

为流动服务提供私隐保障的资料分类

外部性的群体感知：一种拍卖方法

张梦媛，雷洋，IEEE成员，

何世博，成员，IEEE，李明利，成员，IEEE，

和俊山张，IEEE研究员

摘要 - 我们开发了一个在移动人群感知中保护隐私的数据聚合的拍卖框架，该平台作为拍卖商招募工作人员来执行感知任务。允许工人报告他们的数据的嘈杂版本以保护隐私；该平台通过考虑到他们的感知能力来选择工人，以确保聚合结果的准确性水平。观察到，当将数据隐私控制从数据聚合器转移到工人时，数据聚合器的市场力量有限，因为它只能通过明智地根据工人的隐私偏好选择一个工人子集来部分控制噪音。这引入了外部性，因为每个工人的隐私取决于聚合结果中的总噪声，而这又取决于选择哪个工人。具体来说，我们首先考虑一个隐私被动的场景，其中工人参与，如果他们的隐私损失可以充分补偿的奖励。我们明确地描述了问题的外部性和隐藏的单调性，使设计一个真实的、单独的、合理的和计算效率高的激励机制成为可能。然后，我们将结果扩展到一个隐私保护场景，其中工作人员对其可感知的数据隐私级别有单独的要求。我们为这两种情况提出的机制可以选择工人的子集，以（几乎）最小化购买他们的私人传感数据的成本，但以聚合结果的准确性要求为前提。我们通过理论分析和广泛的仿真验证了所提出的方案。

索引术语 - 增长感知，激励机制，隐私保护，数据聚合。

一. 引言

A. 动机

M作为一种很有前途的感知，OBILE人群感知应运而生利用遥感能力的范例

人类携带的移动设备，以执行各种传感任务（例如，保健、环境监测、室内定位、

这项工作得到国家自然科学基金委员会在赠款61731004项下以及美国国家自然科学基金会在赠款CNS-1559696、IIA-1301726、CNS-1566634、ECCS-1711991、ECCS-1408409和SAC-1618768项下以及在赠款ICT1800373项下的国家工业控制技术重点实验室开放项目的部分支持。本文的初步版本是在ACMMobiHoc2018年会议上提出的，标题为“人群驱动隐私-为移动人群感知提供数据聚合”[1]。

张先生和S。他是浙江大学工业控制技术国家重点实验室，杭州310027，中国（电子邮件：zhang418@zju.edu.cn；s18he@zju.edu.cn）。

杨先生在内蒙古大学计算机科学与工程系工作，雷诺，NV89557美国（电子邮件：lely@unr.edu）。

李先生在德克萨斯大学阿灵顿分校计算机科学与工程系工作（电子邮件：ming.li@uta.edu）。

J.Zhang在亚利桑那州立大学电气、计算机和能源工程学院工作，Tempe，AZ85287美国（电子邮件：Junshan）。Zhang@asu.edu）。

和智能交通）[2]。通过将感知任务外包给公共人群，移动人群感知系统可以有效、高效地收集细粒度的信息。然而，参与传感任务的任何个人不可避免地授权任务代理人一定程度的特权访问她可能敏感的传感数据，从而在释放给不受信任的一方时导致隐私泄漏。这成为阻碍个人（工人）参与的一个关键挑战，而不是消耗其移动设备的有限系统资源（例如电池和计算能力）。因此，移动人群感知的成功与否与设计有效的激励机制以刺激工人的参与密切相关。

为移动人群感知系统开发的大多数激励机制（例如，[3]-[17]）只考虑工人的感知成本。只有少数最近的作品考虑了工人的隐私成本。然而，在这些工作中，要么工人无法控制他们的数据隐私（例如，假定平台值得信赖并完全负责保护工人的私人数据[10]），要么平台通过博弈论模型（例如，[18]）与工人互动，这可能导致一种低效的均衡，即平台可能无法达到总体结果的理想精度水平。为了解决这些问题，至关重要是为移动人群感知开发新的数据聚合方案，不仅使平台能够根据其感知质量1选择性地招聘工人，而且还允许工人向不受信任的平台报告其本地扰动的感知数据，以保护隐私。这里的一个关键问题是如何通过设计激励机制在工人的数据隐私和聚合精度之间实现良好的平衡。

由于存在多个纳什均衡（例如，[18]），博弈论模型不能保证数据聚合的理想精度水平。因此，在本文中，我们采取了一种拍卖的方法，包括在设计激励机制时的准确性要求。然而，采用基于拍卖的方法来选择对隐私敏感的工作人员并收集他们嘈杂的传感数据，必须应对设计有效激励机制的四大挑战：

- **战略行为。**由于工人被允许在当地干扰他们的数据，如果噪音完全由工人自己指定，他们有可能通过在他们的传感数据中添加更多的噪音来提高他们的数据隐私。此外，工人可能会操纵他们的出价，以最大限度地扩大他们自己的利益，从而导致更高的成本。

传感结果的可靠性取决于工作人员添加的总噪声及其移动设备的传感器质量[10]。

达到理想的聚合精度。因此，需要一个真实的激励机制，它集成了一个精心设计的数据聚合方案，该平台赋予平台对工人数据扰动的一定控制权。外部因素。与现有的工作（例如[10]）相比，当平台将噪声添加到工人的传感数据中，而工人的数据隐私仅取决于平台添加的噪声时，本文中每个工人的数据隐私取决于选择哪些工人来完成任务，以及

选定的工人产生了多少噪音（见第二-C节），其中引入了外部性。这使得本文的激励机制设计更具挑战性。

- 理性的行为。在人群感知建模中，工作人员的目标是最大限度地提高他们从平台获得的奖励与他们的数据隐私损失之间的差异。通常情况下，只要一个工人的隐私损失被所获得的奖励完全补偿，她就会选择进入该系统，这在本文中被称为隐私被动案例。然而，在某些情况下，工人的行为可以更主动，因为他们可能对他们的数据隐私水平有内在的偏好。在这种隐私保护的情况下，如果由该机制确定的噪音水平低于某一定制阈值，无论她能得到多少报酬，工人都会拒绝参与。需要新的激励机制来处理不同类型的理性行为的工人。
- 计算复杂性。为了以成本效益的方式达到聚合结果的理想精度水平，平台需要找到一个最优的工人子集来完成感知任务。由于不同的工人对他们的数据隐私有不同的估值，而且由于外部性，工人的数据隐私是相互依存的，因此找到一个最优的工人子集来最小化系统成本，同时达到理想的准确性水平是一种组合性质的。因此，需要一种计算效率高的机制。

B 主要捐款摘要

在本文中，我们开发了一个用于在移动人群感知中保护隐私的数据聚合的拍卖框架，在该框架中，工作人员向平台提交他们的出价，并且该平台扮演拍卖师的角色，为一个感知任务招募工人。当聚合来自工人的噪声数据时，该平台的目的是尽量减少购买私人传感数据的成本，同时达到聚合结果的理想精度水平。我们的主要贡献概述如下：

- 差分私有数据聚合。为了解决由于工人的战略行为而带来的挑战，我们提出了一种差异私有数据聚合方案，利用了著名的差异隐私概念。其关键思想是根据Laplace分布的可分割性仔细设计每个工人的噪声分布，这样每个工人就可以根据平台建议的噪声分布报告其数据的隐私保护版本，从而保证每个工人数据的差异隐私。通过使用该方案，平台可以在不知道工人真实感知数据的情况下对聚合噪声水平进行一定的控制。

- 外部因素。根据所提出的差分私有数据聚合方案，对于不同的工人，将为工人设计不同的噪声分布。换句话说，如果平台选择不同的工人，工人的隐私就会发生变化，从而引入外部性。对于拉普拉斯噪声分布，我们明确地描述了工人之间的外部性以及每个工人的参与对其他工人隐私的影响，这在激励机制设计中得到了考虑。

- 隐私-准确性权衡。为了保持聚合结果的准确性，如果所报告的数据具有更高的准确性（即添加较少的噪声），平台将奖励更多的工人。显然，在（隐私）成本和准确性之间存在权衡。我们描述了工人的数据隐私与基于差异隐私概念的聚合结果的准确性之间的权衡。由于工人的噪声增加，聚合结果的精度以失真为特征。

- 差分私有数据拍卖。基于所提出的差分私有数据聚合，激励机制的设计归结为解决了将感知任务分配给一组工人的隐私拍卖，该组工人可以将对工人的总付款最小化，但要受聚合结果的准确性约束。我们表明，很难找到这个问题的最优解。通过探究问题结构，发现问题的隐含单调性，确定工人的临界出价。基于这些发现，我们提出了一种计算效率高的差分私有数据拍卖方案，尽管问题的组合性质。此外，我们还表明，所提出的差分私有数据拍卖方案是真实的、个别合理的和接近最优解的。通过广泛的仿真对该方案的性能进行了评价。

- 固有的隐私要求。我们扩展了基本的差异私有数据拍卖，以处理隐私保护工人的情况。具体来说，我们将工人对其数据隐私水平的内在隐私偏好纳入激励机制。每个工人将报告她的最低可接受的数据隐私水平和她的单位隐私成本到平台。第四节提供了一个修正的真实拍卖机制，该机制将工人的二维出价作为投入。

C 相关工作

移动人群感知系统的激励机制设计最近受到了广泛的关注（例如，[3]-[16]）。采用了不同的模式（例如，拍卖[3]-[11]和博弈论模型[12]-[16]）来设计具有不同目标的激励机制，包括社会福利最大化（例如，[9]、[15]、[19]）、成本或支付最小化（例如，[4]、[10]）和平台利润化（例如，[11]、[13]）。大多数现有工作（例如，[3]-[9]）只考虑参与者的传感成本。

最近，数据隐私受到了很大的关注（例如，[10]、[11]、[17]、[18]、[20]-[22]）。其中大多数作品（例如，[10]、[11]、[20]-[22]）假定平台（即

数据采集器)是值得信赖的,真实的数据被报告给平台,那里的工人无法控制他们的数据隐私。最近的工作[18],[23]允许工人通过报告嘈杂的数据来保护他们的数据隐私,并研究如何在博弈论模型中交换私人数据,然而,这可能导致一种低效的均衡,即不能保证聚合结果的准确性。为了解决这些问题,本文提出了一种新的移动人群感知拍卖框架,其中工作人员可以通过根据所提出的数据聚合方案确定的噪声分布来增加噪声来保护他们的数据隐私。具体来说,我们考虑节俭的机制设计[24],[25],其目的是尽量减少买方(平台)的总付款,以获得一组可行的工人,其汇总数据达到理想的准确性水平。我们警告说,然而,基于阈值的节俭机制[24],[26]不能直接应用于考虑中的问题,因为外部性的影响,这使得机制设计更具挑战性。2

虽然数据隐私的控制是通过允许工人进行局部噪音注入而从平台一方转移到工人一方,但平台仍然拥有权力

为每个选定的工作人员指定噪声注入级别[1]。为了让工人更多地控制他们的数据隐私水平,我们进一步将讨论扩展到隐私保护工人可以对其最不可接受的噪声水平施加限制的场。我们为此场景设计了一个有效的真实激励机制,其中工人的出价是二维的,包括他们对单位隐私成本的出价和他们对隐私水平的内在要求。选择可行的工人集的预处理是

也需要在开始阶段,以确定胜利者。这使我们的方法与现有的移动人群感知中的私有数据聚合机制设计不同

[9]-[11].

