Vol.2020-ITS-80 No.11
2020/3/10

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の検討

浅井 菜々香[1,a)]　溝口貴大[1,b)]　重野 寛[1,c)]

概要：モバイルクラウドセンシング（MCS）は，群衆が持つモバイル端末に内蔵されたセンサを用いて大規模データを取得するシステムである．一般ユーザにセンシングに参加してもらうため，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効用の減少といった問題が発生する．本稿では，MCS の持続的利用のためのインセンティブメカニズム IMASC を提案する．IMASC では 3 つの手法を組み合わせ，ユーザのトラストの確からしさとプラットフォーム効用を向上する．手法 1 はオークション勝利機会の分散を行い，トラストの確からしさを確保する．手法 2 はトラスト算出に低品質データの送信回数を考慮し，センシングデータの品質を担保する．手法 3 は複数タスクにまたがったオークションを行い，プラットフォーム効用を最大化する．シミュレーションにより，既存手法のインセンティブメカニズムと IMASC の比較評価を行い，プラットフォームユーティリティ，取得データに占める高品質データ割合，オークション勝利機会の分散の観点から IMASC の有効性を評価する．

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

1. はじめに

近年，スマートフォンの急速な普及により，人々の生活はより豊かに便利になっている．スマートフォンには多くの機能が搭載されている．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挙げられ，さまざまなアプリケーションに利用されている．そこで，センサを用いた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，大規模データを低コストで取得するシステムである．図 1 に MCS の概要を示す．MCS はタスク要求者，プラットフォーム，ユーザから構成される．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送信し，データ収集を依頼する．プラットフォームは，タスク要求者から要求された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集め，センシングの実行を依頼し，データを収集する．ユーザはモバイルデバイスを持つ人を表し，自らの意思でタスクに参加するか決定し，センシングを行い，データをプラットフォームに送信する．

MCS においてユーザは電力消費や移動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 [3]．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．つまり，ユーザに対するインセンティブを確保し，利己的ユーザを検知できない場合，センシング参加ユーザ数とセンシングデータ品質を保つことが難しい．

既存研究の TSCM [4] では，評価値システムと報酬システムを組み合わせたリバースオークション [5] を提案している．評価値システムとは，ユーザの過去の振る舞いからユーザのトラスト（信頼度）を算出し，利己的ユーザを検知するシステムである．報酬システムとは，センシングに協力したユーザに対して報酬を付与することでセンシングへのモチベーションを上げるシステムである．リバースオークションとは，プラットフォームがセンシングを行うユーザを選択する際に，ユーザが提示した入札値が低いユーザ

[1] 慶應義塾大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Technology , Keio Uniersity, Yokohama, Kanagawa 223-8522, Japan
[a)] asai@mos.ics.keio.ac.jp
[b)] mizoguchi@mos.ics.keio.ac.jp
[c)] shigeno@mos.ics.keio.ac.jp

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

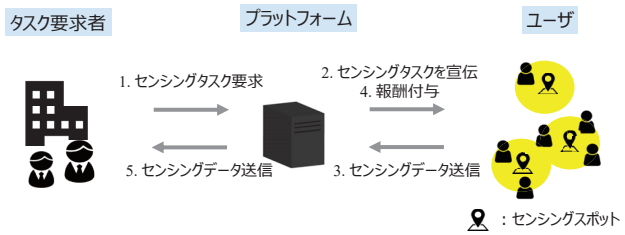

図 1　MCS の概要.

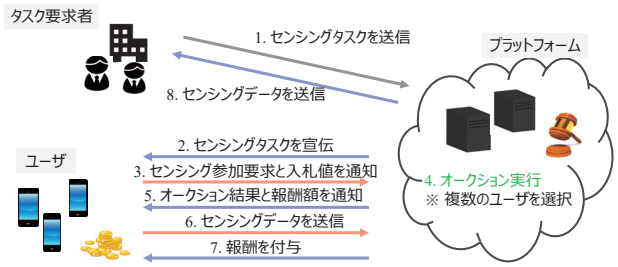

図 2　TSCM の概要.

