

ユーザ参加型センシングにおけるゲーミフィケーションに基づくインセンティブ機構の提案

上山 芳隆¹ 玉井 森彦¹ 安本 慶一¹

概要: ユーザ参加型センシングでは、ユーザをセンシングに積極的に参加させるためのインセンティブの提供が必要である。インセンティブの例として、センシング依頼者が金銭的な報酬をユーザに支払うことが考えられる。しかし、ユーザを負荷の高いセンシングに参加させるためには、強いインセンティブが必要となり、依頼者の支払うべき報酬の額が高騰してしまう。本稿では、報酬額高騰の抑制を目指し、従来の金銭的インセンティブにゲーミフィケーションの概念を取り入れた新しいインセンティブ機構を提案する。提案するインセンティブ機構では、ゲーミフィケーションの1種である航空会社のマイレージ制度に注目し、センシングによる獲得ポイント数、センシングにかかる負荷、より上位の会員ステータス到達までに獲得すべきポイント数などをもとに、ユーザの各センシング依頼に対する参加確率分布をモデル化する。依頼者が指定するセンシング地点の集合を最小の報酬額で全てセンシングするために、センシングを依頼すべきユーザと報酬額の組の集合を変数とする総報酬額最小化問題を定義する。本問題はNP困難問題であるため、準最適解を短時間で算出するヒューリスティックアルゴリズムを提案する。シミュレーション実験を行い、提案するゲーミフィケーション機構の有用性を検証した結果、ゲーミフィケーションが無い場合に比べ依頼者の支払い報酬額を最大で約45%削減できることを確認した。

Proposal of Gamification-based Incentive Mechanism for Participatory Sensing

YOSHITAKA UYAMA¹ MORIHIKO TAMAI¹ KEIICHI YASUMOTO¹

Abstract: In order to make participatory sensing succeed, incentives must be provided to users who participate in sensing. Example of such an incentive is that a client pays monetary rewards for users. However, in order to have users participate in labor-consuming sensing, stronger incentives need to be provided, resulting in the higher cost paid by the client. In this paper, we propose a new incentive mechanism which integrates the gamification concept to the existing monetary incentive, aiming to suppress the cost paid by the client. In the proposed incentive mechanism, we focus attention on the existing mileage program of air carriers and model the probability distribution of users participating in each sensing based on the miles to be earned and the labor by conducting each sensing, and the lacking miles to reach the upper premier status level. We formulate the problem to find the best set of user and reward pairs which senses all the sensing points specified by the client and minimizes the total cost paid by the client. This problem is NP-hard, thereby we propose a heuristic algorithm to derive the semi-optimal solution in short time. Through a simulation study, we confirmed that the proposed gamification mechanism reduces the cost paid by the client by 45% at the most compared to the case without gamification.

1. はじめに

ユーザ参加型のセンシング [1], [2] (Participatory Sensing, 以下, 参加型センシング) では、モバイルユーザが持つ携帯端末をセンサとして用いることで、固定センサを設置することなく街中の情報を取得できる。参加型センシングを応用することで、天候 [3], 道路の混雑状況 [4], カ

フェの空席 [5], 等の情報をリアルタイムで参照できるシステムが実用化されている。しかし、センシング参加候補者 (以下, ユーザ) をセンシングに積極的に参加させるには、インセンティブが必要である。インセンティブの与え方の一つとして、センシング依頼者 (以下, クライアント) が金銭的な報酬をユーザに支払うことが考えられる。この場合、ユーザを負荷の高い (例えば、移動距離が大きい) センシングに参加させるためには、クライアントが支払うべき報酬額が高騰してしまう。

既存研究では、ゲーム理論 [6] やリバースオークション [7]

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology

の概念を用いてクライアントがユーザに対して支払う報酬額の抑制を目指している。しかしこれら既存研究は金銭的インセンティブのみに着目しており、ユーザへの負担増加に伴う報酬額の高騰を避けることは出来ない。

本稿では、ゲーミフィケーション [8] の概念を既存の金銭的インセンティブに統合した参加型センシングのための新しいインセンティブ機構を提案する。提案するインセンティブ機構を用いることで、ユーザは金銭的報酬のみではなく、より上位の会員ステータスへの到達といった精神的な満足感に対してセンシングへの参加意欲を見出すようになると考えられる。よって、負荷の高いセンシングに対しても、より少ない報酬額でユーザの参加意欲を満たすことが可能となり、クライアントが支払う報酬額の高騰抑制が期待できる。

