

サーバレスなIoTアプリケーションの構築基盤におけるユーザマッチング手法の設計と評価

生出 拓馬^{1,2,a)} 阿部 亨^{1,3,b)} 菅沼 拓夫^{1,3,c)}

概要：IoT (Internet of Things) 時代の到来により、スマートフォン等の様々なデバイスにセンサが搭載され、インターネットやクラウドを通じて大量のセンサデータを利活用する基盤が整いつつある。しかし、それらから送出されるセンサデータには所有者が存在するため、所有者のプライバシーポリシーに応じて適切にセンサデータの利用権限を調整する機構が必要となる。本研究では、所有者のプライバシーポリシーを反映したエージェント間の直接交渉により利用権限を自動交渉し、締結した契約関係に基づいてセンサデータを流通するサーバレスなIoTアプリケーション構築基盤の実現を進めている。本稿では、センサデータ流通のために必要となる参加者間の自動マッチング手法について、環境変化に伴うマッチング率の下落を抑える監視機構と再交渉機構を新たに設計・実装した。また、シミュレーション評価によって、プラットフォーム参加者数が十分な環境においては環境変化に応じた柔軟なマッチングが行われ、90%以上の区間で依頼タスクが達成されたことを確認した。

1. はじめに

Internet of Things (IoT) の普及に伴って様々なモノが無線センサネットワーク (WSN) を経由してインターネットに接続されるようになり、それらから生成される膨大な量のセンサデータの利活用に注目が集まっている。従来のWSNを対象とするサービスでは、開発者自身がセンサネットワークの設計、運用、保守を行い、1つのセンサネットワークに対して1つのアプリケーションが想定されていた (図 1a)。しかし、このモデルではセンサデータの利用が静的かつ固定的であるため、多様な利用者の要求に応じたセンサデータの流通の実現が困難である。そこで近年では、異なる所有者のWSNを統合するSensor Cloud [1] や、参加者の持つスマートフォン等からデータを獲得する参加型センシング [2] といった概念が提案されている (図 1b)。これらのモデルの適用により、開発者は専用のセンサネットワークを必要とせずにサービスを提供可能となるだけでなく、利用者は高頻度・高精度なセンサデータをオンデマンドで活用することが可能となる。そのため、これまで

に様々な分野、用途での活用が提案されてきた [3-5]。しかし、これらのモデルではインターネット上のクラウドとIoTアプリケーションの統合が行われており、環境データや行動データといったパーソナルデータをクラウド上に蓄積することや、仲介者を挟むことによる情報流通の不透明性といったプライバシー面での課題がある。加えて、IoT環境の急速な発展に伴って大量に発生するセンサデータによって消費される資源を低減するため、データの生成元で即時的にデータを加工、集約してから提供するエッジコンピューティングの概念 [6] や、パーソナルデータをすべて個人所有のストレージに格納しておき、必要最小限のセンサデータのみをネットワークを介してストレージ間で流通させるパーソナルデータストアの概念 [7] が提案されており、今後はサーバレス・クラウドレスな環境下におけるパーソナルデータの流通制御を実現していく必要がある。

本研究ではこれらの課題に対して、参加者同士の契約概念に基いたサーバレスなIoTアプリケーションの構築基盤を提案している [8]。提案モデル (図 1d) では、データの提供者と利用者はデータ流通前に各々のプライバシーポリシーに基づいた交渉を行い、締結した契約内容に基づいた品質でセンサデータがプラットフォーム上を流通する。これにより、汎用的なセンサデータを提供者主導で流通させることが可能となる。提案モデルではエージェントが参加者の代理人となって自動的に参加者間でマッチングを行い、データの流通経路を決定することで、参加者の特別な

¹ 東北大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University
² 日本学術振興会特別研究員 DC
JSPS Research Fellow
³ 東北大学サイバーサイエンスセンター
Cyberscience Center, Tohoku University
a) oide@ci.cc.tohoku.ac.jp
b) beto@tohoku.ac.jp
c) suganuma@tohoku.ac.jp