から選択するシステムである．TSCM ではこれらを組み合わせることでトラストが高く入札値の低いユーザをセンシング参加ユーザとして選択し，入札値以上の報酬を付与し，センシングへのインセンティブを実現する．

MCS の持続的利用では，ユーザの新規参加が多く発生することが想定される．持続的な利用における課題として，プラットフォーム面とユーザ面での課題がいくつか挙げられる．プラットフォーム面では，センシングデータ品質の担保，費用対効果の最大化，新規参加ユーザのトラスト算出が挙げられる．ユーザ面では，センシングタスク実行に見合ったインセンティブ，オークション機会の分散が挙げられる．つまり，MCS の持続的利用において，プラットフォーム・ユーザ面の両方からアプローチする必要がある．

本稿では，マルチ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（Incentive Mechanism Considering Multi-Task Auction for Sustainable Cooperation in Mobile Crowd Sensing）を提案する．IMASC では 3 つの手法を組み合わせ，ユーザのトラストの確からしさとプラットフォーム効用を向上する．手法 1 はオークション勝利機会の分散を行い，トラストの確からしさを確保する．手法 2 はトラスト算出に低品質データ送信回数を考慮することで，センシングデータの品質を担保する．手法 3 は複数タスクにまたがったオークションを行い，プラットフォーム効用を最大化する．

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 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

MCS では一般のユーザがセンシングを行うが，ユーザは移動や電力消費等のセンシングコストを負担するため，ユーザに対するインセンティブメカニズムが必要である．本章では，ユーザの入札値を考慮するリバースオークション制度 [5] [4] を用いたインセンティブメカニズムについて説明し，MCS における持続的利用における課題について述べる．

本稿では，外れ値検知アルゴリズム [7] 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．また，センシングタスクとは，タスク要求者がプラットフォームにセンシングを要求したタスクを表し，内容にセンシング内容・タスク価値を含む．

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できるため，センシング参加へのインセンティブに繋がるといえる．プラットフォームはユーザが自身のセンシングにつける価値という情報をオークションの過程で知ることができる．さらに，ユーザ間での競争が発生し，ユーザによる入札値の低下が見込める．

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評価値システムを組み込んだ TSCM [4] では，ユーザのトラスト（信頼度）を考慮したオークションを実行することで，トラストの低いユーザのオークション勝率や報酬額を減少させ，センシング参加を抑制する．図 2 に TSCM の概要を示す．これらのス

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

プラットフォーム面	ユーザ面
1. センシングデータ品質の担保 ⇒ 利己的ユーザの検知・排除	**4.** センシングタスク実行に見合ったインセンティブ ⇒ センシングコストやトラストを反映した報酬付与
2. 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	
3. 新規参加ユーザのトラスト算出 ⇒トラストの確からしさの低い（オークション勝利数が少ない）ユーザに勝利機会を付与	**5.** オークション勝利機会の分散 ⇒ オークション勝率を考慮したオークション勝者選択

図 3　MCS における持続的利用の課題と解決策

テップにより，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全く勝利できないため，このようなユーザの利活用に課題がある．

2.3　IMSM（Incentive Mechanism for Sustainable Cooperation in MCS）

MCS における持続的利用の既存研究として，IMSM [8] 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ン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．この手法ではプラットフォームのデータ収集量の減少や持続的利用において重要である新規参加ユーザを考慮していないことが課題として挙げられる．

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，タスク要求者，ユーザ，プラットフォームを安定して維持できることを指す．また，ユーザの新規参加が多く発生することが想定される．

図 3 に MCS における持続的利用の課題と解決策をまとめる．MCS の持続的利用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，提案手法 IMASC（Incentive Mechanism Considering Multi-Task Auction for Sustainable Cooperation in Mobile Crowd Sensing）について説明する．

3.1　IMASC の概要

IMASC は新規参加ユーザのトラストの確からしさとプラットフォームユーティリティに着目することで，新規参加ユーザが想定される 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．