対象とする参加型センシングでは、クライアント（センシングの依頼者）が街中に散らばるモバイルユーザに対し、報酬額（以下、報酬ポイント、換金可能と想定）を提示したうえで、センシングしたい地点集合（Point of Interest, 以下 **PoI**）の各地点のセンシングを依頼するものと想定する。依頼を受けたユーザはセンシングを遂行することで、提示されている報酬ポイントを受け取る。この時クライアントは PoI の地点をすべてセンシングし、かつ総支払額が最小となるように、ユーザの集合および報酬ポイントを決定し、依頼を行いたい。しかし、センシング地点の近くにユーザがいない場合、報酬ポイントを増加させた上でより遠くのユーザに対して依頼を行う必要がある。このような報酬額の高騰を防ぐために、ゲーミフィケーションの一種である航空会社のマイレージ制度（例えば、[9] など）を模したインセンティブ機構を導入する。本インセンティブ機構では、ユーザは保有ポイントに応じて幾つかある会員ステータスのいずれかに分類されており、より高いステータスのユーザは、下位のユーザに比べ、同じセンシングでも獲得ポイント数が優遇される。従って、ステータスアップが近いユーザはポイント獲得のため、センシングにより積極的に参加すると考えられる。そこで、本研究では、ステータスアップが近いユーザに対して積極的にセンシングを依頼することで、報酬額の高騰を抑制することを目指す。

上記を実現するため、本インセンティブ機構に基づいた、ユーザのセンシングへの参加確率モデルを定義する。本モデルでは、報酬ポイント、センシングにかかる労力（センシング地点への距離）、次のステータスに到達するためのポイント数などをもとに、依頼されたセンシングへの参加確率を算出する方法を与える。そして、指定のセンシングポイントの集合を最小の報酬額で全てセンシングするために、センシングを依頼すべきユーザと報酬額の組を変数とする総支払額最小化問題を定義する。本問題は NP 困難であるため、短時間で順最適解を算出可能なグリーディ法に基づくアルゴリズムを新たに考案する。

提案手法の評価のため、ゲーミフィケーションがある場合と無い場合で、同一の条件下でシミュレーションを行い、クライアントが必要とした報酬額を比較した。結果、ユーザのゲーミフィケーションに対する熱中度が高い場合、約 45% 報酬額を削減できることを確認した。

2. 関連研究

本章では、参加型センシングにおけるインセンティブを扱った既存研究および提案するインセンティブ機構で用いるゲーミフィケーションについて概説する。

2.1 インセンティブ機構に関する研究

Duan ら [6] は、クライアントが参加型センシングを成功させるために支払うべき最小の報酬額を、ゲーム理論を用いて求めている。クライアントとユーザの両者の行動を two-stage Stackelberg game [10] であると捉えており、クライアントはユーザの意思決定を予測することで、自身にとって最適な報酬額を決定できる。

Luis ら [7] はリバーオークションをインセンティブ機構に導入し、ユーザ同士にセンシング権の獲得を競わせる方法を提案している。最も低い報酬額で入札を行ったユーザがセンシング権を獲得するため、クライアントは報酬額の高騰を防ぐことが出来る。

一般にユーザへ負荷の高いセンシングを依頼する場合、クライアントはより高額な報酬を支払う必要がある。上記で述べた既存研究は金銭的インセンティブにのみ着目しているため、センシングに対する労力の増加に伴う報酬額の高騰を防ぐことは出来ない。

2.2 ゲーミフィケーション

ゲーミフィケーション (gamification) [8] とは、ゲームの要素をゲーム以外の活動に取り入れることにより、消費者に対する何らかの行動への動機付けを行う手法である。ゲームの要素とはポイント制、順位の可視化、バッジ、ミッション、レベルシステムの導入などを指す。消費者はゲーミフィケーションが導入されたサービスを利用することで精神的な満足感を得る。ゲーミフィケーションの適用事例として、Nike 社の Nike+ [11] や航空会社のマイレージ制度 [9]、ウェザーニューズ社が運営するウェザーリポート Ch [3] 等が挙げられる。

