

# モバイルクラウドセンシングにおける 複数タスクオークションを考慮した 持続的なインセンティブメカニズム

溝口 貴大<sup>1,a)</sup> 浅井 菜々香<sup>1</sup> 重野 寛<sup>1,b)</sup>

受付日 2021年5月10日, 採録日 2021年11月2日

**概要:** モバイルクラウドセンシング (MCS) では, ユーザにセンシングに参加してもらうために, センシング協力へのインセンティブが必要である. しかし, 既存のインセンティブメカニズムを持続的に利用した場合, センシングに協力するユーザの減少やプラットフォームユーティリティの減少といった問題が発生する. 本論文では, 3つの手法を組み合わせた MCS の持続的利用のためのインセンティブメカニズム IMASC を提案する. オークション勝利機会分散では, トラストが高いユーザに対して強いインセンティブを付与する. 低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出では, センシングデータの品質を担保する. 複数タスクにまたがったオークションの実行では, プラットフォームユーティリティを最大化する. コンピュータシミュレーションにより, 提案手法の有効性を確認した.

**キーワード:** モバイルクラウドセンシング, オークション, インセンティブ, 持続性

## A Sustainable Incentive Mechanism for Mobile Crowd Sensing Considering Multiple Task Auctions

TAKAHIRO MIZOGUCHI<sup>1,a)</sup> NANAKA ASAI<sup>1</sup> HIROSHI SHIGENO<sup>1,b)</sup>

Received: May 10, 2021, Accepted: November 2, 2021

**Abstract:** In mobile crowd sensing (MCS), incentives for sensing cooperation are needed to encourage users to participate in sensing. However, if existing incentive mechanisms are used sustainably, problems such as a decrease in the number of users cooperating in sensing and a decrease in platform utility will occur. In this paper, we propose an incentive mechanism for sustainable use of MCS, called IMASC, which combines three methods. Strong incentives are provided to users with high trust by distributing auction winning opportunities. The trust calculation considering the number of low-quality data transmissions ensures the quality of sensing data. Execution of auctions across multiple tasks maximizes platform utility. We evaluate performance of proposed method through computer simulation.

**Keywords:** mobile crowd sensing, auction, incentive, sustainability

### 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], [2] が注目されている. MCS とは, ユーザが持つスマートフォンなどのモバイルデバイ

スに搭載されるセンサを用いて, 国あるいは都市範囲内の広範囲な実世界の様相をリアルタイムに把握することができるシステムである. スマートフォンに搭載されるセンサ類としてカメラ, マイク, 位置情報センサ, 加速度センサなどがあげられ, さまざまなアプリケーションに利用されている. たとえば, 気温や湿度, 花粉量などの環境モニタリング [3], 屋内ナビゲーション [4], 路上駐車場の空き状況のリアルタイムマップ作成 [5], 路面状況把握 [6] などに利用される.

<sup>1</sup> 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

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

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

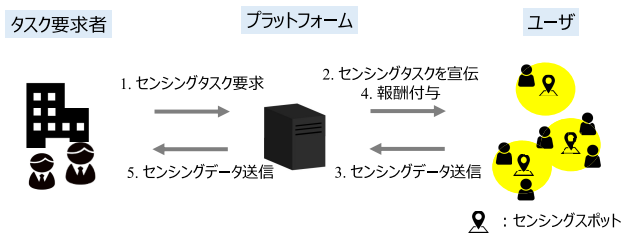


図 1 MCS の概要  
Fig. 1 Overview of MCS.

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センシングタスクを要求する団体、プラットフォームは要求されたセンシングタスクをユーザに依頼する仲介業者、ユーザはセンシングタスクに参加する人々を表す。タスク要求者は、プラットフォームにセンシングタスクを依頼する。センシングタスクの例としては、センシングスポットの気温や花粉量などの観測値をセンシングすることがあげられる。プラットフォームは、要求されたセンシングタスクをユーザに告知し、センシングに参加するユーザを募集する。ユーザは、自らの意思でセンシングタスクに参加するか決定する。

ユーザはセンシングスポットへの移動やモバイルデバイスの電力消費などのセンシングコストを負担するため、センシング協力へのインセンティブが必要である [7]。さらに、貢献に見合わない高価な報酬や誤情報の拡散を目的として低品質データを送信する利己的ユーザの存在が想定される。そこで、リバースオークション制度を用いることで、ユーザに対するインセンティブを確保し、トラスト（信頼度）[8] を考慮したオークションを実行することで、利己的ユーザを検知するインセンティブメカニズムが研究されている [9], [10], [11]。

本論文では、MCS の持続的利用のためのインセンティブメカニズムを考える。MCS の持続的利用とは、MCS を長期的に維持できる利用のことで、プラットフォーム、ユーザを安定して維持できることを指す。プラットフォームを安定して維持するためには、高品質データを低コストで安定して収集する必要がある。ユーザに安定して MCS に参加してもらうためには、センシングタスクを実行する機会があり、センシングタスク実行に見合った報酬が必要である。しかし、既存のインセンティブメカニズムを利用した場合、センシングに協力するユーザの減少やプラットフォームユーティリティの減少といった課題が発生する。

