



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108876567 A

(43)申请公布日 2018.11.23

(21)申请号 201810545758.1

(22)申请日 2018.05.25

(71)申请人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路  
381号

(72)发明人 张幸林 李鑫

(74)专利代理机构 广州市华学知识产权代理有  
限公司 44245

代理人 裴磊磊

(51) Int. Cl.

G06Q 30/08(2012.01)

G06Q 30/02(2012.01)

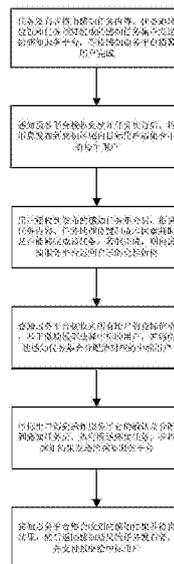
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54)发明名称

一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,包括:S1、任务发布者将感知任务集合发送给感知服务平台;S2、感知服务平台收到感知任务集合后,将消息发布到感知区域内目标用户端集合中的每个用户;S3、用户判断是否能够完成该任务,若能完成,则向感知服务平台返回自己的竞标价格;S4、感知服务平台基于激励模型选择中标的用户,并将所述感知任务集合分配给对应的中标用户;S5、中标用户执行感知任务并将感知结果发送给感知服务平台;S6、感知服务平台整合收到的感知结果并返回感知结果给任务发布者,支付报酬给中标用户。所述方法能够在预算约束、用户成本分布不均的条件下,招募更多、范围更广的用户,提高了感知服务的整体质量。



1. 一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

S1、任务发布者将由感知任务内容、任务地理位置和任务预算组成的感知任务集合发送给感知服务平台,等待感知服务平台招募用户完成;

S2、感知服务平台接收到感知任务集合后,将消息发布到感知区域内目标用户端集中的每个用户;

S3、用户接收到发布的感知任务集合后,根据任务内容、任务地理位置和成本因素判断是否能够完成该任务,若能完成,则向感知服务平台返回自己的竞标价格;

S4、感知服务平台接收到所有用户的竞标价格,基于激励模型选择中标的用户,并将所述感知任务集合分配给对应的中标用户;

S5、中标用户得到感知服务平台的确认及分配到感知任务后,执行所述感知任务,并将感知结果发送给感知服务平台;

S6、感知服务平台整合收到的感知结果并检查结果,然后返回感知结果给任务发布者,并支付报酬给中标用户。

2. 根据权利要求1所述的一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,其特征在于:考虑一个感知任务,该感知任务包含L个感兴趣的感知区域,第1个感知区域与一系列候选用户 $R^1$ 相关联,其中 $l=1,2,\dots,L$ ,所有候选用户集合 $R = \bigcup_{l=1}^L R^l$ ,对于每一个感知区域,招聘者都用一个单调子模效用函数来评估对应感知区域的感知效用,最终建立的激励模型中感知效用最大化目标函数如下:

$$\max_{S^1, S^2, \dots, S^L} \min_{I \in [L]} f^I(S^I) \quad s.t. \quad \sum_{i \in \bigcup_{l=1}^L S^l} p_i \leq B$$

其中, $f^l(\cdot)$ 代表 $R^l$ 集合中的单调子模效用函数, $S^l \subseteq R^l$ 是第1个感知区域对应候选用户 $R^l$ 中的中标用户集合, $p_i$ 表示中标用户 $i$ 的报酬, $B$ 表示任务发布者总的任务预算, $[L] = \{1, 2, \dots, L\}$ ,在上述感知效用最大化目标函数中,每个用户的感知效用函数定义如下:

$$u_i = \begin{cases} p_i - b_i & \text{如果用户 } i \in S \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

其中, $b_i$ 表示用户 $i$ 的竞标价格, $S = \bigcup_{l=1}^L S^l$ ,表示所选用用户集。

3. 根据权利要求2所述的一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,其特征在于:所述激励模型中感知效用最大化目标函数采用基于贪心算法的求解方法,用 $\delta_i(S) = f(S \cup \{i\}) - f(S)$ 表示所选用用户集 $S$ 里的一个中标用户 $i$ 的边缘效用增量,根据与每一个中标用户 $i$ 的竞标价格 $b_i$ 相关的非增边缘效用增量来对所有所选用用户进行排序,排序表示为:

$$\frac{\delta_1(S)}{b_1} \geq \frac{\delta_2(S)}{b_2} \geq \dots \geq \frac{\delta_n(S)}{b_n}$$

其中 $n$ 表示中标用户 $i$ 的数量,从上述排序中按顺序挑选用户 $i$ 直到 $b_i \leq \frac{B\delta_i(S)}{2 \sum_{j \in S \cup \{i\}} \delta_j(S)}$ 不成立,选择的用户就是最终的中标用户。