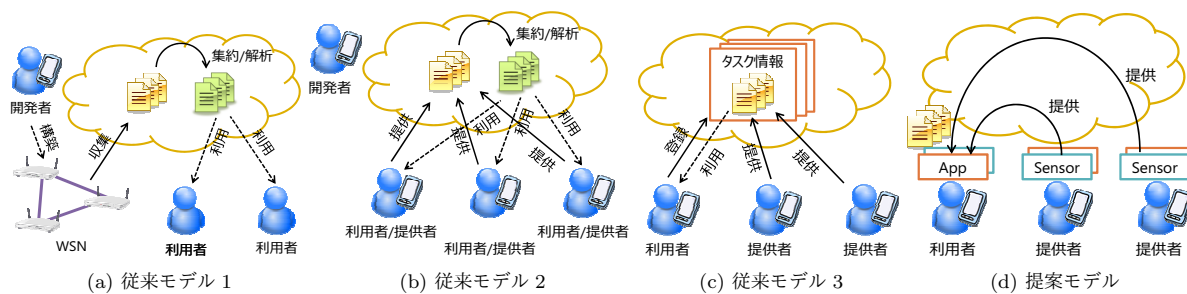


図 1: IoT アプリケーション構成モデル

操作を必要とせずに効果的なセンサデータの共有を実現している。しかし、提案基盤においては、従来環境におけるサーバのような仲介者が存在しないため、既存のマッチング機構の導入が困難となっている。

そこで本稿では、先行研究で提案した仲介者不要なユーザマッチング手法 [9] を発展的に拡張し、その詳細設計とシミュレーションによる評価実験を行う。

2. 関連研究

参加型センシングに基づいたセンサデータ流通基盤の実現モデルでは、サーバ上に構築した共有プラットフォーム上で要求タスク情報（特定データの提供・加工依頼）や収集センサデータを流通させるもの（図 1c）が一般的である [10-13]。Sensr [10] では位置情報・テキスト・画像を組み合わせてスマートフォン上でアンケート調査等が可能なプラットフォーム、Help me! [11] では緊急度を考慮した任意のセンサデータ流通システム、Ohmage [12] ではスマートフォンを対象としたセンサデータ収集やアンケート調査が可能なプラットフォーム、DisCoPer [13] ではセンサデータの集約・加工機能も併せて提供するコンポーネント型のIoT アプリケーション構築フレームワークがそれぞれ提案されている。しかしこれらのモデルでは、参加者自身が提供可能な要求タスクを選択する必要があるためデータの提供にかかる操作が煩雑であり、本来達成できるタスクが未達成のまま棄却されるリスクが存在する。そこで、本研究ではこれらの課題に対して、参加者同士の契約概念に基いたサーバレスなIoT アプリケーションの構築基盤を提案している [8]。本プラットフォームでは、参加者に代わってエージェントが主体となってセンサデータの流通を実現している。これにより、交渉相手に応じた柔軟な流通設定が自動的に行われ、設定された利用者のプライバシーポリシーに基づいたエージェント間の自動交渉によってセンサデータの利活用効率の向上が期待できる。しかし、利用者と提供者との適切な自動マッチング手法や、利用者へセンサデータの提供を促すための報酬決定手法の導入が必要となっている。

参加者同士のマッチング手法の関連研究として、タスクの要求を満たしつつ提示対価の総和を最小限とするためにゲーム理論やオークション理論を応用した報酬機構が多く提案されている [14-18]。しかし、これらの理論を適用した手法の多くはパラメータ設定や計算の複雑さから実アプリケーションへの適用は困難であるという指摘がある [19]。また、[14] では各利用者の貢献確率、[15] では提供品質を推定するためにプラットフォーム内の大量の流通データ情報を必要とする等、プラットフォーム全体の情報を持つ仲介者やオークション主催者の存在を仮定しており、本研究におけるサーバレスのような環境には直接適用することが困難であるといった課題もある。一方で、実アプリケーションへの適用を想定した報酬決定機構に関する研究もなされている [20,21]。しかし、これらの研究では参加者の持つパラメータやコンテキストからタスクに対するコストをモデル化するに留まっており、算出された値を用いた参加者間の交渉機構やマッチング機構について考慮されていない。