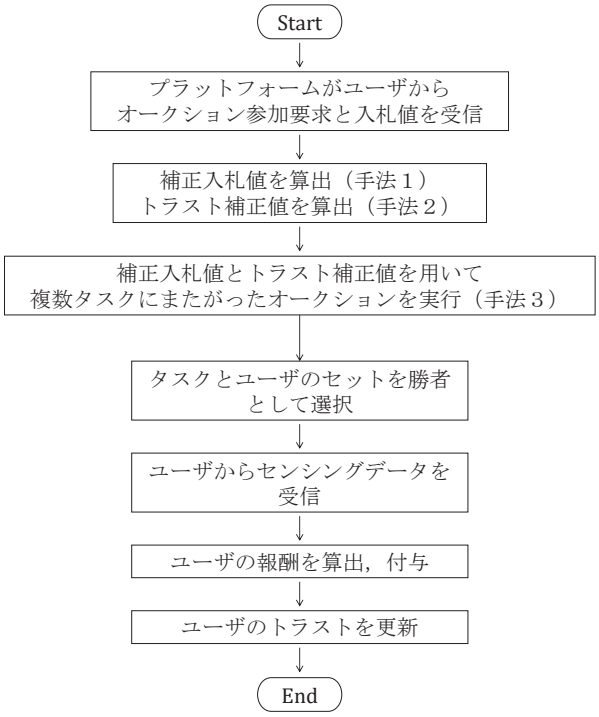

図 4　IMASC の手順.

IMASC の目的は，以下の 3 点にある．

- □ トラストの確からしさの向上
- □ センシングデータ品質の担保
- □ プラットフォームユーティリティの最大化

図 4 に MCS における IMASC の手順を示す．IMASC は MCS におけるリバースオークションを用いたインセンティブメカニズム TSCM [4] に 3 つの新たな手法を導入する．

1. オークション勝利機会やトラストを用いた補正入札値
2. 低品質データ送信回数を考慮したトラスト補正値
3. 複数タスクにまたがったオークション

手法 1 では，ユーザが独自に決定した入札値に補正を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．すなわち，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することで，トラスト評価の確からしさを全体的に向上し，さらに高トラストのユーザに対して強いインセンティブを実現する．

手法 2 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トラスト補正値を算出する．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．すなわち，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づらくすることができ，収集するセンシングデータの高品質を保つ．

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

手法 3 では，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．具体的には，同時刻に開催されるオークションにおいて，各タスクに参加するユーザについて，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．すなわち，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ことができ，プラットフォームユーティリティを向上することができる．

以上より手法 1，2，3 を導入することで，IMASC は新規参加ユーザが想定される MCS の持続的利用において，ユーザがセンシングに協力するインセンティブを確保する．

3.2 手法 1：オークション勝利機会分散

手法 1 では 2 つのパターン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す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補正入札値を引き下げる．ユーザ i のタスク m に対する補正入札値 b'^m_i は次の式で算出する．

$$b'^m_i = \begin{cases} 0 & (N_{wi} \leqq X) \\ b^m_i & (otherwise) \end{cases} \tag{1}$$

ただし，b^m_i $(b^m_i \geqq 0)$ 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補正入札値を引き下げる．高トラストの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'^m_i は次の式で算出する．

$$b'^m_i = \begin{cases} -\frac{b^m_i}{1-Z} \times (\frac{N_{Li}}{N_p}_i - Z) + b^m_i & (R^m_i \geqq Y \ and \\ & \frac{N_{Li}}{N_p}_i \geqq Z) \\ b^m_i & (otherwise) \end{cases} \tag{2}$$

ただし，b^m_i $(b^m_i \geqq 0)$ はユーザ i のタスク m に対する入札値，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，$\frac{N_{wi}}{N_p}_i$ はユーザ i のオークション敗北率，Y と Z は 0 以上 1 未満の定数，β は 1 より大きいの定数を表す．