4. 根据权利要求3所述的一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,其特征在于,

所述激励模型的具体建立方法为：

- 1)、平均分配预算给每个感兴趣的感知区域,然后通过贪心算法获得初始效用值;
- 2)、定义一个效用阈值 $\varepsilon$ ,是给定的单调子模效用函数的最大边缘效用增量;
- 3)、当感兴趣的感知区域的最大效用 $R^{lmax}$ 和感兴趣的感知区域的最小效用 $R^{lmin}$ 相差大于 $\varepsilon$ 时,从 $R^{lmax}$ 转移数量为 $\varphi$ 的预算到 $R^{lmin}$ 中,其中 $\varphi$ 是一个预设的常数,小于用户的竞标价格;
- 4)、如此重复步骤3),直至任何两个感兴趣的感知区域之间的效用差异在阈值 $\varepsilon$ 里。

## 一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及群智感知领域,具体涉及一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法。

### 背景技术

[0002] 近年来,随着群智感知(Mobile crowdsensing, MCS)这种新兴技术的不断发展,越来越多的基于群智感知的应用涌现。群智感知通过大量普通手机用户采集数据(比如图片、声音、位置等),从而完成感知任务。利用采集的感知数据,研究人员能够实现满足人们生活需求的多种多样的感知应用,包括交通监控,环境监控,基于位置的服务,以及室内定位等。然而实现群智感知依赖于大量的手机用户,以及手机感知与通信技术的提高。一方面,根据国际著名数据统计公司IDC的统计,2013年智能手机销量已达到十亿,这意味着有大量的手机用户成为潜在的感知人员。另一方面,当前的智能手机拥有强大的计算和通讯能力,并且集成了越来越多的传感器,成为用户与环境之间的多功能接口。只有这两方面的元素能够有效的结合起来,群智感知应用才能有效地运行,给人们生活带来便利。为了确保这些应用能够提供高质量服务,其关键因素在于智能手机用户的充分参与。然而,对于MCS应用程序,执行感知任务可能会对正常的智能手机用户造成多方面的损失。例如,完成传感任务可能消耗大量的电池电量和额外的数据传输成本。收集的感官数据也可能显示用户的私人信息。因此,必须向用户提供足够的激励,使他们愿意贡献他们的感知资源,最后使得MCS应用程序可以提供高质量的传感服务。

[0003] 在最新的研究中,许多研究人员做了大量工作,设计了各种激励机制来激励用户参与,来保障MCS应用程序可以提供高质量的传感服务。而在这些传统的方法中,大多假设用户与整个感知区域的同质成本相关联,并在此基础上提出了多种效用优化模型。设计基于反向拍卖来提供奖励的激励机制是一个很有前途的方法来激励用户参与。而MCS的现有工作大多假定在感知区域有一个全局效用函数来优化平台,这种优化忽略了不同区域的用户可能具有异质性成本。在这种情况下,如果采用传统的机制,试图根据单位边际贡献方面的目标函数招募一组用户,招募的用户在不同地区之间可能有高度的不均衡分布。在这些地区缺乏收集的数据限制了MCS应用程序的总体服务质量,即使其他区域可以接收足够的数据。

[0004] 因此考虑到智能手机用户在感知区域有异质性成本,例如,不同地区的用户有不同的成本分布,传统的机制可能会产生感知漏洞,并在某些地区招募到的用户是不足够的,从而导致服务质量不理想。在新的情况下,传统的方法已经不适用了,所以急需设计出新的激励机制来解决这种情况。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的是针对现有技术的不足,提供了一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,所述方法能够在预算约束的条件下,在用户成本分布不均的地区,招募到感知

效用更高的用户,来提高感知服务的整体质量。

[0006] 本发明的目的可以通过如下技术方案实现:

[0007] 一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,所述方法包括以下步骤:

[0008] S1、任务发布者将由感知任务内容、任务地理位置和任务预算组成的感知任务集合发送给感知服务平台,等待感知服务平台招募用户完成;

[0009] S2、感知服务平台接收到感知任务集合后,将消息发布到感知区域内目标用户端集合中的每个用户;

[0010] S3、用户接收到发布的感知任务集合后,根据任务内容、任务地理位置和成本因素判断是否能够完成该任务,若能完成,则向感知服务平台返回自己的竞标价格;

[0011] S4、感知服务平台接收到所有用户的竞标价格,基于激励模型选择中标的用户,并将所述感知任务集合分配给对应的中标用户;

[0012] S5、中标用户得到感知服务平台的确认及分配到感知任务后,执行所述感知任务,并将感知结果发送给感知服务平台;

[0013] S6、感知服务平台整合收到的感知结果并检查结果,然后返回感知结果给任务发布者,并支付报酬给中标用户。

[0014] 进一步地,考虑一个感知任务,该感知任务包含L个感兴趣的感知区域,第1个感知区域与一系列候选用户 $R^1$ 相关联,其中 $l=1,2,\dots,L$ ,所有候选用户集合 $R = \bigcup_{l=1}^L R^l$ ,对于每一个感知区域,招聘者都用一个单调子模效用函数来评估对应感知区域的感知效用,最终建立的激励模型中感知效用最大化目标函数如下:

$$[0015] \quad \max_{S^1, S^2, \dots, S^L} \min_{l \in [L]} f^l(S^l) \quad s.t. \quad \sum_{i \in \bigcup_{l=1}^L S^l} p_i \leq B$$