论文的其余部分组织如下。在第二节中,我们描述了移动人群感知系统的隐私保护数据聚合框架。在第三节中,我们提出了激励机制,并对其特性进行了分析。在第四节中,我们将研究扩展到隐私保护场景,其中工作人员对其数据隐私级别施加内在要求。在第五节中,我们评估了所提出的激励机制的绩效。本文件在第六节中作了总结。

二. 私人储备资料及有关资料

移动窗口系统概述

考虑一个由一个集中平台A、一个任务代理T和一组参与工作的工人 N 偶 $\{1, N\}$ 组成的移动人群感知系统,如图所示。1.这项任务要求工作人员向平台报告他们对特定物体或现象的本地感知数据(例如频谱感知和环境监测)。为了提高结果的可靠性,该平台将汇总传感数据,因为每个工人的传感数据的可靠性可能因不同而不同

我们的一些初步结果已在[1]中提出。

不同的传感器质量[10]。与现有的移动人群感知系统拍卖工作(例如,[3]-[17])不同,我们允许每个人报告她的数据的隐私保护版本,以保护她自己的数据隐私[18]。

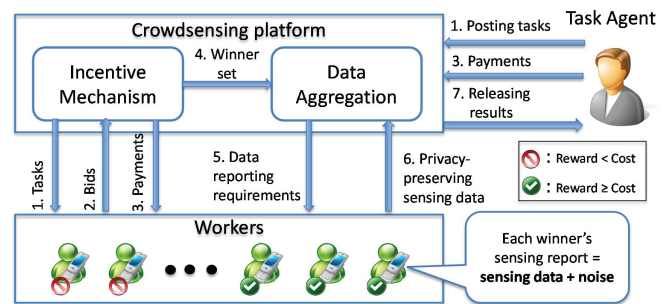


图1：保护隐私的数据聚合拍卖框架。

具体来说,工作流(见图)。1) 建议的保护私隐的资料汇总如下:

- 首先,任务代理在人群感知平台中发布任务,然后将任务发布到一组工人,表示为 N (步骤1)。
- 激励机制。然后平台运营一个拍卖会招募工人。工人首先向平台提交投标(步骤2),投标反映了工人的个人信息,如隐私损失的估值和每个工人最低可接受的数据隐私保护水平(见第二-B节)。根据收集到的标书,平台确定获奖者(即完成任务的工人),以及相应的支付给获奖者(步骤3和4)。
- 数据汇总。接下来,平台将数据报告要求发送给获奖者,并允许获奖者报告其感知数据的隐私保护版本(步骤5和6)。
- 最后,平台将聚合结果发布给任务代理(步骤7)。

B. 众包拍卖模式

在人群感知系统中,该平台作为一个拍卖师,招募工人完成感知任务,然后聚合感知数据。作为投标人,工作人员向平台提供他们的私人感知数据,以补偿他们的隐私损失。下面我们分别介绍了隐私成本模型,工人模型和平台模型,接下来是设计目标。

平台模型:在拍卖开始时,平台(拍卖师)将从工人那里获得出价(在第二-B2节中定义)。通过运行精心设计的赢家确定程序和付款确定程序,平台输出分配结果 (x, p) ,其中 x_N 表示参与者和

$$x = (x_1, \dots,$$

$p_1, p_N)$ 表示对参与者的付款数额。具体来说, $x_i \in [0, 1]$ 表示如果选择 $worker_i$ 来执行任务: $x_i=1$ 表示选择 $worker_i$ (即胜利者)和 $x_i=0$,否则。因此,我们定义 S 为 S 工人的赢家集。每个工人

在数据聚合后，平台将支付 p_i 的奖励，以收集她的私有数据，并以不同的私有方式使用数据（见第二-C节）。 $i \in \text{Run } p_i$ 。我们表示数据聚合精度要求平台花费的总付款可以表示为感测任务，

这将在后面的章节中加以界定

三.

工²人模型：接下来，我们为工人介绍隐私成本模型、投标模型和实用新型。

隐私成本。在我们的模型中，工人在向平台提供他们的私人感知数据时会产生隐私成本。这样的隐私成本使用差异隐私进行量化[27]。我们让 $v_i > 0$ 表示工人 i 对单位隐私成本的估价。直观地说， v_i 的更大的值表明，工人 i 通过揭示她的感知数据对隐私损失有更高的内在价值。我们假设所有的单位隐私成本是不知道的平台或其他工人。我们让 i 表示工人 i 的数据隐私级别（见第二-C节中的正式定义），这是由平台指定的，并且与数据扰动的噪声级别密切相关。具体来说， i 值越小，允许在她的数据上添加的噪声工作者 i 就越大，因此数据隐私级别越高。3.我能给出工人的隐私成本

$$c_i = v_i \epsilon_i(\mathbf{x}). \quad (1)$$

请注意，这一成本函数已在许多现有工程中使用（例如，[10]、[11]、[21]、[22]）。然而，本文（1）中工人的隐私 i 是 \mathbf{x} 的函数，不仅取决于自己添加的噪声，还取决于聚合结果中的总噪声，这引入了外部性（见第二-C节）。这是这项工作与其他相关工作在移动人群感知（例如，[10]）中的一个关键区别，其中工人的隐私成本纯粹取决于她自己的参与。

招标模式。我们假设每个工人的单位隐私成本与她的私人数据是独立的，这样她就不会在投标过程中透露私人信息。然而，工人可能不会报告她的单位隐私成本的真实价值，以获得更多的利益。我们区分了隐私被动场景和隐私主动场景的投标模型，因为工作人员在确定其数据隐私级别时所扮演的角色不同。在隐私被动的情况下，每个工人 i 只是报告她的单位隐私成本作为出价比，这可能是不同的 v_i 。

真正的价值 v_i 。设 $\mathbf{b} = (\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_n)$ 表示工人提交的投标向量， \mathbf{b}_{-i} 表示没有工人 i 投标的投标向量。该平台运行拍卖的结果指定了每个工人 i 的数据隐私级别 i 。工人 i 我会被动地接受数据隐私水平，并相应地进行局部噪声注入（见第二-C节）。

在隐私保护方案中，我们假设每个工作人员 $i \in \text{Run } p_i$ 对她的数据隐私级别有一个内在要求，如果 i 由

根据差分隐私的效用理论表征[22]，隐私成本可以建模为具有真实数据向量的效用与具有扰动数据向量的效用之间的差异，这是工人隐私 i 的线性函数。

平台大于定制的阈值 E_i 。为了施加这样的约束，工人 i 将分别报告她的单位隐私成本 v_i 和她对数据隐私级别 E_i 的要求的出价元组 (b_i, g_i) 。

工人的公用事业。在我们的人群感知框架中，每个工人向平台报告嘈杂的数据，以换取补偿她隐私成本 c_i 的支付 p_i 。工人被认为是自私和战略性的，以最大限度地利用他们自己的公用事业。基于隐私成本（1），我可以给出一个隐私被动工作者的效用 U_i ，

$$u_i(b_i, \mathbf{b}_{-i}) = p_i(b_i, \mathbf{b}_{-i}) - c_i = p_i(b_i, \mathbf{b}_{-i}) - v_i \epsilon_i(\mathbf{x}), \quad (2)$$

对于一个保护隐私的工人，她的效用

$$u_i(b_i, g_i, \mathbf{b}_{-i}, \mathbf{g}_{-i}) = p_i(b_i, \mathbf{b}_{-i}) - v_i \epsilon_i(\mathbf{x}), \quad \text{如果 } \epsilon_i(\mathbf{x}) \leq g_i, \\ -\infty, \quad \text{否则} \quad (3)$$

其中 U_i 和 p_i 是投标向量的函数，给定 i 和 \mathbf{x} 。在这里，它认为，对于一个非参加者 i 偶氮（即 $x_i = i = p_i = 0$ ），她的效用是零。请注意，为了方便演示，我们没有明确地将执行任务的感知成本包含在实用函数（2）中。同时，本文的结果可以很容易地推广到[16]、[28]中的传感成本。例如，类似于[16]，让 s_i 表示用户 i 的感知成本，我们可以将用户 i 的个体效用修改为 $u_i = p_i - s_i v_i$ ，并定义 $p_i = p_i - s_i$ ，将感知成本纳入奖励中。因此，我们的结果可以推广到这种情况。