本論文では、モバイルクラウドセンシングにおける複数タスクオークションを考慮した持続的なインセンティブメカニズムとして IMASC (A Sustainable Incentive Mechanism for Mobile Crowd Sensing Considering Multiple Task Auctions) を提案する。IMASC では、MCS の持続的利用のために、高品質データを低コストで安定して収集し、トラストが高いユーザを中心に多くのユーザがセンシング

に協力するインセンティブメカニズムを実現する。そのために、3つの手法を組み合わせる。オークション勝利機会分散では、トラストの確からしさを確保し、トラストが高いユーザに対して強いインセンティブを付与する。低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出では、継続的にかつ複数回にわたって低品質データを送信する利己的ユーザをオークションに勝ちにくくする。複数タスクにまたがったオークションの実行では、プラットフォームユーティリティを最大化するユーザとタスクのセットをオークション勝者として選択する。

以下本論文では、2章において関連研究について述べ、3章で IMASC を提案し、4章でシミュレーションによる評価結果を示す。最後に5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用いたインセンティブメカニズム [12] と、トラスト（信頼度）を考慮したインセンティブメカニズム [9], [14] について説明し、MCS の持続的利用における課題について述べる。

### 2.1 リバースオークション制度を用いたインセンティブメカニズム

リバースオークションとは、インセンティブメカニズムの1つであり、ユーザのセンシングコストを考慮した報酬システムである。このシステムではユーザはプラットフォームに対して、センシングタスク参加要求とともに、自身のセンシングコストを考慮した入札値を通知する。入札値とはユーザが独自に決める値であり、そのユーザがあるタスクを行う際に入札値以上の報酬をもらえるならばセンシングに参加するという意思表示となる。プラットフォームはオークションを行い、入札値の低いユーザからオークション勝者を複数選択し、勝者として選択されたユーザはセンシングを実行する。ユーザは入札値以上の報酬を獲得するため、センシング参加へのインセンティブにつながる。

### 2.2 TSCM (Trust Worthy Sensing for Public Safety in Cloud-Centric Internet of Things)

リバースオークション制度にユーザのトラスト（信頼度）を考慮したインセンティブメカニズムとして TSCM [9] がある。ここで、トラストとは高品質データ送信率を表す。TSCM では、オークション勝者選択とユーザの報酬決定にトラストを考慮し、トラストが低いユーザのオークション勝率や報酬額を減少させることでセンシング参加を抑制する仕組みを実現する。しかし、入札値の高いユーザはオークションにまったく勝利できないため、このようなユーザの利活用が課題がある。

### 2.3 IMSM (Incentive Mechanism for Sustainable Cooperation in MCS)

MCSの持続的利用のためのインセンティブメカニズムとしてIMSM [14]がある。IMSMではオークション敗北率を反映したオークション勝者選択と、低品質データ送信回数を反映したトラスト算出により、ユーザのオークション勝利機会のバラシングとプラットフォームの高品質データ収集を実現する。この手法では持続的利用において重要である新規参加ユーザが未考慮であることとプラットフォームユーティリティの減少が課題としてあげられる。

### 2.4 MCSにおける持続的利用における課題

MCSの持続的利用とは、MCSを長期的に維持できる利用のことで、プラットフォーム、ユーザを安定して維持できることを指す。図2にMCSの持続的利用における課題と解決策をまとめる。

プラットフォーム面の課題は3つある。1つ目はトラストが高いユーザへのインセンティブである。MCSの持続的利用では、ユーザの新規参加を多く募る必要がある。新規参加ユーザはオークション参加やセンシングデータ送信回数が少ないため、トラストの確からしさが低い。ここでトラストの確からしさとは、実際のユーザのセンシング精度と算出したトラストが一致している確率が高いかを表す。したがって、ユーザの確からしさを向上させ、トラストが高いユーザにオークション勝利機会を付与することが必要である。2つ目はセンシングデータ品質の担保であり、プラットフォームが収集するデータ品質を高く保つことを表す。低品質データを送信する利己的ユーザを検知できない場合、プラットフォームはデータ品質を高く保つことはできない。これは、低品質データを送信する利己的ユーザをオークションに勝たせないことで解決できる。3つ目はプラットフォームユーティリティの最大化である。プラットフォームユーティリティとは費用対効果を表し、オークション勝者によって行われたタスク価値の合計から報酬支払額の合計を引いたものを表す。これはオークションにより、プラットフォームユーティリティを向上させる勝者選

択を行うことで解決できる。

ユーザ面の課題は2つある。1つ目はオークション勝利機会の分散である。ユーザはオークションに勝利できない回数が増えると、センシング協力へのモチベーションが下がることが想定される。これはオークション敗北率を考慮したオークション勝者選択が有効である。2つ目はセンシングタスク実行に見合ったインセンティブである。ユーザによってセンシングコストやセンシングデータ品質は異なるため、ユーザのセンシングタスク実行に見合ったインセンティブが必要である。これはユーザのセンシングコストやトラストを反映した報酬付与が有効である。

