情報処理学会論文誌 Vol.61 No.2 397–405 (Feb. 2020)

# 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

浅井 菜々香[1,a)] 五箇 奏乃子 重野 寛[1,b)]

受付日 2019年5月8日, 採録日 2019年11月7日

**概要**：モバイルクラウドセンシング（MCS）において，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ユーザの存在が指摘されている．対策の 1 つとして，ユーザの評価値を考慮したインセンティブメカニズムが提案されている．しかし，システムを持続的に利用した場合に，ユーザのセンシング協力へのモチベーションが低下し，センシング協力ユーザ数の減少が想定される．本論文では，センシングユーザのオークション敗北率を考慮したセンシング参加ユーザ選択と低品質データ送信回数を反映させたユーザの評価値算出を組み合わせ，持続的に多くのユーザがセンシングに協力する MCS のためのインセンティブメカニズム IMSM を提案する．これを実現するために，プラットフォームは各ユーザが送信したセンシングデータ品質やユーザの評価値算出を用いて，オークション勝者の選択や低品質データ収集の抑制を行う．また，コンピュータシミュレーションにより提案手法の有用性を示した．

**キーワード**：モバイルクラウドセンシング，インセンティブ，評価値，オークションメカニズム

# Incentive Mechanism for Sustainable Cooperation in Mobile Crowd Sensing

Nanaka Asai[1,a)] Sonoko Goka Hiroshi Shigeno[1,b)]

Received: May 8, 2019, Accepted: November 7, 2019

***Abstract:*** In mobile crowd sensing (MCS), there are users who transmit low quality data for the purpose of acquiring rewards or spreading disinformation to the central authority. Therefore, an incentive mechanism that takes users' reputations into account is studied as a measure to give users incentive to cooperate in sensing in MCS. Although this method works as an incentive to participate in sensing for some users, there is a possibility that it is weak as an incentive depending on the user's environment. We propose a sustainable cooperation incentive mechanism in mobile crowd sensing, called IMSM. IMSM realizes cooperation of many users continuously and utilizes system by a combination of two methods: (1) selection of sensing participants based on the rate of the users lose auctions; (2) calculation of reputations reflecting the number of times the users send low quality data in sensing. We evaluate performance of IMSM through computer simulation.

***Keywords:*** mobile crowd sensing, incentive, reputation, auction mechanism

## 1. はじめに

近年，技術の急速な進歩により，ユーザの持つスマートフォンには多くの機能が搭載されている．特にセンサ類は，カメラ，マイク，GPS，加速度センサ，ジャイロセンサといった多くの種類が存在し，さまざまなアプリケーションに利用されている．スマートフォンの普及が進むにつれ，各ユーザが持つ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モバイルクラウドセンシング（MCS）が注目されている．**図 1** に MCS の概要を示す．一般的に，MCS はタスク要求者・プラットフォームと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，アプリケーションを提供し，

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

© 2020 Information Processing Society of Japan

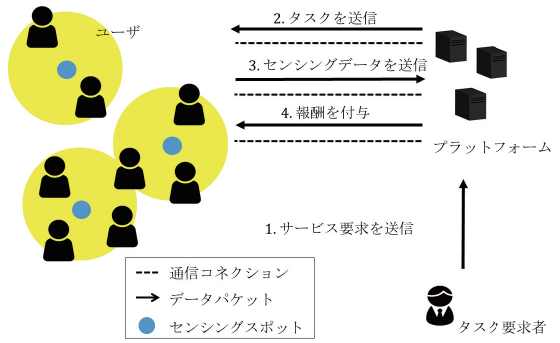


図 1　MCS の概要
**Fig. 1**　Overview of MCS.

センシングデータの収集・分析を行う．ユーザはデバイスを持つ群衆参加者を表し，データの収集・送信を行う．

MCS は従来のセンサネットワークと比較して，センサ設置などのコストを必要とせずに一般ユーザを社会インフラとして利用できるという利点があり，環境モニタリング [1], [2] や交通状況の監視 [3], [4], [5]，ヘルスケア [6], [7] や世論調査 [8] といった幅広い分野に利用することができる．たとえば，環境モニタリングの CreekWatch [1] は，水量や流量，ごみの量や水路の写真といったユーザがセンシングしたデータをもとに，地元の流域状態の監視を行う．

しかし，MCS にはユーザのセンシング協力へのモチベーションを維持するためにインセンティブを確保する必要があるという課題がある [9], [10]．インセンティブを確保するシステムはプラットフォームに実装される．プラットフォームはユーザに対して，センシングのために，モバイルデバイスのバッテリやリソース消費といった物理的負担を要求する．さらに，MCS において，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．