3) 设计目标：我们的目标是设计一个以拍卖为基础的分配机制，尽量减少以令人满意的数据汇总准确性向工人支付的总额，方法是设计一个具有以下理想属性的激励机制：

- **真实性：**我的每一个工人都可以通过如实地提出她的隐私评估，即 $U_i(v_i, \mathbf{b}_{-i})$ 来最大化她的效用 \geq 任何 \mathbf{b} 的 $U_i(b_i, \mathbf{b}_{-i})$ 。
- **个体合理性：**每个工人 $i \in N$ 可以获得一个非负的效用。根据（2）和（3），这意味着支付 p_i 和隐私级别 $i(\mathbf{x})$ 的确定使得 $u_i = p_i - c_i \geq 0$ ；此外，对于隐私保护工作者 i ，需要进一步满足约束 $i(\mathbf{x}) \leq g_i$ 。
- **成本最小化：**该机制可以最大限度地减少对工人的总付款。
- **计算效率：**解 (\mathbf{x}, \mathbf{p}) 可以在多项式时间内计算。

C. 差别化的私人数据聚合

在隐私被动案例和隐私主动案例中，为了保护数据隐私，每个获奖者我都会通过添加随机噪声 n_i 来报告她的数据 d_i 的隐私保护版本 \tilde{d}_i 。在不失去通用性的情况下，我们假设所有的传感数据 d_i 都是在 $[0, 1]$ 范围内的归一化值。在本文中，我们考虑了一个加权聚合运算 f 来计算基于工人数据的聚合结果 r 。

让 \mathbf{d} 成为工人数据的向量。聚合结果 r 可以写成

$$r = f(\mathbf{d}) = \sum_{i \in S} w_i (d_i + n_i) \quad (4)$$

其中 w_i 是工人 i 的归一化权重，使得这些权重的总和等于1。与[10]、[29]、[30]相似，加权聚合是为了捕捉工人不同技能水平对计算汇总结果的影响。直觉上，更高的权重将分配给那些传感数据更有可能接近地面真相的工人。这使得聚合结果更接近于更可靠的工人提供的数据，许多最先进的数据聚合方法[10]、[29]、[30]都使用了这些方法。权重的选择可以根据工人的技能水平，如[10]，这是平台和工人的先验知识。

在本文中，我们基于差分隐私的著名概念量化了数据聚合中发生的隐私损失[27]，并将所提出的差分私有数据聚合定义如下。

定义1 (差分私有数据聚合)。

聚合操作 $f : [0, 1]^S \rightarrow \mathbb{R}$ 是 ϵ_i -differentially 关于工人 i ，如果对于任何一对相邻向量 \mathbf{d} 和 $\mathbf{d}(i)$ ，仅在第一个工人的数据和任何一组聚合结果OIRT Range (F) 中存在差异，则以下不等式成立：

$$Pr[f(\mathbf{d}) \in O] \leq \exp(\epsilon_i) Pr[f(\mathbf{d}(i)) \in O], \quad (5)$$

i 是一个正参数，量化了工人 i 的数据隐私水平。

这一定义与[27]中的定义略有不同，后者是从最坏的情况下的隐私（即 ϵ -differential private，其中

$$\epsilon = \sup_i \epsilon_i).$$

给定聚集运算 f ，提供差分隐私的一种众所周知的方法是从Laplace分布中提取的随机噪声添加到此函数[27]中。由于我们允许每个工人自己添加噪声，我们需要仔细设计每个工人的噪声分布，使噪声之和等效于从Laplace分布中提取的随机噪声，即聚合噪声 n_i 。命题1。对于(4)中的聚合操作 f ，定义如下拉普拉斯分布。

$\epsilon_i = s_i(f)/\sigma$, where $s_i(f) = \max_{\mathbf{d}, \mathbf{d}(i) \in [0, 1]^S} |f(\mathbf{d}) - f(\mathbf{d}(i))|$ 是 f 对第一条目 d_i 的敏感性，是拉普拉斯分布的参数。对于工人 i ，如果 $n_i = G_1(S, \sigma/w_i) - G_2(S, \sigma/w_i)$ 对于所有的 $i \in S$ 都是独立的，则聚合操作 f 是 i -在不同情况下私有的，其中 $G_1(S, \sigma/w_i)$ 和 $G_2(S, \sigma/w_i)$ 是i.i.d.随机变量，遵循带有pdf的伽马分布

$$g(x; S, \sigma/w_i) = \frac{1}{\Gamma(1/S)} \left(\frac{w_i}{\sigma}\right)^{\frac{1}{S}} x^{\frac{1}{S}-1} e^{-\frac{w_i x}{\sigma}}.$$

证据。为了显示命题1，它足以表明聚合噪声遵循拉普拉斯分布。基于拉普拉斯分布的可除性[31]，拉普拉斯

分布是可分割的，可以构造为I.I.D.Gamma分布之和。基于伽马分布的标度规律，在(4)中。因此，我们

$$w_i = G, \sigma, \sigma$$

$$\sum_{i \in S} w_i = \sum_{i \in S} (G_1(S, \sigma) - G_2(S, \sigma)) = L(\sigma), \quad (6)$$

其中，第二等式是由Laplace分布的可分性[31]引起的，这就得出了证明。

□

在命题1的基础上，如果仔细设计了每个工人的噪声分布，则(4)中的聚合操作 f 相对于工人 i 是 i -不同的私有。因此，我们在算法1中提出了数据聚合机制。在算法1中，平台只通知工作人员 S 和 σ/w_i 的值，每个工作人员在此基础上产生随机噪声并将 d_i 报告回平台。具体来说，数量 σ/w_i 描述了工人 i 的数据隐私级别（见第二-D节中的命题2）。

算法1 差分私有数据聚合

- 1: 输入：工人设置 S ，每个工人的工人重量数， i 等，拉普拉斯分布参数 S, σ
- 2: 产出：综合结果 r .
- 3: 对于每个工作人员，平台通知参数 S 和 σ/w_i .
- 4: 每个工作人员根据 $G_1(S, \sigma/w_i) - G_2(S, \sigma/w_i)$ 的分布产生一个随机噪声 n_i ，然后报告。
 $d_i = \text{到站台去}.$
- 5: 该平台将工人的数据汇总起来，使用 (4) 并将聚合结果 r 释放给任务代理。

备注：

- 请注意，在隐私被动的情况下，工作人员将被动地注入随机噪声参数化的数据隐私级别，由平台通知。相比之下，在隐私主动的情况下，工作人员对他们的数据隐私级别有定制的要求，平台通知的噪声参数将满足他们的数据隐私要求（见第四节的详细讨论）。
- 请注意，在拟议的数据聚合算法中，平台不知道工人数据的真实值，而是使用工人在拟议的拍卖框架中同意的噪声分布生成的隐私保护版本。通过这样做，除了保护工人的数据隐私外，所提出的算法还可以防止工人在其感知数据中添加任意大的噪声，在这种情况下，聚合结果变得无用。对于该平台，很容易检查每个工人报告的分布是否遵循指定的噪声分布，在此基础上，声誉管理技术可以应用于识别不诚实的工人[32]。此外，客户端应用程序可以设计为强制本地产生的噪声后，分发正规化的平台，以解决道德风险问题。
- 还请注意，对于不同的获奖者，不同的噪声分布将分配给获奖者。换句话说，每个赢家的隐私取决于赢家集的选择，这引入了外部性。这使得本文的激励机制设计有所不同

从现有的工作拍卖在移动人群感知系统。

D. 隐私与准确性

当允许工人报告噪声数据时，添加到聚合结果中的噪声将不可避免地降低结果的准确性。从命题1中，我们观察到 ϵ_i 取决于 x_i 的值。值越高， ϵ_i 越小，隐私保障越好。然而，值越高，聚合结果的精度越低。显然，工人的数据隐私和汇总结果的准确性之间存在着自然的权衡。

为了表征精度，我们引入了两个聚合函数之间的失真概念：一个使用无噪声的所有工人数据，另一个使用具有噪声的选定工人数据（即聚合结果 r 在（4）中）。由于该平台需要为工人的数据付费，因此获取所有工人的数据将是昂贵的，工人也会增加噪音以保护他们的数据隐私。因此，我们可以以无噪声为基准来处理所有工人数据的聚合。

定义2（失真）.（ x_i 给定向量 x ， n_i 扭曲）定义为

$$\delta(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{d} \in [0,1]^N} \mathbb{E}[(\sum_{i \in N} w_i d_i - \sum_{i \in N} w_i (d_i + n_i) x_i)^2]. \quad (7)$$

在定义2中，失真被定义为

预期偏离工人报告的任何传感数据的真实结果。很明显，失真取决于完成任务的工人的集合和添加到数据中的噪声。它们的依赖性由以下命题来量化。

命题2（隐私与失真）. 给定所有工人的 x_i 和 w_i ，在聚合函数（4）下，每个工人的隐私和聚合结果的失真可以如下所示：

$$\epsilon_i = \frac{w_i x_i}{\sigma}, \forall i \in N \quad (8)$$

$$\delta(\mathbf{x}) = (\sum_{i \in N} w_i (1 - x_i))^2 + 2\sigma^2. \quad (9)$$

有证据 Given x_i 和 w_i i

$$s_i(f) = \max_{\mathbf{d}, \mathbf{d}_{(i)} \in [0,1]^S} \text{符合} (d_i - d_{(i)}) = x_i - n_i w_i x_i.$$

因此，我们有 $\epsilon_i = \frac{s_i(f)}{\sigma} = \frac{w_i x_i}{\sigma}$ 。对于扭曲，我们有

$$\begin{aligned} \delta(\mathbf{x}) &= \max_{\mathbf{d} \in [0,1]^N} \mathbb{E}[(\sum_{i \in N} w_i d_i - \sum_{i \in N} w_i (d_i + n_i) x_i)^2] \\ &\stackrel{(a)}{=} \max_{\mathbf{d} \in [0,1]^N} \mathbb{E}[(\sum_{i \in N} w_i d_i (1 - x_i) - \sum_{i \in S} w_i n_i)^2] \\ &\stackrel{(b)}{=} \max_{\mathbf{d} \in [0,1]^N} (\sum_{i \in N} w_i d_i (1 - x_i))^2 + 2\sigma^2 \\ &= (\sum_{i \in N} w_i (1 - x_i))^2 + 2\sigma^2, \end{aligned}$$