そこで、我々はこれまで、自身の持つパラメータと過去の交渉履歴のみから学習するセンシング単価に基づいた自動交渉モデルを提案してきた [9]。提案モデルはスマートフォン内蔵のセンサデータ流通シナリオを想定したパラメータのモデルとなっており、事前知識無しでも参加者間で共通の価値観が形成されて交渉成功率が向上し、参加者間のマッチング率が改善されたことをシミュレーション実験により確認した。しかし、提案モデルでは交渉成功率にのみ着目しており、参加者の移動といった交渉後の環境変化によって引き起こされるタスク達成率の下落を考慮していない。具体的には、以下のようなケースでタスク達成率の下落が考えられる。

- (C1) 交渉時点とタスクの開始時点との間に新たな利用者が参加することで、新たに履行可能となったタスクが履行されないまま終了することに伴うタスク達成率の下落
- (C2) タスクの開始後に履行中の利用者が離脱することで、離脱後からタスクの終了時点までの履行者が不在になることに伴うタスク達成率の下落

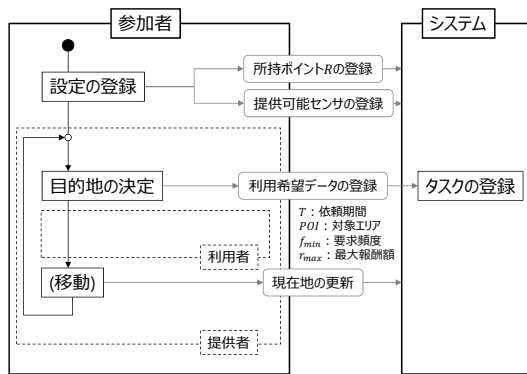


図 2: 参加者の状態遷移フロー

タスク達成率の下落は一度契約を結んだ内容が履行されないまま終了する割合の上昇を意味するため、データ利用者の充足度が著しく損なわれる恐れがある。また、未履行者に対するペナルティを考慮するモデルにおいては、データ提供者の認識外でエージェントが締結した契約によってペナルティが発生するため、データ提供者の充足度の下落も考えられる。

そこで本稿では、提案モデルに対して以下の拡張を行うことで上記課題を解決する。

- (S1) 要求タスクの分割と部分契約機構の導入
- (S2) タスク履行状況の監視による未履行タスク再広告機構の導入

(S1)により、交渉時点で契約可能な区間でのみ部分的に契約を締結して他区間を保留することで、タスク開始時点までの参加者を募集することを可能とし、(C1)のケースにおけるタスク達成率の下落を防ぐ。また、(S2)により、契約締結後のタスクの履行状況を監視し違反が検出された時点で未履行期間についてのタスクの再通知を行うことで参加者の再募集を可能とし、(C2)のケースにおけるタスク達成率の下落を防ぐ。

3. モデル

3.1 参加者の状態遷移モデル

本プラットフォームにおける参加者の利用モデルを図 2 に示す。参加者はまず自身の持つスマートフォンからプラットフォームを起動し、自身のスマートフォンに内蔵されているセンサデバイスのうち他者に提供してもよいデバイス情報と、センサデータの流通の際にやりとりするポイントの所持数 R をシステムに対して入力する（設定の登録）。登録情報は参加者の提供ポリシーとしてプラットフォーム内の Sensor エージェントに登録され、以降は Sensor エージェントが参加者に代わって他の参加者に対してセンサデータの提供を行う。そのため、参加者はプラットフォーム利用期間中は常にセンサデータの提供者として振る舞う。その後、参加者は任意のタイミングで自分がセ