3.3 手法２：トラスト補正値の算出

IMASC はユーザの低品質データ送信回数を考慮して，トラスト補正値を算出する．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，トラスト補正値を引き下げることで，オークションに勝ちづらくする．直近のタイムウィンドウ t におけるユーザ i のトラスト補正値 $R'^{new}_i(t)$ は以下の式で算出する．

$$R'^{new}_i(t) = \frac{c_i(t)}{N_{wi}(t)} \times \gamma^{n_i(t)} \tag{3}$$

ただし，$c_i(t)$ 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，$N_{wi}(t)$ 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，$\frac{c_i(t)}{N_{wi}(t)}$ 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，$N_{wi}(t) - c_i(t)$ と等しい．γ は 0 以上 1 未満の定数を表す．γ が大きいとき，低品質データ送信回数がトラスト補正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 のトラスト補正値 $R'_i(t)$ は以下の式で算出する．

$$R'_i(t) = kR'^{new}_i(t) + (1-k)R_i(t-1) \tag{4}$$

ただし，$R'^{new}_i(t)$ は直近のタイムウィンドウ t におけるユーザ i のトラスト補正値，$R'_i(t-1)$ はユーザ i の過去のトラスト補正値，k は定数を表し，k が大きい時，直近のトラスト補正値の重みが大きくなる．

3.4 手法３：複数タスクにまたがったオークションによるプラットフォームユーティリティ最大化

IMASC 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^m_i を以下の式で算出する．

$$U^m_i = \upsilon^m - \frac{b'^m_i}{R'_i} \tag{5}$$

ここで，υ^m $(\upsilon^m \geqq 0)$ はタスク m のタスク価値，b'^m_i $(b'^m_i \geqq 0)$ はユーザ i のタスク m に対する補正入札値，R'_i $(0 < R'_i \leqq 1)$ はユーザ i のトラスト補正値を表す．

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 ρ^m_i を以下の式で算出する．

$$\rho^m_i = \begin{cases} b^m_i & (b^m_i \leqq U^m_i) \\ U^m_i & (otherwise) \end{cases} \tag{6}$$

ここで，υ^m $(\upsilon^m \geqq 0)$ はタスク m のタスク価値，b'^m_i $(b'^m_i \geqq 0)$ はユーザ i のタスク m に対する補正入札値，R'_i $(0 < R'_i \leqq 1)$ はユーザ i のトラスト補正値を表す．ユーザ i がタスク m を行った時の報酬 ρ^m_i はユーザ i のタスク m に対する入札値 b^m_i 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^m_i を以下の式で算出する．

$$P^m_i = \upsilon^m - \rho^m_i \tag{7}$$

ここで，υ^m $(\upsilon^m \geqq 0)$ はタスク m のタスク価値，ρ^m_i は

ユーザ i がタスク m を行った時の報酬を表す．

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をオークション勝者として選択する．

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

ここで，S はオークションに勝利したユーザとタスクのセット，P_i^m はユーザ i のタスク m におけるプラットフォームユーティリティ，U_i^m はユーザ i のタスク m における貢献値，ρ_i^m はユーザ i がタスク m を行った時の報酬を表す．

4. シミュレーションによる評価結果

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 Qualnet7.4 [9] 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，各手法を TSCM に導入した場合の評価を行った．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を分散できているか確認する．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か確認する．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 シミュレーションモデル

シミュレーションでは，$1000m \times 1000m$ 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．うち，はじめから参加するユーザは 750 名とし，オークションラウンド 30 回目から 45 名ずつ 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 1 回オークションを行い，条件を満たす複数のユーザ（最大 30 名）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 $300m$ 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 (センシングコスト) は 1 から 5 の 5 段階 (最小は 1，最大は 5) で定義され，シミュレーション中に変化することはないものとした．

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 [4], [8] の値を参考に決定した．なお，タスク要求量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．また，IMASC の各パラメータを表 2 に示す．これらのパラメータは予備実験を行い，決定した．