从命题1和（b）得出，其中（a）从方程（4）得出结论

是一个具有零均值和 $2\sigma^2$ 值的拉普拉斯随机变量。

² vari-

□

从命题2可以清楚地看出，给定 x_i ，完成任务的工人越多，失真越小；给定所选工人 S 集，值越高， ϵ_i 越小（即隐私越好），失真越差。在[21]之后，如果工作人员添加的拉普拉斯噪声具有以下形式的参数，我们将（4）中的聚合操作称为 f 。

$$\sigma = \sigma(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sum_{i \in N} w_i (1 - x_i)}. \quad (10)$$

根据（10），每个工人的隐私和汇总结果的失真可以如下给出：

$$\epsilon_i(\mathbf{x}) = \frac{w_i x_i}{\sum_{i \in N} w_i (1 - x_i)}, \forall i \in N \quad (11)$$

$$\delta(\mathbf{x}) = 3(\sum_{i \in N} w_i (1 - x_i))^2. \quad (12)$$

情商。（11）和（12）在工人之间引入外部性，使工人的数据隐私取决于其他工人的参与。具体来说，参与者越多，失真越小，但 ϵ_i 越大（即隐私越差）。直观地说，由于所有工人都完成了相同的感知任务，参与者越多，就越容易计算出真实的数据（即越多的隐私损失）。此外，我们需要仔细选择工人，因为他们有不同的技能水平（即 w_i ），这可能会导致扭曲。此外，选择不同工人的成本也不同。因此，寻找一组合适的工人来完成传感任务是一项具有挑战性的任务。

三. 激励机制：

特权工人

在这一部分中，我们研究了在工人对其数据隐私水平没有内在要求的隐私被动场景中数据人群感知的激励机制设计。换句话说，只要他们的隐私损失由平台的奖励来补偿，他们就会被动地参与。

A. 数学公式

人群感知平台的目标是尽量减少对工人的总付款，使汇总结果的准确性高于一定的预定阈值（即失真低于阈值）。具体地说，这个问题可以表述为

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } & \sum_{i \in N} p_i \\ & p_i \geq b_i \epsilon_i(\mathbf{x}), \forall i \in N, \quad (\text{个人理性}) \\ & \delta(\mathbf{x}) \leq \Delta, \quad (\text{准确性要求}) \\ & x_i \in \{0, 1\}, \forall i \in N. \end{aligned} \quad (13)$$

在问题（13）中，决策变量是 $\{x_i\}_{i \in N}$ 及 $\{p_i\}_{i \in N}$ 等，以及个体合理性约束保证了每个工人都能获得非负的效用。对于准确性要求约束，阈值一般会决定工人的总支付和数据隐私水平。

在低门槛（即高精度）的情况下，平台将向工人支付更多的钱，以获得较少的噪音数据（即更糟糕的数据）

工人的隐私)。请注意,与大多数关于人群感知的工作不同,问题(13)考虑了工人之间的外部性,使得工人的数据隐私相互依赖,这在第二-C节和第二-D节中已经讨论过。由于外部性,设计一个激励机制来解决(13)是一项具有挑战性的任务。定理1表明,问题(13)是NP-硬的。

定理1.硬。众感拍卖问题(13)是NP-

为了证明定理1,我们首先建立了问题(13)与以下问题之间的等价性:

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } & \sum_{i \in N} b_i \epsilon_i(\mathbf{x}) \\ & \sum_{i \in N} w_i x_i \geq W, \\ & x_i \in \{0, 1\}, \forall i \in N, \end{aligned} \quad (14)$$

$$\text{其中 } W = \sum_{i \in N} w_i - (\Delta/3)^{1/2}.$$

引理1 最优分配与问题(14)相同。 \mathbf{x}^* 问题(13)是

证据。 观察到要最小化(13), p_i 总是等于 $b_i \epsilon_i(\mathbf{x}^*)$. 因此,个体理性的不等式 $b_i \epsilon_i(\mathbf{x}) \leq p_i$ 说,最小化 $\sum_{i \in N} p_i$ 相当于

$$\delta(\mathbf{x}) \leq \Delta \text{ 作为 } N \in W \text{ 在代数之,}$$

□

很容易证明问题(14)可还原为反向二进制背包问题,即NP难问题。基于引理1,定理1如下。

B. 机构设计

从定理1看,当N的基数较大时,问题(13)是计算困难的。为了应对这一挑战,我们提出了一种计算效率高的机制(见算法2和3),即差分私有数据拍卖(DPDA),它是真实和单独合理的,可以找到接近问题(13)的最优分配x的赢家集,如第三-C节所讨论的。

在算法2中,思想是首先求问题(14)的分数松弛的解C,即,

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } & \sum_{i \in N} b_i \epsilon_i(\mathbf{x}) \\ & \sum_{i \in N} w_i x_i \geq W, \\ & 0 \leq x_i \leq 1, \forall i \in N, \end{aligned} \quad (15)$$

选择作为目标成本。根据目标成本C,可以通过选择总成本大于或等于C的最小工人集来确定赢家。因为问题(15)比问题(14)约束更小,因此C是问题(14)解的下界。为了找到这个最小的工人集,我们探索了问题(15)的解决结构。根据问题(15)和问题(14)之间的关系,我们发现单调性的性质(参见附录中定理4的证明),在此基础上,通过将工人逐渐加入到赢家集合中,直到总成本大于或等于目标成本(参见算法2中的主环(行6-10)),才能找到赢家集合。本质上,我们想找到

最小的 k 例如: $\sum_{i \leq k} b_i / (\sum_{i \geq k+1} w_i) \geq C$, i.e., $k = \min\{j : \sum_{i \leq j} b_i w_i / (\sum_{i \geq j+1} w_i) \geq C, \forall j \in N\}$

有k的工人在赢家中。请注意,由于外部性,这种单调性隐藏在问题(14)中,这使得我们的问题在技术上比现有的移动人群感知拍卖作品更具挑战性。

在算法3中,我们利用拍卖理论中的临界值方法[26]。其想法是确定关键出价BC,以便如果一个工人的出价大于或等于BC将不会被选中。具体来说,我们首先从工人集N中删除工人I,并找出工人将失去拍卖的最小出价(算法3中的第5行)。请注意,投标是按增加的顺序排序的。关键投标是根据所有这些投标的最高额确定的(算法3中的第6行)。使用这个关键出价,我们根据每个赢家的权重来确定付款(算法3中的第8行)。从第三-C节中DPDA的分析可以看出,算法2和3给出的解是可行的,并且接近问题(13)的最优解。

对于算法2的复杂性,我们需要解决问题(15)的C,这是一个线性分数程序。为了有效地求解C,我们可以根据下面的引理将问题(15)转化为线性规划。

引理2.程序 问题(15)等价于下列线性:

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } & \sum_{i \in N} b_i y_i \\ & \sum_{i \in N} w_i y_i \geq Wz, \\ & 0 \leq y_i \leq z, \forall i \in N, \\ & \sum_{i \in N} w_i z - \sum_{i \in N} w_i y_i = 1. \end{aligned} \quad (16)$$

证据。为了证明等价性,我们将证明问题(15)中的任何可行点在目标值相同的问题(16)中也是可行的,反之亦然。我们注意到,如果x在问题(15)中是可行的,那么 $y_i = \frac{x_i}{\sum_{i \in N} w_i (1-x_i)}$, $\forall i \in N$

$$\text{and } z = \frac{1}{\sum_{i \in N} w_i (1-x_i)} \quad \text{蒂·伊克雷恩·比 i (} \sum_{i \in N} b_i w_i y_i \text{)} \text{。以下是}$$

问题(15)的最优值大于或等于问题(16)的最优值。相反,请注意:

$z > 0$ 在问题(16)中。如果 y_i 和 z 在问题中是可行的(16),然后是 $x_i = y_i / z$

$$\text{目标值 } \sum_{i \in N} b_i \epsilon_i(\mathbf{x}) = \sum_{i \in N} b_i w_i y_i. \text{ 因此,}$$

问题的最优值(16)。因此,问题(15)是相当于问题(16)。

□

基于引理2,我们可以通过求解一个线性程序(16)来求解C。请注意,算法2的计算复杂度由两部分组成:求解一个线性程序(16)(第3行)和找到赢家集(第6-10行)。为了有效地求解(16),我们可以使用许多求解器进行线性程序,例如CPLEX[33],它可以在多项式时间[34]中求解线性程序(16)。要找到一组赢家,在最坏的情况下最多需要 $O(N)$ 时间。因此,算法2可以确定问题(13)在多项式时间内的赢家集。对于算法3,它需要为每个赢家运行算法2,最坏的情况是运行N次,这意味着它在多项式时间也是可解的。

差分私有数据拍卖算法2：赢家决定

- 1: 输入：工人集 N ，每个工人的重量，每个工人的重量，每个工人的出价，

$$\forall i \in N.$$
- 2: 输出：赢家集 S .
- 3: 按照 w_i 的递增顺序对工人的集合进行排序..
- 4: 通过求解问题 (16) 求目标成本 C .
- 5: 设 $k=1$, $x_1=1$ 和 $x_i = 0, \forall i = 2, \dots, N$.
- 6: 集合 $S = \{1\}$ 并计算 $C_{\text{偶}1} = b_1(\mathbf{x})$.
- 7: 而 $C' < C$ 做 \find the set of winner
- 8: $k = k + 1$.
- 9: Set $x_k = 1$ 和 $S = S \cup \{k\}$.
- 10: $C' = \sum_{i=1}^k b_i c_i(\mathbf{x})$.
- 11:
- 12: 返回 S .

差分私有数据拍卖：支付确定

- 1: 输入：工人集 N ，每个工人的重量，每个工人的重量，每个工人的出价，
 输出：Payments p . PitribiCorton, winner set
- 2: S .
- 3: 设置 $p = (0, \dots, 0)$ 和 $bc = bk_1$ ，其中 k 是出价最大的 S 中的工人指数。
- 4: 对于每一个我都做了关键的出价
- 5: 在 $N \setminus \{i\}$ 上运行算法2，以获得赢家集 S'
 带着出 k' 是 S' 中最大的工人指数价。
- 6: $b_c = \min\{b_c, b_{k'+1}\}$.
- 7: 结束
- 8: 对于每一个我都有, $p_i = \frac{b_c w_i}{\sum_{i \in N \setminus S} w_i}$.
- 9: **return** p .