ゲーミフィケーションは心理的な動機付けをユーザに与える。本研究で提案するインセンティブ機構は、センシング参加へのユーザに対する動機付けを、金銭的報酬と、ゲーミフィケーションの両方を用いて行う。従って本提案手法では、金銭的報酬のみを用いる場合に比べ、クライアントが支払う金銭的コストの削減が期待できる。

3. 想定する参加型センシングシステム

本稿が扱うユーザ参加型センシングでは、クライアントと複数のユーザが存在し、クライアントはユーザに対してインターネットを介して、センシングの依頼を行うものと想定する。依頼の例として「○○地区内の空席があるカフェを知りたい」や「△△道路の混雑状況を知りたい」といったものが挙げられる。ユーザはクライアントの依頼に対して確率的にセンシングへの参加／不参加を決定する。図 1 に想定システムの概要を示す。

以下に、クライアントおよびユーザに対する仮定を示す。

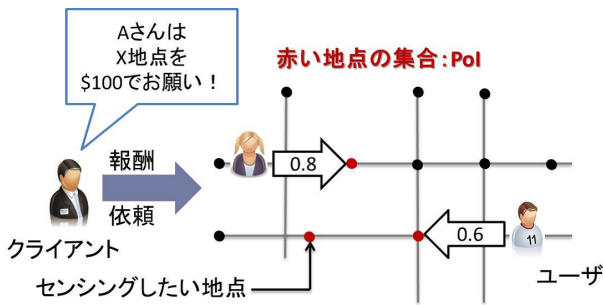


図 1 想定する参加型センシングシステムの概要

クライアントに対する仮定

- インターネットに接続可能な端末を所持
- センシングしたい地点の集合 PoI を指定
- PoI の近隣エリアにいるユーザの集合 U を事前に取り得可能
- ユーザの部分集合 $U' \subseteq U$ を選択し、各 $u \in U'$ に PoI のいずれかの地点 s に対するセンシングを依頼
- 依頼と同時に報酬額 r をユーザに告知
- PoI の各地点のセンシングデータをユーザから受信
- PoI の全ての地点のデータを受信したら完了

ユーザに対する仮定

- インターネットに接続可能かつセンサを備えた携帯端末を所持
- センシングに参加する場合、指定センシング地点 s まで移動し、センシングしたデータをクライアントに送信
- センシング達成時はクライアントから報酬 r を受領

4. ゲームフィケーションに基づく支払い報酬額最小化問題

本稿で提案するインセンティブ機構では、ユーザのセンシングへの参加に伴う移動距離に応じて、クライアントがユーザへ報酬を支払うものとする。報酬はポイントとしてユーザに付与され、センシングに参加する度にユーザはポイントを獲得し貯めることができる。またユーザはセンシングによって貯めた保有ポイントを好きなタイミングで換金できるものとする。また本インセンティブ機構では、ゲームフィケーションに基づく会員ステータス制を導入する。各ユーザのステータスは保有ポイントに応じて決まっており、ステータスが高いユーザは低いユーザに比べ、移動距離に対して得る報酬ポイント数の割合が高い。さらにこれらの報酬ポイント数、移動距離、保有ポイント数、ステータスから、各ユーザのセンシングへの参加確率が変化するものとする。この確率分布を基に、センシングを依頼すべきユーザと報酬ポイント数に関する組み合わせ最適化問題を解くことで、クライアントが支払う報酬ポイント数を最小化する。

4.1 参加確率分布の定義

以下では、ユーザ u がセンシング地点 s のセンシング依頼に参加する確率 $p(u, s)$ を定義する。

u と s の距離を $L(u, s)$ 、 u のこれまでに獲得した保有ポイント数を $pnt(u)$ と表記する。ユーザの会員ステータスの集合を $ST = \{1, 2, \dots, n\}$ 、 u の現在のステータスを $st(u)$ と表記する。この値が大きいくほどより高い位を示し、より良い優遇を受けられるものとする。 u が s をセンシングすることで得られる報酬ポイント数を $r(u, s)$ と表記する。