以上より、MCSの持続的利用のためのインセンティブメカニズムを実現するためにはプラットフォーム面とユーザ面の両面からアプローチする必要がある。

## 3. 提案手法 IMASC

本章では、モバイルクラウドセンシングにおける複数タスクオークションを考慮した持続的なインセンティブメカニズムとしてIMASCを提案する。

### 3.1 IMASCの概要

IMASCはMCSの持続的利用のために、高品質データを低コストで安定して収集し、トラストが高いユーザを中心に多くのユーザがセンシングに協力するインセンティブメカニズムを実現する。図3にIMASCの概要を示す。IMASCでは、リバースオークション制度を用い、ユーザのトラストを考慮したインセンティブメカニズムを採用する。IMASCの特徴は、以下の3つの手法を組み合わせていることにある。

1. オークション勝利機会分散
2. 低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出
3. 複数タスクにまたがったオークションの実行

オークション勝利機会分散では、オークション勝利機会の少ないユーザと、トラストは高いが、オークション敗北率の高いユーザの補正入札値を引き下げ、勝利しやすくする。具体的には、ユーザが独自に決定した入札値に補正を

プラットフォーム面	ユーザ面
1. トラストが高いユーザへのインセンティブ ⇒ トラストが高いユーザに勝利機会を付与	4. オークション勝利機会の分散 ⇒ オークション敗北率を考慮したオークション勝者選択
2. センシングデータ品質の担保 ⇒ 利己的ユーザの検知・排除	5. センシングタスク実行に見合った報酬 ⇒ センシングコストやトラストを反映した報酬付与
3. プラットフォームユーティリティの最大化 ⇒ オークションによる費用対効果の考慮	

図2 MCSにおける持続的利用の課題と解決策

Fig. 2 Problem and solution of sustainable use in MCS.

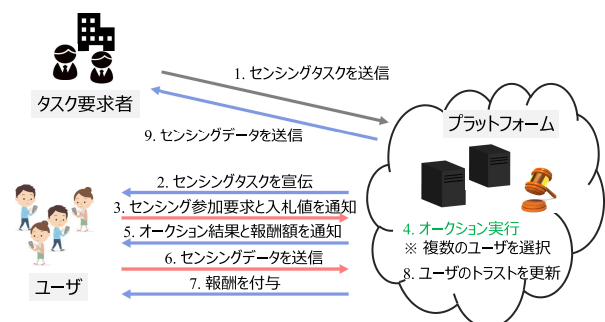


図3 IMASCの概要

Fig. 3 Overview of IMASC.

加えた補正入札値を用いてオークションを行う。オークション勝利機会を入札値の低いユーザ以外にも分散させることで、トラストの確からしさを全体的に向上させ、さらにトラストが高いユーザに対して強いインセンティブを実現する。

低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出では、ユーザごとの低品質データ送信回数の違いに注目して、既存のトラストに補正を加えた補正トラスト値を算出する。このことにより、低品質データを継続的に送信するユーザをオークションに勝利しにくくすることができ、収集するセンシングデータの品質を保つことができる。一般的に、協力的なユーザは低品質データを送信しないという考えに基づき、継続的に複数回にわたって低品質データを送信するユーザのトラストを低下させる。ここでは、外れ値検知アルゴリズム [13] を用いて、外れ値と判定された（改変された）データを低品質データ、そうでないデータを高品質データと呼ぶ。センシング参加ユーザから得られたタスクの結果はある誤差の範囲におさまり、大幅に異なる値に関して外れ値検知アルゴリズムは正確に動作すると仮定する。

複数タスクにまたがったオークションの実行では、複数タスクにまたがったオークションを行い、プラットフォームユーティリティを最大化するユーザとタスクのセットを選択する。具体的には、同時刻に開催されるオークションにおいて、ユーザに対する報酬額とタスク価値との費用対効果を最大化するユーザとタスクのセットを、貪欲法を用いてオークション勝者として選択する。既存手法 TSCM や IMSM ではタスクごとにオークション勝者選択を行うのに対し、複数タスクにまたがったオークションを行うことで、プラットフォームユーティリティを向上させることができる。

以上より、IMASC は MCS の持続的利用のためのインセンティブメカニズムを実現する。図 4 に IMASC の流れを示す。IMASC においてプラットフォームは図 4 の手順に沿って、オークション勝者選択やユーザのトラスト算出を行う。

### 3.2 オークション勝利機会分散

オークション勝利回数の少ないユーザとトラストは高いがオークション敗北率の高いユーザについて、オークション勝利機会の分散を行う。

1 つ目はトラストの確からしさを全体的に向上させるためのオークション勝利機会の分散である。オークション勝利回数の少ないユーザの入札値を引き下げた仮入札値を求める。ユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する仮入札値  $b_i^m$  は次の式で算出する。

$$b_i^m = \begin{cases} 0 & (N_{wi} \leq X) \\ b_i^m & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (1)$$