C.DPDA的分析

在这一节中，我们将证明DPDA是真实的，个别合理的，以及 β -近似的 β -最优成本。

首先，我们分析了DPDA的真实性。

定理2. DPDA是真实的。

证据。为了证明DPDA是真实的，它足以表明用户不能通过偏离他们的真实估值来改进他们的公用事业。请注意，在DPDA中，获胜者是由她的出价在集合 N 中的排名决定的，排名越高，被选中的机会就越低。此外，算法3确定的关键出价不取决于中标者的出价价值。在下面，我们讨论的案例与一个不真实的出价 b_i 的工人 i 。

- 出价太高了 b_i 在这种情况下，我的工人的排名可能会向后移动。如果她能通过真实的出价 v_i 赢得拍卖，并且她仍然保持在通过超额出价设定的赢家中，那么她的效用将保持不变，因为算法3确定的关键出价 BC 将保持不变；如果她通过超额出价失去拍卖，她的效用将为零。如果她通过真实的投标而失去了拍卖，那么她仍然会因为出价过高而失去。在这两种情况下，工人我都不能提高她的效用。

- 投标比 $< v_i$ 。在这种情况下，我的工人的排名可能会在小组中向前迈进。如果她能通过真实的竞价 v_i 来赢得拍卖，那么她的效用就不能得到改善，因为她仍然必须保持在胜利者的位置，关键的出价保持不变。如果她通过真实的竞价而输掉了拍卖，但出价过低帮助她成为赢家，她就是

$$\text{公用事业将是 } U_i = \frac{(b_c - v_i)w_i}{\sum_{i \in N \setminus S} w_i}. \text{ 因为她本来就不是 } v_i \text{ 不知道，这导致了她的}$$

$$\text{效用 } u_i \leq 0.$$

因此，DPDA是真实的。 \square

接下来，我们分析DPDA的个体合理性..

定理3. DPDA是个别理性的。

证据。对于获胜者中的每一个工人，我们有

$$p_i = \frac{b_c w_i}{\sum_{i \in N \setminus S} w_i} \geq \frac{b_i w_i}{\sum_{i \in N \setminus S} w_i} = c_i,$$

自 $b_i - c_i \geq b_i, \forall i \in S$.

以来 $c_i \geq 0$ 因此，我们有 $c_i \geq 0$ 对所有工人来说，也就是说，DPDA是单独理性的。 \square

然后，我们分析了DPDA的近似比。其思想是首先描述问题 (15) 的最优解，然而，由于外部性，这仍然是具有挑战性的。为了应对这一挑战，我们探索了问题 (15) 的结构，并在将问题 (15) 转化为等价问题后发现了隐藏的单调性。基于这一发现，我们证明了DPDA满足问题 (13) 的精度要求，并利用DPDA的输出与问题 (13) 的最优解之间的关系导出了DPDA的近似比。结果总结如下定理..

定理4. 在最优成本方面，DPDA满足精度要求 (即 $(1-\beta)$ 等位数)，并且在最优成本方面是 β -近似，其中 $\beta = k/(k+1)$ 在后续-我们接下来细化近似比“小投标人”假设。

假设1. 在一种“小投标人”的情况下，工人的出价通常比通过求解 (16) 计算的目标付款 C 要小得多，令人满意的是， $C \geq b_{\max}$ 和 $b_{\max} \max_i b_i > N$ 是一个很大的正常数。

推论1. 在假设1中，DPDA是 β -近似于最优成本，其中 $\beta = \frac{1}{1-k/(\beta+1)} \geq 1$.

定理4和推论1的证明见附录.. 这一结果展示了一个具体的情景，即“小投标者”效应越显著， β 值越大，因此我们的DPDA算法的性能就越好。

四 激励机制：

私营生产工人

在上述模型中，允许工作人员在本地对其传感数据注入噪声，以避免将私人信息透露给不可信的平台。不过，由于噪音水平

是由平台指定的，工人在一定程度上失去了对确定其数据的确切隐私保护水平的控制。在本节中，我们将考虑隐私主动工作人员对平台分配的数据隐私级别具有内在要求的场景。我们首先提出了问题公式，然后提出了一种基于DPDA的拍卖机制，然后进行了性能分析。

A. 问题提出

沿着与第三节相同的路线，我们的目标是设计一种机制，最大限度地减少平台的总支付，但须符合对聚合结果的准确性要求。激励机制的结果除了满足真实性、个体合理性和计算效率等其他属性外，还应满足工人的隐私水平要求。我们重新制定优化问题（13）如下：

$$\begin{aligned} \text{最小化} \quad & \sum_{i \in N} p_i \\ \text{视乎} \quad & p_i \geq b_i \epsilon_i(\mathbf{x}), \forall i \in N, \quad (\text{个人理性}) \\ & \delta(\mathbf{x}) \leq \Delta, \quad (\text{准确性要求}) \\ & \epsilon_i(\mathbf{x}) \leq g_i, \forall i \in N, \\ & x_i \in \{0, 1\}, \forall i \in N. \end{aligned} \quad (17)$$

在我们的研究中，我们做了以下温和的假设，以确保问题（17）是可行的。

假设2考虑到每个工人的出价 g_i 和重量 w_i ，平台确定精度要求，使以下条件得到满足，

$$\Delta \geq 3(w_i/g_i)^2, i \in N. \quad (18)$$

这一假设假定平台的准确性要求相对于

工人。其背后的理由是，在隐私保护的情况下，我们可能无法达到高精度的

聚合结果就像在隐私被动的情况下一样，因为我们可以

不招聘高技能水平的工人（他们可以在结果准确性方面做出更多贡献），但过于严格的隐私。

水平要求。我们有以下引理。

引理3. 付款最小化问题（17）有一个

假设2下的可行解决方案。

有 $\sum_{i \in N} w_i x_i \geq \sum_{i \in N} w_i - (\Delta/3)^{1/2}$. Under the privacy 在（17）中引入的约束，我们有 $\sum_{i \in N} w_i x_i \leq \sum_{i \in N} w_i - \frac{w_i x_i}{g_i}$. 何时 $\frac{g_i}{w_i} \geq \sqrt{3/\Delta}$ 站住脚，很容易看出我们有，

$$\sum_{i \in N} w_i - (\Delta/3)^{1/2} \leq \sum_{i \in N} w_i - \frac{w_i}{g_i} \leq \sum_{i \in N} w_i - \frac{w_i x_i}{g_i}$$

这就总结了证据。 \square

B. 机构设计

由于（17）中工人隐私水平的额外限制，第3节中开发的激励机制不能直接应用于隐私保护场景。此外，作为单位隐私成本和隐私水平

要求被假定为只有工人知道的私人信息，每个工人需要提交一个二维出价，其中的价值可能会偏离真正的价值，因为工人的战略行为。湿提出了一种基于拍卖的激励机制，即强化的差别化私人数据拍卖（EDPD A），以应对新的挑战。与对隐私被动场景进行的分析相似，我们首先表明，重新制定的问题（17）可以简化为反向二进制背包问题，然后放宽整数变量条件，得到基于下面引理4的可解线性程序。

引理问题（17）的分式松弛可简化为以下线性规划：

$$\begin{aligned} \text{最小化} \quad & \sum_{i \in N} b_i w_i y_i \\ \text{视乎} \quad & \sum_{i \in N} w_i y_i \geq Wz, \\ & \sum_{j \in N} w_j y_j + \frac{w_i}{g_i} y_i \leq \sum_{j \in N} w_j z, \forall i \in N, \\ & 0 \leq y_i \leq z, \forall i \in N, \\ & \sum_{i \in N} w_i z - \sum_{i \in N} w_i y_i = 1, \end{aligned} \quad (19)$$

其中W被定义为（14）。

引理4的证明见附录B.

正如算法4所描述的那样，赢家的集合是以贪婪的方式确定的。具体来说，我们首先过滤掉一组 k 个工人，他们的隐私级别要求保证得到满足（第4-5行）。然后，我们使用问题（19）的解决方案作为预算目标，并遵循算法2中使用的相同程序，在不耗尽预算目标的情况下过滤掉获奖者。每个获胜者的付款是通过第三节中引入的算法3计算的。

算法4增强差分私有数据拍卖：赢家决定

- 1: 输入：工人设置 N ，每个工人的权重 w_i ，每个工人的权重，每个工人的出价 $\{b_i, g_i\}$ ，公地。
- 2: 输出：赢家集 S 。
- 3: 把工人按越来越多的顺序排序 $\frac{w_i}{g_i} i \in N$.
- 4: 找到最大的整数 k $\frac{w_k}{g_k} \leq \sum_{i=k+1}^N w_i$, 及定义集合 S 偶 $\{1, \dots, k\}$.
- 5: 把工人们带到 S' 在 * 增加 序 年 $b_i w_i, i \in S'$.
- 6: 通过求解问题（17）求目标成本 C 。
- 7: Let $l = 1, x_l = 1$ 还有 $x_i = 0, \dots, i = \dots, N$.
- 8: 集 $S=1$ 并计算 $C' = b_1 \epsilon_1(\mathbf{x})$.
- 9: 而 $C < C$ 和 l' k do // 找到一组赢家
- 10: $l = l + 1$.
- 11: Set $x_l = 1$ 和 $S = S \cup \{l\}$.
- 12: $C' = \sum_{i=1}^l b_i \epsilon_i(\mathbf{x})$.
- 13:
- 14: 返回 S .