センシング達成時の報酬は、ユーザの労力およびゲームフィケーションに基づくステータスアップの優遇を考慮し、距離 $L(u, s)$ が大きいくほど、また u の会員ステータスが上位であるほど高くなるよう設定したい。従って、報酬ポイント $r(u, s)$ を次のように定義する。

$$r(u, s) \triangleq \beta(st(u))(r_0 + \mu L(u, s)) \quad (1)$$

式 (1) において、 r_0 は最低保障ポイント数、 $\beta(st(u))$ はユーザの会員ステータスに応じて獲得ポイント数を優遇するための係数であり、 $i < j$ のとき $\beta(i) < \beta(j)$ である。また、 μ は移動距離をポイント数に換算する係数である。 r_0 以外の係数は事前に与えられるものとする。

一般的にユーザの参加確率は、報酬ポイント数の増加に伴い増加し、移動距離の増加に伴い減少すると考えられる。また、保有ポイント数一つ上位の会員ステータスに必要なポイント数に近づくにつれて、ユーザの参加確率は増加すると考えられる。従って、会員ステータス $st(u)$ に到達するための最低保有ポイント数を $low(st(u))$ とすると、ポイント区間 $[low(st(u)), low(st(u) + 1) - 1]$ において、参加確率 $p(u, s)$ は以下のように定義できる。

$$p(u, s) \triangleq \begin{cases} f(r(u, s))g(L(u, s))h(pnt(u)) \\ 1 \text{ (上記の値が 1 より大きい時)} \end{cases} \quad (2)$$

$$f(r(u, s)) \triangleq \frac{r(u, s)}{r_{max}} \quad (3)$$

$$g(L(u, s)) \triangleq \frac{L_{max} - L(u, s)}{L_{max}} \quad (4)$$

$$h(pnt(u)) \triangleq 1 + k \left(\frac{pnt(u)}{low(st(u) + 1)} \right) \quad (5)$$

上記において、式 (3) では、ユーザが獲得する報酬ポイント数 $r(u, s)$ に比例して $p(u, s)$ が変化するように $f(r(u, s))$ を定義した。また式 (4) では、ユーザの移動距離 $L(u, s)$ が増加すると $p(u, s)$ が減少するように $g(L(u, s))$ を定義した。ここで、 r_{max} 及び L_{max} は一度のセンシングにおいて、 $r(u, s)$ 、 $L(u, s)$ が取りうる最大の値であり、事前に与えられるものとする。さらに式 (5) では、現在の保有ポイント数 $pnt(u)$ が、一つ上のステータスに必要なポイント数 $low(st(u) + 1)$ に近づくにつれ $p(u, s)$ が増加するように $h(pnt(u, s))$ を定義した。ここで、 k はユーザのゲームフィケーションに対する熱中度を表す定数であり、 k の値が大きいくほど、次のステータスに近づくにつれ、 $h(pnt(u))$ が増加しやすくなる。なお、関数 f 、 g は 0 から 1 までの値を取り、関数 h は、1 から $k + 1$ までの値を取るよう定義している。

図 2 に、 $r_{max} = 150$ 、 $L_{max} = 1000$ 、 $r_0 = 10$ 、

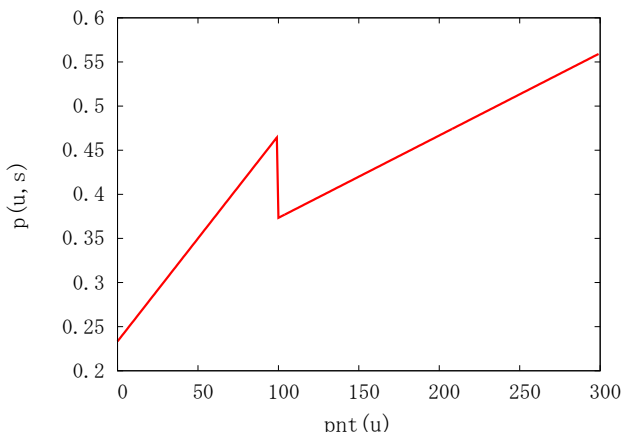


図 2 参加確率の例

$L(u, s) = 500$, $\beta(st(u)) = 1$, $\beta(st(u) + 1) = 1.2$, $\mu = 0.05$, $k = 1.0$, $[low(st(u)), low(st(u) + 1)] = [0, 100]$, $[low(st(u) + 1), low(st(u) + 2)] = [100, 300]$ の時の $p(u, s)$ と $pnt(u)$ の関係を示す。図 2 から, $pnt(u)$ が $low(st(u) + 1)$ や $low(st(u) + 2)$ に近づくとつれ, $p(u, s)$ が上昇していることがわかる。