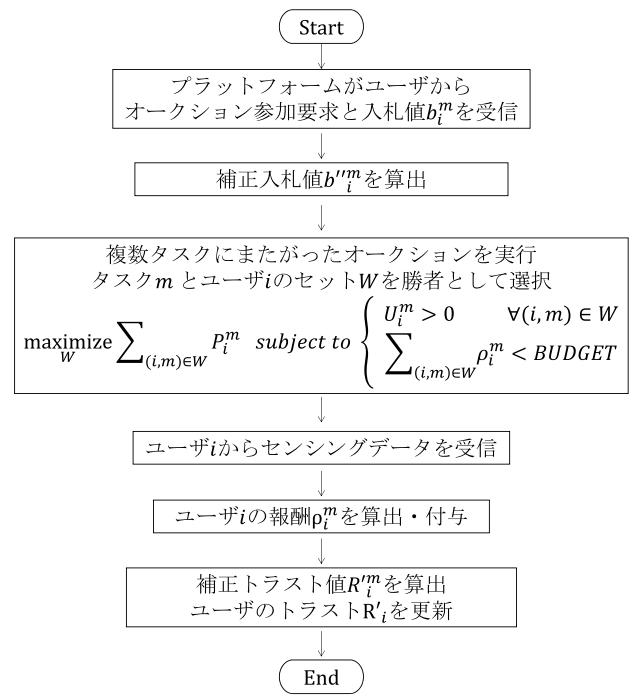


図 4 IMASC の流れ

Fig. 4 Flow of IMASC.

ここで、 $b_i^m$  ( $b_i^m \geq 0$ ) はユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する入札値、 $N_{wi}$  はユーザ  $i$  のオークション勝利回数、 $X$  は定数を表す。

これに加え、トラストは高いがオークション敗北率の高いユーザの仮入札値を引き下げた補正入札値をオークションで使用する。トラストが高いユーザをオークションに勝利しやすくすることでインセンティブを実現する。ユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する補正入札値  $b_i^m$  は次の式で算出する。

$$b_i^m = \begin{cases} -\frac{b_i^m}{1-Z} \times \left(\frac{N_{Li}}{N_{pi}} - Z\right) + b_i^m & (R_i \geq Y \text{ and } \frac{N_{Li}}{N_{pi}} \geq Z) \\ b_i^m & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $N_{Li}$  はユーザ  $i$  のオークション敗北回数、 $N_{pi}$  はユーザ  $i$  のオークション参加回数、 $\frac{N_{Li}}{N_{pi}}$  はユーザ  $i$  のオークション敗北率、 $R_i$  はユーザ  $i$  のトラスト、 $Y$  と  $Z$  は 0 以上 1 未満の定数を表す。

### 3.3 低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出

ユーザの低品質データ送信回数を考慮して、補正トラスト値を算出する。継続的にかつ複数回にわたって低品質データを送信する利己的ユーザに対して、補正トラスト値を引き下げること、オークションに勝ちにくくする。直近のタイムウィンドウ  $t$  におけるユーザ  $i$  の補正トラスト値  $R_i^{new}(t)$  は以下の式で算出する。

$$R_i^{new}(t) = \frac{c_i(t)}{N_{wi}(t)} \times \gamma^{n_i(t)} \quad (3)$$

ここで、 $c_i(t)$  はタイムウィンドウ  $t$  におけるユーザ  $i$  の高

品質データ送信回数,  $N_{w_i}(t)$  はタイムウィンドウ  $t$  におけるユーザ  $i$  のオークション勝利回数,  $\frac{c_i(t)}{N_{w_i}(t)}$  はトラストであり, 高品質データ送信率を表す.  $n_i(t)$  はタイムウィンドウ  $t$  におけるユーザ  $i$  の低品質データ送信回数であり,  $N_{w_i}(t) - c_i(t)$  と等しい.  $\gamma$  は 0 以上 1 未満の定数を表す.  $\gamma$  が大きいとき, 低品質データ送信回数が補正トラスト値に与える影響が大きくなり, トラストは下がりやすくなる.

タイムウィンドウ  $t$  におけるユーザ  $i$  の補正トラスト値  $R'_i(t)$  は以下の式で算出する.

$$R'_i(t) = kR_i^{new}(t) + (1-k)R'_i(t-1) \quad (4)$$

ここで,  $R'_i(t-1)$  はユーザ  $i$  の過去の補正トラスト値,  $k$  は定数を表し,  $k$  が大きいとき, 直近の補正トラスト値の重みが大きくなる.

### 3.4 複数タスクにまたがったオークションの実行

複数タスクにまたがったオークションを行い, プラットフォームユーティリティを最大化するユーザとタスクのセット  $W$  をオークション勝者として選択する.

プラットフォームはユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する貢献値  $U_i^m$  を以下の式で算出する.

$$U_i^m = v^m - \frac{b_i^m}{R'_i} \quad (5)$$

ここで,  $v^m$  ( $v^m \geq 0$ ) はタスク  $m$  のタスク価値,  $b_i^m$  ( $b_i^m \geq 0$ ) はユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する補正入札値,  $R'_i$  ( $0 < R'_i \leq 1$ ) はユーザ  $i$  の補正トラスト値を表す.

プラットフォームはユーザ  $i$  がタスク  $m$  を行ったときの報酬  $\rho_i^m$  を以下の式で算出する.

$$\rho_i^m = \begin{cases} b_i^m & (b_i^m > U_i^m) \\ U_i^m & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (6)$$

ここで,  $b_i^m$  ( $b_i^m \geq 0$ ) はユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する入札値,  $U_i^m$  はユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する貢献値を表す. ユーザ  $i$  がタスク  $m$  を行ったときの報酬  $\rho_i^m$  はユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対する入札値  $b_i^m$  以上の値であることを保証している.