C. 对EDPDPA的分析

我们接下来表明，EDPDPA是真实的，个别合理的，并满足所有参与工作人员的数据隐私水平要求。

首先，我们分析EDPDPA的真实性。

定理 5. EDPDA 是真实的。

证据。通过对单位隐私成本 v_i 和隐私约束 E_i 分别讨论不真实的投标行为，我们证明了 EDPDA 的真实性。对于单位隐私成本，为定理 2 提供的证明足以表明投标偏离工人的真实成本不会带来效用收益。我们在这里重点讨论了对工人隐私约束的虚假投标。

- 超额竞标 g_i 。在这种情况下，算法 4 中第 4 行执行后的工人 i 的排序可能会向后移动。如果工人 i 不在 S' 通过投标的真正价值的 E_i ，她仍然会被过滤后，向后移动。如果她在 S' 内，并在向后移动后仍然在集合中，她将被另一次排名关于她的单位隐私出价 v_i ，这可能会影响她的最终效用。因此，在这两种情况下，投标过高的 E_i 不会给工人带来好处。
- 未投标 g_i 。在这种情况下，在算法 4 中执行第 4 行后，工人 i 的排名可能会在组中向前移动。如果她已经在 S' 前进不会影响她的效用。如果她最初不在 S' 之内，向前迈进可能有助于她赢得拍卖，而她的隐私约束将受到侵犯，这与她的意图形成了鲜明对比。

总之，我们得出结论，EDPDA 是真实的。 □

对于 EDPDA 的个体合理性，可以用与定理 3 相同的程序来证明，因为获奖者的支付是通过算法 3 确定的。接下来，我们证明 EDPDA 保证工人的隐私约束得到满足。

定理 6. EDPDA 保证参与的工人的隐私约束得到满足。

证据。在算法 4（第 3-5 行）中，我们首先过滤掉一组工人 S' ，保证隐私约束得到满足，在此基础上，我们进一步确定了获胜者集 S 。注意到在 S' （第 6 行）和以下程序中使用工人不会违反隐私约束。根据（11），对于每个获胜者，我们有

$$\epsilon_i = \frac{w_i}{\sum_{j \in N \setminus S} w_j} \leq \frac{w_i}{\sum_{j \in N \setminus S'} w_j} \leq g_i. \quad \epsilon_i \leq E_i, \forall i \in S,$$

也就是说，每个获胜者的隐私约束在 EDPDA。 □

在我们扩展了赢家选择程序以解决工人内在隐私要求后，激励机制的近似比的推导变得更加具有挑战性。因此，我们把它留给我们今后的工作。

A. 模拟装置

在我们的模拟中，我们随机生成工人的出价。具体来说，单位隐私成本是由区间 $[1, 20]$ 和数据隐私级别要求统一产生的

是从区间均匀生成的

$[0.01, 0.2]$. The

工人的权重首先从区间 $[1, 10]$ 中随机生成，然后归一化。工人人数 N 从 100 到 300 不等。失真是由一些最大的失真 $\backslash 64257$; nalized $\backslash 64257$; nalized $\backslash 64257$; k ，使得 W 在不同的失真下总是正的。利用 CPLEX 优化求解器 [33]，在二分法的基础上，计算了问题（14）和（17）的最优解。据我们所知，由于没有移动人群感知的拍卖机制，允许工作人员在考虑外部性的同时报告噪声数据，我们只考察了 DPDA 算法和我们在本文中提出的 EDPDA 算法的性能。

B. 结果和讨论

付款与准确性。在图中在不同的准确性要求下，我们用不同数量的隐私被动工人来说明支付情况。我们观察到，随着失真水平的增加，总支付减少，仅仅是因为 W 随着 $\backslash 64257$; 的增加而减少，即平台不需要从工人那里购买太多的隐私。同时，对于相同水平的失真，总支付随着工人数量的增加而增加，因为 W 随着基于（14）的相同失真水平的工人数量的增加而增加，这就要求平台选择更多的工人，从而增加总支付。

隐私与准确性。在图中第三，说明了数据隐私与准确性之间的关系。由于每个工人的隐私是不同的，我们使用所有工人的 i ($= \max i$) 的最大值来表示给定失真水平下的隐私保护水平。正如预期的那样，随着失真水平的增加，数据隐私水平增加（越小，隐私保护水平越高），这与我们在第二-D 节中的分析是一致的。结果清楚地表明，一般情况下，隐私保护工人的隐私水平高于隐私保护工人，这与我们的期望是一致的，因为隐私保护工人一旦进入人群感知系统就会施加定制的隐私水平要求。

外部因素。图 4 说明了外部性的影响。正如第三-A 节所讨论的，每个工人的数据隐私水平取决于其他工人的参与，当工人人数发生变化时，就会改变工人的隐私水平。随着工人数量的增加，平台需要雇佣更多的工人，以保持相同的失真水平。因此，我们可以观察到，随着工人集的增加，总付款和获奖者人数的增加。图清楚地表明，失真水平越高，总支付越低，获奖者人数越少。

在图中我们给出了隐私被动案例和隐私主动案例的比较结果。我们可以看到，在这两种情况下，几乎相同的总支付必须被消耗，给定一个固定大小的工人集的固定归一化失真，因为 W 不受每个工人 i 的隐私级别要求 g_i 的影响。此外，我们观察到，在隐私保护案件中的获奖者人数一般少于在隐私保护案件中的获奖者人数。这是因为对隐私的附加要求

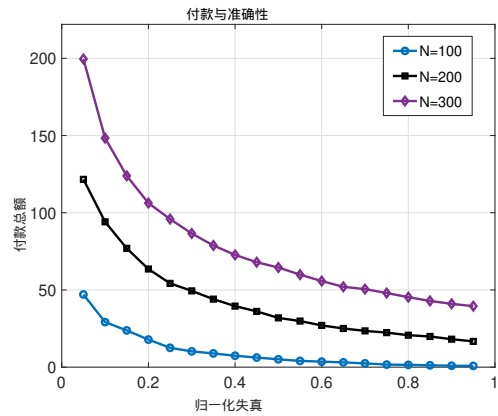


图2: 不同准确性所需经费

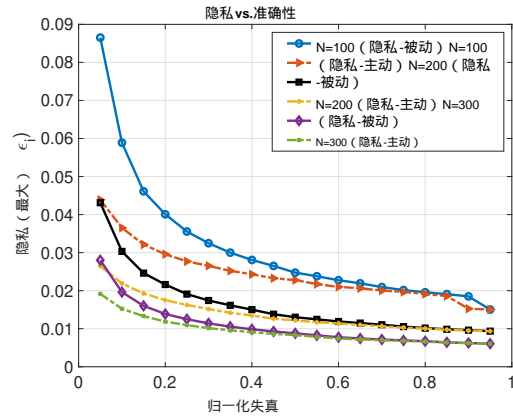
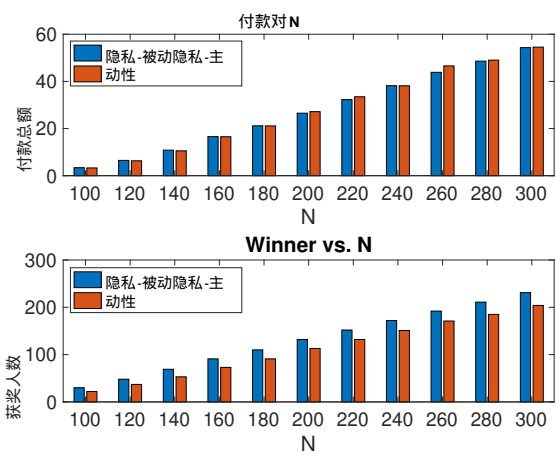
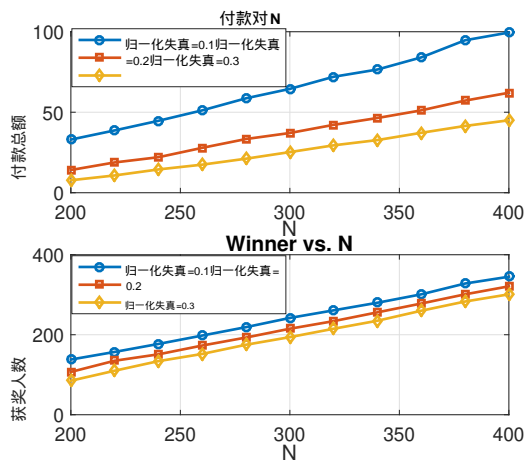


图3: 数据隐私与准确性之间的关系。



(b) 隐私被动案件与隐私主动案件的比较（标准化失真=0.2）

图4: 外部性的影响

私人人群感应，导致工人的收缩。在外部性的作用下，获胜者的数量减少。

分别通过比较它们的产出总支付与最优支付。对于每个N，我们运行100个实验，在每个实验中，我们随机生成V-A节中提到的参数。在不同的设置下，我们观察到这两种算法产生的总支付是

帐户工人的隐私水平要求，除了支付最小化的目标。最终的赢家是

满意，然后挑选出最优化支付的赢家，而不是共同考虑这两个因素，同时

(a) DPDA算法

工人人数N	100	200	300
	1.88	1.85	1.85
	1.45	1.68	1.70
	2.21	2.23	2.08

(b) EDPDA算法

	100	200	300
	1.98	1.89	1.86
最小近似比	1.63	1.67	1.70
最大近似比	2.75	2.27	2.08

诚实。

提出了DPDA算法。我们在拍卖中随机选择一个赢家和一个输家。我们修复其他工人的出价，并操纵选定的工人的出价来评估效用。图5说明被选中的工人的效用是如何随着她的出价而变化的。正如我们所看到的，无论出价如何变化，赢家或输家都不能提高她的效用，对一个工人来说，最好的投标策略是如实出价。

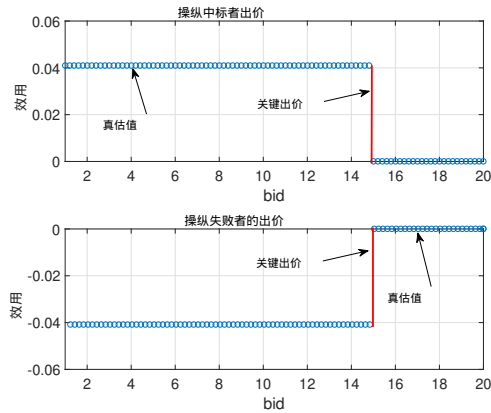


图5：DPDA算法的真实性。

计算复杂性。在图中我们说明了所提出的DPDA算法的计算复杂度。为了

每个N，我们考察了算法的平均运行时间

通过运行100个实验，其中参数是随机产生的，如V-A节所述。这些

实验是在一台带有2.7GHz英特尔酷睿i7处理器和16GB RAM的PC上进行的。在不同的设置（即不同的失真水平、出价和权重）下，我们观察到所提出的DPDA算法的计算时间随N增加而增加，并且与问题大小呈线性关系。

