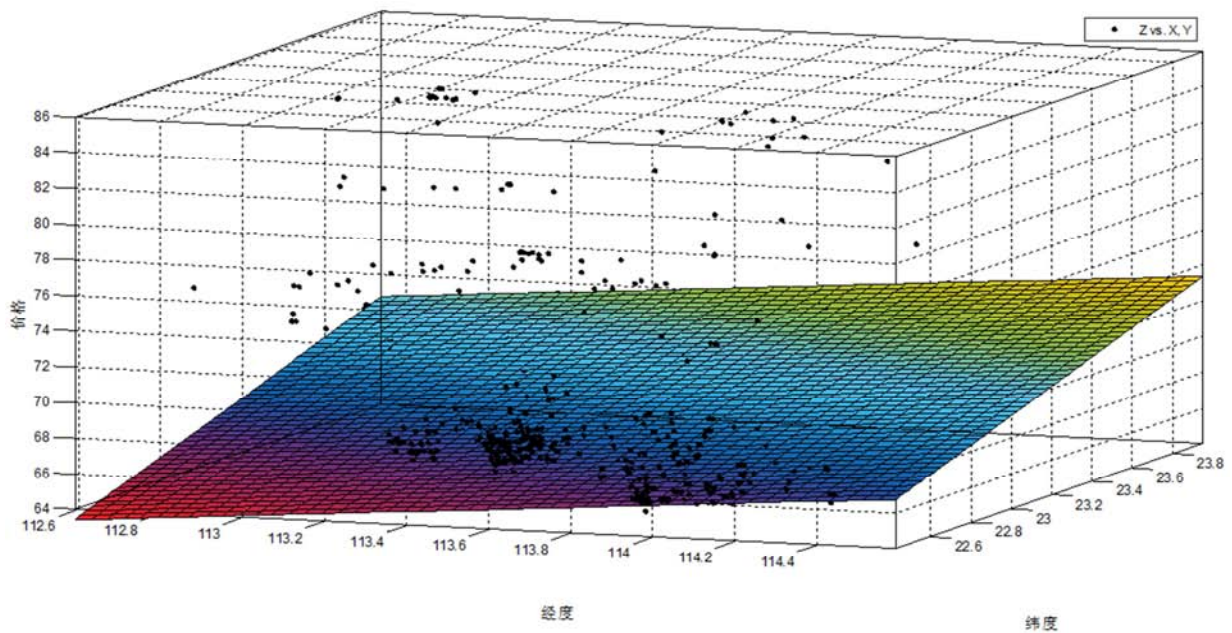


图2 价格分布变化图。

运用MATLAB软件,得到多元线性回归拟合出来的函数表达式为:

$$Z = -222.4 + 4.336X + 1.675Y \quad (1)$$

由上式和上图可以看出,任务地点的经纬度与定价成正相关。距离越远价格越高;反之,价格越低。

其次将任务执行失败的区域进行聚类分析。运用EXCEL软件筛选未完成地点,利用分布聚类法对所有未完成任务区域的经度和纬度进行聚类,将所有未完成任务区

域的经度和纬度代入分步聚类法MATLAB程序中,结果cophenet值最大,可见利用城市布洛克距离最合适。

然后用系统聚类树创建聚类,将区域划分为三类,结果如图3所示。通过GPS将距离后任务失败的经纬度代入软件中与地图匹配,再分别联系其地区的经济、人口流量和会员信誉值的情况,可得出任务失败的3种主要原因分别为:

- (1)定价过低或地理位置偏远;
- (2)会员与任务位置较远,会员信誉度较低,预定任务开始时间过晚。
- (3)该地区的人口流量数值较低,市场潜力不足。

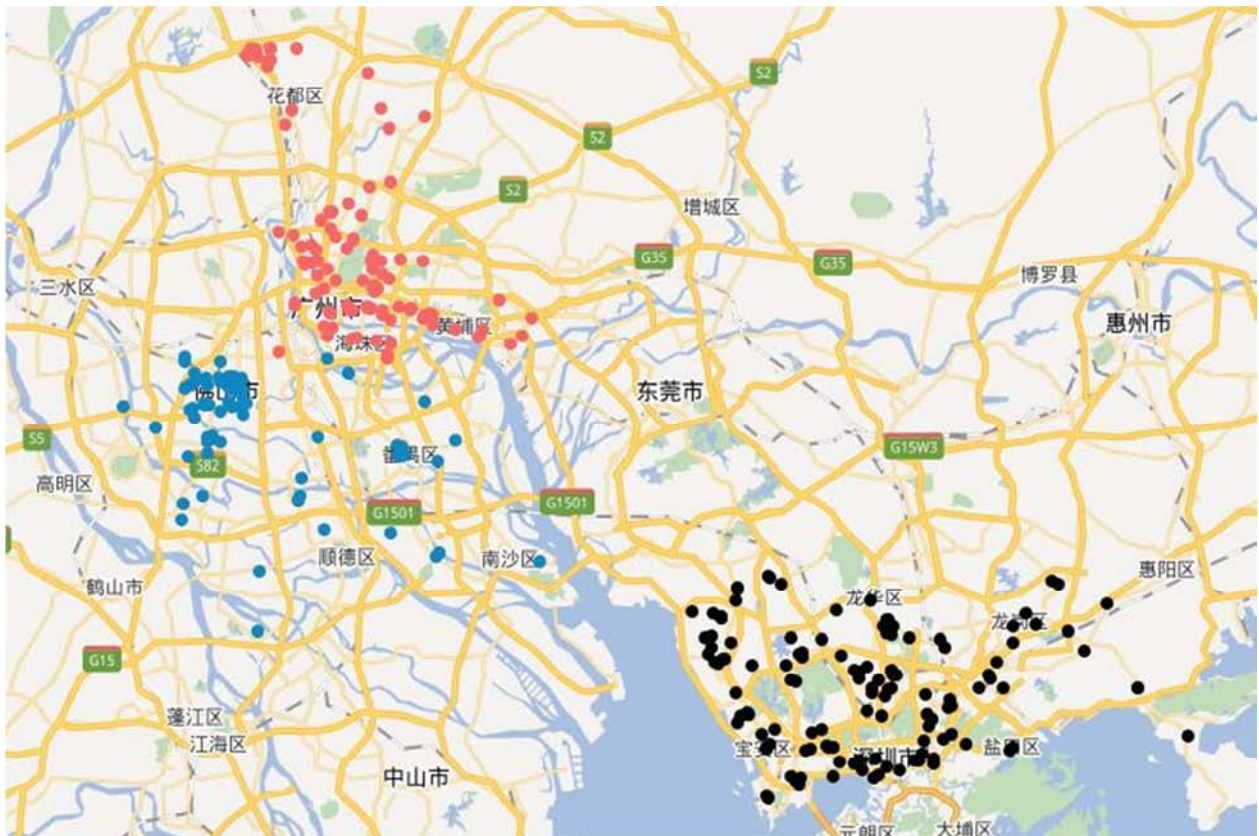


图3 聚类后任务分布图。

### 3. 基于博弈论的“拍照赚钱”定价模型——以深圳市为例

如何使企业与会员双方的利益均实现最大化?对于企业来说,在最短的时间花费最少的钱获得最多的信息,即会员完成任务的成功率;对于会员来说,在最方便的任务位置赚取最多的钱,即会员完成任务的效率。

因此,基于博弈论的“拍照赚钱”定价模型首先分析任务聚集中心和会员聚集中心的距离与定价的关系,其次通

过非合作博弈模型找到其Nash平衡点,得到方案的成功率,与原方案进行比较。

#### 3.1. 分析任务聚类中心和会员聚类中心的距离与定价的关系

首先运用SPSS软件对深圳市内的任务地址进行聚类分析[2],结果如表1所示。

表1 任务成功聚类中心。

	聚类					
	1	2	3	4	5	6
纬度	22.6975	22.5696	22.9934	22.5841	22.6812	22.8045
经度	114.268	113.922	114.728	114.105	114.016	114.133

表2 任务失败聚类中心。

聚类		1	2	3	4	5	6
纬度		22.6603	22.7027	22.6972	22.5480	22.6217	22.8324
经度		114.412	113.876	114.227	114.085	113.936	114.106

然后运用SPSS将深圳市内的会员地址分成六个聚集点，结果如图4，图5。再用MATLAB计算出任务与会员各个聚集点之间的距离，将所得中心位置带入(1)式，得到相应的标价，将标价与对应的距离汇成条形图，结果图6所示。