そこで，MCS では，ユーザのセンシング協力を促進するためのインセンティブとして，リバースオークション制度を用い，ユーザの評価値を考慮したインセンティブメカニズムが研究されている [11], [12]．ユーザの評価値とはユーザが送信するセンシングデータ品質から算出し，低品質データの送信回数が少ないときに，高い数値を示す．リバースオークション制度は，プラットフォームがセンシング参加ユーザを選択する際に，オークションを用いて基準以上のユーザを選出する制度である．ユーザが自身のセンシングコストを考慮し，入札値を提示した後，プラットフォームは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，ユーザの評価値を用いて報酬を付与する．しかし，持続的にこの制度を利用した場合，2 つの問題が発生する．1 つ目は，センシングコストの大きいユーザがオークションに勝利することは難しいことから，センシング参加へのモチベーションが低下するユーザが想定され，ユーザ数が減少するという問題，2 つ目は入札値の低いユーザをオークション勝者として選択するため，報酬や誤情報の拡散を目的としたユーザが入札値を低く設定することが想定され，センシングデータ品質の低下が起こるという問題である．

本論文では，持続的なセンシング協力のためのインセンティブメカニズムとして IMSM（Incentive Mechanism for Sustainable Cooperation in Mobile Crowd Sensing）を提案する．IMSM はプラットフォームを対象としたメカニズムであり，オークション勝率に基づいたセンシング参加ユーザの選択と低品質データの送信回数を反映させたユーザの評価値算出を組み合わせることで，持続的に多くのユーザがセンシングに協力的な MCS システムを実現する．まず，センシングコストは低いが評価値が低いユーザから，センシングコストは高いが評価値が高いユーザへオークション勝利機会を分散させることで，評価値の高いユーザのインセンティブを確保し，ユーザ数の減少を防ぐ．さらに，ユーザの評価値に低品質データの送信回数を反映させることで，センシング正確性の低いユーザのオークション勝利機会を減少させ，低品質データの収集を抑制する．

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 IMSM 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，MCS におけるユーザのセンシング協力のためのインセンティブメカニズムについて述べる．インセンティブメカニズムには，さまざまな報酬支払形態を使用した Micro Payment [13] やデータ収集のランキングごとに決められた報酬が得られる Steered Crowdsensing [14] などの例が存在するが，本論文では，リバースオークション制度 [11], [12] に着目して説明する．

### 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制度とは，ユーザが自身のセンシング参加に入札値として価値をつけ，プラットフォームが複数ユーザから提示された入札値を比較し，センシングデータを受け取るユーザを選択する制度である．このとき，選択するユーザは 1 人とは限らない．入札値はユーザのモバイルデバイスのリソース消費やセンシングスポットへの移動距離などのセンシングコストからユーザ自身が算出する（具体的なセンシングコストの評価方法は本論文では検討対象外とする）．リバースオークション制度の利点は，ユーザが自身のセンシングにつける価値という本来はプラットフォームが知りえない情報をオークションの過程で知ることができること，さらには，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ことである．

© 2020 Information Processing Society of Japan

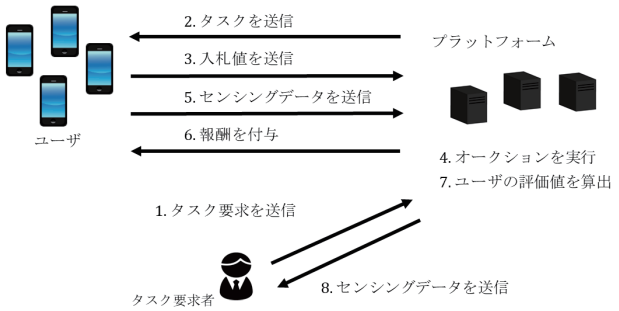


図 2　TSCM の概要
**Fig. 2**　Overview of TSCM.

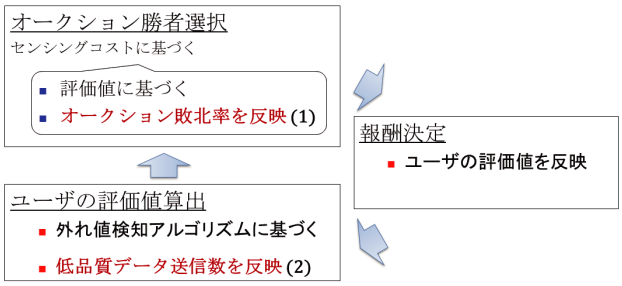


図 3　IMSM の手順
**Fig. 3**　Process of IMSM.

