

モバイルクラウドセンシングの タスク実行ユーザ決定過程における入札情報の秘匿化

溝口貴大^{1,a)} 松浦 祐一郎^{1,b)} 松下 尚樹^{2,c)} 重野 寛^{1,d)}

概要：モバイルクラウドセンシング (MCS) は、ユーザのモバイル端末を介し、国あるいは都市の範囲で実世界の様相を把握するシステムである。MCS のユーザの入札を利用したタスク実行ユーザ決定過程において、ユーザの入札情報にはセンシティブな情報が含まれており、そのような情報をプラットフォームに対し知られてしまうことが、ユーザの MCS 参加への妨げになっている。関連研究では、プラットフォームに対し、ユーザの入札値のみを秘匿化したオークションによるタスク実行ユーザ決定手法が存在するが、ユーザが入札したタスクを秘匿化することは考慮されていない。また、入札値の秘匿化の下、個人合理性を満たすように全ユーザの入札値以上の報酬額を与えるため、総報酬額が高くなってしまふ。本稿では、モバイルクラウドセンシングにおける入札情報を秘匿化したオークションによるタスク実行ユーザ決定手法 DTU-AOBI (A Method for Deciding Task Execution User Using Auctions with Obfuscated Bidding Information) を検討する。DTU-AOBI では、差分プライバシー性を保証した秘匿化メカニズムにより入札情報を秘匿化し、総報酬額を抑えたタスク実行ユーザ決定手法を目指す。また、個人合理性、正直性、計算効率性を考慮したオークションによるタスク実行ユーザ決定手法を考案する。

キーワード：モバイルクラウドセンシング、タスク実行ユーザ決定手法、入札情報の秘匿化

1. はじめに

近年、スマートフォンの急速な普及により、モバイルクラウドセンシング (MCS) [1] が注目されている。MCS とは、ユーザのモバイル端末を介し、国あるいは都市の範囲で実世界の様相を把握するシステムである。モバイル端末に搭載されるセンサや人の五感から人々の生活に関わるローカルな情報を収集する。例えば、気温や花粉量などの環境モニタリング [2]、食料雑貨の価格情報収集 [3]、路面状況把握 [4] などに利用される。

図 1 に MCS の概要を示す。タスク要求者は企業や公共機関などの団体を表し、センシングタスクを要求する。プラットフォームは仲介業者を表し、要求されたセンシングタスクをユーザに依頼する。ユーザはタスクに参加する人々を表す。ユーザは電力消費やセンシングスポットへの

移動等のコストを負担するため、MCS 参加へのインセンティブが必要となる [5]。

MCS において、インセンティブの付与方法は主に 3 種類ある [6]。一つ目は、MCS に参加することで、MCS サービスを利用できるようになることをインセンティブとする方法である。二つ目は、MCS 参加の過程においてゲームの要素を加えることで、MCS 参加そのものをユーザの目的とするようなインセンティブ方法である。三つ目は、金銭やクーポンなど報酬を与えることを MCS 参加のためのインセンティブとする方法である。本研究では、報酬付与によるインセンティブ方法に注目する。

タスクを実行するユーザをタスク実行ユーザと呼ぶ。報酬付与によるインセンティブ方法において、タスク実行ユーザがコスト以上の報酬額を獲得できることが、ユーザが MCS に参加するためのモチベーションとなる。一方で、タスク要求者とプラットフォームはユーザに支払うことができる総報酬額に予算が存在する。したがって、プラットフォームは全ユーザの中から、タスク実行ユーザと報酬額を決定し、総報酬額を抑制することを目指す。

上記の条件を満たすプラットフォーム側のメカニズムとして、リバースオークション制度を利用したタスク実行ユーザの決定手法 [7] [8] が提案された。全ユーザが入札値

¹ 慶應義塾大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Technology, Keio University,
Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan

² 慶應義塾大学理工学部情報工学科
Faculty of Science and Technology, Keio University, Yokohama,
Kanagawa 223-8522, Japan

a) mizoguchi@mos.ics.keio.ac.jp

b) matsuur@mos.ics.keio.ac.jp

c) matsushita@mos.ics.keio.ac.jp

d) shigeno@mos.ics.keio.ac.jp

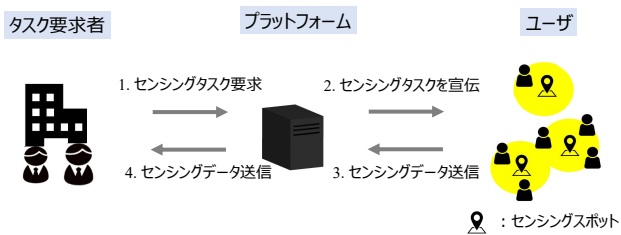


図 1 MCS の概要

以上の報酬額を得られる性質のことを個人合理性と言う。これらの研究では、リバースオークション制度を利用することで、個人合理性と総報酬額の最小化を達成している。また、オークション制度を利用する場合、市場操作の恐れや他者への戦略のオーバーヘッドを排除するために正直性を満たす必要がある。ここで、正直性とはユーザが不正直に入札する動機がない性質のことである。文献 [9] では、個人合理性、総報酬額の抑制、正直性を考慮したタスク実行ユーザの決定手法が提案されている。

ユーザの入札情報にはセンシティブな情報が含まれており [10] [11]、そのような情報をプラットフォームに対し知られてしまうことが、ユーザが MCS に参加することへの妨げになっている [12]。文献 [13] [14] [15] では、ユーザの入札値のみを秘匿化したオークションによるタスク実行ユーザ決定手法が提案されている。しかし、ラグランジュ多項式補間を利用した方法 [13] やマルチパーティ計算を利用した方法 [14] では、タスク実行ユーザの入札値を確定値として算出できるため、タスク実行ユーザの入札値を秘匿化することができない。差分プライバシーを利用した方法 [15] では、全ユーザの入札値を秘匿化し、個人合理性と条件を緩めた γ -正直性を達成することができているが、個人合理性を達成するように全ユーザの入札値以上の報酬額を与えるため、総報酬額が抑制できていない。

本稿では、モバイルクラウドセンシングにおける入札情報を秘匿化したオークションによるタスク実行ユーザ決定手法 DTU-AOBI (A Method for Deciding Task Execution User Using Auctions with Obfuscated Bidding Information) を提案する。ユーザの入札情報は、 ϵ -差分プライバシーを保証した秘匿化メカニズムにより入札値を変更することで入札情報を秘匿化し、プラットフォームに送信される。ユーザの秘匿化後の入札値を基に、タスク実行ユーザと報酬額を決定することで、 γ -正直性を担保する。プラットフォームは、タスク実行ユーザに入札値以上の値である確率が δ 以上となる報酬額を与えることで、 δ -個人合理性を担保する。最後に、プラットフォームは、各タスクで、総報酬額が小さいユーザの順番にセンシングを依頼することで、総報酬額を抑制する。

以下本稿では、2 章において関連研究について述べ、3 章で本手法を提案するにあたり必要な定義を説明し、4 章

で DTU-AOBI を提案し、5 章でシミュレーション概要と評価項目を示す。最後に 6 章で結論を述べる。

2. 関連研究

本章では、リバースオークション制度を利用したタスク実行ユーザ決定手法、入札情報のプライバシー、入札値を秘匿化したタスク実行ユーザ決定手法について説明し、本稿の目的について述べる。

2.1 リバースオークション制度を利用したタスク実行ユーザ決定手法

リバースオークション制度を利用したタスク実行ユーザ決定手法 [7] [8] では、ユーザはプラットフォームにセンシングを希望するタスクとセンシングコストを考慮した入札値を通知する。入札値とは、報酬の希望額であり、そのユーザがあるタスクを行う際に入札値以上の報酬額をもらえるならば参加するという意思表示となる。プラットフォームは、入札値が最小のユーザをタスク実行ユーザに決定し、入札値分の報酬額を与えることで、個人合理性を満たした状態で総報酬額を最小化することが可能である。また、ユーザが入札を行うオークション制度を利用する場合、市場操作の恐れや他者への戦略のオーバーヘッドを排除するために正直性を満たす必要がある。ここで、正直性とは、各ユーザが不正直に入札する動機がない性質のことを言う。文献 [9] では、セカンドプライスオークションを利用し、個人合理性、総報酬額の抑制、正直性を達成したタスク実行ユーザの決定手法を提案した。