表 1 シミュレーションパラメータ．

パラメータ	値
シミュレーション時間	600 分
ユーザ数: N_u	975 人
シミュレーションエリア	1000 m × 1000 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
トラスト初期値	0.7
1 オークションラウンドあたりの予算	3000
オークション実行レート	1 オークション/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．

パラメータ	値
式 1，2 内の定数: X, Y, Z	(10, 0.75, 0.5)
式 3 内の定数: γ	0.8
式 4 内の定数: k	0.5

本稿では，センシング精度を 50% , 70% , 90% の 3 パターン，入札値を 1 から 5 の 5 パターンとし，これらの組み合わせにより，15 パターンのユーザを定義した．以下では，ユーザモデルとして，センシング精度が 50% でセンシングコストが 1 のユーザを (50,1) 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 評価項目

IMASC におけるセンシング協力ユーザへのインセンティブと持続可能性の効果を確認するために，以下の項目について評価する．

- 平均プラットフォームユーティリティ：PU
  プラットフォームユーティリティはプラットフォームの費用対効果を表す．平均プラットフォームユーティリティは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額の合計を引き，オークションラウンドごとの平均により算出される．
- 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は，プラットフォームが収集したデータ合計数のうち高品質データが占める割合を表す．
- 各ユーザモデルのオークション勝利数：$N(x, y)$
  各ユーザモデルのオークション勝利数はユーザモデル (x, y) について，全オークションが終了した時のユーザのオークション勝利回数の総和をユーザモデルごと

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

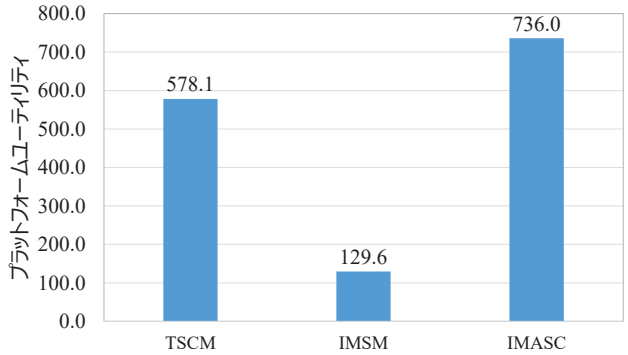

図 5　平均プラットフォームユーティリティ.

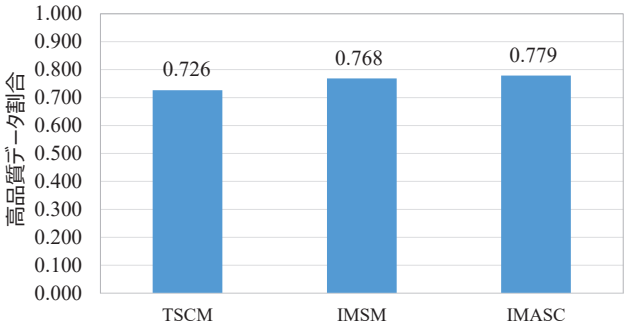

図 6　プラットフォームが受信したデータ品質の内訳.

に算出した値である.

4.3　プラットフォームユーティリティの評価

図 5 に各手法における平均プラットフォームユーティリティを示す．IMASC では手法 3 の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ため，プラットフォームユーティリティは向上する．IMASC の平均プラットフォームユーティリティは 736.0 であり，TSCM と比較して 157.9，IMSM と比較して 606.4 向上した.

4.4　取得データに占める高品質データ割合の評価

図 6 に各手法におけるプラットフォームが取得したデータに占める高品質データの割合を示す．IMASC では手法 2 によって低品質データを送信したユーザのトラストを厳しく算出し，低トラストユーザをオークション勝者として選択しづらいため，高品質データの割合は増加する．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を向上した.