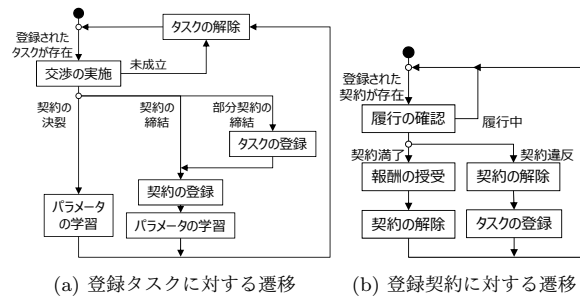


図 3: システムの状態遷移フロー

ンサデータを収集したいエリア POI を決定し、収集する依頼期間 T や要求品質（頻度） f_{min} 、提供者に対して支払ってもよい報酬額の総額 r_{max} をシステムに対して登録する（目的地の決定）。登録情報は参加者の利用ポリシーとしてプラットフォーム内の App エージェントに登録され、App エージェントが利用ポリシーと合致するセンサデータを提供可能な Sensor エージェントを自律的に発見・交渉し、契約関係を締結後にセンサデータを収集して参加者に提示する。そのため、利用希望データの登録を行い App エージェントを介してセンサデータを収集している期間のみ参加者はセンサデータの利用者として振る舞う。このように、本提案プラットフォームにおいてはセンサデータの利用者と提供者は分離しておらず、その立場は流動的に変化するため、センサデータの提供が直接的に提供者の利得につながることはなく、センサデータの提供を促すためにはインセンティブ機構の導入が必要となる。インセンティブには達成度やランク付けのように参加者の心理的充足に働きかけるゲーミフィケーション [22] 等のアプローチもあるが、本プラットフォームでは金銭的なポイントの授受を報酬として参加者に与える。なお、この際のエージェント間の交渉フローや報酬決定機構については 4 章にて詳述する。センサデータの収集後、参加者は再び任意のタイミングでセンサデータの要求を繰り返すが、スマートフォンを保持して移動する際は常にプラットフォームに対して現在位置を通知する（現在地の更新）。プラットフォームは参加者の現在位置をもとにスマートフォン間の P2P ネットワークを構築し、該当デバイスの発見やセンサデータの流通にオーバーレイネットワークを活用する。

3.2 システムの状態遷移モデル

本プラットフォームにおける交渉に関するシステムの動作モデルを図 3 に示す。システムは、参加者もしくはエージェントによるタスクや契約の登録をトリガーとして以下の遷移を繰り返す。

登録タスクに対する遷移では（図 3a）、登録されたタスクの依頼期間の開始時刻になったタイミングで App エージェントが主体となって自律的に周囲の Sensor エン

ントと交渉を実施する（交渉の実施）。その際、周囲に条件を満たす Sensor エージェントが不在、もしくは全ての提供可能なリソースを合わせても要求品質を満たさない場合は、交渉自体が未成立としてタスクを削除し参加者に通知する（タスクの解除）。交渉が成立した場合は4章で詳述する交渉フローに基づいて、利用ポリシーと提供ポリシーの比較を行う。互いの条件がかみ合わず契約が決裂した際は、App エージェントは自身の内部パラメータを調整し（パラメータの学習）タスクを削除する。一方、条件のかみ合う Sensor エージェントがいる際は、最もよい条件を提示した Sensor エージェントと契約関係を締結して報酬額の決定と流通データの品質を決定し（契約の登録）、各エージェントは交渉結果に基づいたパラメータの更新を行う（パラメータの学習）。このとき、条件のかみ合う期間がタスクの依頼期間の一部のみだった場合は部分契約とし、依頼期間を未合意期間 T' とする新たなタスクを生成して再登録を行う（タスクの登録）。新たに再登録するタスクについては、その依頼期間の開始時刻が現時点より遅くなるため、その間に参加者の流動的な移動、登録センサの変更といった環境の変化が発生して再交渉が成功する可能性があり、(C1) のケースにおけるタスク達成率の下落を防ぐことが期待できる。