2.2 入札情報のプライバシー

入札したタスクにはユーザの個人的な興味や思考に関する情報が反映されている。例えば、ユーザが入札したタスクは、入札しなかったタスクよりも好ましいタスクであることを示している。さらに、ユーザの入札値には、家、頻繁に訪れる場所からの距離という情報が反映されている [10] [11]。ユーザの入札したタスクと入札値のペアを入札情報と呼ぶ。文献 [16] [17] では、ユーザの入札情報の収集数が多くなることで、ユーザの家、頻繁に訪れる場所を、より正確に推定することができることを指摘している。MCS に参加することで、プラットフォームに対し自身のセンシティブな情報を知られることが、ユーザが MCS に参加しないことの一つの理由となっている [12]。

2.3 入札値を秘匿化したタスク実行ユーザ決定手法

本稿では、プラットフォームがユーザの入札情報を特定できないように処理を施すことを入札情報の秘匿化と呼ぶ。関連研究では入札値のみを秘匿化したタスク実行ユーザ決定手法 [13] [14] [15] が研究されている。

T. Li ら [13] は、ラグランジュ多項式補間を利用し、匿

名化された入札情報からオークション勝者を選出する手法を提案した。プラットフォームは、オークションに勝利したユーザの入札値のみ算出することができ、オークションに勝利しなかったユーザの入札値を知ることができない。M. Xiao ら [14] は、マルチパーティ計算を利用し、ユーザがお互いに自分の入札情報を秘匿化したまま、共同でオークション勝者を選出する手法を提案した。しかし、これらの研究ではオークションに勝利するユーザの入札値を確定値として算出できるため、タスク実行ユーザの入札値を秘匿化することができない。

Z. Wang ら [15] は、差分プライバシーを利用した秘匿化メカニズムを利用し、別の値に変換した入札値をプラットフォームに送信することで、プラットフォームに対し入札値の秘匿化を行う手法を提案した。一方で、ユーザが入札したタスクという入札情報を秘匿化することは考慮していない。また、入札値の秘匿化の下、個人合理性を満たすように全ユーザの入札値以上の報酬額を与えるため、総報酬額が高くなってしまう。

2.4 本稿の目的

本稿では、タスク実行ユーザを決定するまで、全てのユーザの入札情報を秘匿化する。タスク実行ユーザの決定後は、タスク要求者から要求された全てのタスクが実行予定であることを確認出来る必要があるため、プラットフォームは、タスク実行ユーザの入札したタスクのみ特定できるようにする。タスク実行ユーザ決定手法では、総報酬額の抑制、個人合理性、正直性、計算効率性を考慮する必要がある。しかし、入札情報の秘匿化の下、個人合理性と正直性を満たした状態で、総報酬額を抑制することは困難である。そこで、入札情報の秘匿化の下、条件を緩めた δ -個人合理性 [17]、 γ -正直性 [15] を満たした状態で、総報酬額を抑制したタスク実行ユーザ決定手法を目指す。

3. 準備

本章では、本手法を提案するにあたり必要な定義である、 ϵ -差分プライバシー、 δ -個人合理性、 γ -正直性について説明する。

3.1 ϵ -差分プライバシー

入札値を別の値として出力することで、入札値を秘匿化する。本研究では、入札値を確率的に別の値に変更する関数による入札値の秘匿化を考える。入札値の値に関わらず、ランダムな確率で別の値を出力する場合、出力値から入札値を推測することが困難となる。しかし、入札値の値をランダムに変えてしまうと、リバースオークションの性能を大幅に下げってしまう。そこで、入力から別の値が出力される確率を調節するため、差分プライバシー [18] の考え方を導入する。