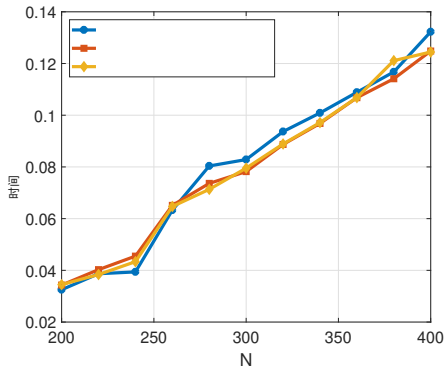


图6：DPDA算法在不同设置下的计算时间。

六 结论

一项传感任务。在该模型下，我们利用差分隐私的概念设计了一种新型的移动人群感知系统。具体来说，我们设计了一个数据聚合，允许每个工人报告一个有噪声的数据，并且可以保证以不同的私有方式使用每个工人的数据。

然后，我们设计了一个真实、个人理性和计算效率的激励机制，它可以找到一组工人，以近似最小化从工人购买私人传感数据的成本，以满足聚合结果的准确性要求。然后，我们将我们的结果推广到一个隐私保护的场景，在这个场景中，工人可以通过投标最低可接受的隐私水平来获得对他们感知到的数据隐私保护水平的更多控制。我们通过理论分析和广泛的仿真验证了我们提出的DPDA算法和EDPD A算法在这两种场景中的性能。

附录A

第4段和第4段

1

为了给出定理4，我们将首先描述问题（15）的最优分配 \mathbf{x}^{R^*} ，在此基础上，我们可以建立DPDA的输出与问题（13）的最优解之间的关系。

首先，我们需要建立问题之间的等价性

（15）及以下问题：

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } & \sum_{i=1}^N b_i w_i x_i - C \sum_{i=1}^N w_i (1 - x_i) \\ & \sum_{i \in N} w_i x_i \geq W, \\ & 0 \leq x_i \leq 1, \forall i \in N. \end{aligned} \quad (20)$$

引理5. 最佳分配 \mathbf{x}^{R^*}

问题（15）是

与问题（20）的最优分配相同。

证据。

因为问题（15）和定理（15）是等价的

$$\begin{aligned} \text{i.e., } C &= \sum_{i=1}^N \text{比威} \frac{R^*}{i} / \sum_{i=1}^N w_i (1 - x_i^{R^*}). \quad \text{因此，对于} \\ \text{可行 } \mathbf{x}, & C \leq \sum_{i=1}^N b_i w_i x_i / \sum_{i=1}^N w_i (1 - x_i) \\ \text{代数，我们有} & \sum_{i=1}^N b_i w_i x_i - C \sum_{i=1}^N w_i (1 - x_i) \leq 0. \quad \text{哪一个} \\ & \mathbf{x}^{R^*} \text{ 是最优的} \end{aligned}$$

□

我们可以利用单调性性质来表征问题（20）的最优解，这是由下面的引理给出的。

$$\text{定义 } l = \arg \min_{i \in N} \left\{ \sum_{i=1}^j w_i - C \left(\sum_{i=j+1}^N w_i \right) \right\} \leq 0, \forall j = 1, \dots, N\}.$$

现说明如下：

$$+^{R^*} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } i \leq l \\ \frac{C \sum_{i=l+1}^N w_i - \sum_{i=1}^l \text{比威}}{(b_{l+1} + C) w_{l+1}}, & \text{如果 } i = l+1 \\ 0, & \text{如果 } i > l+1 \end{cases} \quad (21)$$

证据。

定义 l 及 $x_i^{R^*}$. 定义 $p(k) = \sum_{i=1}^k w_i - C \left(\sum_{i=k+1}^N w_i \right)$, 哪里 $k = 0, 1, \dots, N$. 如果 $k = 0$, $p(0) = -C \sum_{i=1}^N w_i < 0$; if $k = N$, $p(N) = \sum_{i=1}^N b_i w_i > 0$. 请注意： $p(k)$ 是严格增长的

存在 l 使得 $p(l) \leq 0$ 及 $p(l+1) > 0$.

$q(x_{l+1}) = p(l) + (b_{l+1} w_{l+1} - C w_{l+1}) x_{l+1}$ 用 $0 \leq x_{l+1} \leq 1$, 由于 $q(x)$ 在 $p(l)$ 是连续的，并且随着 x_{l+1} 的严格增加，存在一个唯一的，因此下一步，为了验证（21）中的最优解 \mathbf{x}^{R^*} 我们可以利用KT。

问题的条件 (20)。具体地说, 问题 (20) 的拉格朗日是

$$\begin{aligned} L(\mathbf{x}, \lambda, \mu, \nu) &= \sum_{i=1}^N \lambda w_i x_i - C \sum_{i=1}^N w_i (1-x_i) \\ &+ \lambda(W - \sum_{i=1}^N w_i x_i) + \sum_{i=1}^N \mu_i (x_i - 1) - \sum_{i=1}^N \nu_i x_i \\ &= \sum_{i=1}^N (b_i w_i + C w_i - \lambda w_i + \mu_i - \nu_i) \\ &\quad - C \sum_{i=1}^N w_i + \lambda W - \sum_{i=1}^N \mu_i, \end{aligned} \quad (22)$$

我们有 $\lambda w_i + C w_i - \nu_i = 0$ 为了所有的 x_i 。是的

带 b_{l+1} 的条件 $\lambda^* = C$, $\mu_i^* = \mathbf{1}_{\{i \leq l\}}(b_{l+1} - b_i)w_i$,
和 $\mathbf{1}_{\{i > l\}}$ (Bib1) w_i , 其中 $\mathbf{1}$ 条件表示指示函数, 即, $\mathbf{1}$ 条
件 $\mathbf{1}$ 如果条件成立, $\mathbf{1}$ 条件 $= 0$, 否则。因此, 引理成立。□

在引理 6 的基础上, 很容易看出 DPDA 选择 L_1 工人, 满足精度要求。

引理 7 让我按照引理 6 中的定义, k 是 DPDA 选择的获奖者的数量。然后, 我们有 $k=l+1$ 和 DPDA 满足精度要求 (即 (x) 偶氮)。

证据。通过建设, DPDA 将选择最小的 k
例如: $\sum_{i=1}^k w_i C(\sum_{i=k+1}^N w_i) \geq 0$, 他们是工人
 $1, 2, \dots, l+1$ $\sum_{i=1}^{l+1} w_i \geq \sum_{i=1}^l w_i +$
 $w_{l+1} x_{l+1}^{R*} \geq W$, $x_{l+1}^* \in [0, 1]$,
【证明】 □

现在, 我们将证明 DPDA 相对于最优总支付是 ϵ -近
似的, 这相当于证明 DPDA 相对于问题 (20) 的最
优值是 ϵ -近似的, 基于引理 1 和引理

5.

$C \sum_{i=1}^N w_i$ 去掉这个常数不会影响结果

优化问题 (20)。换句话说, 我们可以关注 DPDA 在函数方面的近
似

$$h(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N (b_i C) w_i x_i. \text{ 让我们来分配 } \mathbf{x}^* = h(\mathbf{x}^*)$$

由于问题 (20) 是问题 (14) 的放松,
被占领土。在下面的内容中, 我们将显示 $h(xD, PD, A)$ 等离子体。

基于引理 7, 我们有

$$\begin{aligned} h(\mathbf{x}^{DPDA}) &= \sum_{i=1}^{l+1} (b_i + C) w_i \\ &= \sum_{i=1}^l (b_i + C) w_i + (b_{l+1} + C) w_{l+1} x_{l+1}^{R*} \\ &\quad + (b_{l+1} + C) w_{l+1} (1 - x_{l+1}^{R*}) \\ &= h(\mathbf{x}^{R*}) + (b_{l+1} + C) w_{l+1} (1 - x_{l+1}^{R*}), \end{aligned} \quad (23)$$

where $h(\mathbf{x}^{R*}) = \sum_{i=1}^l (b_i + C) w_i + (b_{l+1} + C) w_{l+1} x_{l+1}^{R*}$ 根据

$$\begin{aligned} \frac{h(\mathbf{x} + (b_{l+1} + C) w_{l+1} (1 - x_{l+1}^{R*}))}{h(\mathbf{x}^{R*})} &= 1 + \frac{(b_{l+1} + C) w_{l+1} (1 - x_{l+1}^{R*})}{h(\mathbf{x}^{R*})} \\ &\stackrel{(a)}{\leq} 1 + \frac{(b_{l+1} + C) w_{l+1} (1 - x_{l+1}^{R*})}{(b_{l+1} + C) w_{l+1} x_{l+1}^{R*}} \\ &= \frac{(b_{l+1} + C) w_{l+1}}{C \sum_{i=1}^N w_i - \sum_{i=1}^l w_i} \text{ 比维} \\ &= \frac{1}{x_{l+1}^{R*}} \end{aligned} \quad (24)$$

哪里 (a) 从... 事实是 $h(\mathbf{x}^{R*}) \geq (b_{l+1} + C) w_{l+1} x_{l+1}^{R*}$. 自 $x_{l+1}^{R*} < 1$, 因此, ≥ 1 .
 $h(\mathbf{x}^{DPDA}) \leq \alpha h(\mathbf{x}^{R*}) \leq \alpha OPT$, which concludes the proof of
定理 4.