一方、登録契約に対する遷移では（図 3b）、エージェント間で合意に達し登録された契約が存在する場合は、システムは登録された契約の履行状況を定期的に確認する（履行の確認）。その後、契約の満了が確認された場合は合意時に設定しておいた報酬額の授受を行い（報酬の授受）、登録されていた契約を削除する（契約の解除）。ただし、途中で契約の違反、未履行が確認された場合はその時点で契約を解消し（契約の解除）、その時点から本来履行される予定だった時刻までを未履行期間 T'' とする新たなタスクを生成して再登録を行う（タスクの登録）。この場合も同様の理由で (C2) のケースにおけるタスク達成率の下落を防ぐことが期待できる。なお、契約違反に伴う報酬の授受は行わないが、違反した参加者に対してペナルティを与えることは本モデルでは考慮しない。

4. 設計

図 3 中の交渉の実施で行われるエージェント間の交渉フローを図 4 に示す。交渉は利用ポリシーを持つ App エージェントが主体となり、提供ポリシーを持つ周囲の Sensor エージェントの間で行われる。

4.1 タスクの登録

交渉フローはエージェントによってシステムに対してタスクが登録されたタイミングで開始される。タスクの登録は3章のモデルより、(i) 参加者が利用希望データ情報を入力したとき、(ii) 部分契約を締結したとき、そして (iii) 履

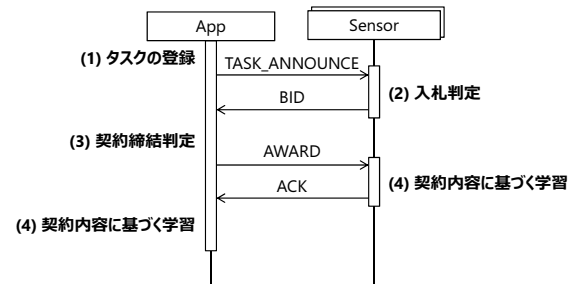


図 4: 交渉フロー

行中の契約の違反を検出したときに行われる。

(i) 利用希望データ情報の入力に伴うタスク登録では、参加者から入力されたタスクの依頼期間 $T = (t_s, t_e)$ 、対象エリア POI 、要求頻度 f_{min} 、最大報酬額 r_{max} をもとにタスク $TA = (T, POI, f_{min}, r_{max})$ を生成して登録する。ただし、最大報酬額が所持ポイント R を上回る場合 ($r_{max} > R$) は契約締結時の支払い能力がないためタスクの登録は棄却される。また、最大報酬額 r_{max} の入力は、システムが算出して提示する適正価格 $\hat{r}_{max} = c_0 \times (t_e - t_s) \times f$ を参考に参加者が入力するものとする。このとき、 c_0 は過去の交渉から学習したセンシング 1 回あたりのセンシング単価の推定値であり、その学習については後述する。

(ii) 部分契約の締結に伴うタスク登録では、部分契約情報をもとにタスク $TA' = (T', POI, f_{min}, r'_{max})$ を生成して登録する。このうち、 T' はもとの依頼期間 T のうち合意に達することのできなかった未合意期間であり、 r'_{max} は新たな依頼期間に対応するよう修正した最大報酬額である ($r'_{max} = r_{max} \times (T'/T)$)。

(iii) 履行違反の検出に伴うタスク登録では、違反契約情報をもとにタスク $TA'' = (T'', POI, f'_{min}, r''_{max})$ を生成して登録する。このうち、 T'' は現在時刻からもとの契約の終了時刻までの未履行期間であり、 f'_{min} は契約違反によって不足する最大の最低要求頻度、 r''_{max} は同様に新たな依頼期間に対応するよう修正した最大報酬額である ($r''_{max} = r_{max} \times (T''/T)$)。