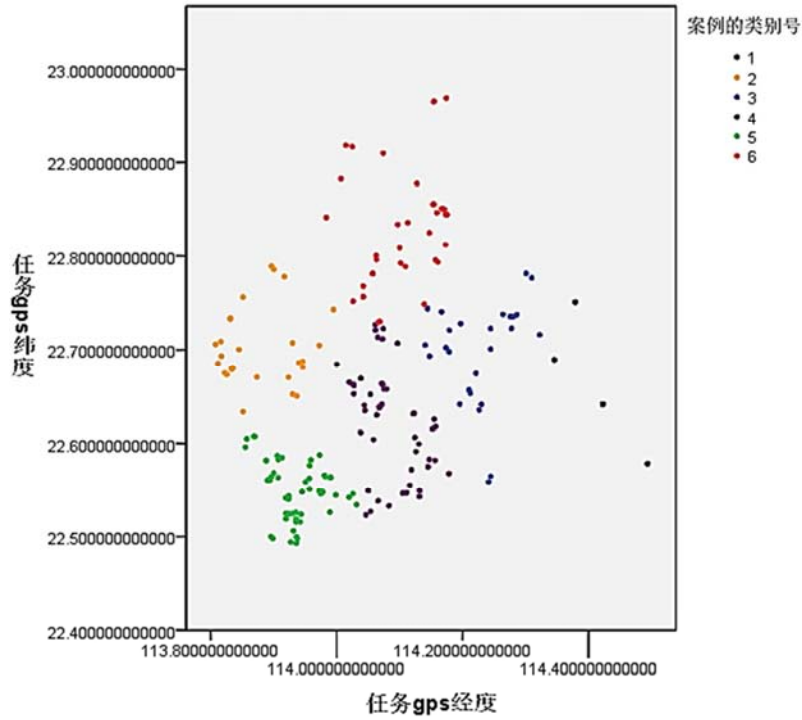


图4 任务GPS分布图。

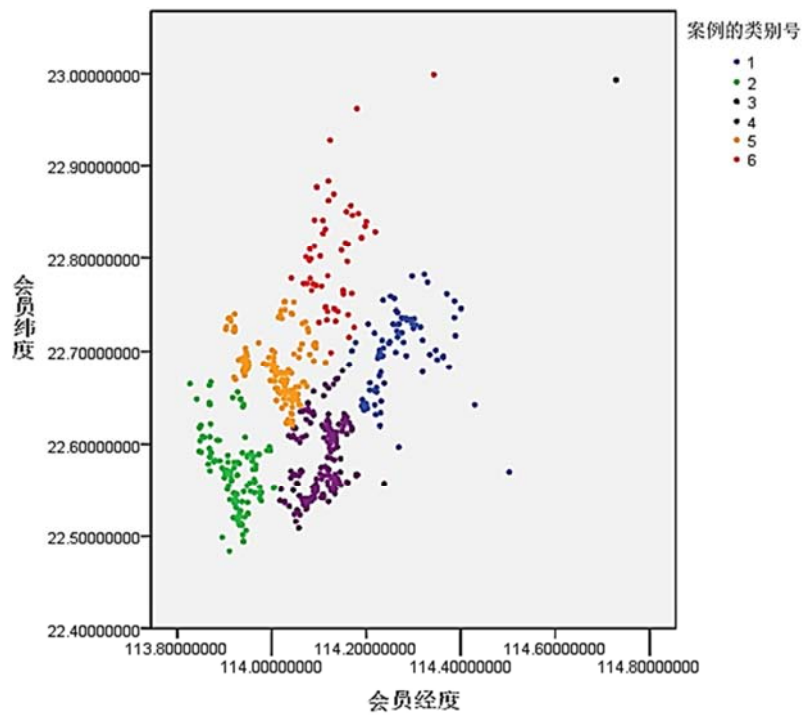


图5 会员精度分布图。

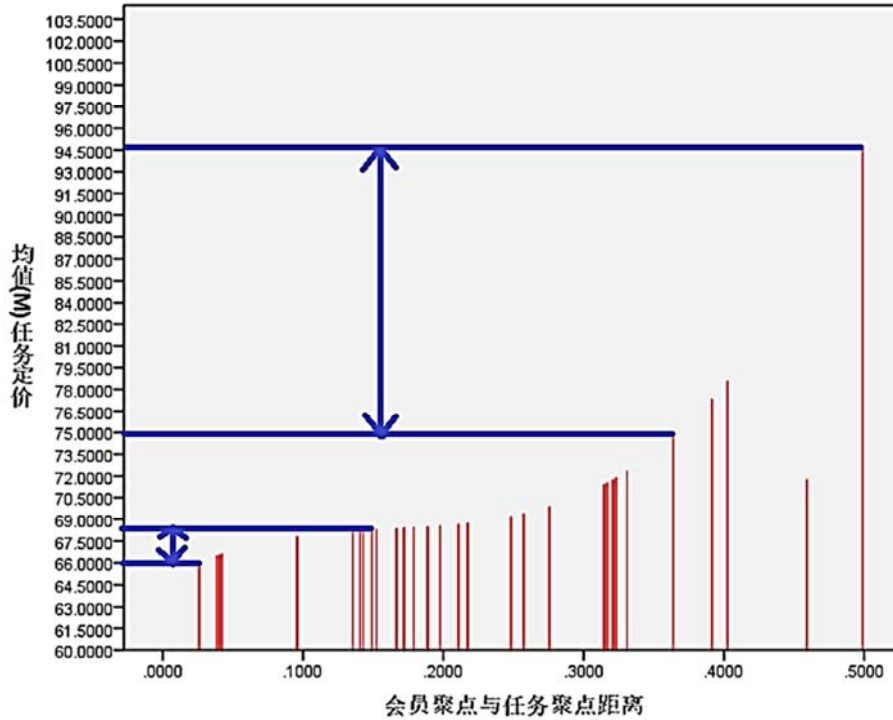


图6 会员聚点与任务聚点距离。

由上图6可知:

- (1)当会员聚点与任务聚点的距离明显偏小(即范围在0.0300-0.1500时)对应的任务标价应该在66-68之间;
- (2)当会员聚点与任务聚点的距离明显偏大(即范围在0.3600-0.5000时)对应的任务标价应该在75-94之间。

### 3.2. 非合作博弈决策模型的构建[3-4]

首先,确定该实际问题的局中人集合是企业与用户中间的利益问题,因为并未涉及APP软件,所以可以将局中人集合设为 $P = \{1,2\}$ ,其中局中人1表示企业,局中人2表示会员。

其次,确定每个局中人的策略集 $S_i = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ ,对于局中人1(企业)其有两种策略,第一种是在选择在会员聚集点距任务聚集点较近发布任务的定价高,较远发布任务的定价高时,会员选择任务的完成效果好;第二种选择会员聚集点距任务聚集点较近发布任务的定价低,较远发布任务的定价低,会员选择任务的完成效果差,这样构成的策略集为 $S_1 = \{s_1, s_2\}$ 。对于局中人2(用户)其有两种策略,第一种是选择任务聚集点距自己的位置近且定价高,位置远且定价高,完成任务的效果好;第二种是选择任务聚集点距自己的位置近且定价低,位置远且定价低,完成任务的效果差,构成的策略集为 $S_2 = \{s_1, s_2\}$ 。