给定定理 4 和假设 1, 设 $k=l+1$,

$$\begin{aligned} \frac{h(\mathbf{x}^{DPDA})}{h(\mathbf{x}^{R*})} &\leq \frac{(b_k + C) w_k}{C \sum_{i=k}^N w_i - \sum_{i=1}^{k-1} w_i} \text{ 比维} \\ &\leq \frac{C w_k + b_k w_k}{C w_k - \sum_{i=1}^{k-1} b_i w_i} \\ &\leq \frac{C w_k + b_k w_k}{C w_k - (k-1) b_k w_k} \\ &= \frac{C + b_k}{C - (k-1) b_k} \\ &\leq \frac{C + C/\beta}{C - (k-1) C/\beta} \\ &= \frac{1 + 1/\beta}{1 + 1/\beta - k/\beta} \\ &= \frac{1}{1 - k/(\beta + 1)} = \alpha, \end{aligned} \quad (25)$$

其中 $\alpha = \frac{1}{1 - k/(\beta + 1)}$ 假设 $\beta > N - k$. 因此, $h(\mathbf{x}) \leq \alpha h(\mathbf{x}^{R*})$ 然后得出推论 1 的证明。□

附录 B

LEMMA4 系列产品

我们按照证明引理 1 和引理 2 所使用的相同程序来证明引理 4。首
先, 我们确定问题 (17) 与以下问题之间的等价性:

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } \sum_{i \in N} b_i \epsilon_i(\mathbf{x}) \\ \sum_{i \in N} w_i x_i \geq W, \\ \sum_{j \in N} w_j x_j + \frac{w_i}{g_i} \leq \sum_{j \in N} w_j, \forall i \in N, \\ x_i \in \{0, 1\}, \forall i \in N, \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \text{尽量减少对 } \sum_{i \in N} w_i x_i \\ \sum_{i \in N} w_i x_i \geq W, \\ \sum_{j \in N} w_j x_j + \frac{w_i}{g_i} \leq \sum_{j \in N} w_j, \forall i \in N, \\ 0 \leq x_i \leq 1, \forall i \in N, \end{aligned} \quad (27)$$

然后, 我们建立了问题 (27) 和问题 (19) 之间的等价性。可以
很容易地表明, 在问题 (19) 中任何可行的解决方案在目标值相
同的问题 (27) 中也是可行的, 反之亦然。如果在问题 (27) 中
可行, 那么 $y_i = (1 - x_i)$, $i \in N$

$$x_i = \frac{y_i}{\sum_{i \in N} w_i} \quad \forall i \in N \text{ and } z = \frac{1}{\sum_{i \in N} w_i}$$

$\sum_{i \in N} b_i w_i y_i = \sum_{i \in N} b_i \epsilon_i(\mathbf{x})$. 由此得出最优值

问题 (27) 大于或等于问题 (19) 的最优值。相反, 如果 y 和
 z 在问题 (16) 中是可行的, 那么在相同的问题 (15) 中, $x_i = y_i/z$ 是可行的

客观价值。因此, 问题的最优值 (27)

小于或等于问题 (19) 的最优值。

因此, 问题 (27) 相当于问题 (19) ..

参考资料

- [1] L.Yang, M.Zhang, S.He, M.Li, 和 J.Zhang, "Crowd-empowered 隐私保护数据聚合用于移动人群感知", 在 Proc.中。IEEE/ACM MobiHoc'18, 2018.
- [2] X.Sheng, J.Tang, X.Xiao, 和 G.Xue, "Sensing as a service: 挑战, 解决方案和未来的方向", IEEE 传感器 J., 第二卷. 13, no. 10, pp. 3733-3741, 2013.
- [3] D.Yang, G.Xue, X.Fang, 和 J.Tang, "众包给智能手机: 手机感应的激励机制设计", 在 Proc. ACM MobiCom'12, 2012, pp. 173-184.
- [4] Z.Feng, Y.Zhu, Q.Zhang, L.M.Ni, 和 A.V.Vasilakos, "TRAC: 移动众包中位置感知协作感知的真实拍卖", 在 Proc.中。IEEE IN FOCOM'14, 2014, pp.1231-1239.
- [5] D.Zhao, X.-Y.李, 和 H.Ma, "如何在牺牲效用下真实地众包任务: 具有预算约束的在线激励机制", 在 Proc.中。IEEE IN FOCOM'14, 2014, pp.1213-1221.

- [6] Y.Wen, J.Shi, Q.Zhang, X.Tian, Z.Huang, H.Yu, Y.Cheng, 和 X.Shen, “基于质量驱动的基于拍卖的移动人群感知激励机制”, IEEE Trans. 啊. Tech nol., vol.64, 没有. 9, pp.4203 – 4214, 2015.
- [7] Q.Zhang, Y.Wen, X.Tian, X.Gan, X.Wang, 《激励在预算约束下的人群标签》, 载于Proc.IEEE IN FOCOM’15, 2015, pp. 2812–2820.
- [8] X.Zhang, G.Xue, R.Yu, D.Yang, 和 J.Tang, 《众包的真实激励机制》, 载于Proc. IEEE IN FOCOM’15, 2015, pp. 2830–2838.
- [9] H.Jin, L.Su, D.Chen, K.Nahrstedt, 和 J.Xu, 《移动人群感知系统的信息质量意识激励机制》, 在Proc. ACM MobiHoc’15, 2015, pp.167 – 176.
- [10] H.Jin, L.Su, H.Xiao, 和 K.Nahrstedt, “Inception: Incentivating privacy-preserving data collection for mobile crowd sensing systems,” in Proc.ACM MobiHoc’16, vol.16, 2016, pp.341 – 350.
- [11] 张先生, 杨先生, 龚先生, 张先生, “隐私保护的人群感知: 隐私评估, 网络效应和利润最大化”, 在Proc中. IEEE Globecom ’16, 2016, pp. 1 – 6.
- [12] L.Duan, T.Kubo, K.Sugiyama, J.Huang, T.Hasegawa 和 J.Walrand, 《数据采集和分布式计算中智能手机协作的激励机制》, 载于Proc. IEEE IN FOCOM ’12, 2012, pp. 1701–1709.
- [13] 他, 申D-H, J.Zhang 和 J.Chen, “在人群感知中实现位置依赖任务的优化分配”, 在Proc中. IEEE IN FOCOM ’14, 2014
- [14] Peng, F.Wu, 和 G.Chen, 在Proc中, “薪酬和你做得有多好: 基于质量的人群感知激励机制”。ACM MobiHoc’15, 2015, pp. 177–186.
- [15] 张先生, 南威尔, 侯先生, 黄先生, “移动人群感知中的分布式时间敏感任务选择”, 在Proc中. ACM MobiHoc’16, 2015, pp.157 – 166.
- [16] He, D.-H.Shin, J.Zhang, C.Jiming, 和 P.Lin, “一种移动人群感知的交换市场方法: 定价、任务分配和Walrasian均衡”, IEEE J.Sel. 地区社区, 2017年。
- [17] X. Gong and N. B. Shroff, “Truthful mobile crowdsensing for strategic users with private qualities,” in Proc. WiOpt’17, 2017.
- [18] W.Wang, L.Ying 和 J.Zhang, 《隐私的价值: 战略数据主体、激励机制和基本限制》, 载于Proc. ACM Sigmetrics’16, 2016, pp.249 – 260.
- [19] L.Gao, F.Hou 和 J.Huang, “在参与性感知中提供长期参与激励”, 在Proc中. IEEE IN FOCOM’15, 2015, pp. 2803–2811.
- [20] D.Christin, A.Reinhardt, S.S.Kanhere, 和 M.Hollick, “A Survey on 隐私在移动参与式传感应用”, Journal of Systems and Software, vol.84, 没有. 11, pp.1928 – 1946, 2011.
- [21] P.Dandekar, N.Fawaz, 和 S.Ioannidis, 《推荐系统的隐私拍卖》, 《关于经济学和计算的ACM交易》, 第二卷. 2、没有. 3, 第12页, 2014年。
- [22] A. 戈什和 A.Roth, “在拍卖中出售隐私”, Games 及 经济行为, 第二卷. 91页 334 – 346, 2015.
- [23] W.Wang, L.Ying, 和 J.Zhang, 《从有隐私意识的个人购买数据: 负支付的影响》, 载于Proc. 16岁. 斯普林格, 2016, pp. 87–101.
- [24] A. Archer 和 E. Tardos, “Frugal path mechanisms,” ACM Trans. Algorithms, vol. 3, no. 1, Feb. 2007.
- [25] J.Hartline 和 A.Karlin, 《机制设计中的利润最大化》。剑桥大学出版社, 2007年, 第页. 331 – 362.
- [26] P.R.Milgrom, Putting 拍卖理论起作用。剑桥大学出版社, 2004年。
- [27] C.Dwork, “Differential privacy”, in Automatica, Language and Programming, ser. 《计算机科学讲稿》. 海德堡, 2006年, 第二卷. 4052页 1 – 12.
- [28] L.Duan, T.Kubo, K.Sugiyama, J.Huang, T.Hasegawa, 和 J.C.Walrand, “激励智能手机在数据采集和分布式计算方面的协作”, IEEE Trans. Mob.Comput., vol.13, 没有. 10, pp. 2320–2333, 2014.
- [29] Q.Li, Y.Li, J.Gao, B.Zhao, W.Fan, J.Han, “通过真相发现和源可靠性估计解决异构数据中的冲突”, 在Proc中. ACM SIGMOD’14, 2014, pp.1187 – 1198.
- [30] C.Meng, W.Jiang, Y.Li, J.Gao, L.Su, H.Ding, 和 Y.Cheng, 《相关实体人群感知的真相发现》, 载于Proc. ACM Sensys’15, 2015, pp.169 – 182.
- [31] S.Kotz, T.Kozubowski, 和 K.Podgorski, The Laplace distribution and generalizations: a review with applications to communications, Economics, Engineering, and Financial. 斯普林格科学和商业媒体, 2012年。
- [32] X.Wang, W.Cheng, P.Mohapatra, 和 T.Abelzaher, “Enableing 声誉和信任保护隐私的移动传感”, IEEE Transactions on Mobile Computing, vol.13, 没有. 12页 2777 – 2790, 2014.
- [33] IBM 日志, “引入IBM 日志 CPLEX 优化工作室 v12.5.1”, <http://pic.dhe.ibm.com/infocenter/cosinfoc/v12r5/index.jsp>.
- [34] 论线性规划的复杂性. IBM Thomas J.Watson Research Division, 1986.