

“拍照赚钱” APP 的定价模型

摘要

“拍照赚钱” APP 是。

关键字： 劳务众包 聚类分析 灰色关联矩阵 多目标优化

一、问题重述

“拍照赚钱”APP 是一种基于移动互联网的自助式劳务众包平台，为企业提供各种商业检查和信息搜集服务。用户注册成为 APP 的会员，然后从 APP 上领取需要拍照的任务，赚取任务标定的酬金。APP 中的任务定价是其运行的核心要素，如果定价不合理，有的任务就会无人问津，而导致商品检查的失败。

附件一是一个已结束项目的任务数据，包含了每个任务的位置、定价和完成情况（“1”表示完成，“0”表示未完成）；附件二是会员信息数据，包含了会员的位置、信誉值、参考其信誉给出的任务开始预订时间和预订限额，原则上会员信誉越高，越优先开始挑选任务，其配额也就越大（任务分配时实际上是根据预订限额所占比例进行配发）；附件三是一个新的检查项目任务数据，只有任务的位置信息。根据以上内容提出如下四个问题：

1. 研究附件一中项目的任务定价规律，分析任务未完成的原因。
2. 为附件一中的项目设计新的任务定价方案，并和原方案进行比较。
3. 实际情况下，多个任务可能因为位置比较集中，导致用户会争相选择，一种考虑是将这些任务联合在一起打包发布。在这种考虑下，如何修改前面的定价模型，对最终的任务完成情况又有什么影响？
4. 对附件三中的新项目给出你的任务定价方案，并评价该方案的实施效果。

二、符号说明

符号	意义
cp_k	第 k 名会员的任务完成能力
$\overline{cp_i}$	第 i 项任务所在网格内会员平均完成能力
p_i	第 i 个任务的定价
C_i	第 i 个任务是否被完成的 0-1 变量
w_{ij}	任务 i 对会员 j 的吸引度
l_{ij}	任务 i 与会员 j 之间的距离
$choice(j)$	会员 j 在预定任务时的选择
$belong(k)$	完成第 k 个任务的会员
G_j	会员 j 的信誉值