[0016] 其中, $f^l(\cdot)$ 代表 $R^l$ 集合中的单调子模效用函数, $S^l \subseteq R^l$ 是第1个感知区域对应候选用户 $R^l$ 中的中标用户集合, $p_i$ 表示中标用户i的报酬,B表示任务发布者总的任务预算, $[L] = \{1, 2, \dots, L\}$ ,在上述感知效用最大化目标函数中,每个用户的感知效用函数定义如下:

$$[0017] \quad u_i = \begin{cases} p_i - b_i & \text{如果用户 } i \in S \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

[0018] 其中, $b_i$ 表示用户i的竞标价格, $S = \bigcup_{l=1}^L S^l$ ,表示所选用用户集。

[0019] 进一步地,所述激励模型中感知效用最大化目标函数采用基于贪心算法的求解方法,用 $\delta_i(S) = f(S \cup \{i\}) - f(S)$ 表示所选用用户集S里的一个中标用户i的边缘效用增量,根据与每一个中标用户i的竞标价格 $b_i$ 相关的非增边缘效用增量来对所有所选用用户进行排序,排序表示为:

$$[0020] \quad \frac{\delta_1(S)}{b_1} \geq \frac{\delta_2(S)}{b_2} \geq \dots \geq \frac{\delta_n(S)}{b_n}$$

[0021] 其中n表示中标用户i的数量,从上述排序中按顺序挑选用户i直到 $b_i \leq \frac{B\delta_i(S)}{2\sum_{j \in S \cup \{i\}} \delta_j(S)}$

不成立,选择的用户就是最终的中标用户。

[0022] 进一步地,所述激励模型的具体建立方法为:

[0023] 1)、平均分配预算给每个感兴趣的感知区域,然后通过贪心算法获得初始效用值;

[0024] 2)、定义一个效用阈值 $\epsilon$ ,是给定的单调子模效用函数的最大边缘效用增量;

[0025] 3)、当感兴趣的感知区域的最大效用 $R^{lmax}$ 和感兴趣的感知区域的最小效用 $R^{lmin}$ 相差大于 $\epsilon$ 时,从 $R^{lmax}$ 转移数量为 $\varphi$ 的预算到 $R^{lmin}$ 中,其中 $\varphi$ 是一个预设的常数,小于用户的竞标价格;

[0026] 4)、如此重复步骤3),直至任何两个感兴趣的感知区域之间的效用差异在阈值 $\epsilon$ 里。

[0027] 本发明与现有技术相比,具有如下优点和有益效果:

[0028] 本发明能够在感知区域中用户成本存在差异的情况下,在预算的限制下,选择效用高的用户,来提高感知区域感知任务的整体质量;解决了传统的激励机制在手机用户在感知区域的不同地区有着不同的成本分布时可能会产生感知漏洞,并在某些地区招募到的用户是不足够的,从而导致服务质量不理想的问题。

### 附图说明

[0029] 图1为本发明实施例基于感知效用最大化的群智感知激励方法的流程图。

[0030] 图2为本发明实施例中用户成本均匀分布下,MCM、EBGreedy和UGreedy三种算法的平均效益性能比较图。

[0031] 图3为本发明实施例中用户成本均匀分布下,MCM、EBGreedy和UGreedy三种算法的最小效益性能比较图。

[0032] 图4为本发明实施例中用户成本正态分布下,MCM、EBGreedy和UGreedy三种算法的平均效益性能比较图。

[0033] 图5为本发明实施例中用户成本正态分布下,MCM、EBGreedy和UGreedy三种算法的最小效益性能比较图。

### 具体实施方式

[0034] 下面结合实施例及附图对本发明作进一步详细的描述,但本发明的实施方式不限于此。

[0035] 实施例:

[0036] 本实施例提供了一种基于感知效用最大化的群智感知激励方法,所述方法的流程图如图1所示,包括以下步骤:

[0037] S1、任务发布者将由感知任务内容、任务地理位置和任务预算组成的感知任务集合发送给感知服务平台,等待感知服务平台招募用户完成;

[0038] S2、感知服务平台接收到感知任务集合后,将消息发布到感知区域内目标用户端集合中的每个用户;

[0039] S3、用户接收到发布的感知任务集合后,根据任务内容、任务地理位置和成本因素判断是否能够完成该任务,若能完成,则向感知服务平台返回自己的竞标价格;

[0040] S4、感知服务平台接收到所有用户的竞标价格,基于激励模型选择中标的用户,并将所述感知任务集合分配给对应的中标用户;

[0041] S5、中标用户得到感知服务平台的确认及分配到感知任务后,执行所述感知任务,并将感知结果发送给感知服务平台;