プラットフォームはユーザ  $i$  のタスク  $m$  に対するプラットフォームユーティリティ  $P_i^m$  を以下の式で算出する.

$$P_i^m = v^m - \rho_i^m \quad (7)$$

プラットフォームには予算制限があるため, オークション勝者数には限りがある. そこで, プラットフォームは貪欲法を用いて, 以下の条件を満たすユーザとタスクのセット  $W$  をオークション勝者として選択する.

$$\begin{aligned} & \text{Maximize} \sum_{(i,m) \in W} P_i^m \\ & \text{subject to} \begin{cases} U_i^m > 0 & \forall (i,m) \in W \\ \sum_{(i,m) \in W} \rho_i^m < BUDGET \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで,  $BUDGET$  はプラットフォームの予算を表す. なお, 最適化問題が実行不能な場合, どのユーザもオークション勝者として選択しない.

本提案ではタスク価値の高いタスクほど, データ収集数が高くなる傾向があるが, プラットフォームは限られた予算の中で, タスク価値の高いタスクにおけるデータを優先して収集しなければならないため, 問題とはならない. また, タスク価値の高いタスクにデータが集中し, 1 つもデータが収集されないタスクが存在する可能性があるが, 各タスクにおいて採用されるユーザの最大人数を設定することで防ぐことができる.

## 4. シミュレーション評価

提案手法 IMASC の有用性を確認するために, コンピュータシミュレーションによる評価を行い, 関連研究 TSCM, IMSM と比較した. さらに各手法の効果を見るために, 各手法のみを適用した場合の評価を行った. 本評価では, オークションの勝者をユーザの入札値やセンシング精度ごとに評価することで, センシングに協力的なユーザに対してオークション勝利機会が分散されていることを確認する. また, 収集したセンシングデータの品質を評価することで, 低品質なセンシングデータ収集が抑制できていることを確認する. さらに, プラットフォームユーティリティを評価し, プラットフォームの費用対効果を確認する.

### 4.1 シミュレーション概要

シミュレーションでは, 1,000 m × 1,000 m のマップ内を 975 人のユーザがランダムに移動する MCS を評価する. これは都市部における MCS, たとえば, 繁華街における店舗の混雑度を求める MCS を想定している. シミュレーションは全体で 600 分とし, 60 回のオークションラウンドからなる. ここでオークションラウンドとは, シミュレーション開始から 10 分ごとに開催されるオークションにおける各ラウンドという意味である. シミュレーション開始時の参加ユーザを 750 人とし, オークションラウンド 30 回目から 45 人ずつ 5 回ごとに新規参加ユーザが加入する. センシングタスクは, 1 タスクにつき条件を満たす複数のユーザ (最大 30 人) を採用し, 各ユーザからデータを 1 つ取得する. センシングタスクはオークションラウンドごとに 100 タスク要求されるものとし, 各タスクのセンシングスポットはランダムに配置される. 各ユーザは半径 300 m 以内のタスクに関心があり, オークションに参加する. 各タスク価値と各ユーザの入札値はシミュレーション実験のための仮想的な値であり, 1 から 5 (5 段階) における一様分布に従い, 独立して決定される. なお, シミュレーション中に変化することはないものとし, 各ユーザの入札値はセンシングコストに等しいものとした.

表 1 にシミュレーションパラメータを示す. これらの

表 1 シミュレーションパラメータ  
Table 1 Simulation parameters.

パラメータ	値
シミュレーション時間	600 分
ユーザ数	975 人
シミュレーションエリア	1,000 m × 1,000 m
ユーザモビリティ	ランダムウェイポイント
最大速度	100 m/分
タスクレート	100 タスク/10 分
センシング参加範囲	300 m
タスクごとの最大勝者数	30 人/タスク
ユーザのタスク実行レート	5 タスク/10 分
1 オークションラウンドあたりの予算	3,000
オークション実施間隔	10 分
タスク $m$ の価値: $v^m$	[1, 2, 3, 4, 5]
ユーザ $i$ のタスク $m$ に対する入札値: $b_i^m$	[1, 2, 3, 4, 5]

表 2 IMASC のパラメータ  
Table 2 Parameters of IMASC.

パラメータ	値
初期評価値: $R_{ini}$	0.7
式 (1), (2) 内の定数: $X, Y, Z$	(10, 0.75, 0.5)
式 (3) 内の定数: $\gamma$	0.8
式 (4) 内の定数: $k$	0.5

値は提案手法の評価を行ううえで、比較対象と同じ環境でシミュレーションを行うために、文献 [9], [14] の値を参考に決定した。なお、タスクレートやオークション実施間隔は評価のための設定値であり、実際の MCS システムを反映したパラメータ値ではない。表 2 に、IMASC の各パラメータを示す。これらのパラメータは予備実験を行い、決定した。

プラットフォームに採用されたユーザは高品質データと低品質データのいずれかを送信するものとし、高品質データを送信する確率をセンシング精度とする。本論文では、センシング精度を 50%, 70%, 90% の 3 種類、センシングコストを 1 から 5 の 5 種類とし、これらの組合せにより、15 種類のユーザを定義した。以下では、センシング精度が  $x\%$  でセンシングコストが  $y$  のユーザモデルを  $(x, y)$  と表記する。なお、1 人のユーザが複数のアカウントを持つことはないとする。