设 $M=(q,1-q),N=(v,1-v)$ 分别表示局中人1(企业)和局中人2(会员)的混合策略,  $q$ 表示选择在会员聚集点距任务聚集点较近发布任务的定价高,较远发布任务的定价高时,会员选择任务的完成程度较好的概率,那么 $1-q$ 表示选择在会员聚集点距任务聚集点较近发布任务的定价低,较远发布任务的定价低,会员选择任务的完成效果差的概率;  $y$ 表示选择任务聚集点距自己的位置近且定价高,位置远且定价高,完成任务的效果好的概率,  $1-v$ 表示任务聚集

点距自己的位置近且定价高,位置远且定价高,完成任务的效果差的概率。这样博弈模型的混合策略的整体局势可以由 $(q,v)$ 完全决定。

然后,确定局中人1(企业)和局中人2(会员)的赢得矩阵 $U_i = u_{ij}(s)$ , ( $i = 1,2, \dots, n$ )其中矩阵中的 $u_{ij}(s)$ 表示在局中人1选择策略 $i$ 和局中人2选择策略 $j$ 的情况之下局中人 $i$ 的赢得,假设局中人(企业)和局中人2(会员)的赢得矩阵为:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix}$$

则将整个双人合作博弈模型记作

$$G = \{P_i; S_i; U_i (i = 1,2)\}$$

设 $C_2(q, v)$ 分别表示局中人1(企业)和局中人2(会员)在混合策略 $(x, y)$ 下获得的期望赢得, 则

$$C_1(q, v) = (q, 1 - q)A \begin{pmatrix} v \\ 1 - v \end{pmatrix} = QAV^T \quad (2)$$

$$C_2(q, v) = (q, 1 - q)B \begin{pmatrix} v \\ 1 - v \end{pmatrix} = QBV^T \quad (3)$$