以上の形式で登録されたタスクは、その依頼開始時刻になるとシステムにより周辺の参加者に対して TASK_ANNOUNCE メッセージを広告する。なお、本モデルにおいて POI は中心 (p_x, p_y) 、半径 p_r の円形の空間として定義するが、任意の形状への対応が可能である。円形の空間から地理情報に基づいた変形を施す手法には Shao らの手法 [23] が提案されている。

4.2 入札判定

TASK_ANNOUNCE メッセージを受信した提供者 i は、現在履行中の契約情報 ($\in \mathcal{T}_i$) と依頼期間を比較して K_i 個の小区間 k に分割し、小区間ごとに提供頻度 $f^{i,k}$ を決定して入札情報 $b_k^i = (T^{i,k}, f^{i,k}, c_0^i)$ を作成する（図 5）。図 6 に入

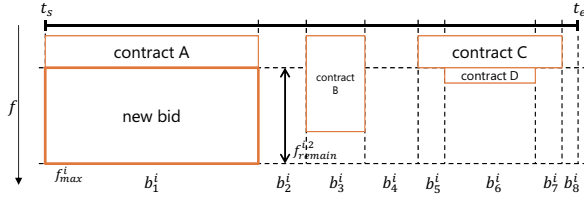


図 5: 入札判定の概念図

```

1: function MAKEBIDS(TA)
2:   T' ← {t_s, t_e}
3:   B_i ← ∅
4:   T' ← T' ∪ {t_j | t_j = t_s^{i,k}, t_e^{i,k}, τ^{i,k} ∈ T_i, t_s ≤ t_j ≤ t_e, t_j <
      t_{j+1}}
5:   for j ← 0, j ≤ |T'| - 1 do
6:     t'_s ← t_j
7:     t'_e ← t_{j+1}
8:     f_{remain}^{i,k} ← f_{max}^i - ∑_{τ^{i,k} ∈ T_i, t_s^{i,k} ≤ t'_s, t'_e ≤ t_e^{i,k}} f^{i,k}
9:     if f_{remain}^{i,k} > 0 then
10:      B_i ← B_i ∪ {b_j^i = (t'_s, t'_e, f_{remain}^i, c_0^i)}
11:     end if
12:     j ← j + 1
13:   end for
14:   return B_i
15: end function

```

図 6: 提供者 i による入札生成の疑似コード

札情報生成の疑似コードを示す。まず、提供者 i はタスクの依頼期間 T と現在履行中の契約 ($∈ T_i$) の期間を踏まえて小区間に分割する (行 4)。その後、小区間ごとに余剰資源 f_{remain} を計算し (行 8)、余剰資源がある場合は入札情報 b_j^i を入札集合 B_i に登録する (行 9-11)。全小区間での判定後、提供者 i は提供可能な区間の入札集合 B_i を BID メッセージとして返送する (行 14)。