[0042] S6、感知服务平台整合收到的感知结果并检查结果,然后返回感知结果给任务发布者,并支付报酬给中标用户。

[0043] 具体地,考虑一个感知任务,该感知任务包含L个感兴趣的感知区域,第1个感知区域与一系列候选用户 $R^1$ 相关联,其中 $l=1,2,\dots,L$ ,所有候选用户集合 $R = \bigcup_{l=1}^L R^l$ ,对于每一个感知区域,招聘者都用一个单调子模效用函数来评估对应感知区域的感知效用,最终建立的激励模型中感知效用最大化目标函数如下:

$$[0044] \quad \max_{S^1, S^2, \dots, S^L} \min_{l \in [L]} f^l(S^l) \quad s.t. \quad \sum_{i \in \bigcup_{l=1}^L S^l} p_i \leq B$$

[0045] 其中, $f^l(\cdot)$ 代表 $R^l$ 集合中的单调子模效用函数, $S^l \subseteq R^l$ 是第1个感知区域对应候选用户 $R^l$ 中的中标用户集合, $p_i$ 表示中标用户i的报酬,B表示任务发布者总的任务预算, $[L] = \{1, 2, \dots, L\}$ ,在上述感知效用最大化目标函数中,每个用户的感知效用函数定义如下:

$$[0046] \quad u_i = \begin{cases} p_i - b_i & \text{如果用户 } i \in S \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

[0047] 其中, $b_i$ 表示用户i的竞标价格, $S = \bigcup_{l=1}^L S^l$ ,表示所选用用户集。

[0048] 所述激励模型中感知效用最大化目标函数采用基于贪心算法的求解方法,用 $\delta_i(S) = f(S \cup \{i\}) - f(S)$ 表示所选用用户集S里的一个中标用户i的边缘效用增量,根据与每一个中标用户i的竞标价格 $b_i$ 相关的非增边缘效用增量来对所有所选用用户进行排序,排序表示为:

$$[0049] \quad \frac{\delta_1(S)}{b_1} \geq \frac{\delta_2(S)}{b_2} \geq \dots \geq \frac{\delta_n(S)}{b_n}$$

[0050] 其中n表示中标用户i的数量,从上述排序中按顺序挑选用户i直到 $b_i \leq \frac{B\delta_i(S)}{2 \sum_{j \in S \cup \{i\}} \delta_j(S)}$ 不成立,选择的用户就是最终的中标用户。

[0051] 具体地,所述激励模型的具体建立方法为:

[0052] 1)、平均分配预算给每个感兴趣的感知区域,然后通过贪心算法获得初始效用值;

[0053] 2)、定义一个效用阈值 $\epsilon$ ,是给定的单调子模效用函数的最大边缘效用增量;

[0054] 3)、当感兴趣的感知区域的最大效用 $R^{lmax}$ 和感兴趣的感知区域的最小效用 $R^{lmin}$ 相差大于 $\epsilon$ 时,从 $R^{lmax}$ 转移数量为 $\phi$ 的预算到 $R^{lmin}$ 中,其中 $\phi$ 是一个预设的常数,小于用户的竞标价格;

[0055] 4)、如此重复步骤3),直至任何两个感兴趣的感知区域之间的效用差异在阈值 $\epsilon$ 里。

[0056] 所述激励模型的激励机制为最小效用最大化 (Min-Utility Maximization, MUM),接下来我们分析MUM的性质,在MUM的最后阶段,我们为每个ROI采用已有的报酬策略,因此MUM直接继承个体合理性的性质和所选用用户的预算可行性。

[0057] 引理1 MUM在计算上是高效率的。

[0058] 证明:从上述步骤4)可知,MUM的计算时间复杂度是由while循环确定的,在while循环中,贪心函数花费了 $O(n^2)$ 的时间,因为在步骤3)中while循环操作n次,最大值选择花费 $O(n)$ 的时间,本实施例现在展示步骤4)的while循环在多项式时间内工作。

[0059] 我们证明每个预算片 $\varphi$ 在while循环中最多可以转移一次,而不是证明比较条件 $\max_{i \in [L]} f^1(S^1) - \min_{i \in [L]} f^1(S^1)$ 违反了多项式时间。假设原始的ROI(感兴趣的感知区域, Region of Interest)中 $R^1$ 的预算的分布为 $B^1$ ,可以转移的预算片数是 $\lfloor B^1/\varphi \rfloor$ 。我们给每个预算片一个唯一的标识 $\varphi_p$ ,假设在当前的阶段,最大效用的ROI是 $R^{l_1}$ ,最小效用的ROI是 $R^{l_2}$ ,然后我们转移 $\varphi_p \in B^{l_1}$ 到 $B^{l_2}$ 中。

[0060] 在重新计算 $R^{l_2}$ 的效用后,仍然存在两种比较的情况。

[0061] a.  $R^{l_2}$ 的效用不是所有ROI中最大的那一个,然后预算片 $\varphi_p$ 不会被转移到其他ROI中去;