根据以上两个公式可以计算出 Nash平衡点。 $(x, y)$ 为博弈的平衡点即为所有混合策略之下的最大值,这里为双人非合作的博弈问题,故而可以将Nash平衡点的定义转化为如下的几个不等式:

$$C_1(1, v) \leq C_1(q, v) \quad (4)$$

$$C_1(0, v) \leq C_1(q, v) \quad (5)$$

$$C_2(q, 1) \leq C_2(q, v) \quad (6)$$

$$C_2(q, 0) \leq C_2(q, v) \quad (7)$$

由(4.2.1.3)-(4.2.1.4)式展开化简得：

$$J(1 - q)v - j(1 - q) \leq 0 \tag{8}$$

$$Jqv - jq \geq 0 \tag{9}$$

其中  $J = a_{11} + a_{22} - a_{21} - a_{12}$ ,  $j = a_{22} - a_{12}$  则有：

当  $J = 0, j = 0$  时,  $0 \leq q \leq 1, 0 \leq v \leq 1$ , 当  $J = 0, j > 0$  时,  $q = 0, 0 \leq v \leq 1$

当  $J = 0, j < 0$  时,  $q = 1, 0 \leq v \leq 1$ , 当  $J \neq 0$  时, 记  $\alpha = \frac{j}{J}$ , 则有

$$\begin{aligned} q &= 0, v \leq \alpha \\ 0 < q < 1, v &= \alpha \\ q &> 1, v \geq \alpha \end{aligned}$$

同理, 由(9)-(10)式展开化简得

$$K(1 - y)y - k(1 - y) \leq 0 \tag{10}$$

$$Kxy - ky \geq 0 \tag{11}$$

其中  $K = b_{11} + b_{22} - b_{21} - b_{12}$ ,  $k = b_{22} - b_{12}$ , 则有：

当  $K = 0, k = 0$  时,  $0 \leq q \leq 1, 0 \leq v \leq 1$

当  $K = 0, k > 0$  时,  $q = 0, 0 \leq v \leq 1$

当  $K = 0, k < 0$  时,  $q = 1, 0 \leq v \leq 1$

当  $K \neq 0$  时, 记  $\beta = \frac{k}{K}$ , 则有

$$\begin{aligned} q &\leq \beta, v = 0 \\ q &= \beta, 0 < v < 1 \\ q &\geq \beta, v = 1 \end{aligned}$$

将上式不等式组的解结合起来就得到双矩阵博弈的平衡点。

### 3.3. 非合作博弈决策模型的求解[5]

在该模型中需要确定企业和会员的赢得矩阵。对于企业来说, 在会员聚类中心距任务聚类中心较近发布任务的定价高, 较远发布任务的定价高时, 会员选择任务的完成程度较好, 在会员聚类中心距任务聚类中心较近发布任务的定价低, 较远发布任务的定价低, 会员选择任务的完成效果差; 对会员来说, 会员更愿意选择价格较高的任务而且完成的效果相对较好, 反之价格较低时, 效果相对较差。

当对于企业选择会员聚类中心距任务聚类中心较近发布任务的定价高, 较远发布任务的定价高时, 而会员选择距离近价格高, 位置远且定价高时的任务, 此时的完成效果会非常好, 赢得可记为2; 当对于企业选择会员聚类中心距任务聚类中心较近发布任务的定价高, 较远发布任务的定价高时, 而会员选择任务聚类中心距自己的位置近且定价低, 位置远且定价低, 可记为-1; 当对于企业选择会员聚类中心距任务聚类中心较近发布任务的定价低, 较远发布任务的定价低, 而会员选择距离近价格高, 位置远且定价高时的任务, 此时会员完成任务的效果较差, 盈得可记为1; 当对于企业选择会员聚类中心距任务聚类中心较近发布任务的定价低, 较远发布任务的定价低, 而会员选择任务聚类中心距自己的位置近且定价低, 位置远且定