4.3 契約締結判定

複数の提供者から BID メッセージを受け取った利用者は契約履行判定を行い、依頼期間内において要求品質を満たし報酬額を低く抑えられる入札集合 W を決定する。図 7 に契約履行判定の疑似コードを示す。まず、利用者は入札 b_k^i を希望単価 c_0^i の低い順にソートし (行 2)、依頼区間 T の全区間で提供頻度 $f^{i,k}$ の和が要求頻度 f_{min} を超えるまで勝者集合 W に加える (行 4-行 10)。提供者の不在や残存資源の枯渇等の要因ですべての小区間において要求頻度を下回った場合は交渉未成立としてフローを終了する (行 11-行 13)。一部の小区間において要求頻度を下回った場合は、その区間を未合意期間 T' として新たにタスクを生成して登録し、図 8 に示すように入札 $b_k^i ∈ W$ の提供期間を未合意期間を含まない期間 $\hat{T}^{i,k}$ に修正する (行 14-行 17)。このとき、 $|\hat{T}^{i,k}| = 0$ となった入札を W から取り除く。その後、勝者のうち希望単価 c_0^i の高い順に各区間で

```

1: function SELECTWINNERS(TA, B)
2:   B ← {b_j | b_j = b_k^i ∈ ∪ B_i, c_j ≤ c_{j+1}}
3:   W ← ∅
4:   for j ← 1, j ≤ |B| do
5:     W ← W ∪ {b_j}
6:     if satisfyAllSegments(W, t_s, t_e) then
7:       break
8:     end if
9:     j ← j + 1
10:  end for
11:  if notSatisfyAnySegments(W, t_s, t_e) then
12:    return
13:  end if
14:  if ¬satisfyAllSegments(W, t_s, t_e) then
15:    registerSubTasks(W, TA)
16:    adjustTaskPeriod(W, TA)
17:  end if
18:  for j ← |W|, j > 0 do
19:    f_j ← minimizeQuality(W, b_j)
20:    W ← W \ {b_j}
21:    if f_j > 0 then
22:      W ← W ∪ {b_j = (T_j, f_j, c_j)}
23:    end if
24:    j ← j - 1
25:  end for
26:  for j ← 1, j ≤ |W| do
27:    p_j ← c_j × (t_e^j - t_s^j) × f_j
28:    W ← W \ {b_j}
29:    W ← W ∪ {τ_j = (T_j, f_j, c_j, p_j)}
30:  end for
31:  if ∑ p_j > r_{max} then
32:    cnt ← cnt + 1
33:    c_0 ← c_0 + c_0 / 2^{cnt}
34:    return
35:  end if
36:  L ← B \ W
37:  c_{max} ← max_{τ_j ∈ W} c_j
38:  cnt ← 0
39:  return W, L, c_{max}
40: end function

```

図 7: 利用者による締結判定の疑似コード

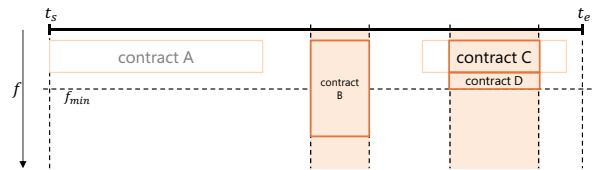


図 8: 部分契約の概念図

要求頻度 f_{min} を下回らない最小の提供頻度 $\hat{f}^{i,k}$ に変更し (行 18-行 25)、 $\hat{f}^{i,k} = 0$ となった入札を W から取り除く。勝者の区間と頻度を修正後、利用者が各入札に対して支払う価格 $p^{i,k}$ を決定し (行 26-行 30)、その総額が事前に入力された最大支払額 r_{max} を超える場合は交渉決裂となりフローを終える (行 31-行 39)。このとき、利用者は自身のセンシング単価の推定値 c_0 を過去の交渉で合意に達した価

表 1: パラメータの初期値

フィールドサイズ	1,000(m) × 1,000(m)
参加者数 n	50, 100, 200, 300, 400, 500
歩く速度	[1.0, 1.2] (m/s)
収集時間	[1, 100] (s)
収集範囲 p_r	200(m)
初期所持ポイント R	100,000
初期推定単価 c_0	[0.0, 10.0]
要求頻度 f_{min}	[1, 10] (Hz)
最大提供頻度 f_{max}	1(Hz)

格の最大2倍となるよう更新する。交渉が合意に達した場合は、勝者 W には修正した提供期間 $\hat{T}^{i,k}$ と提供頻度 $\hat{f}^{i,k}$ 、報酬額 $p^{i,k}$ を含んだ契約情報 $\tau_k^i = (\hat{T}^{i,k}, \hat{f}^{i,k}, p^{i,k})$ を、敗者 $L = B \setminus W$ には勝者内の最大報酬単価 c_{max} を、それぞれ AWARD メッセージとして通知する。