[0062] b.  $R^{l_2}$ 的效用是所有ROI中最大的那一个;假设现在最小效用的ROI是 $R^{l_3}$ ,因为每一个预算片 $\varphi < \min_{i \in [L]} \min_{i \in R^i} b_i$ ,并且这个机制是个体合理的,当接受到预算片 $\varphi_p$ 后,ROI  $R^{l_2}$ 能最多招募一个用户 $u_q$ ,然后我们有:

$$f^{l_2}(S^{l_2} \cup \{u_q\}) - f^{l_3}(S^{l_3}) \leq f^{l_2}(S^{l_2}) + \varepsilon - f^{l_3}(S^{l_3})$$

$$\begin{aligned} [0063] \quad &= \varepsilon + (f^{l_2}(S^{l_2}) - f^{l_3}(S^{l_3})) \\ &\leq \varepsilon \end{aligned}$$

[0064] 第一个不等式来自收益递减的单调子模函数,定义为 $\varepsilon$ 。第二个不等式是因为在加入用户 $u_q$ 之前,ROI  $R^{l_2}$ 有最小的效用值。因此,违反了预算转移的条件,预算片 $\varphi_p$ 不会转移到其他ROI中去。总的来说,每一个预算片最多只能转移一次,并且最多有 $B/\varphi$ 预算片。这就意味着while循环操作次数是 $O(B)$ 。因此MUM的时间复杂度是 $O(Bn^2)$ ,证毕。

[0065] 引理2MUM是真实的。

[0066] 证明:注意到在相同的ROI中每个用户是相互竞争的,假设对于一个ROI的报酬是固定的,我们采用的已有的报酬策略也是真实的。在本发明中,只有当运行MUM时,每一个ROI的预算才会可能会改变。因此,我们需要表明预算转移操作保留了机制的真实性。

[0067] 在计算每个ROI的初始效用值和选择集之后,我们可以由效用值以升序顺序列出ROI,其中我们随机对具有相同效用值的ROI进行排序。过招募的ROI会减少一定的预算,从而减少了被选择用户的数量。而欠招募的ROI会增加一定的预算,从而能选择更多的用户。

[0068] 关键的观察结果是,预算转移是由每个ROI的计算的效用值决定的。假定所计算的效用值(选定用户的数量)在转移前后分别为 $f_b$ 和 $f_e$  ( $k_b$ 和 $k_e$ )。首先,我们考虑到一个来自过招募的ROI用户 $i'$ ,注意到MUM根据前面的排序一个一个选择用户直到条件 $b_i \leq \frac{B\delta_i}{2 \sum_{j \in S \cup \{i\}} \delta_j}$

不成立。如果用户 $i'$ 在选定用户的 $k_b$ 中,无论他如何操纵他的投标报价,他都不能影响到效用值 $f_b$ ,即使其他用户不改变他们的投标策略。这是因为用户 $i'$ 不能根据预算影响其他用户的相对排序顺序。因此,他不能影响将从他ROI中扣除的预算数额。用户 $i'$ 唯一能影响效用值 $f_b$ 的方式是他出价太高以至于无法被算法选中。这种情况下,用户 $i'$ 不会受到报酬。因此,对于用户 $i'$ ,他不能干扰预算转移程序除非他牺牲自己的报酬,所以,他最好的策略就是展示他真实的成本。

[0069] 接下来,我们考虑到一个来自欠招募的ROI用户 $i'$ 。如果用户 $i'$ 排序在位置1到 $k_e$

中,他就不能通过提高他的出价而不牺牲的回报来增加转移到他的ROI的预算,原因如下:

[0070] • 如果在他增加他的投标价格后能留在前 $k_e$ 位置,计算的总效用没有改变,因为他不能改变其他用户的相对排序顺序。计算的效用值 $f_e$ 不会改变。因此,转移到他的ROI的预算不会改变。

[0071] • 如果在增加他的投标价格后,他的排序位置超过了第 $k_e$ 个位置,他不会被选中,因此不能收到报酬。

[0072] 总的来说,对每个用户最好的策略就是真实地展示他们的成本。

[0073] 效用最大化的性能如图2-图5所示,当用户成本服从均匀分布时,所有算法的最小效益值和平均效益值相对于可用预算都增加了。如图3,MUM的最小效益值平均分别比UGreedy和EBGreedy高123%和20%。另一方面,如图2,相对于平均效用值的性能曲线表明,比较算法具有可比性。这个观察表明,所提出的MUM机制能选择在整个路网中分散良好的一组用户,并且提供良好的道路网覆盖率,而UGreedy在某些资源短缺的区域招募用户成本会较高。

[0074] 当用户成本服从正态分布时,比较算法的性能曲线表现出与均匀分布相同的趋势。如图5,可见,MUM的最小效用分别比UGreedy和EBGreedy优出126%和26%。并且如图4,这三种算法的平均性能是相媲美的,MUM比其他两种机制略差。