价低, 此时会员的完成效果会非常不好, 赢得可记为2。对于会员来说所得赢得可视为相等。

综上所述, 构成赢得矩阵如下:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

由2)中公式计算可得:

$$J = 4 > 0, j = 1, \alpha = \frac{j}{J} = 3/4$$

$$K = 4 > 0, k = 1, \beta = \frac{k}{K} = 3/4$$

得到双矩阵博弈的解为:

$$\begin{cases} x = 0, y \leq \frac{3}{4} \\ 0 < x < 1, y = \frac{3}{4} \\ x = 1, y \geq \frac{3}{4} \end{cases} \begin{cases} x \leq \frac{3}{4}, y = 0 \\ x = \frac{3}{4}, 0 < y < 1 \\ x \geq \frac{3}{4}, y = 1 \end{cases}$$

这样Nash平衡点有三个分别为(3/4, 3/4), 可知: 企业在分配任务时会员完成的成功率为3/4即75%, 本节最后对博弈定价方案进行评估由于任务清单中一共有834个任务成功完成的任务数为520个任务的完成率为

$$\eta_{原} = \frac{\eta_{完成}}{\eta_{总数}} \times 100\% \tag{12}$$

任务完成提升率为

$$\phi = \frac{\eta - \eta_{原}}{\eta_{原}} \times 100\% \tag{13}$$

代入数据计算得原来定价任务的完成率

$$\eta_{原} = \frac{520}{834} \approx 62.35\% \tag{14}$$

使用新方案后任务完成提升率为

$$\phi = \frac{\eta - \eta_{原}}{\eta_{原}} \times 100\% = \frac{0.85 - 0.6235}{0.6235} \times 100\% \approx 26.65\% \tag{15}$$

显然,  $85\% > 62.35\%$ , 且使用新方案后, 任务完成率比原先提高了26.11%。

## 4. 打包扩展模型——以深圳市为例[6]

首先综合考虑会员位置、任务位置、预定时间、预订限额、信誉度对任务分配的影响, 然后提出空间众包环境下的在线任务的分配, 将空间分为若干个格子, 进行分配建模, 再使用自适应随机阈值算法进一步计算得到任务完成情况, 得到打包分配的方案。

### 4.1. 因素分析

将查找后的进行数据处理, 可得在每三分钟企业会更新一次会员的信息, 而且在每三分钟都会进行信誉值得排序, 这样就可以在每三分种的订单中按先后顺序、信誉值的高低、用户的限额数进行任务打包, 再根据任务的具体

位置和会员的具体位置进行任务打包,对于打包方案的定价,仍需要设定对于打包的任务的聚点位置与用户位置较近且配额高的价格可较低,对于打包的任务的聚点位置与用户的位置较远且配额低的价格可较高的方案。以下对它们进一步计算。

4.2. “众包”任务分配[7][8][9]

定义1: (会员位置)一个会员位置定义为 $w$ 表示会员的位值为欧式空间中的一个点 $l_w$ ,同意接受的移动范围是以 $l_w$ 、以为半径的区域,同意接受的最大请求数(即预定限额)为正整数 $c_w$ ,会员的完成率 $q_w \in (0, 1]$ ,会员开始任务的时间为 $b_w$ ,会员完成任务的时间为 $e_w$ 。

定义2: (会员工作地点)任务地点定义为 $P = \langle l_p, c_p, b_p, e_p \rangle$ ,表示任务地点为欧式空间中的一个点 $l_p$ ,并且能够容纳最大任务数(即打包个数)为正整数 $c_p$ ,任务发布的时间为 $b_p$ ,任务截止时间为 $e_p$ 。

定义3: (效用)会员 $w$ 完成任务 $P$ 的效用定义为 $U(p, w) = u_p \times q_w$ ,即任务回报 $u_p$ 与会员完成率的乘积。

定义4: (任务分配)给定任务集合 $P$ 、会员集合 $W$ 和一个效用函数 $U(\cdot, \cdot)$ ,任务地点,会员按照顺序来出现即看同一时间信誉度高的会员优先选择任务,求

解目标找到 $P$ 、 $W$ 的任务分配 $M \subseteq P \times W$ ,最大化任务分配总效用 $\text{MaxSum}(M) = \sum_{p \in P, w \in W} U(p, w)$ 且满足以

下约束:

- (1)任务分配一旦给出,不能改变;
- (2)截止时间约束: 当一个打包任务地点 $p$ 或一个会员 $w$ 出现时,给出任务分配,并要求会员的活动时间 $[b_w, e_w]$ ,打包任务活动时间相交 $[b_p, e_p]$ ;
- (3)限额约束: 每个会员 $w$ 在 $M$ 中最多出现 $c_w$ ,每个打包工作地点 $p$ 在 $M$ 中最多出现 $c_p$ 次;
- (4)空间约束: 任务分配 $\langle p, w \rangle$ 需要满足 $p$ 在以 $r_w$ 为中心、以 $r_w$ 为半径的范围内。