### 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を用いた MCS におけるインセンティブメカニズムの 1 つとして，TSCM [11] を紹介する．TSCM では，ユーザの評価値を考慮したオークションを実行することで，評価値の低いユーザのセンシング参加を抑制する．**図 2** に TSCM の概要を示す．TSCM は MSensing オークション [15] にユーザの評価値を導入している．1) タスク要求者がタスク要求をプラットフォームに送信する．2) プラットフォームがセンシングタスク位置の近くにいるユーザにセンシングタスクを送信する．3) ユーザがセンシングタスクの入札値をプラットフォームに送信する．4) プラットフォームがデータベース内のユーザの評価値を参照して，各タスクについてオークションを実行し，オークション勝者を選択する．プラットフォームはユーザへの報酬を決定し，タスクマッチング情報をユーザに送信する．5) ユーザはセンシングを実行し，データをプラットフォームに送信する．6) プラットフォームはセンシングデータを送信したユーザに報酬を付与する．7) ユーザのセンシングデータを参照し，外れ値検知アルゴリズム [16] を用いてユーザの評価値を更新する．8) プラットフォームはタスク要求者にセンシングデータを送信する．

### 2.3　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の課題

MCS は一般のユーザがセンシングタスクを行うので，センシング参加ユーザ数やセンシングデータ品質がユーザに依存するという課題が存在する．

まず，センシング参加ユーザ数について考える．センシングコストが高いユーザは，入札値を高く設定しなくてはならず，オークションに勝利しにくい．したがって，センシング参加へのモチベーションが低下し，ユーザ数の減少が想定される．

次に，センシングデータ品質について考える．報酬や誤情報の拡散を目的とするユーザの存在が想定されるが，リバースオークション制度では入札値の低いユーザからセンシング参加ユーザとして選択するため，そのようなユーザがセンシングに参加することで，センシングデータ品質の低下が想定される．

以上より，MCS において，センシング参加ユーザ数を確保しつつ，高品質なセンシングデータを収集するための対策が必要である．

## 3.　提案手法 IMSM

本章では，本論文の提案手法である IMSM（Incentive Mechanism for Sustainable Cooperation in Mobile Crowd Sensing）について説明する．本論文では，外れ値検知アルゴリズム [16] 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．提案手法では，ユーザのセンシング参加にはコストがかかるため，データ品質にかかわらず多くのデータを収集してから選別するのではなく，リバースオークションを行うことでユーザから高品質データを限定的に収集することを目指す．

### 3.1　IMSM の概要

IMSM はユーザのオークション敗北数を考慮したセンシング参加ユーザ選択と低品質データの送信回数を反映させたユーザの評価値算出を組み合わせ，持続的に多くのユーザがセンシングに協力する MCS のためのインセンティブメカニズムを実現する．

IMSM の目的は，以下の 2 点にある．

□ センシングに協力的なユーザの減少を抑制
□ 高品質なセンシングデータの収集

上記の目的を実現するため，IMSM では 2 つの手法を導入する．

**図 3** は MCS における IMSM の手順を示す．図 3 のように，IMSM は既存の MCS における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に (1) と (2) で

© 2020 Information Processing Society of Japan

示される 2 つの新たな手法を導入する．本論文では，図 3 の (1) を手法 1，(2) を手法 2 と呼ぶ．

まず，手法 1 について説明する．既存のオークション制度の問題点として，センシングコストが大きいユーザがオークションで勝利しにくいという問題があげられる．そこで，IMSM ではオークション勝者選択時に，センシングコストが低く評価値も低いユーザからセンシングコストが高いが評価値も高いユーザへオークション勝利機会を分散させる．ユーザの入札値とユーザのオークション敗北率を考慮して，各ユーザのオークション値を算出し，各ユーザのオークション値とユーザの評価値を用いて，オークション勝利ユーザを選択する．具体的な計算方法は 3.2 節で述べる．手法 1 により，評価値が低くセンシングコストが低いユーザから，評価値が高くセンシングコストが高いユーザへオークション勝利機会を分散させるため，評価値の高いユーザに対するインセンティブを確保する．したがって，センシング協力ユーザの減少を抑制できると考える．

次に，手法 2 について説明する．既存のオークション制度の問題点として，入札値の低いユーザをオークション勝者として選択するため，報酬や誤情報拡散を目的とした低品質データ送信ユーザがオークションに勝利することで，収集したセンシングデータの品質が低下する可能性があるという問題があげられる．そこで，IMSM ではユーザの評価値算出時に，低品質データの送信率だけでなく，各ユーザの低品質データの送信回数を反映させる．具体的な計算方法は 3.3 節で述べる．手法 2 により，低品質データ送信ユーザをオークションに勝利しにくくさせることができる．したがって，高品質なセンシングデータの収集が実現できると考えられる．

以上より手法 1，2 を導入することで，IMSM は持続的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を確保する．手法 1 において，必ずしも入札値の低いユーザが優先されるわけではないため，低品質かつ入札値を意図的に高く設定して不正な利益を得るユーザが想定されるが，手法 2 によって低品質データ送信ユーザを抑制する．

また，**図 4** に IMSM の流れを示す．IMSM においてプラットフォームは図 4 のような手順に沿って，オークション勝利ユーザ選択やユーザの評価値算出を行う．ここで，オークションに勝利するユーザは複数である．まずプラットフォームは，タスク要求者からタスクを受け取り，タスク参加要求をセンシングスポット近隣のユーザに送信し，IMSM がスタートする．プラットフォームからタスク参加要求を受け取ったユーザは，オークションに参加するか否かを決め，オークションに参加する場合，プラットフォームに対してオークション参加要求と自身の入札値を送信する．次に，プラットフォームはユーザのオークション値を入札値とオークション敗北率を考慮して算出し，それと評価値を用いて，ユーザがセンシングタスク価値に見合うか