定義 1 (ϵ -差分プライバシー): 入札値 b を入力とし、確率的に別の値 b^* を出力する関数 $M(\cdot)$ を秘匿化メカニズムと呼ぶ。秘匿化メカニズムについて、以下の式が成立する時かつその時に限り、秘匿化メカニズムは ϵ -差分プライバシー性を保証する。

$$P(M(b_1) = b^*) \leq \exp(\epsilon)P(M(b_2) = b^*) \quad (1)$$

ここで、 b_1 , b_2 は異なる値の入札値、 $P(M(b_1) = b^*)$ は入札値 b_1 が秘匿化メカニズムにより b^* に変更される確率、 $P(M(b_2) = b^*)$ は入札値 b_2 が秘匿化メカニズムにより b^* に変更される確率、 ϵ はプライバシーバジェットを表す。プライバシーバジェットとは、秘匿化メカニズムが満たす入札値の秘匿化レベルを意味する。 ϵ の値が小さいほど、入力の値に関わらず、同じ値を出力する確率が同等となる。したがって、出力の値から入力の値を推定することが困難となる。

3.2 δ -個人合理性

入札情報の秘匿下において、個人合理性を満たすタスク実行ユーザ決定手法を設計するためには、全ユーザの入札値以上の報酬額を付与する必要がある、総報酬額を抑制することができない。そこで、本研究では条件を緩めた δ -個人合理性 [17] を導入し、総報酬額の抑制を目指す。

定義 2 (δ -個人合理性): 以下の式が成立する時かつその時に限り、 δ -個人合理性性を保証する。

$$P(p_i^k \geq b_i^k) \geq \delta \quad (2)$$

ここで、 p_i^k はタスク t_k におけるユーザ u_i の報酬額、 b_i^k はタスク t_k におけるユーザ u_i の入札値、 $P(p_i^k \geq b_i^k)$ はタスク t_k においてユーザ u_i の報酬額が入札値以上の値である確率を表す。 δ -個人合理性とは、入札値以上の報酬額を獲得出来る確率が δ 以上であることを表す。

3.3 γ -正直性

入札情報の秘匿下におけるタスク実行ユーザ決定手法では、全ユーザが入札値の値に関わらず、タスク実行ユーザとなる可能性があり、入札値の値を大きくすることで自らのユーティリティを増加させることができるユーザが存在してしまう。本研究では、正直性かわりに条件を緩めた γ -正直性 [15] を導入する。

定義 3 (γ -正直性): 以下の式が成立する時かつその時に限り、 γ -正直性を保証する。

$$E[u_i(b_i, \mathbf{b}_{-i})] \geq E[u_i(b'_i, \mathbf{b}_{-i})] - \gamma \quad (3)$$

ここで、 b_i , b'_i はそれぞれユーザ i の値が異なる入札値、 $u_i(b_i)$ は入札値 b_i を入札した場合に得られるユーティリティを表す。なお、ユーティリティは、センシングを実行した場合は報酬額と入札値の差、センシングを実行しない

場合は0となる。 γ -正直性とは、入札値を不正直に送信しても自らのユーティリティの期待値を γ 以上増やすことができないことを表す。

4. 提案手法 DTU-AOBI

本章では、提案手法 DTU-AOBI (A Method for Deciding Task Execution User Using Auctions with Obfuscated Bidding Information) について説明する。

4.1 DTU-AOBIの概要

DTU-AOBIは、プラットフォームに対し、入札情報を秘匿化したオークションによる δ -個人合理性、 γ -正直性、総報酬額の抑制、計算効率性を達成したタスク実行ユーザと報酬額の決定手法である。本稿では、プラットフォームがユーザの入札情報を特定できないように処理を施すことを入札情報の秘匿化と呼ぶ。DTU-AOBIは、以下のアプローチにより実現する。