4.5　各ユーザモデルのオークション勝利回数の評価

図 7 に各ユーザモデルのオークション勝利回数を示す．TSCM では入札値 3 以上のユーザに対して勝利機会を与えておらず，ユーザの利活用に課題がある．IMASC は手法 1 によってすべてのユーザモデルに対して勝利分散を行っ

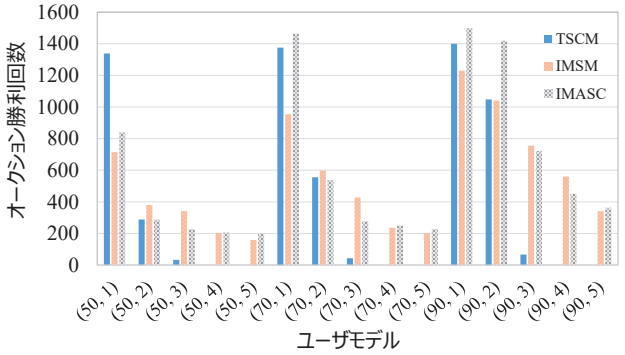

図 7　各ユーザモデルのオークション勝利回数.

ている．新規ユーザに対して手法 1 で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できる．また，精度 90%以上のユーザに対しても積極的に勝利分散を行うため，精度 90%のユーザの勝利数増加も確認した.

5.　おわりに

本稿では、持続的な MCS におけるインセンティブメカニズムである IMASC を提案した．IMASC は新規参加ユーザの想定される持続的な MCS において，新規参加ユーザのトラストの確からしさとプラットフォームユーティリティに着目したインセンティブメカニズムを実現した.

新規参加ユーザを考慮したシミュレーションモデルで IMASC の性能を確認した．IMASC は精度 90%のユーザのオークション勝利数を向上し，新規参加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取得データに占める高品質データの割合を TSCM と比較して 5.3pt，IMSM と比較して 1.1pt 向上した．さらに平均プラットフォームユーティリティを TSCM と比較して 157.9、IMSM と比較して 606.4 向上した.

以上より，IMASC は新規参加ユーザが想定される MCS に対して強いインセンティブと全ユーザを活用した効率的なシステム利用を実現した.

謝辞　本研究は JSPS 科研費 17KT0082 の助成，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ものです.

参考文献

[1] L. G. Jaimes, I. J. Vergara-Laurens and A. Raij, "A Survey of Incentive Techniques for Mobile Crowd Sensing," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 2, no. 5, pp. 370-380, Oct. 2015.

[2] Bin Guo, Zhu Wang, Zhiwen Yu, Yu Wang, Neil Y. Yen, Runhe Huang, and Xingshe Zhou. 2015. Mobile Crowd Sensing and Computing: The Review of an Emerging Human-Powered Sensing Paradigm. ACM Comput. Surv. 48, 1, Article 7 (August 2015), 31 pages.

[3] S. Zaman, N. Abrar and A. Iqbal, "Incentive model design for participatory sensing: Technologies and chal-

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan

lenges," 2015 International Conference on Networking Systems and Security (NSysS), Dhaka, 2015, pp. 1-6.
[4] B. Kantarci and H. T. Mouftah, "Trustworthy Sensing for Public Safety in Cloud-Centric Internet of Things," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 1, no. 4, pp. 360-368, Aug. 2014.
[5] Yang, Dejun and Xue, Guoliang and Fang, Xi and Tang, Jian, "Crowdsourcing to Smartphones: Incentive Mechanism Design for Mobile Phone Sensing", Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2012, pp.173-184,
[6] Kawajiri, Ryoma, Shimosaka, Masamichi, Kashima, Hisashi, Steered crowdsensing: Incentive design towards quality-oriented place-centric crowdsensing. UbiComp 2014 - Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2014.
[7] Y. Zhang, N. Meratnia and P. Havinga, "Outlier Detection Techniques for Wireless Sensor Networks: A Survey," in IEEE Communications Surveys and Tutorials, vol. 12, no. 2, pp. 159-170, Second Quarter 2010.
[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, 2020 年 2 月.
[9] SCALABLE, Qualnet-Network Simulation, https://www.scalable-networks.com/qualnet-network-simulation(Feb, 2020 accessed).

ⓒ 2020 Information Processing Society of Japan