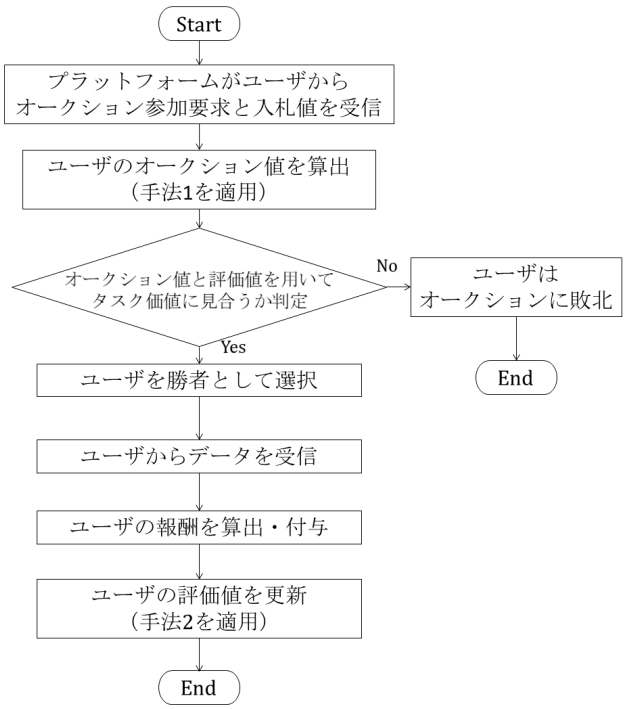


**図 4**　IMSM の流れ
**Fig. 4**　Flow of IMSM.

判定する．判定に落ちた場合はそのユーザはオークションに敗北する．判定に通った場合，プラットフォームはユーザをオークション勝者として選択し，ユーザにセンシングデータ送信要求を送信する．その後，ユーザからデータを受信するとユーザの報酬を算出し，ユーザに報酬を付与し，最後にユーザの評価値を更新し，処理を終える．

### 3.2　オークション勝者選択

提案手法では，評価値が低くセンシングコストが低いユーザから，評価値が高くセンシングコストが高いユーザへオークション勝利機会を分散させる．そのために，ユーザの入札値とユーザのオークション敗北率を考慮して，各ユーザの入札値をオークション値として算出する．この各ユーザのオークション値とユーザの評価値を用いて，オークション勝利ユーザを選択する．ユーザ $i$ のセンシングタスク $m$ へのオークション値 $a_i^m$ を式 (1) によって定義する．

$$a_i^m = b_i^m \times \alpha^{\frac{N_{w_i}}{N_{p_i}}} \times \beta \tag{1}$$

ここで，$b_i^m$（$b_i^m \geq 0$）はユーザ $i$ のタスク $m$ に対する入札値を示しており，センシングコストと等しい．$N_{w_i}$ はユーザ $i$ のオークション敗北数，$N_{p_i}$ はユーザ $i$ のオークション参加数，$\frac{N_{w_i}}{N_{p_i}}$ はユーザ $i$ のオークション敗北率，$\alpha$ は $0 < \alpha < 1$ の定数，$\beta$ は $1 < \beta$ の定数を表す．オークション敗北率が高い場合，センシング参加に対するユーザのモチベーションは低下することが想定される．そこで，オークション値を引き下げ，オークションに勝利しやすくする．オークションにオークション値を用いて勝利機会を分散さ

© 2020 Information Processing Society of Japan

せることで，各ユーザの評価値を上げるインセンティブを提供する．

プラットフォームはオークション値を用いて各タスクについてオークション勝者を選択する．プラットフォームはタスク $m$ のオークション勝者として，次の式 (2) を満たすユーザ $i$ を選択する．

$$v^m > \frac{a_i^m}{R_i} \tag{2}$$

ここで，$v^m$（$v^m \geq 0$）はセンシングタスク $m$ の価値，$a_i^m$（$a_i^m \geq 0$）はユーザ $i$ のセンシングタスク $m$ へのオークション値，$R_i$（$0 < R_i \leq 1$）はユーザ $i$ の新規評価値を表す．タスク $m$ のオークション勝者はタスク $m$ に参加し，センシングデータを送信した勝者はプラットフォームから報酬を受け取る．