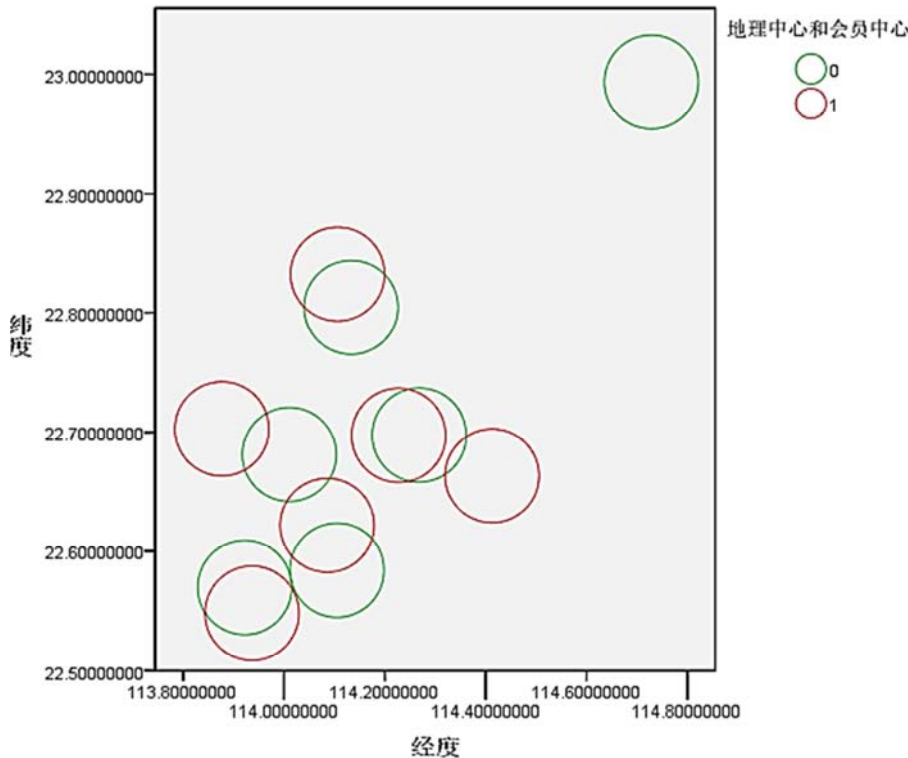


图7 打包位置的示意图。

综上,可用Matlab编程得到打包分配的方案,同时做出打包位置的示意图(图7),分析得当任务聚类中心范围与会员聚类中心范围重合处将任务打包分配给会员;未重合处,不进行打包分配给会员。

4.3. 自适应随机阈值算法[10]

该算法不仅可以解决任务执行率较大的分配,还可以解决任务执行率较小的分配。本文扩展为5类动态出现的对象。主要思想是:首先选用一个任务执行率阈值,将打包分配的方案做出任务执行率大于阈值的情况,虽然会损失一部分较小方案,但近似的方案执行率结果更高的,从

而降低较差情况。运算过程中,不断调整动态对象 $k$ 值的概率,增加 $k$ 值被选择的概率,提高整体的运算性能。

在运算的过程中, $k$ 值均匀随机获取,代入公式为: $w_k = w_k(1 + \delta)^{u_k/U_{max}}$ ,权重 $w_k$ 。 $k$ 值不断变化,也在不断更新 $w_k$ 的值。理论算法如下:

Step 1: 根据公式计算更新后的 $w_k$ 值。定义:

$$W = \sum_i w_i, W' = \sum_i w'_i, q_i = \frac{w_i}{W}, q'_i = w'_i / W'$$

Step 2: 当某个任务 $v$ 出现时,计算任务完成率的期望 $\sum_i q_i u_i$ 。对于任意 $x \leq 1$ ,有 $(1 + \alpha)^x \leq 1 + x\alpha$ ,得出

$$W' \leq \sum_i w_i \left(1 + \frac{\delta u_i}{U_{max}}\right) = W \sum_i q_i \left(1 + \frac{\delta u_i}{U_{max}}\right) = W \left(1 + \frac{\delta}{U_{max}}\right) \sum_i q_i u_i$$