4.2 問題の定式化

本節ではクライアントが支払う報酬ポイント数を最小化するための問題を定義する。

クライアントがユーザ集合 $U' (\subseteq U)$ に対して $s (\in PoI)$ へのセンシング依頼を行うことを想定する。この時, クライアントは各ユーザのセンシング地点 s への参加確率 $p(u, s)$ を知ることができると仮定する。

地点 s が最低でも一人にセンシングされる確率 $P(U', s)$ は以下の式で表せる。

$$P(U', s) = 1 - \prod_{u \in U'} (1 - p(u, s)) \quad (6)$$

またこのときクライアントが s のセンシングに支払うポイント数 $R(s)$ の期待値は以下ようになる。

$$E[R(s)] = \sum_{u \in U'} p(u, s) r(u, s) \quad (7)$$

PoI の全地点に対して, クライアントは依頼を行う必要がある。従って最終的にクライアントが支払う総報酬ポイント数 $R(PoI)$ の期待値は以下ようになる。

$$E[R(PoI)] = \sum_{s \in PoI} E[R(s)] \quad (8)$$

PoI の各地点は一定確率以上でセンシングされなければならない。従って閾値 $\alpha (0 < \alpha < 1)$ を導入し, 以下の制約を設ける。

$$\forall s \in PoI, \alpha \leq P(U', s) \quad (9)$$

以上より, 次の目的関数を最適化するユーザの部分集合 U' と U' の各ユーザに依頼するセンシング地点, さらに報酬における最低保障ポイント数 r_0 を求めることで, クライアントが支払う合計報酬ポイント数の期待値を最小化する。

$$\begin{aligned} & \text{minimize } E[R(PoI)] \\ & \text{subject to (9)} \end{aligned} \quad (10)$$

5. 支払報酬額最小ユーザ選択アルゴリズム

4章で定義した問題は集合被覆問題を特殊例として含む NP 困難問題である。よって貪欲法に基づくアルゴリズムを用いてこの問題を解く。 PoI の各地点が α 以上の確率でセンシングされ, かつクライアントが支払う総報酬額期待値を最小化する必要があることから, 提案アルゴリズムではコストパフォーマンス (以下 CP) の最も高いユーザから順に選択する。CP とは報酬額に対する参加確率の割合を指し, u が s をセンシングするときの CP を以下のように定義する。

$$CP(u, s) \triangleq \frac{p(u, s)}{r(u, s)} \quad (11)$$

CP の高いユーザを優先的に選択することで, より少ないユーザ数とより少ない報酬額で, 閾値 α を満たすことが期待できる。

また提案アルゴリズムでは最低保障ポイント数 r_0 を変化させることでユーザの参加確率を操作し, より最適に近い報酬額を求めることを目指す。最低保障ポイント数の候補の集合を R_0^{cand} と表記する。

5.1 アルゴリズム

以下にアルゴリズムの基本的な流れを記述する。

- (i) PoI から 1 地点 s を選び, s のセンシング確率が α 以上になるまで CP の最も高いユーザを順に選択する。
- (ii) (i) の処理を PoI の全地点に対して繰り返す。
- (iii) (ii) の処理を全ての最低保障ポイント数の候補 $r_0 (\in R_0^{cand})$ に対して繰り返す。
- (iv) (iii) の処理が終了した時点でクライアントが支払う総報酬ポイント数の期待値が最も少ないときの, ユーザの集合と最低保障ポイント数を解として出力する。

上記を詳細化したアルゴリズムの疑似コードを Algorithm 1 に示す。8 行目 $Covered(s, U'_s, \alpha)$ は, 地点 s がユーザ集合 U'_s によって α 以上の確率でセンシングされるかどうかを調べる関数である。9 行目 $BestCPUUser(r_0, s, V)$ は, 最低保障ポイント数が r_0 の時にユーザ集合 V の中で地点 s に対する最も CP の高いユーザを求める関数である。 $CalcReward(u^*, r_0, s)$ は最低保障ポイント数が r_0 の時に, クライアントがユーザ u^* に対して支払う報酬ポイント数の期待値を求める関数である。