- ユーザの入札情報は、 ϵ -差分プライバシー性を保証した秘匿化メカニズムにより入札値の値を変更して、プラットフォームに送信
- プラットフォームは、ユーザの秘匿化後の入札情報を基に、タスク実行ユーザと報酬額を決定することで、 γ -正直性を担保
- プラットフォームは、タスク実行ユーザに入札値以上の値である確率が δ 以上となる報酬額を与えることで、 δ -個人合理性を担保
- プラットフォームは、各タスクで報酬額が小さいユーザの順番にセンシングを依頼し、総報酬額を抑制

図2にDTU-AOBIの手順を示す。DTU-AOBIでは、プラットフォームとユーザセット $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 間におけるタスク実行ユーザと報酬額決定の手順を規定する。タスク要求者は、タスクセット $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ の実行を要求し、プラットフォームはタスクセット T をユーザに送信する。プラットフォームは、タスク t_k において、ユーザセット U の中から、一人のタスク実行ユーザ s_k と報酬額 p_k を決定する。決定したタスク実行ユーザセット $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ は、タスクを実行する。

ユーザは、3. 秘匿化メカニズムによる入札情報の秘匿化で、 ϵ -差分プライバシー性を保証した秘匿化メカニズム M を使って別の値の入札値に変更した秘匿化後の入札情報のみプラットフォームに送信する。プラットフォームは、秘匿化後の入札情報からユーザの入札情報を推定することができない。5. 報酬額の決定で、ユーザがタスク実行ユーザとなり、タスクを実行した場合に獲得できる報酬額を、秘匿化後の入札情報を基に決定する。ユーザは入札値の値を変更したとしても、報酬額を大きく改善することが出来ないため、 γ -正直性を保証することができる。5. 報酬額の決定で、確率 δ 以上で入札値以上となる値を報酬額とする。そ

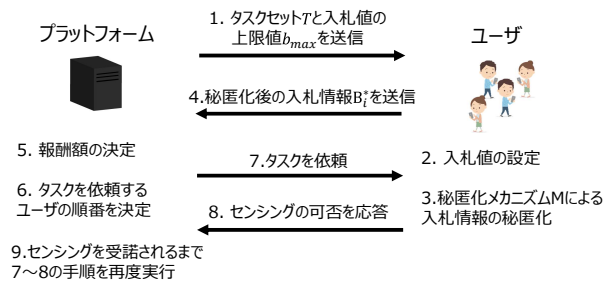


図2 DTU-AOBIの手順

のため、 δ -個人合理性を保証することができる。最後に、7. タスクの依頼で報酬額が小さいユーザの順番にタスクを依頼する。タスク実行ユーザセットの総報酬額を抑制することができる。

4.2 入札情報の秘匿化

ユーザの入札情報は、 ϵ -差分プライバシー性を保証した秘匿化メカニズム M により、入札値の値を変更して、プラットフォームに送信される。入札値を設定していないタスクは入札値0に秘匿化メカニズム M を適用し、秘匿化後の入札値を生成し、全てのタスクに対し秘匿化後の入札値を設定する。

秘匿化メカニズム M は次の式で表される。

$$M(b) = \left\{ b^* \left| P(b^* \in B|b) = \frac{\exp(\epsilon \cdot -\frac{|b-b^*|}{2 \cdot b_{max}^{1/2}})}{\sum_{\bar{b} \in B} \exp(\epsilon \cdot -\frac{|b-\bar{b}|}{2 \cdot b_{max}^{1/2}})} \right. \right\} \quad (4)$$

ここで、 b は入札値、 b^* は秘匿化後の入札値、 ϵ はプライバシー budgets、 b_{max} は入札値の上限値、 B は0以上 b_{max} 以下の整数値セット、 $P(b^* \in B|b)$ は秘匿化メカニズム M により入札値 b が b^* に値を変更される確率を表す。秘匿化メカニズム M は、入札値 b を入力とし、 B のいずれかの値 b^* を確率的に出力する。 B の各値 b^* を出力する確率は $P(b^* \in B|b)$ を計算した値となる。