注：未列出及重复的符号以出现出为准

三、模型假设

1. 每个任务的工作量基本相同
2. 会员成功预定的任务都会完成

四、问题一的建模与求解

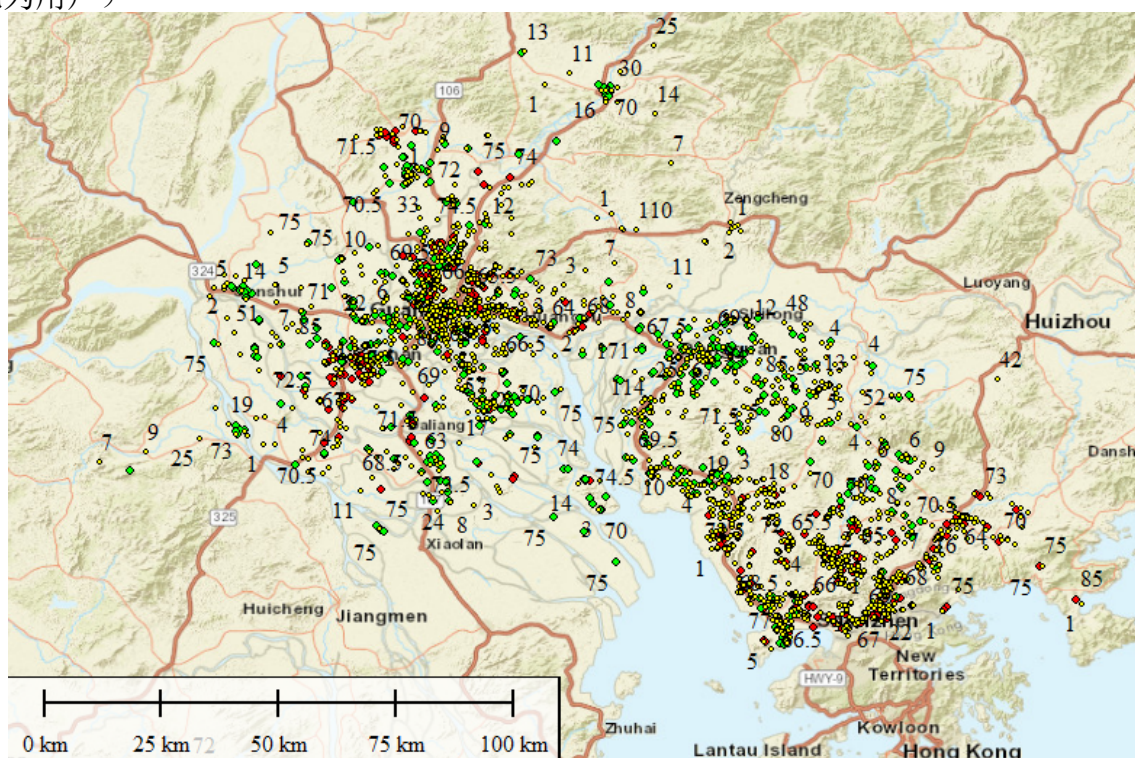
4.1 问题一的分析

问题一要求研究已经完成项目中的任务定价规律，并分析其中有大量问完成任务的原因。附件一给出的项目属于结果已经确定的问题，我们需要根据每个任务的定价信息与相关影响因子进行统计分析，从而建立该项目中任务的定价规律。根据经济学原理，市场上一种服务的价格与服务含有的劳动和供求关系有关；本题的数据中能构成对价格的影响因子有任务的位置、任务分布的密度、会员的位置、会员的信誉配额。其中任务与会员的距离和完成任务付出的劳动有关，会员配额、会员和任务的分布密度与供求关系有关。对于“拍照赚钱”的劳务服务，如果假设每个任务的拍照所需的劳动量大致相同，那么会员做不同的任务付出多少的区别便主要来自会员到达任务地点路程远近。对于供求关系，这应当是一个区域性的因素，也就是一个任务的定价受到的供求关系影响主要来自其周边区域，因此我们可以用任务所在区域的任务数密度、会员数密度和会员

的信誉值和工作能力来反映。根据以上分析，我们提出以下四种影响任务定价的因素：任务位置、任务所在区域的任务密度，任务所在区域的会员密度，任务所在区域会员的完成能力。通过相关性分析，我们可以得到这些因素与任务定价之间的规律。再通过计算完成的任务与未完成的任务的相关度矩阵的差别，可以分析出一些任务未被完成的原因。

4.2 建模前的数据分析

我们首先使用 Global Mapper 软件把已完成的项目中的每个任务用散点图标注在地图上，用户的位置也同样标注，如下图（红色为未完成任务，绿色为已完成的任务，黄色为用户）



可以发现，任务和用户在城市和道路旁较为集中，其他地方较为分散，主要集中在广州、佛山、东莞、深圳等城市。也有几个用户的地理位置远远超出有任务的区域，应当进行去除。

我们把任务对应的定价在散点图上进行了标注，我们通过观察发现，越靠近城市繁华地带，任务和用户越密集，任务的定价也越低。我们猜想这是由于城市内交通便利，用户劳动成本低，同时用户数量多，供给过剩，因此定价低，这是与上节的分析相一致的。为了刻画任务位置对定价的影响，我们认为可以通过选定若干任务的分布中心，通过任务点位置与中心的距离远近给出定价决策的一部分。求解中心可以使用 K-均值聚类分析进行。

4.3 定价模型的建立

4.3.1 数据的网格化处理

找出已完成项目中任务分布的经纬度边界，记经度区间为 $[L_{min}, L_{max}]$ ，记纬度区间为 $[B_{min}, B_{max}]$ ，将经纬度各划为 50 等分，则区域被划分为 2500 各小区域，每个小区域的经度、纬度跨度为

$$\Delta L = \frac{L_{max} - L_{min}}{50}, \quad \Delta B = \frac{B_{max} - B_{min}}{50}$$

则对于给定的经纬坐标 (L, B) ，其所在的经纬网格的行列数为

$$i = \lceil \frac{L - L_{min}}{\Delta L} \rceil, \quad j = \lceil \frac{B - B_{min}}{\Delta B} \rceil$$

据此可以得出每个任务所在的网格，以及在此区域内的会员所在的网格。

4.3.2 影响因子的确定

根据问题分析，任务的定价有四项影响因子，即任务位置、所在网格的任务数密度、所在网格的会员数密度、所在网格的会员完成任务的能力。我们对其具体定义如下：

1. 任务所在位置距离其聚类中心的距离 R_i

由问题分析中的描述，越接近道路和城市中心，任务定价也就越低，我们通过使用 K-均值聚类分析把所有的任务分为若干组，每组有一个中心点，用任务距离中心点的距离 R_i 作为影响定价决策的一个因子，且它们之间是正相关的关系。