5.2 アルゴリズムの動作例

本節では図 3 の状況下での提案アルゴリズムの動作例

Algorithm 1 貪欲法に基づくアルゴリズム

Input: $PoI, \alpha, U, R_0^{cand}$
Output: $r_0^*, \min U'$

```

1:  $r_0^* \leftarrow nil, \min Reward \leftarrow \infty, V \leftarrow U$ 
2: for each  $r_0 \in R_0^{cand}$  do
3:    $U' \leftarrow \emptyset$ 
4:    $Reward \leftarrow 0$ 
5:   for each  $s \in PoI$  do
6:      $U'_s \leftarrow \emptyset$ 
7:     while  $(Covered(s, U'_s, \alpha) = false \wedge V \neq \emptyset)$  do
8:        $u^* \leftarrow BestCPUser(r_0, s, V)$ 
9:        $U'_s \leftarrow U'_s \cup \{u^*\}, V \leftarrow V - \{u^*\}$ 
10:       $Reward \leftarrow Reward + CalcReward(u^*, r_0, S)$ 
11:     end while
12:      $U' \leftarrow U' \cup \{U'_s\}$ 
13:   end for
14:   if  $Reward < \min Reward$  then
15:      $\min Reward \leftarrow Reward, \min U' \leftarrow U', r_0^* \leftarrow r_0$ 
16:   end if
17: end for

```

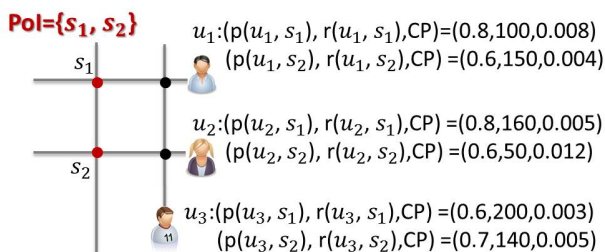


図3 $PoI = \{s_1, s_2\}$, $U = \{u_1, u_2, u_3\}$, $\alpha = 0.8$, $R_0^{cand} = \{r_0\}$ の場合のアルゴリズム動作例

を示す。図3では、 $PoI = \{s_1, s_2\}$ が指定されており、 $U = \{u_1, u_2, u_3\}$, $\alpha = 0.8$, $R_0^{cand} = \{r_0\}$ である。まず s_1 に対して、ユーザを選択する(8行目)。 s_1 に対して最もCPの高いユーザは u_1 であることから、 U'_s に u_1 を追加する(9行目)。また $Reward$ に期待値 $80 (= 100 * 0.8)$ を加える(10行目)。 s_1 がセンシングされる確率 P_1 が閾値 α を超えたため、ユーザ選択を終了する(7行目)。 U' に U'_s を加え(12行目)、 U'_s に \emptyset を代入する(6行目)。次に s_2 に対しても同様に、 u_2 を U'_s に加え、 $Reward$ に期待値 $30 (= 50 * 0.6)$ を加える。 u_2 だけでは P_2 が α を超えないため(7行目)、引き続き u_3 を U'_s に加え(9行目)、 $Reward$ に期待値 $98 (= 140 * 0.7)$ を加える(10行目)。また U' に U'_s を加える(12行目)。 PoI の全ての地点に対して、ユーザの選択が終了したため **foreach** 文を終了する(13行目)。今回の例では R_0^{cand} の要素が一つであることから、最終的なアルゴリズムの出力は以下ようになる。

$$r_0^* = r_0 \quad \min U' = \{\{u_1\}, \{u_2, u_3\}\}$$

ここで $\min U'$ における1番目の集合 $\{u_1\}$ が地点 s_1 , 2番目の集合 $\{u_2, u_3\}$ が地点 s_2 への依頼を受けるユーザ集合である。

6. 評価

本章では提案インセンティブ機構における、ゲーミフィケーションの有用性を調べるためのシミュレーション実

表1 シミュレーションパラメータ

パラメータ項目	値
フィールドサイズ	5000 × 5000[m]
ユーザ数	3500
ユーザの移動速度	1[m/s]
交差点間隔	10[m]
PoI内の地点数	4
α	0.95
シミュレーション時間	60000[s]
センシング依頼周期	600[s]
センシング依頼回数	100[回]