また，プラットフォームにはコスト制限があるため，オークション勝者数には限りがある．そこで，式 (2) を満たすセンシング参加者数が，プラットフォームが決定するオークション勝者数の最大値を超えている場合，ユーザの貢献度が高いほど，オークションの勝者として選択される．センシングタスク $m$ に対するユーザ $i$ の貢献値 $U_i^m$ を式 (3) によって定義する．

$$U_i^m = v^m - \frac{a_i^m}{R_i} \tag{3}$$

ここで，$v^m$（$v^m \geq 0$）はセンシングタスク $m$ の価値，$a_i^m$（$a_i^m \geq 0$）はユーザ $i$ のセンシングタスク $m$ に対するオークション値，$R_i$（$0 < R_i \leq 1$）はユーザ $i$ の新規評価値を表す．

### 3.3 ユーザの評価値算出

ユーザの評価値とは，0 から 1 で算出されるユーザの信頼度を表す値であり，センシングにおいて低品質データの送信率が低い，センシングに協力的なユーザであれば，1 に近い値を示す．IMSM は，オークション勝利機会をセンシングコストが高いがユーザの評価値が高いユーザに分散させることで，センシングに協力する強いインセンティブを実現する．したがって，ユーザが低品質データを送信した回数を反映させたユーザの評価値を導入する．これはセンシングに協力的なユーザは低品質データを送信しないという前提に基づき，低品質データの送信率だけでなく，低品質データの送信数に着目するためである．つまり，低品質データの送信数が多いユーザは低い評価値を持つべきである．現在から過去 $t$ 秒間つまりタイムウィンドウ $t$ 中におけるユーザ $i$ の新規評価値 $R_i(t)$ は以下の式 (4) で表す．

$$R_i(t) = \frac{c_i(t)}{N_{wi}(t)} \times \gamma^{n_i(t)} \tag{4}$$

ここで，$c_i(t)$ はユーザ $i$ がタイムウィンドウ $t$ 中にプラットフォームに送信した高品質データ数，$N_{wi}(t)$ はユーザ $i$ がタイムウィンドウ $t$ 中にオークションに勝利した回数を表す．$\frac{c_i(t)}{N_{wi}(t)}$ はユーザ $i$ がタイムウィンドウ $t$ 中に送信した高品質データの割合を表す．$n_i(t)$ はユーザ $i$ がタイムウィンドウ $t$ 中に送信した低品質データ数を表し，$N_{wi}(t) - c_i(t)$ と等しい．$\gamma$ は $0 < \gamma < 1$ の定数を表す．

さらに，ユーザ $i$ の新規評価値は以下の式 (5) で表す．

$$R_i = kR_i(t) + (1-k)R_i^- \tag{5}$$

ここで，$R_i(t)$ はユーザ $i$ のタイムウィンドウ $t$ 中の新規評価値，$R_i^-$ はユーザ $i$ の現在の評価値，$k$ は定数を表す．$k$ が大きいほど，ユーザ $i$ の新規評価値に重みづけしていることを表す．なお，悪意のないユーザによるセンシングで，センサ不具合などで一時的に低品質データが送信されることが想定されるが，持続的に評価した場合，ユーザの評価値への影響は小さく，タイムウィンドウ $t$ が経過した場合，その影響はかなり小さくなる．

### 3.4 ユーザの報酬額算出

プラットフォームはセンシングデータを送信したユーザに対して，報酬額を支払う．ユーザ $i$ のタスク $m$ に対する報酬額は以下の式 (6) で表す．

$$\rho_i^m = v^m - \frac{a_i^m}{R_i} \tag{6}$$

ここで，$v^m$（$v^m \geq 0$）はタスク $m$ の価値，$a_i^m$（$a_i^m \geq 0$）はユーザ $i$ のタスク $m$ に対するオークション値，$R_i$（$0 < R_i \leq 1$）はユーザ $i$ の新規評価値を表す．報酬額 $\rho_i^m$ はユーザ $i$ の貢献値と同じ式で算出され，報酬額 $\rho_i^m$ はユーザ $i$ のタスク $m$ に対するオークション入札値よりも高い値をとるため，ユーザが提示した入札値を下回ることはない．なお，ユーザの送信したタスク $m$ のデータ品質に応じて報酬を支払う手法も想定されるが，ユーザの評価値（過去の振舞い）に注目して報酬を付与することで，持続的に協力的なユーザに対してインセンティブを与えることを目的とし，本論文ではデータ品質を算出する前にユーザ評価値を用いて報酬額を算出する手法を採用する．

## 4. シミュレーションによる評価結果

提案手法 IMSM 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 [17] による評価を行い，関連研究 TSCM と比較した．オークションの勝者をユーザのコストや評価値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，プラットフォームコストを評価することで，プラットフォームがセンシング参加ユーザに対して支払うコストを確認する．なお，プラットフォームコストとは，プラットフォームがオークション勝者に対して支払った合

© 2020 Information Processing Society of Japan

計報酬額を表し，システムの運用保守のコストは含まない．

### 4.1 シミュレーションモデル

シミュレーションでは，1,000 m × 1,000 m のマップ内を 1,000 人のユーザがランダムに移動するモバイルクラウドセンシングを評価する．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 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毎分 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．また，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）に定義され，シミュレーション実行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 [11], [18] 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 システムを反映させたパラメータ値ではない．また，IMSM 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．