[0075] 总的来说,所提出的MUM机制能有效的选择用户使得覆盖所有的ROI,而UGreedy忽略了一些高成本的ROI地区。MUM也获得了比EBGreedy更显著的结果。因此,MUM在招募用户是更有效,而且能在给定预算的情况下提供更好的服务质量。

[0076] 以上所述,仅为本发明专利较佳的实施例,但本发明专利的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明专利所公开的范围内,根据本发明专利的技术方案及其发明专利构思加以等同替换或改变,都属于本发明专利的保护范围。

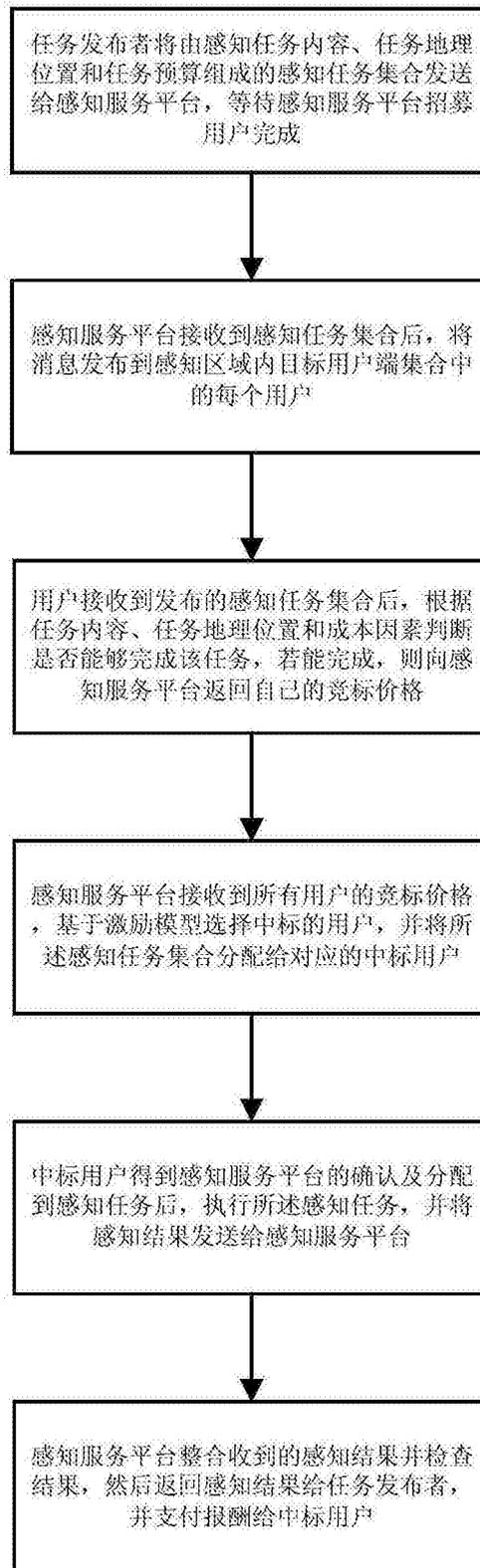


图1