表2 確率分布に関わるシミュレーションパラメータ

パラメータ項目	値
r_{max}	150
L_{max}	1000
μ	0.05
k	0.0, 1.0, 3.0, 5.0, 7.0
R_0^{cand}	{5, 10, 15, 20, 25}

験を行う。評価方法として、インセンティブ機構にゲーミフィケーションを導入する場合と、導入しない場合での、クライアントが支払う総報酬額期待値を比較する。また、ゲーミフィケーションに対するユーザの熱中度 k の値が異なる場合の総報酬額期待値を比較する。

6.1 シミュレーションシナリオ

表1はシミュレーション実験を行う上で使用したパラメータである。本シミュレーション上では、5km × 5kmサイズのフィールド上に複数のユーザが1m/sの速度でランダムに移動する。フィールド上には、格子状に通路が敷かれており、10m間隔ごとに交差点が存在する。ユーザは交差点に差し掛かった時に4方向からランダムに1方向を選択し、その方向に移動する。シミュレーション上ではこれらのユーザに対して、依頼周期である600秒毎にPoIの各地点に対するセンシングを依頼する。PoIは依頼周期毎に、フィールド上からランダムに4地点が選択される。センシングを依頼した時刻における全ユーザの位置、PoIの位置、表2, 3, 4に示す各パラメータによって決定される報酬額と参加確率を基にAlgorithm1を用いて、最適なユーザの集合を選択する。選択されたユーザ達は、センシングへの参加を決定した場合のみ、依頼を受けた地点に最短距離で移動し、センシング完了後、自身が所有するポイントに報酬ポイントを加え、通常の動作に戻る。報酬を獲得したユーザは、表4に示すステータスアップに必要な所有ポイント数の条件を満たした場合、ステータスがアップする。ユーザの所有ポイント数は次の依頼周期以降もリセットされない。

各ユーザは初期状態において表5に示す割合で、4段階のステータスのいずれかに属しており、そのステータス内に収まるポイント数をランダムに所有している。

表3に示すように、ゲーミフィケーション無($k = 0.0$)の場合、ユーザはステータスによる特典を受けることが出来ないため、常に $\beta(st(u)) = 1.0$ である。

表 3 ステータスに応じた係数

パラメータ項目	値	
$\beta(st(u))$ ($k = 0$)	1.0	
$\beta(st(u))$ ($k > 0$)	$st(u)$	
	1	1.0
	2	1.2
	3	1.5
	4	2.0
5	3.0	

表 4 ステータス境界

パラメータ項目	値	
$low(st(u))$	$st(u)$	
	1	-
	2	100
	3	300
	4	600
	5	1000
6	1500	

表 5 初期割振り

$st(u)$	割合 (%)
1	65
2	20
3	10
4	5
5	0

表 6 k の値を変えた時の総報酬額

k	平均	分散	最大	最小
0.0	195.2	547.9	229.2	93.1
1.0	214.5	1055.3	266.2	122.0
3.0	185.6	1215.1	256.5	105.6
5.0	142.5	532.7	189.2	82.8
7.0	106.5	222.2	138.3	71.0

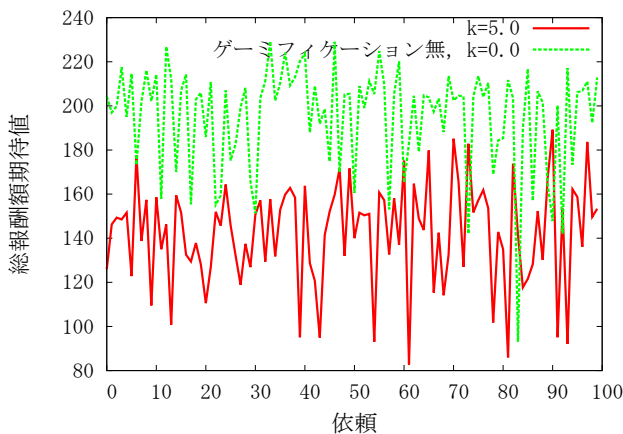


図 4 $k = 0.0$ vs. $k = 5.0$

6.2 評価結果

熱中度 k の値を変化させながら、シミュレーションを 1 回 (60000[s]) 行った際の、依頼 100 回にまたがる総報酬額期待値の平均及び、分散、最大値、最小値を表 6 に示す。また図 4 に $k = 0.0$ (ゲーミフィケーション無) の場合と、 $k = 5.0$ の場合の各センシング依頼における総報酬額期待値を示す。