2. 任务所在网格的任务数量 q_i

对于第 i 项任务，其所在网格内的任务总数记为 q_i 。 q_i 越大，则区域内的服务需求越多，定价与 q_i 应当成正相关关系。

3. 任务所在网格的会员数量 Q_i

与上一影响因子相似，网格内会员数量越多，则服务供给越多，定价与 Q_i 应当成负相关关系。

4. 任务所在网格的会员平均完成能力 \overline{cp}_i

考虑到每个会员的信誉值、预定限额和开始预定时间各不相同，只考虑会员个数并不能非常准确地反映出区域内地服务供给情况。因此我们提出会员的“任务完成能力” cp_i 一项指标，信誉值越高、预定限额越大、开始预定时间越早的会员，其完成能力就越大。我们可以通过熵权法，用这些指标得到会员的完成能力。之后便可以计算在每个网格内的会员平均完成能力 \overline{cp}_i 。

4.3.3

4.4 定价模型的求解

4.5 任务未完成原因的分析

五、 问题二的建模与求解

5.1 问题二的分析

问题一解得的结果仅是已经结束的项目的任务定价模型，问题二进一步要求改进这一项目的定价，这实际上是一个调整定价使 APP 取得最大效益的优化问题。在 APP 开发者的角度，高效益应当是付出尽可能少的酬金，完成尽可能多的任务。为了预测项目在某种定价方式下的完成度，我们需要建立会员根据已有的定价选择任务的模型，根据题目的规定和现实生活中的经验，我们提出会员在选择任务时应当遵循以“吸引度”、信誉优先、时间次序的原则，由此可以得到在已知定价的情况下求解任务完成情况的方法。我们可以通过已完成的任务调整模型中的参数，然后用这一模型求解定价的优化问题。

5.2 双目标优化模型的建立

5.2.1 目标函数确定

通过对于问题的分析，新的任务定价方案与旧的定价方案相比，应该满足两个优化条件：成本更少、任务完成率更高。所以，本文将新的定价方案设计问题转化为双目标优化问题，目标函数如下：

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^{835} p_i \\ \max \sum_{i=1}^{1835} C_i \end{cases}$$

其中， p_i 为第 i 个任务的定价； C_i 为 1 时，表示任务 i 被完成， C_i 为 0 时，表示任务 i 未被完成。

5.2.2 吸引度矩阵的建立

Step1: 吸引度的定义公式

在问题一未完成原因的分析求解中，本文得到了距离这个影响因子的影响作用最为显著。这表明会员在选择是否预定并完成某一单时，会重点考虑这一任务与自己的距离。同时，任务的定价直接影响到会员的收益，也会作为重要的考虑因素。

为了综合考虑这两个因素对于任务完成情况的影响，我们引入吸引度矩阵 W_{ij} ，其中矩阵中每个元素 w_{ij} 表示第 i 个任务对第 j 个会员的吸引度 ($i =$

1, 2...875, $j = 1, 2...1875$) 当任务距离会员越远, 任务定价越低时, 任务对会员的吸引度越低。具体定义如下:

$$w_{ij} = \sqrt{\frac{a}{l_{ij}^2} + bp_i^2}, \quad (i = 1, 2 \dots 875, \quad j = 1, 2 \dots 1875)$$

其中, l_{ij} 表示任务 i 与会员 j 之间的距离, p_i 表示任务 i 的定价

我们假设吸引度 w_{ij} 的取值范围 $[0,1]$ 。当吸引度的值接近 0 时, 说明这个任务对用户毫无吸引力; 当吸引度的值接近于 1 时, 说明这个任务非常具有吸引力。

Step2: 参数 a,b 的求解

在问题一中我们曾对任务的位置分布做聚类分析, 依据任务的位置信息将其分为四类, 每一类都有一个中心点。中心点的任务占据着绝对的地理优势, 它对与之距离最近的会员应当具有绝对大的吸引度, 我们假设这个吸引度值为 0.99。在四个位于中心点的任务里选取两个任务, 并找到与之最近的一个会员, 计算两者之间的距离, 得到如下两组数据:

表 1 选取的任务

任务号码	A0716	A0396
会员编号	B0509	B0972
l_{ij}	0.4514	0.2061
P_i	75	65.5

将这两组数据代入表达式中, 可以求得 $a = 0.01175, b = 0.000164$

5.2.3 任务吸引度的阈值确定

在得到任务吸引度矩阵后, 我们需要将每个任务对每个会员的吸引度 w_{ij} 与这个任务的吸引度阈值 w_i 作比较, 用以判断这个任务是否具备足够的吸引度被完成。当吸引度大于等于阈值时, 该任务具备足够的吸引度被会员领取并完成, 即:

$$C_i = \begin{cases} 1, & w_{ij} > w_i \\ 0, & w_{ij} \leq w_i \end{cases}$$

利用吸引度 w_{ij} 的计算公式与附件一中的任务数据计算出吸引度矩阵, 当第 i 个任务被完成时, 其阈值至少低于其对一个会员的吸引度; 当第 i 个任务未被完成时, 其阈值不低于任何其对一个会员的吸引度。阈值是作为一个判别指标与吸引度的值作比较, 它的绝对值的大小并无实际意义, 重要的是其相对大小, 因此, 阈值的确定具有一定的主观性。在这里, 我们依据附件一中的任务数据, 做出如下假设:

$$w_i = \begin{cases} \min \{w_{ij}\}, & C_i = 1 \\ \max \{w_{ij}\}, & C_i = 0 \end{cases}$$

5.2.4 约束条件的确定

在确定约束条件之前，我们结合题目中的条件给出如下准则：

1. 最大吸引力准则: $\max\{w_{ij}\}$
2. 竞争准则: $\max\{w_{ij}\}$
3. 分配准则: $\text{belong}(i) = j \mid \frac{\max\{w_{ij}\}}{\max\{G(n_m)\}}$, 表示任务 i 分配给会员 j
4. 时间列准则: 以第一个时间点 6:30 为例

$$\text{choice1}(j) = i \mid \begin{array}{l} \max\{w_{ij}\} \\ i = 1, 2 \cdots 835 \\ j = 1, 2 \cdots, 7, 14, \cdots, 1253 \\ \text{belong}(i) \end{array}$$

约束条件为:

$$\begin{aligned} 50 \leq p_i \leq 100 \\ C_i = \begin{cases} 1, & W_{ij} > w_i \\ 0, & w_{ij} \leq w_i \end{cases} \\ w_{ij} = \sqrt{\frac{0.01175}{l_{ij}^2} + 0.000164p_i^2} \\ w_i = \begin{cases} \min\{w_{ij}\}, & C_i = 1 \\ \max\{w_{ij}\}, & C_i = 0 \end{cases} \\ \text{choice}(j) = k \mid \begin{array}{l} w_{kj} = \min\{w_{ij}\} \\ i = 1, 2 \cdots 835, \quad j = 1, 2 \cdots 1875 \end{array} \\ \text{belong}(k) = n_j \mid \begin{array}{l} w_{kn_m} = \max\{w_{in_m}\}, (m = 1, 2 \cdots n) \\ G(n_j) = \max\{G(n_m)\} (1 \leq j \leq n) \end{array} \end{aligned}$$

关于约束条件的说明如下：

1 是关于任务定价的限定范围，这个价格范围是参照附件一中的任务定价区间大致给出的。

2 表明当任务 i 对会员 j 的吸引度大于任务 i 的阈值时，任务 i 会被完成；当任务 i 对会员 j 的吸引度不大于任务 i 的阈值时，任务 i 不会被完成。

3 是上文计算出的吸引度矩阵中元素的计算公式。

4 是每个任务的吸引度阈值的确定。

5 是为了说明当会员 j 选择预定任务 k 时， k 对该会员的吸引度在所有的待选任务中是最大的，即会员会选择预约对自己吸引度最大的任务。

6 是为了表明不同的会员在选择同一个任务时，信誉值最大的会员具有最大优先度。如果有 n 个会员同时预定任务 k ，任务 k 最后被这 n 个会员中信誉值最大的人成功预约。 $G(j)$ 表示会员 j 的信誉值。