## 4.2 評価方法

MCS の持続的利用における IMASC の有効性をオークション勝利機会の分散、センシングデータ品質、プラットフォームユーティリティの観点から評価する。評価対象は、本研究の提案手法 IMASC, TSCM, IMSM, オークション勝利機会分散のみを適用した手法 IMASC (Method1), 低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出のみを適用した手法 IMASC (Method2), 複数タスクにまたがったオー

クションの実行のみを適用した手法 IMASC (Method3) とした。評価項目は以下のとおりである。

- 各ユーザモデルのオークション勝利回数:  $N(x, y)$   
ユーザモデル  $(x, y)$  のオークション勝利回数  $N(x, y)$  は、全オークションが終了したときのユーザモデル  $(x, y)$  の全ユーザのオークション勝利回数の総和を表す。

$$N(x, y) = \sum_{i \in S(x, y)} N_{wi} \quad (9)$$

ここで、 $S(x, y)$  はユーザモデル  $(x, y)$  のすべてのユーザの集合、 $N_{wi}$  はユーザ  $i$  の総オークション勝利回数を表す。

- 取得データに占める高品質データ割合:  $G$   
取得データに占める高品質データ割合  $G$  は、プラットフォームのデータ取得数のうち高品質データ取得数が占める割合を表す。

$$G = \frac{N_n}{N_c + N_n} \quad (10)$$

ここで、 $N_n$  はプラットフォームが受信した高品質データ総取得数、 $N_c$  はプラットフォームが受信した低品質データ総取得数を表す。

- 平均プラットフォームユーティリティ:  $PU$   
平均プラットフォームユーティリティ  $PU$  は、センシングされたタスク価値の合計と支払った報酬額の合計の差を総オークションラウンド回数で平均することにより算出される。

$$PU = \frac{\sum_{i \in S} v_i - \sum_{i \in S} \rho_i}{R} \quad (11)$$

ここで、 $S$  はすべてのユーザの集合、 $v_i$  はプラットフォームがユーザ  $i$  からデータを受信したタスク価値の合計、 $\rho_i$  はユーザ  $i$  が受け取った合計報酬額、 $R$  は総オークションラウンド回数を表す。

## 4.3 各ユーザモデルのオークション勝利回数の評価

図 5 に各ユーザモデルのオークション勝利回数を示す。図 5 より、IMASC が関連研究 TSCM と比べ入札値が低くトラストが低いユーザから入札値が高いがトラストが高いユーザに勝利機会を分散させていることが分かる。たとえば、ユーザモデル (50, 1) のような入札値は低いがトラストが低いユーザに対して、IMASC では 4,832 回、TSCM では 13,863 回とオークション勝利回数を抑制し、ユーザモデル (90, 4) のような入札値は高いがトラストが高いユーザに対して、IMASC では 3,203 回、TSCM では 0 回とオークション勝利回数を増加させた。これは、低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出と複数タスクにまたがったオークションの実行では入札値が低いユーザがオークションに勝利しやすいが、オークション勝利機会分散によって、

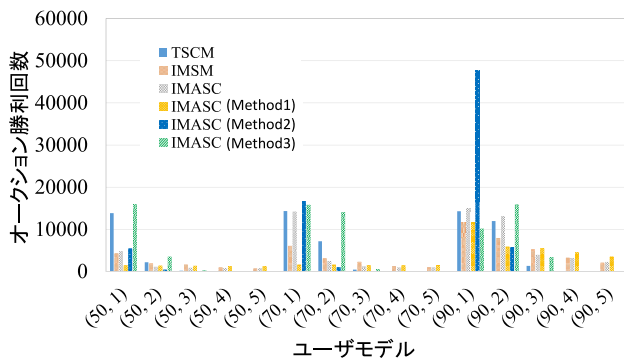


図 5 各ユーザモデルのオークション勝利回数

Fig. 5 Auction win count by user model.

入札値が高くトラストが高いユーザにオークション勝利機会を分散させたためである。また、関連研究 IMSM と比べ全体的なオークション勝者数を維持しつつも、トラストが高いユーザのオークション勝利回数を向上させた。たとえば、ユーザモデル (90, 1) は IMASC では 15,061 回オークションで勝利しており、IMSM と比べ、3,459 回向上している。これは、オークション勝利機会分散によって MCS に参加後の早い段階で勝利機会が与えられるため、新規参加ユーザのトラストを早い段階でより正確に算出することができ、トラストが高いユーザがオークションに勝ちやすくなったためである。

IMASC (Method1) では、新規参加ユーザに対し勝利機会分散を行うことでトラストが早い段階で正確に算出され、ユーザモデル (90, 1) のようなトラストが高いユーザの勝利回数が向上する。また、トラストが高くオークション敗北率が高いユーザに勝利機会分散を行うことで、(90, 4) のような入札値が高いがトラストが高いユーザが勝利できる。IMASC (Method2) では、低品質データ送信回数の多いユーザを厳しく判定し、(90, 1) のようなトラストが高いユーザの勝利回数が向上する。しかし、(90, 4) のような入札値が高いユーザは勝利できていない。IMASC (Method3) では、(90, 4) のような入札値が高いユーザが勝利できない。3つの手法を組み合わせることで、低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出と複数タスクにまたがったオークションの実行では入札値が高いユーザが勝利できないが、オークション勝利機会分散によって、トラストが高いが入札値が高いユーザの勝利回数を TSCM と比較し向上させる。そして、オークション勝利機会分散によって、すべてのユーザのトラストを早い段階でより正確に算出し、低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出によって、トラストが高いユーザが勝利しやすくなることで、トラストが高いユーザの勝利回数を TSCM, IMSM と比べ向上させる。