表 6 の結果より、ゲーミフィケーションが報酬額削減に効果を発揮するためには、 k の値が 3.0 以上必要であることがわかる。また k の値が小さいときは分散値が高く、安定した結果が得にくい、 k の値が大きくなるにつれて、その傾向が弱まっていくことがわかる。

図 4 より、 $k = 5.0$ の場合、ゲーミフィケーション無の場合の総報酬額を上回ることが稀であることがわかる。

6.3 考察

6.2 節で示した結果より、 k の値が 3.0 以上の時にはゲーミフィケーションの有用性が確認できた。特にユーザの熱中度が高い場合は、クライアントの報酬額を大きく削減できている。しかし、 k の値が小さいときには、報酬額がゲーミフィケーション無の場合より高額になってしまった。こ

れは、ユーザにステータスに応じた獲得ポイントの優遇を与えているにも関わらず、ゲーミフィケーションに対する熱中度が低いため起こった現象であると考えられる。従って、本稿で提案したインセンティブ機構において、報酬額を削減するためには、いかにユーザをゲーミフィケーションに熱中させるかが重要であるといえる。

また本稿で定義したユーザの参加確率モデルは、行動経済学の知見やアンケートに基づく妥当性の検証を行っていない。従って、この参加確率を用いて求めた実験結果は十分に信憑性のあるものとは言えない。今後は、この妥当性の検証を行い、必要に応じて確率モデルの改善を行うことを検討している。

7. おわりに

本稿では、ゲーミフィケーションに基づくインセンティブ機構を提案し、それに従い、ユーザの参加確率をモデル化した。この参加確率を基に、クライアントが必要とする報酬額を最小とするためのユーザの選択問題を設定し、貪欲法に基づくアルゴリズムにより準最適解を求めた。シミュレーション結果により、提案手法を評価した結果、ゲーミフィケーションを用いることで最大 45% 報酬額を削減できた。今後はアルゴリズムの改善や、確率モデルの妥当性の検証、より現実世界に近い環境での評価実験を行ってきたい。

参考文献

- [1] Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Ramanathan, N., Reddy, S., Srivastava, M. B.: "Participatory Sensing," *World Sensor Web Workshop* (2006).
- [2] Campbell, A., Eisenman, S., Lane, N., Miluzzo, E., Peterson, R., Lu, H., Zheng, X., Musolesi, M., Fodor, K., Ahn, G.: "The rise of people-centric sensing," *IEEE Internet Computing Special Issue on Mesh Networks*, vol. 12, no. 4, pp. 12–21 (2008).
- [3] 株式会社ウェザーニューズ: ウェザーリポート Ch, <http://weathernews.jp/>
- [4] 本田技研工業株式会社: インターナビ・リンク, <http://www.honda.co.jp/internavi/LINC/about/>
- [5] Localmind: Localmind, <http://www.localmind.com/>
- [6] Duan, L., Kubo, T., Sugiyama, K., Huang, J., Hasegawa, T., Walrand, J.: "Incentive mechanisms for smartphone collaboration in data acquisition and distributed computing," *Proc. of IEEE INFOCOM 2012*, pp. 1701–1709 (2012).
- [7] Jaimes, L.G., Vergara-Laurens, I., Labrador, M.A.: "A location-based incentive mechanism for participatory sensing systems with budget constraints," *Proc. of IEEE PerCom 2012*, pp. 103–108 (2012).
- [8] Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R., Nacke, L.: "From game design elements to gamefulness: defining gamification," *Proc. of the 15th Int'l. Academic MindTrek Conf.: Envisioning Future Media Environments (MindTrek'11)*, pp. 9–15 (2011).
- [9] 日本航空株式会社: JAL マイレージバンク - サービスステータス一覧, <http://www.jal.co.jp/jalmile/flyon/status.html>
- [10] Fudenberg, D. and Tirole, J.: "Game Theory," *MIT Press* (1991).
- [11] ナイキジャパン: Nike+, <http://nikeplus.nike.com/plus/>