所以, 总的优化模型为:

$$\begin{array}{ll}
 \min \sum_{i=1}^{835} p_i \\
 \max \sum_{i=1}^{1835} C_i \\
 s.t. \left\{ \begin{array}{l}
 50 \leq p_i \leq 100 \\
 C_i = \begin{cases} 1, & w_{ij} > w_i \\ 0, & w_{ij} \leq w_i \end{cases} \\
 w_{ij} = \sqrt{\frac{0.01175}{l_{ij}^2} + 0.000164 p_i^2} \\
 w_i = \begin{cases} \min \{w_{ij}\}, & C_i = 1 \\ \max \{w_{ij}\}, & C_i = 0 \end{cases} \\
 \text{belong}(i) = j \mid \begin{array}{l} \max \{w_{ij}\} \\ \max \{G(n_m)\} \end{array} \\
 \max \{w_{ij}\} \\
 \text{choice1}(j) = i \mid \begin{array}{l} i = 1, 2 \cdots 835 \\ j = 1, 2 \cdots, 7, 14, \cdots, 1253 \\ \text{belong}(i) \end{array} \\
 \cdot \\
 \cdot \\
 \cdot \\
 \max \{w_{ij}\} \\
 \text{choice31}(j) = k \mid \begin{array}{l} j = 153, 165, 169, \cdots, 1875 \\ \text{belong}(i) \end{array}
 \end{array}
 \right.
 \end{array}$$

5.3 双目标优化模型的求解

5.3.1 模型求解分析

新的任务定价方案模型是在全面考虑约束条件下, 建立的大型双目标优化模型。模型的解即长度为 835 的一维定价矩阵, 是通过竞争、分配、时间列准则等各个约束的限定, 得到的满足目标函数的全局最优解。

但是模型的最优解的长度较长, 约束条件复杂, 如吸引力阈值、吸引力等各个约束变量都是维度较大的矩阵, 一方面即使在约束条件下对两个目标分别求解是比较困难的, 很大程度的原因在于模型中变量太多, 尤其是模型的约束条件中包含了时间列的动

态变化准则，这种限制使得模型的变成非线性而且不易求解的复杂数学模型；另一方面，从算法角度考虑，为了得到最优的任务定价方案，需要对任务的定价在一定范围内进行遍历并作为最外层循环，同时在内部也有吸引度、阈值等大型数据矩阵以及内层循环遍历，进而使得算法的复杂度程指数上升，这对算法运行时所需要的时间资源和内存资源存在很大要求。

因此综合考虑算法复杂度以及程序的运行实现，采用分布逐级优化的策略，在算法中对模型中的约束进行一定简化，并做出适当假设，在存在一定误差之下，得到全局最优解的近似解作为模型最优解，即任务定价方案。

5.3.2 模型求解步骤

Step1: 预先设置任务定价

将任务的定价直接进行设定，并进行分组对比，通过得到的任务成本和任务完成率两项指标，从而确定一种局部最优解，作为最终近似解。

Step2: 吸引度矩阵确定

通过计算会员与每个任务之间的距离，根据模型二和问题一，由吸引度计算公式得到每个任务对于每个会员的吸引度矩阵。

Step3: 时间刻准则

满足不同时刻不同情况的约束条件，通过建立 for 循环，将 6:30 时刻转换为编号 1，依次递推，至 8:00 编号 31，通过循环遍历，满足不同时间可选择预定人数不同的约束。

Step4: 目标任务确定

从时刻编号 1 开始，通过对释放能够预定任务的会员，相应的在该时刻能够预定的任务中，通过遍历吸引度矩阵，找到最大吸引的任务，并记录位置。

Step5: 冲突判断

判断位置记录矩阵中，是否存在数值相等的情况，即判断是否存在冲突。若发生冲突，则对会员的信誉值进行比较，从而确定一个优先选择，即信誉高的会员得到此次任务预定权。

Step5: 方案及完成度结果

通过对时间和任务预定数的遍历，得到最终任务完成度矩阵，并输出任务完成度数值，同时输出预先设定的任务定价矩阵。考虑到对复杂度和运行时间降低，不采用对定价进行遍历的方式，而通过对任务定价矩阵的不同设置得到几组不同结果，从而对比分析得到近似最优解。

5.3.3 模型求解结果

六、 问题三的建模与求解

七、 问题四的建模与求解

八、 模型总结

参考文献

- [1] 祝胜兰, 饶运清. 一维下料问题的启发式方法 [J]. 机械制造与自动化, 2014, 43(001):52-55.