$$D \left(\frac{W'}{W} - 1\right) \leq D \frac{\delta}{U_{max}} \sum_i q_i u_i$$

因此, 任务 $v$ 获得的任务完成率至少为

$$\sum_i q_i u_i \left(1 - \frac{D\delta}{U_{max}}\right)$$

Step 3: 计算总任务获得的任务完成率不等式。设 $W_f$ 为算法结束时的总权重, 则有:

$$(1 + \delta)^{OPT/U_{max}} W_f \leq \theta \prod_v \left(1 + \frac{\delta}{U_{max}} \sum_i q_i u_i\right)$$

$$\sum_v \sum_i q_i u_i \geq OPT \left(1 - \frac{\delta}{2}\right) - \frac{U_{max}}{\delta} \ln \theta$$

其中, OPT为k值不同时随机阈值算法给出任务分配总完成率的极大值。

Step 4: 计算任务打包完成率的最小值G。

$$\text{设 } \delta = \varepsilon U_{max} / 2D (D \geq U_{max}) (D > U_{max})$$

$$G \geq OPT(1 - \varepsilon) - \frac{2D}{\varepsilon} \ln(\theta)$$

经计算, 最终得到完成率的最小值为78.36%。成功率与其信誉值有密切的关系, 由于会员和任务发布的企业具有自私特性, 且双方均想获得自身的最大效益, 这样的情况导致会员所提交的结果中包含大量随意甚至虚假的答案, 即存在内部的激励问题。因此, 为了激励会员尽力完成任务, 从而保障在APP中结果数据的质量, 也就是完成任务的成功率, 这也就达到了优化分配任务的完成情况。基于信任机制的设计将信誉值作为企业识别和惩罚恶意会员的重要指标, 并且基于会员的可信程度和会员偏好为任务分配提供了决策支持。而且有利说明在每三分钟的订单中按先后顺序、信誉值的高低、用户的限额数进行任务打包, 对于打包的任务的聚类中心位置与会员位置较近且配额高的价格可较低, 对于打包的任务的聚类中心位置与会员的位置较远且配额低的价格可较高的方案, 这也对会员完成任务的成功率有着显著的影响。

## 5. 结论

目前市场上“拍照赚钱”的服务模式出现了任务定价不合理的现象, 为了解决这一问题, 建立了双方非合作

博弈模型来改进定价规律, 经改进, 发现成功率较之前高出11.3%, 说明改进后的模型对提高任务的成功率来说是有效的。之后采用优化后的“众包”模型, 通过数据拟合来评价该方案实施的效果, 证明此模型在节省调查成本的同时, 不光有效地保证了调查数据的真实性, 而且缩短了调查的周期, 有利于增加企业与用户各自利益、促进经济的发展。

## 参考文献

- [1] 费熹. 基于折减方法与博弈论的“拍照赚钱”任务App定价问题研究[J]. 科技传播, 2017, 9(24): 107-108+135。
- [2] 祖来克孜·米吉提. 基于K-means聚类法的新疆城镇居民生活质量水平研究[J]. 价值工程, 2018(31): 106-109。
- [3] 郑丞, 金隼, 来新民, 李余兵. 基于非合作博弈的公差分配优化[J]. 机械工程学报, 2009, 45(10): 159-165. [2017-09-17]。
- [4] 罗洪飞. 基于非合作博弈及多目标优化的居民用户智能用电策略研究[D]. 重庆大学, 2016。
- [5] 孙剑萍, 耿彪, 汤兆平, 刘欢. 基于非合作博弈的城际运输通道客运分担率及定价策略研究[J]. 中国科技论文, 2016, 11(07): 823-827+842。
- [6] 宋天舒, 童咏昕, 王立斌, 许可. 空间众包环境下的3类对象在线任务分配[J/OL]. 软件学报, 2017, 28(03): 611-630. (2016-11-29)[2017-09-17]。
- [7] 席蒙雨, 刘婵. 基于最短距离的打包任务定价模型[J]. 现代商业, 2018(10): 184-185。
- [8] 贾月恬, 钟妍, 梁定康. 打包机制下的任务定价模型[J]. 中国集体经济, 2018(07): 77-78。
- [9] 陈瑞泽, 周正, 朱力. 众包平台的任务定价规律模型[J]. 经贸实践, 2017(21): 308。
- [10] 刘辉, 李盛恩. 时空众包环境下基于统计预测的自适应阈值算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(02): 415-420。