#### 4.4 取得データに占める高品質データ割合の評価

図 6 にプラットフォームが収集したデータの内訳を示

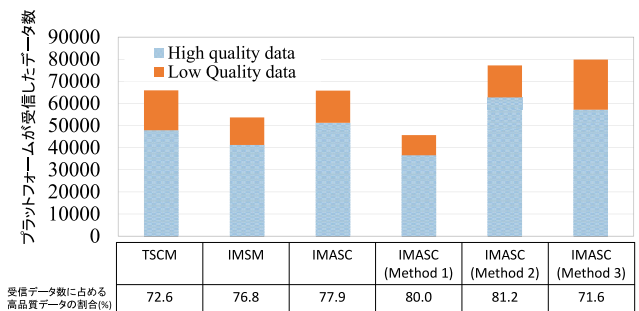


図 6 プラットフォームが受信したデータ品質の内訳

Fig. 6 Ratio of data received by the platform.

す。図 6 より、IMASC における高品質データの取得数は 51,256 個で、TSCM と比較して 3,348 個、IMSM と比較して 10,013 個増加したことが分かる。IMASC における低品質データの取得数は 14,560 個で、TSCM と比較して 3,495 個低下し、IMSM と比較して 2,120 個増加した。結果として、IMASC では TSCM と比較して 5.3pt, IMSM と比較して 1.1pt, 取得データに占める高品質データ割合が向上した。これは、オークション勝利機会分散によってトラストが高いユーザがオークションに勝利しやすくなったことと低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出によって低品質データを送信するユーザがオークションに勝利しにくくなったことが理由だと考えられる。

IMASC (Method1) では、新規参加ユーザに対し勝利分散を積極的に行う。総取得データ数が TSCM, IMSM と比べそれぞれ 20,235 個、7,956 個減少している。それにとともに、高品質データ数が 36,598 個と TSCM と IMSM と比べ少ない。しかし最終的にはトラストが高いユーザに対して勝利機会分散を行う。高品質データの割合は TSCM と IMSM と比較してそれぞれ 7.4pt, 3.2pt 増加する。IMASC (Method2) では、低品質データを送信したユーザのトラストを厳しく判定する。高品質データの割合は TSCM と IMSM と比べそれぞれ 8.6pt, 4.4pt 増加する。IMASC (Method3) ではプラットフォームユーティリティを最大化するために、タスク価値から報酬額を引いた値に重きを置き、入札値の低いユーザを選択する。高品質データの割合は TSCM と IMSM と比べそれぞれ 1.0pt, 5.2pt 低下する。3つの手法を組み合わせた IMASC ではオークション勝利機会分散により TSCM と IMSM と比べ高品質データ数が増加し、低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出により TSCM と比べ低品質データ数が低下したため、高品質データ割合が向上した。

#### 4.5 プラットフォームユーティリティの評価

図 7 に平均プラットフォームユーティリティを示す。図 7 より、IMASC は平均プラットフォームユーティリティは 736 であり、TSCM と比較して 27.3%, IMSM と比較して 370.5%向上したことが分かる。3つの手法を組み

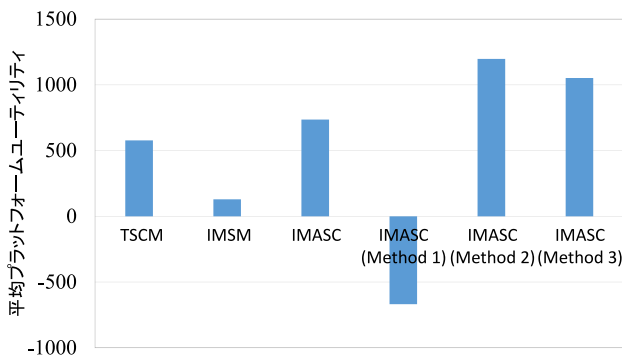


図 7 平均プラットフォームユーティリティ

Fig. 7 Average platform utility.