タスク t_k におけるユーザ u_i の秘匿化後の入札値 b_i^{*k} は以下のように算出される。

$$b_i^{*k} = \begin{cases} M(b_i^k) & (t_k \text{ に入札している場合}) \\ M(0) & (t_k \text{ に入札していない場合}) \end{cases} \quad (5)$$

ユーザ u_i がタスク t_k に入札している場合は、秘匿化メカニズム M に入札値 b_i^k が入力される。ユーザ u_i がタスク t_k に入札していない場合は、秘匿化メカニズム M に0が入力される。入札していないタスクにも秘匿化後の入札値を設定することで、秘匿化後の入札情報の送信の有無により入札したタスクをプラットフォームに知られないようにする。

4.3 報酬額の決定

ユーザがタスク実行ユーザに選ばれ、タスクを実行した場合に獲得できる報酬額を決定する。タスク実行ユーザは、確率 δ 以上で入札値以上となる値の内、最小値を報酬額として獲得できる。

タスク t_k において、ユーザ u_i へ報酬額 p を付与した場合、報酬額 p がタスク t_k におけるユーザ u_i の入札値 b_i^k 以上の値である確率 $P(p \geq b_i^k)$ は、以下の式で算出される。

$$P(p \geq b_i^k) = \frac{\sum_{j \in B \wedge 1 \leq j \leq p} P(b_i^{*k} | b_i^k = j)}{\sum_{l \in B \setminus \{0\}} P(b_i^{*k} | b_i^k = l)} \quad (6)$$

ここで、 $P(b_i^{*k} | b_i^k = j)$ は入札値 b_i^k の値が j である場合に、秘匿化メカニズム M が秘匿化後の入札値 b_i^{*k} を出力する確率を表す。 $P(b_i^{*k} | b_i^k = j)$ は、式 (4) より算出できる。ユーザ u_i の秘匿化後の入札値 b_i^{*k} が、秘匿化メカニズム M に報酬額 p 以下の値を入力として出力された確率の合計により求められる。

タスク t_k におけるユーザ u_i の報酬額 p_i^k は、以下の式で算出される。

$$p_i^k = \min_{p \in B \wedge P(p \geq b_i^k) \geq \delta} p \quad (7)$$

ここで、 δ は個人合理性レベルを表す。タスク t_k におけるユーザ u_i の入札値 b_i^k 以上の値である確率が δ 以上となる値 p の内、最小値が報酬額となる。なお、条件を満たす値 p が存在しなかった場合、入札値の上限値 b_{max} を報酬額とする。

4.4 センシングの依頼

タスクセット T の各タスクに、一人のタスク実行ユーザが決定するまで、センシングの依頼を行う。センシングの依頼とは、ユーザにセンシングの可否を確認する行為のことである。タスクに入札したユーザは、センシングの受諾をプラットフォームに送信する。タスクを実行した場合に獲得できる報酬額が小さいユーザの順番でセンシングを依頼する。

5. シミュレーション評価

提案手法 DTU-AOBI の有効性を確認するため、コンピュータシミュレーション上で、MSensing [7], TPIMC [15] と比較する。入札情報の秘匿化レベル、ユーザの総報酬額、個人合理性、正直性の観点から評価する。

5.1 シミュレーション概要

シミュレーションでは、あるエリア内に存在する店における食料雑貨の価格情報収集のための MCS を想定する。タスク要求者から要求されるタスクの数 m は 10 個から 60 個とする。400 人のユーザが MCS に参加し、各ユーザは各タスクに 0 から 10 までの一様分布で入札値を設定する。

表 1 シミュレーションパラメータ

パラメータ	値
ユーザ数 n	400 人
タスク数 m	10~60 個
タスクごとの勝者数	1 人/タスク
ユーザ i のタスク k に対する入札値 b_i^k	[0-10]
プライバシーバジェット ϵ	0.5
個人合理性レベル δ	0.5, 0.7, 0.9
シミュレーション試行回数 R	20 回

なお、入札値 0 はタスク実行を希望しないことを意味している。プラットフォームは、各タスクにおいて、一人のタスク実行ユーザと、そのユーザに支払う報酬額を決定する。なお、タスク実行ユーザは、必ずタスクを実行し、報酬額を獲得することとする。