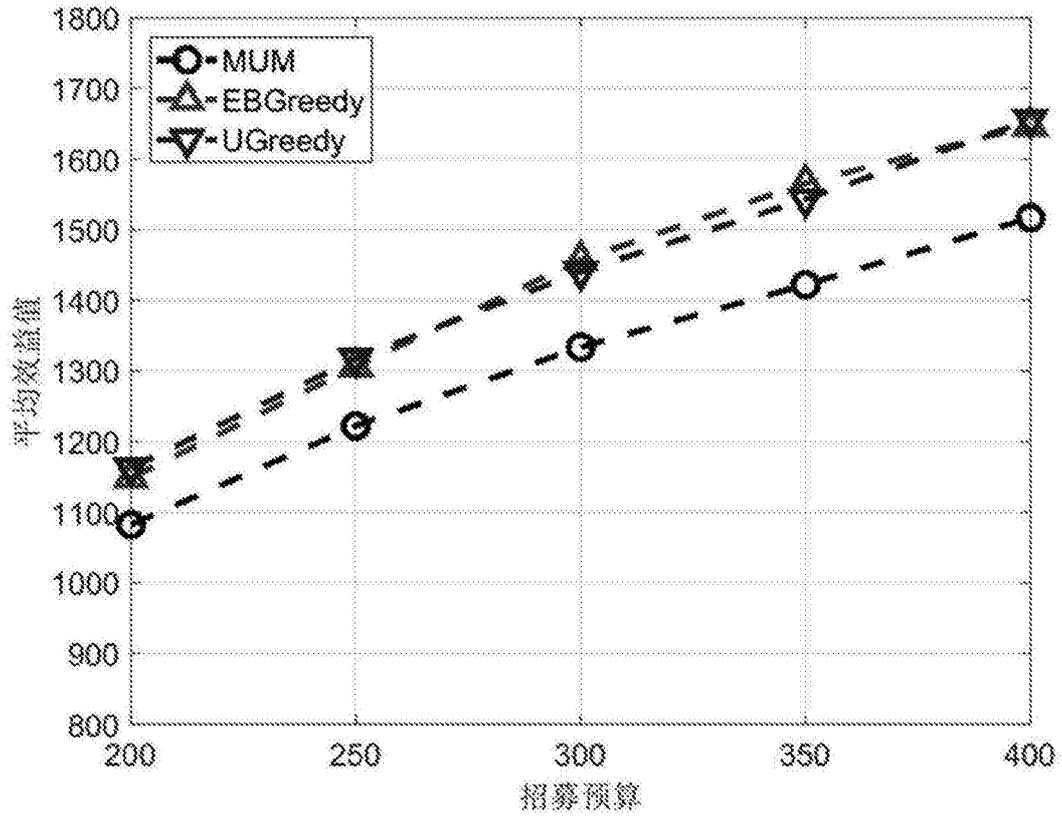


图2

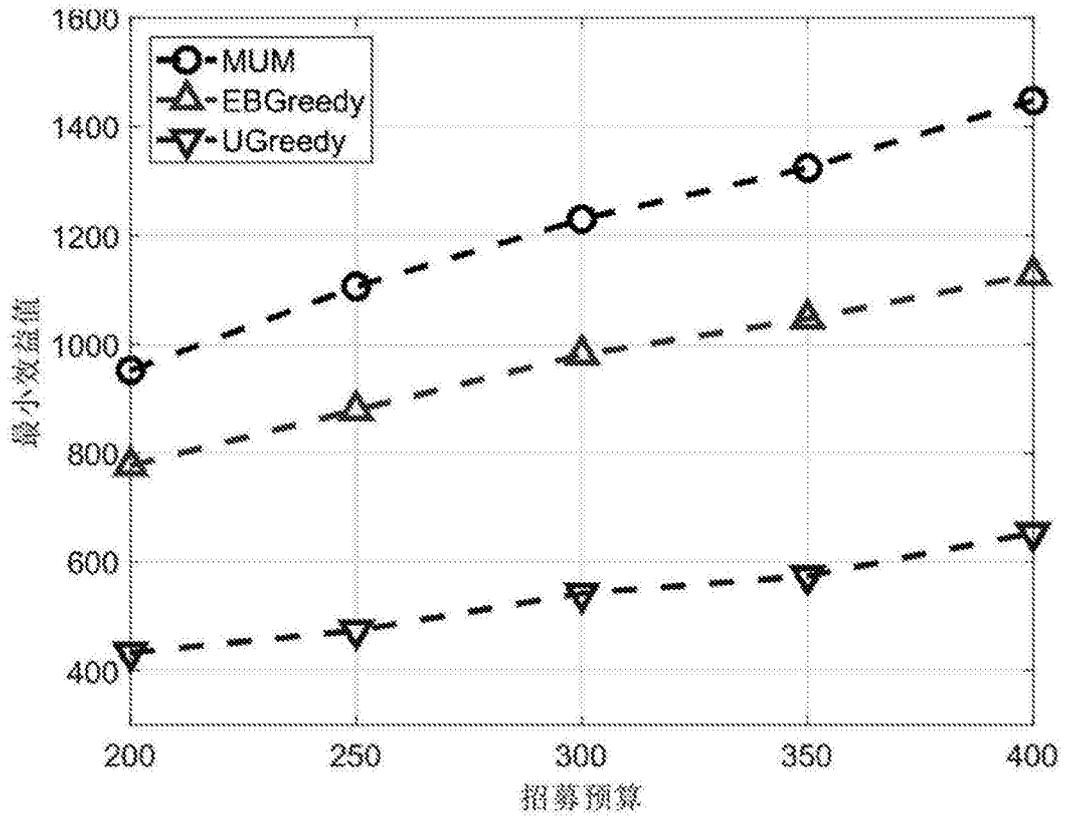


图3

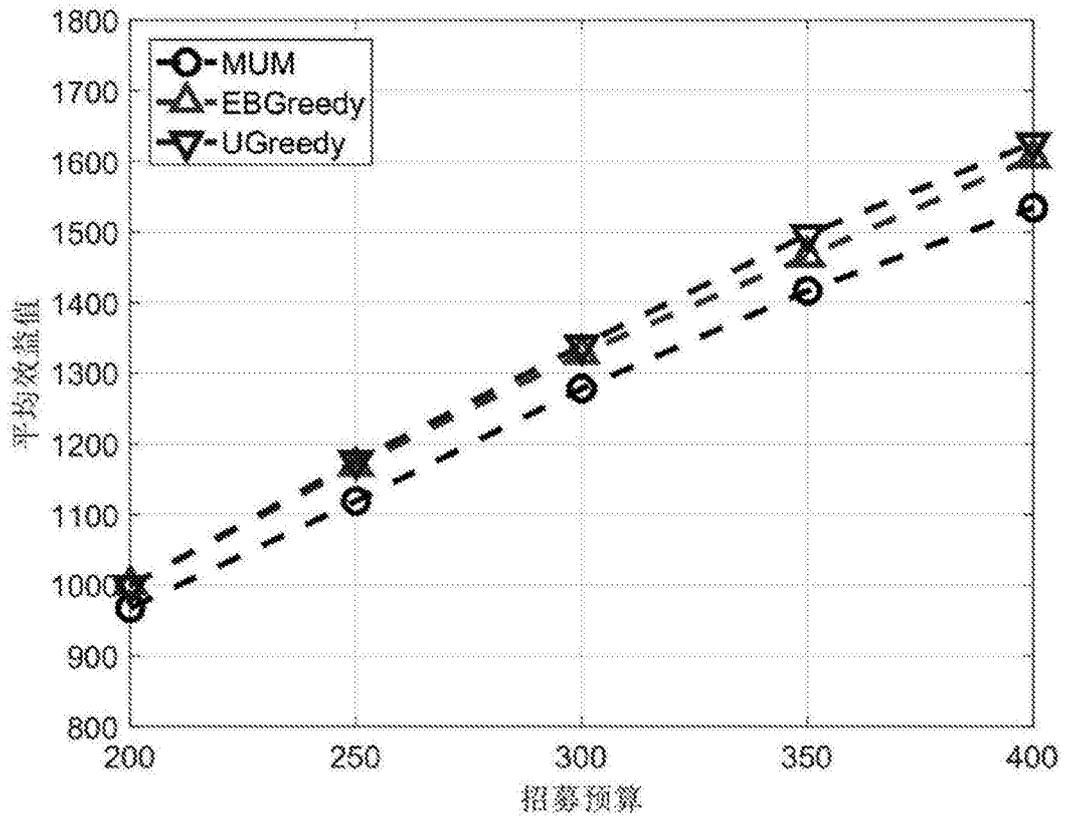


图4

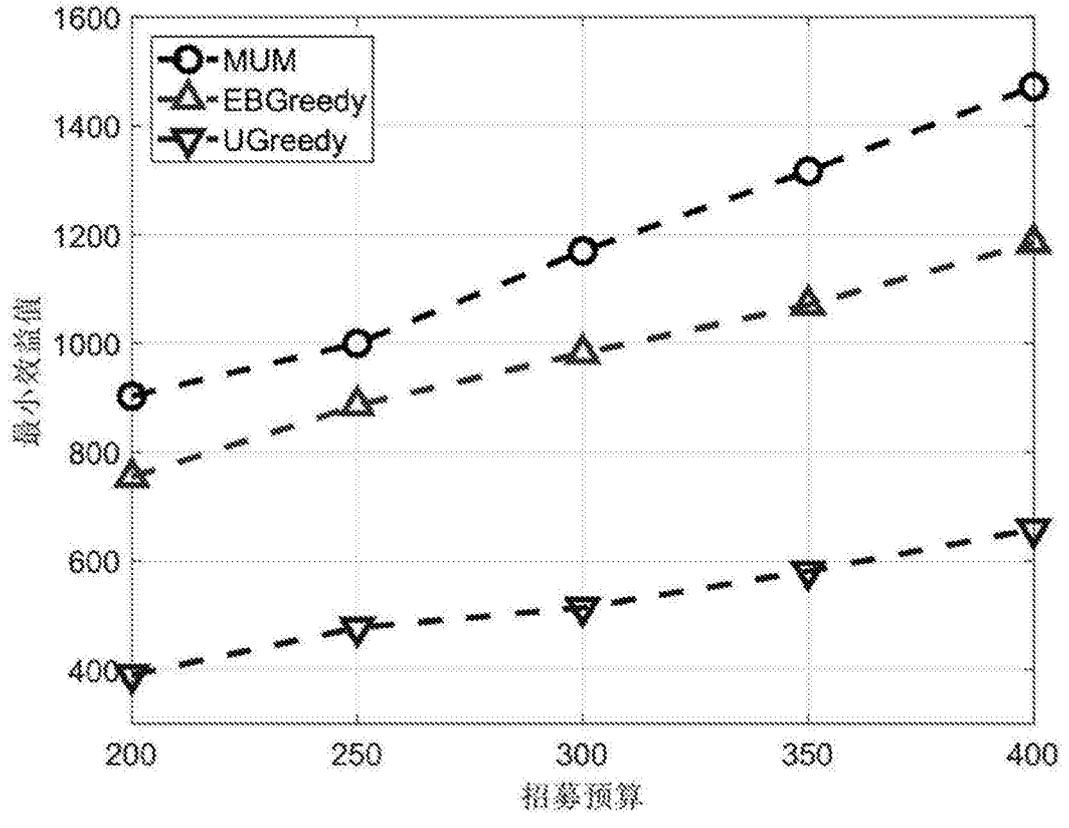


图5