本論文において，1,000 ユーザをセンシング正確性とセンシングコストに基づいて 15 パターンのユーザを定義した．センシング正確性については，50%，70%，90%の確率で高品質データを送信するユーザパターンを 3 種類定義した．また，センシングコストが 1 のユーザは，シミュレーション時間中のすべてのオークションにおいて，オークション参加の際の入札値が 1 になる．以下では，ユーザモデルとして，センシング正確性が 50%でセンシングコストが 1 のユーザについては，$(50, 1)$ と表記する．なお，アカウントの複数所持が可能な場合，アカウントを乗り換えることで，ユーザの評価をすり抜けて，意図的に低品質データの送信を繰り返すユーザが想定される．したがってユーザ認証などを用いて，1 人のユーザが複数のアカウントを持つことを抑制する必要がある．

**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 | 60 分 |
| 総ユーザ数（$N_u$） | 1,000 人 |
| シミュレーションエリア | 1,000 m × 1,000 m |
| ユーザのモビリティ | ランダムウェイポイント |
| 最大速度 | 120 m/分 |
| タスク要求量 | 100 タスク/分 |
| タスク参加可能範囲 | 300 m |
| タスクごとの最大勝者数 | 30 ユーザ/タスク |
| オークション実施間隔 | 1 分 |
| タスク $m$ の価値（$\vartheta_m$） | $[1, 2, 3, 4, 5]$ |
| ユーザ $i$ のタスク $m$ への入札値（$b_i^m$） | $[1, 2, 3, 4, 5]$ |

**表 2** IMSM のパラメータ
**Table 2** Parameters of IMSM.

| パラメータ | 値 |
|---|---|
| 初期評価値：$R_{ini}$ | 0.7 |
| 式 (1) 中の $\alpha$ | 0.5 |
| 式 (1) 中の $\beta$ | 2.0 |
| 式 (4) 中の $\gamma$ | 0.3 |
| 式 (5) 中の $k$ | 0.5 |

### 4.2 評価項目

IMSM 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．

- 平均ユーザオークション勝率：$\overline{A_{wU}}$
  ユーザオークション勝率 $A_{wi}$ は，あるユーザ $i$ がオークション参加に参加した回数に対するオークション勝利数の割合を表す．
  $$A_{wi} = \frac{N_{wi}}{N_{p_i}} \tag{7}$$
  ここで，$N_{wi}$ はユーザ $i$ のオークション勝利数を表し，$N_{p_i}$ はユーザ $i$ のオークション参加回数を表す．
  平均ユーザオークション勝率はあるユーザ群に属するユーザのオークション勝率の平均を表す．
  $$\overline{A_{wU}} = \frac{\sum_{i \in U} A_{wi}}{N_U} \tag{8}$$
  ここで，$U$ はユーザ群，$A_{wi}$ はユーザ群 $U$ に含まれるユーザ $i$ のオークション勝率，$N_U$ はユーザ群 $U$ に属するユーザ数を表す．
- 低品質データ数：$N_n$
  ユーザ $i$ がプラットフォームに送信した低品質データ数 $n_i$ の合計を表す．
  $$N_n = \sum_{i \in S} n_i \tag{9}$$
  ここで，$S$ はすべてのユーザの集合，$n_i$ はユーザ $i$ がプラットフォームに送信した低品質データ数を表す．
- 高品質データ数：$N_c$
  すべてのユーザがプラットフォームに送信した高品質データ数の合計を表す．
  $$N_c = \sum_{i \in S} c_i \tag{10}$$
  ここで，$S$ はすべてのユーザの集合，$c_i$ はユーザ $i$ がプラットフォームに送信した高品質データ数を表す．
- プラットフォームコスト：$T_\rho$
  プラットフォームがオークション勝者に対して支払っ

© 2020 Information Processing Society of Japan

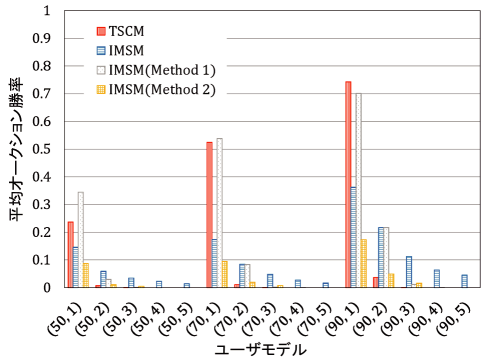


図 5　平均ユーザオークション勝率
**Fig. 5**　Auction winning ratio of users.