表 1 にシミュレーションパラメータを示す。DTU-AOBI 及び TPIMC のプライバシーバジェット ϵ は、文献 [15] におけるデフォルト値を設定する。本手法の個人合理性レベル δ は、0.5, 0.7, 0.9 の 3 種類とし、それぞれの場合に関して、関連研究との比較を行う。シミュレーションは 20 回行い、評価結果の値は 20 回の平均値としている。

5.2 評価項目

DTU-AOBI の入札情報の秘匿化レベル、ユーザの総報酬額、個人合理性、正直性における有効性を確認するために、以下の項目について評価する。

- プライバシロス：PL (Privacy Loss)

プライバシロスは、異なる二つの入札値が同じ値に秘匿化される確率の比率の最大値を表す。

$$PL = \max_{b_1, b_2, b^* \in B} \frac{P(b^* | b_1)}{P(b^* | b_2)} \quad (8)$$

ここで、 B は全タスクに入札された入札値セット、 b_1 , b_2 は異なる値の入札値、 b^* は秘匿化後の入札値を表す。

- ユーザの総報酬額：TP (Total Payment)

ユーザの総報酬額は、全タスク実行ユーザに支払う報酬額の合計を表す。

$$TP = \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n p_i^k \quad (9)$$

ここで、 p_i^k はタスク t_k において、ユーザ u_i が獲得した報酬額を表す。なお、タスク実行ユーザに選ばれなかったユーザの報酬額は 0 とする。

- 個人合理性率：IR (Individual rationality Rate)

個人合理性率は、全タスク実行ユーザの入札数のうち、自らの入札値以上の報酬額を獲得できたタスク実行ユーザの入札数の割合を表す。

$$IR = \frac{N_{IR}}{|S|} \quad (10)$$

ここで、 N_{IR} は入札値以上の報酬額を獲得できたタス

ク実行ユーザの入札数, $|S|$ は全タスク実行ユーザの入札数を表す.

- 不正直な入札による最大期待利益: MP (*Maximum Profit*)

不正直な入札による最大期待利益は, あるユーザが入札値を 1 から 10 で変化させたときに獲得できる期待報酬額同士の差の最大値を表す. 本研究では, タスク t_1 におけるユーザ u_1 の最大期待利益 MP を評価する.

$$MP = \max_{b_1, b_2 \in B} (E[p_1^1(b_1)] - E[p_1^1(b_2)]) \quad (11)$$

ここで, B は 1 から 10 の入札値セット, b_1, b_2 は異なる値の入札値, $p_1^1(b)$ はタスク t_1 においてユーザ u_1 が b を入札した場合に獲得できる報酬額を表す.

6. おわりに

本稿では, プラットフォームに対し, 入札情報を秘匿化したオークションによる δ -個人合理性, γ -正直性, 総報酬額の抑制, 計算効率性を達成したタスク実行ユーザと報酬額の決定手法 DTU-AOBI を提案した. DTU-AOBI では, ユーザは ϵ -差分プライバシー性を保証した秘匿化メカニズムにより入札値の値を変更することで入札情報を秘匿化する. プラットフォームは, ユーザの秘匿化後の入札値を基に, タスク実行ユーザと報酬額を決定することで, γ -正直性を担保し, タスク実行ユーザに入札値以上の値である確率が δ 以上となる報酬額を与えることで, δ -個人合理性を担保し, 各タスクで, 総報酬額が小さいユーザの順番にセンシングを依頼することで, 総報酬額を抑制する.

今後, DTU-AOBI を 5 章で説明したシミュレーション概要と評価項目で, 評価を行う予定である. そして, DTU-AOBI が ϵ -差分プライバシー性, δ -個人合理性, γ -正直性を担保していることを分析する予定である.