合わせた IMASC はオークション勝利機会分散によってプラットフォームユーティリティが減少するが、複数タスクにまたがったオークションによってプラットフォームユーティリティを最大化するユーザとタスクのセットをオークション勝者として選択し、低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出によって各ユーザに報酬を無駄なく分配することでプラットフォームユーティリティが増加する。

IMASC (Method1) では、トラストが高いユーザをオークションに勝たせるが、高コストなユーザに対しても勝利機会を与える。プラットフォームユーティリティは TSCM と IMSM と比較してそれぞれ 215.5%, 615.0% 低くなる。IMASC (Method2) では、低品質データ送信回数に応じてユーザのトラストを引き下げるため、報酬が低くなる。プラットフォームユーティリティが TSCM と IMSM と比較してそれぞれ 107%, 824.1% 向上する。IMASC (Method3) では、プラットフォームユーティリティを最大化するユーザとタスクのセットをオークション勝者として選択する。プラットフォームユーティリティは TSCM と IMSM と比較してそれぞれ 820.0%, 712.2% 向上する。3つの手法を組み合わせた IMASC は低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出と複数タスクにまたがったオークションの実行によってプラットフォームユーティリティが向上した。

## 5. おわりに

本論文では、モバイルクラウドセンシングにおける複数タスクオークションを考慮した持続的なインセンティブメカニズム IMASC を提案した。IMASC はオークション勝利機会分散によって、トラストが高いユーザに対して強いインセンティブを付与し、低品質データ送信回数を考慮したトラスト算出によって、センシングデータの品質を担保し、複数タスクにまたがったオークションの実行によって、プラットフォームユーティリティを最大化する。

新規参加ユーザを考慮したシミュレーション評価で IMASC の性能を評価した。評価結果より、精度 90% 以上のユーザのオークション勝利数を向上させ、トラストが高いユーザに対してオークション勝利機会の分散を行った。

また、プラットフォームのデータ取得数に占める高品質データ取得数の割合を TSCM と比較して 5.3 pt, IMSM と比較して 1.1 pt 向上させた。そして、平均プラットフォームユーティリティを TSCM と比較して 27.3%, IMSM と比較して 370.5% 向上させた。

以上より、IMASC は MCS の持続的利用のために、高品質データを低コストで安定して収集し、トラストが高いユーザを中心に多くのユーザがセンシングに協力するインセンティブメカニズムを実現した。今後の課題として、各タスクの収集データ数の極端な偏りを防ぐため、公平性について検討する必要がある。

謝辞 本研究の一部は東北大学電気通信研究所における共同プロジェクト研究の支援を受けて行われた。

## 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] Guo, B., Zhu, W., Yu, Z., Wang, Y., Yen, N.Y., Huang, R. and Zhou, X.: Mobile Crowd Sensing and Computing: The Review of an Emerging Human-Powered Sensing Paradigm, *ACM Computing Surveys*, Vol.48, No.1 (2015).
- [3] 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).
- [4] Elhamshary, M., Alzantot, M. and Youssef, M.: Just-Walk: A Crowdsourcing Approach for the Automatic Construction of Indoor Floorplans, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.18, No.10, pp.2358–2371 (2019).
- [5] Bock, F., Martino, S.D. and Origlia, A.: Smart Parking: Using a Crowd of Taxis to Sense On-Street Parking Space Availability, *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.21, No.2, pp.496–508 (2020).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] Asai, N., Goka, S. and Shigeno, H.: A Trust Model Focusing on Node Usage in Mobile Ad Hoc Networks, *2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*, pp.517–522 (2019).
- [9] Kantarci, B. and Mouftah, H.T.: Trustworthy Sensing for Public Safety in Cloud-Centric Internet of Things, *IEEE Internet of Things Journal*, Vol.1, No.4, pp.360–368 (2014).
- [10] Pouryazdan, M., Kantarci, B., Soyata, T. and Song, H.: Anchor-Assisted and Vote-Based Trustworthiness Assurance in Smart City Crowdsensing, *IEEE Access*, Vol.4, pp.529–541 (2016).
- [11] Pouryazdan, M., Kantarci, B., Soyata, T., Foschini, L. and Song, H.: Quantifying User Reputation Scores, Data



- Trustworthiness, and User Incentives in Mobile Crowd-Sensing, *IEEE Access*, Vol.5, pp.1382–1397 (2017).
- [12] Dejun, Y., Guoliang, X., Xi, F. and Tang, J.: Crowdsourcing to Smartphones: Incentive Mechanism Design for Mobile Phone Sensing, *Proc. 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.173–184 (2012).
- [13] Zhang, Y., Meratnia, N. and Havinga, P.: Outlier Detection Techniques for Wireless Sensor Networks: A Survey, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol.12, No.2, pp.159–170 (2010).
- [14] 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インセンティブメカニズム, 情報処理学会論文誌, Vol.61, No.2, pp.397–405 (2020).



溝口 貴大 (学生会員)

2020年慶應義塾大学工学部卒業。  
現在, 同大学大学院理工学研究科前期  
博士課程在学中。



浅井 菜々香

2018年慶應義塾大学工学部卒業。  
2020年同大学大学院理工学研究科前  
期博士課程修了。



重野 寛 (正会員)

1990年慶應義塾大学工学部計測工  
学科卒業。1997年同大学大学院理工  
学研究科博士課程修了。現在, 同大学  
理工学部教授。博士(工学)。情報処  
理学会論文誌編集委員, 同 DPS 研究  
会主査, 同理事, 電子情報通信学会英  
文論文誌 B 編集委員, Secretary of IEEE ComSoc APB  
等を歴任。現在, 同 ITS 研究会主査, Co-Chair of IEEE  
ComSoc APB MCC。ネットワーク・プロトコル, ITS 等の  
研究に従事。著書『ユビキタスコンピューティング』(オー  
ム社), 『情報学基礎第2版』(共立出版)等。電子情報通信  
学会, IEEE, ACM 各会員。本会シニア会員。