た合計報酬額を表す．

$$T_\rho = \sum_{i \in S} \rho_i \tag{11}$$

ここで，$S$ はすべてのユーザの集合，$\rho_i$ はユーザ $i$ が受け取った合計報酬額を表す．

### 4.3　ユーザのオークション勝率の分散における評価

提案手法 IMSM が関連研究 TSCM と比較して，センシングコストは低いが評価値の低いユーザから，センシングコストは高いが評価値も高いユーザへオークション勝利機会を分散させているか評価を行う．

**図 5** に，各ユーザモデルに対する平均ユーザオークション勝率の比較を示す．図 5 より IMSM では TSCM に比べ，センシングコストは低いが評価値の低いユーザのオークション勝率を抑制し，センシングコストは高いが評価値も高いユーザにオークション勝率を分散できていることが確認できる．たとえば，ユーザモデル $(50, 1)$ のようなコストは低いが評価値も低いユーザに対して，IMSM では TSCM に比べ，オークション勝率を抑制し，ユーザモデル $(90, 2)$ や $(90, 3)$ のようなコストは高いが評価値も高いユーザに対して，IMSM では TSCM に比べ，オークション勝率を上昇させることができた．低品質かつ入札値の高いユーザ（たとえば $(50, 5)$）のオークション勝率も上昇しているが，0.05 未満であり，非常に低い勝率であるといえる．手法 1 のみを適用した場合，オークション敗北率を考慮してオークション値を決定するため，TSCM と比較して，入札値 1 に比べオークションに負けやすい入札値が 2 のユーザがオークションに勝利しやすくなっている．手法 2 のみを適用した場合，低品質データの送信回数をユーザの評価値に反映させており，ユーザの評価値は上昇しにくいため，TSCM と比較して，オークション勝率は全体的に低下する．

### 4.4　センシングデータ品質とプラットフォームコストについての評価

プラットフォームが各ユーザから収集したデータの品質と，プラットフォームコストについて TSCM と比較して評価を行う．

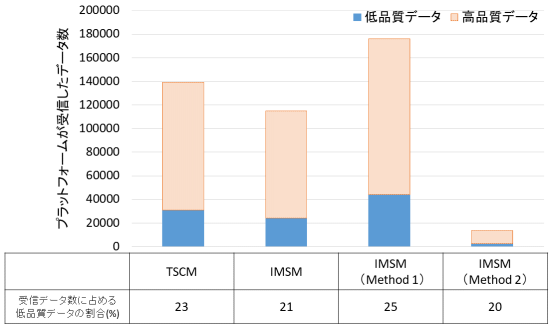


図 6　プラットフォームが受信したデータ品質の内訳
**Fig. 6**　Number of data received by the platform.

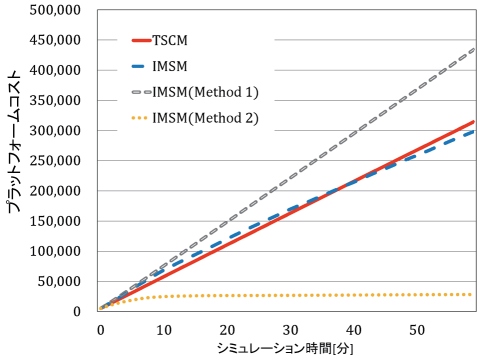


図 7　プラットフォームコスト
**Fig. 7**　Total amount of payments the platform pays to winners.

**図 6** に，シミュレーション終了時にプラットフォームが受信したデータ品質の内訳を示す．手法 1 では全体のオークション勝率が上昇するため，プラットフォームが受信したデータ数は増加した．しかし，勝利分散によって，ユーザの評価値の低いユーザモデル $(50, 1)$ や $(70, 1)$ などの勝率が上昇したため，低品質データの割合は TSCM と比較して 2 pt 増加した．一方で，手法 2 は低品質データを送信するユーザを厳しく評価するため，低品質データの割合を約 20%に抑制し，高品質なセンシングデータの収集に成功している．しかし，全体的なユーザの勝率が減少するため，プラットフォームが受信したデータ数は減少した．手法 1・2 を導入した IMSM では TSCM に比べ，プラットフォームの受信したセンシングデータ数を大きく減らすことなく，低品質データの割合を 2 pt 抑制することができた．

**図 7** では，時間経過におけるプラットフォームコストを評価した．IMSM では，TSCM とほぼ同等のプラットフォームコストを維持することができている．したがって，IMSM では TSCM に比べ，収集データ数はやや少ないが，高品質なデータを同等のプラットフォームコストで収集できたことを示した．