参考文献

- [1] Capponi, A., Fiandrino, C., Kantarci, B., Foschini, L., Kliazovich, D. and Bouvry, P.: A Survey on Mobile Crowdsensing Systems: Challenges, Solutions, and Opportunities, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol.21, No.3, pp.2419-2465 (2019).
- [2] Montori, F., Bedogni, L. and Bononi, L.: A Collaborative Internet of Things Architecture for Smart Cities and Environmental Monitoring, *IEEE Internet of Things Journal*, Vol.5, No.2, pp.592-605 (2018).
- [3] Deng, L., and Cox, L.P.: LiveCompare: grocery bargain hunting through participatory sensing, *Proceedings of the 10th workshop on Mobile Computing Systems and Applications*, 1-6 (2009).
- [4] Jean, M., Chasse, A. and Beng, W.: Road Roughness Crowd-Sensing with Smartphone Apps, *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pp.1079-1084 (2019).
- [5] Zaman, S., Abrar, N. and Iqbal, A.: Incentive model design for participatory sensing: Technologies and challenges, *2015 International Conference on Networking Systems and Security (NSysS)*, pp.1-6 (2015).
- [6] Zhang, X. et al.: Incentives for Mobile Crowd Sensing: A Survey, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol.18, No.1, pp.54-67 (2016).
- [7] Dejun, Yang., Guoliang, Xue., Xi, F. and Jian, T.: Crowdsourcing to smartphones: incentive mechanism design for mobile phone sensing, *Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking (Mobicom '12)*, pp.173-184 (2012).
- [8] 浅井菜々香, 五箇奏乃子, 重野寛: モバイルクラウドセンシングにおける持続的な協力のためのタスク実行ユーザ決定手法, *情報処理学会論文誌*, Vol.61, No.2, pp.397-405 (2020).
- [9] Zhao, D., Li, X. and Ma, H.: Budget-Feasible Online Incentive Mechanisms for Crowdsourcing Tasks Truthfully, *IEEE/ACM Transactions on Networking*, Vol.24, No.2, pp.647-661 (2016).
- [10] Spieker, J.T., Terveen, L.G. and Hecht, Brent.: Avoiding the South Side and the Suburbs: The Geography of Mobile Crowdsourcing Markets, *Proceedings of the 18th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing (CSCW '15)*, pp.265-275 (2015).
- [11] Spieker, J.T., Terveen, L.G. and Hecht, Brent.: Toward a Geographic Understanding of the Sharing Economy: Systemic Biases in UberX and TaskRabbit, *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.* 24, 3, Article 21 (July 2017), 40 pages (2017).
- [12] Christin, D., Büchner, C. and Leibecke, N.: What's the value of your privacy? Exploring factors that influence privacy-sensitive contributions to participatory sensing applications, *38th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks - Workshops*, pp. 918-923 (2013).
- [13] Li, T., Jung, T., Qiu, Z., Li, H., Cao, L. and Wang, Y.: Scalable Privacy-Preserving Participant Selection for Mobile Crowdsensing Systems: Participant Grouping and Secure Group Bidding, *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, Vol.7, No.2, pp.855-868, (2020).
- [14] Xiao, M., Wu, J., Zhang, S. and Yu, J.: Secret-sharing-based secure user recruitment protocol for mobile crowdsensing, *IEEE INFOCOM 2017 - IEEE Conference on Computer Communications*, pp.1-9 (2017).
- [15] Wang, Z., Li, J., Hu, J., Ren, J., Li, Z. and Li, Y.: Towards Privacy-preserving Incentive for Mobile Crowdsensing Under An Untrusted Platform, *IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications*, pp.2053-2061 (2019).
- [16] Wen, T., Zhu, Y. and Liu, T.: P2: A Location Privacy-Preserving Auction Mechanism for Mobile Crowd Sensing, *2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp.1-6 (2016).
- [17] Yan, K., Lu, G., Luo, G., Zheng, X., Tian, L. and Maradapu Vera Venkata Sai, A.: Location Privacy-Aware Task Bidding and Assignment for Mobile Crowd-Sensing, *IEEE Access*, Vol.7, pp.131929-131943 (2019).
- [18] Dwork, C.: Differential privacy, *Proceedings. ICALP*, pp.1-12 (2006).