## 5.　おわりに

本論文では，持続的に多くのユーザがセンシングに協力

© 2020 Information Processing Society of Japan

するMCSのためのインセンティブメカニズムIMSMを提案した．IMSMでは，センシングユーザのオークション敗北率を考慮したオークション勝利ユーザ選択を導入した．これにより，評価値が低くセンシングコストが低いユーザから，評価値が高くセンシングコストが高いユーザへオークション勝利機会を分散させ，センシング協力へのインセンティブを与えた．また，低品質データの送信数を反映させたユーザの評価値算出を導入することで，報酬や誤情報の拡散を目的としたユーザを厳しく評価した．シミュレーションの結果より，オークション敗北数に基づく勝者決定を行うことで，センシングコストの高いユーザへのセンシング参加機会の分散を確認し，各ユーザのオークション勝率をバランシングできていることを示した．さらに，プラットフォームが各ユーザから収集したデータの品質とプラットフォームコストから，高品質データをTSCMと同等のプラットフォームコストで収集できることを示した．以上より，提案手法IMSMは持続的に多くのユーザに対してインセンティブを実現し，全ユーザを活用した効率的なMCSシステムの実現において有用性があることを示した．今後の課題として，本論文の評価では低品質なユーザモデルにも勝利機会を分散させているが，改善の検討が必要である．また，本論文においてオークションではタスクごとにユーザの採用を行っているが，複数のタスクにまたがった効果的なタスク割当てを検討する必要がある．

**謝辞** 本研究はJSPS科研費17KT0082の助成を受けたものです．

## 参考文献


[1] Kim, S., Robson, C., Zimmerman, T., Pierce, J. and Haber, E.M.: CreekWatch: Pairing usefulness and usability for successful citizen science, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.2125–2134 (2011).

[2] Dutta, P., Aoki, P.M., Kumar, N., Mainwaring, A., Myers, C., Willett, W. and Woodruff, A.: Common sense: Participatory urban sensing using a network of handheld air quality monitors, *Proc. 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.349–350 (2009).

[3] Thiagarajan, A., Ravindranath, L., LaCurts, K., Madden, S., Balakrishnan, H., Toledo, S. and Eriksson, J.: Vtrack: Accurate, energy-aware road traffic delay estimation using mobile phones, *Proc. 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.85–98 (2009).

[4] Hull, B., Bychkovsky, V., Zhang, Y., Chen, K., Goraczko, M., Miu, A., Shih, E., Balakrishnan, H. and Madden, S.: Cartel: A distributed mobile sensor computing system, *Proc. 4th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.125–138 (2006).

[5] Mathur, S., Jin, T., Kasturirangan, N., Chandrasekaran, J., Xue, W., Gruteser, M. and Trappe, W.: Parknet: Drive-by sensing of road-side parking statistics, *Proc. 8th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, pp.123–136 (2010).

[6] Eisenman, S.B., Miluzzo, E., Lane, N.D., Peterson, R.A., Ahn, G.-S. and Campbell, A.T.: The bikenet mobile sensing system for cyclist experience mapping, *Proc. 5th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp.87–101 (2007).

[7] Reddy, S., Parker, A., Hyman, J., Burke, J., Estrin, D. and Hansen, M.: Image browsing, processing, and clustering for participatory sensing: Lessons from a dietsense prototype, *Proc. 4th Workshop on Embedded Networked Sensors*, pp.13–17 (2007).

[8] Ganti, R.K., Ye, F. and Lei, H.: Mobile crowdsensing: Current state and future challenges, *IEEE Communications Magazine*, Vol.49, No.11, pp.32–39 (2011).

[9] Ohata, Y., Kamimoto, T., Shinohara, R. and Shigeno, H.: Cooperation incentive system balancing virtual credit in mobile ad hoc networks, *Proc. 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services*, pp.218–226 (2016).

[10] Goka, S. and Shigeno, H.: Distributed management system for trust and reward in mobile ad hoc networks, *Proc. 2018 15th IEEE Annual Consumer Communications Networking Conference* (*CCNC*), pp.1–6 (Jan. 2018).

[11] 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).

[12] Zhang, X. et al.: Incentives for Mobile Crowd Sensing: A Survey, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol.18, No.1, pp.54–67 (2016).

[13] Lesk, M.: Micropayments: An idea whose time has passed twice?, *IEEE Security Privacy*, Vol.2, No.1, pp.61–63 (2004).

[14] Kawajiri, R., Shimosaka, M. and Kashima, H.: Steered crowdsensing: Incentive design towards quality-oriented place-centric crowdsensing, *Proc. 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp.691–701 (2014).

[15] Yang, D., Xue, G., Fang, X. 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).

[16] 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).

[17] Qualnet: Qualnet user manual (Jan. 2019) (online), available from ⟨http://www.scalable-networks.com/content/products/qualnet⟩.

[18] Pouryazdan, M., Kantarci, B., Soyata, T., Foschini, L. and Song, H.: Quantifying user reputation scores, data trustworthiness, and user incentives in mobile crowdsensing, *IEEE Access*, Vol.5, pp.1382–1397 (2017).


© 2020 Information Processing Society of Japan

**浅井 菜々香**

2018 年慶應義塾大学理工学部卒業．現在，同大学大学院理工学研究科前期博士課程在学中．

**五箇 奏乃子**

2017 年慶應義塾大学理工学部卒業．2019 年同大学大学院理工学研究科前期博士課程修了．

**重野 寛**

1990 年慶應義塾大学理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，情報処理学会 ITS 研究会主査．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．

© 2020 Information Processing Society of Japan