4.4 契約内容に基づく学習

契約締結後、提供者は勝者の最大報酬単価 c_{max} に近付けてセンシング単価 c_0 を更新し、勝者は締結した契約 τ_k^i を契約集合 \mathcal{T}^i に加える。

$$c_0^i \leftarrow \frac{c_0^i + c_{max}}{2}$$

$$\mathcal{T}_i \leftarrow \mathcal{T}_i \cup \{\tau_k^i\}$$

一方、利用者は最終的な支払単価に近付けてセンシング単価 c_0 を更新する。

$$c_0 \leftarrow \frac{c_0 + \frac{\sum_{\tau^{i,k} \in W} p^{i,k}}{\sum_{\tau^{i,k} \in W} (t_e^{i,k} - t_s^{i,k}) \times f^{i,k}}}{2}$$

この学習により、各自が推定しているセンシング単価が状況に応じた値に向かって徐々に収束していき、効率的なエージェント間の交渉を推進する。学習によるセンシング単価の収束値については5章のシミュレーション評価を通じて考察する。

5. 評価

5.1 想定環境

フィールドサイズは1,000m × 1,000m とし、その中に参加者をランダムに配置する。1 試行あたりのシミュレーション時間を3,000s とし、各参加者はそれぞれ独立して以下の行動を繰り返す。

- (1) 目的地を決定する
- (2) 目的地周辺を POI として環境情報を一定時間収集する
- (3) 移動を開始する
- (4) 到着後、次の目的地を決定する（以下繰り返し）

表 1 に本シミュレーションにおけるパラメータの初期値を示す。このうち、歩く速度や収集時間、要求頻度 f_{min} はその都度ランダムに与え、センシング単価 c_0 の初期推定

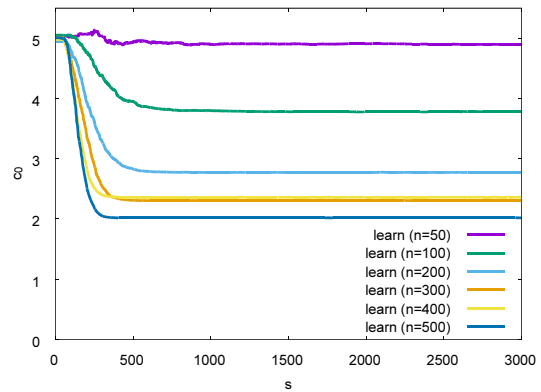


図 9: センシング単価 c_0 の時間推移

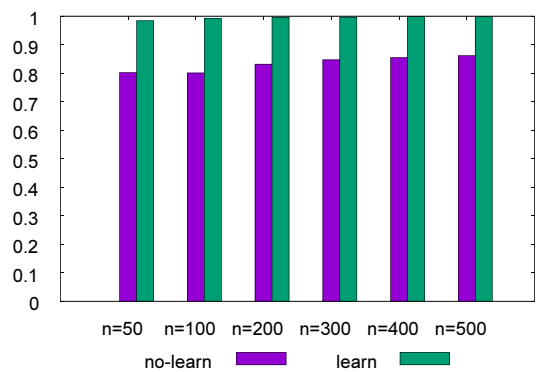


図 10: 未更新時と比較した交渉成功率

値はシミュレーション開始時に参加者ごとにランダムに設定した。また、参加者が入力する最大報酬額 r_{max} については、システムが算出する適正価格 \hat{r}_{max} を2割増した値として与えた。

シミュレーションはそれぞれ10試行ずつ行い、その平均値を測定値とした。

5.2 動作確認実験

本動作確認実験により、本モデルにおけるパラメータの更新によりセンシング単価の推定値 c_0 が収束し、それにより交渉成功率が向上するかを確認する。交渉成功率は以下の式を用いて導出した。

$$\text{交渉成功率} := \frac{\text{契約の締結数}}{\text{契約の締結数} + \text{契約の決裂数}} \quad (1)$$

なお、契約の締結数には部分契約の締結数も含めた。

実験結果を図 9, 図 10 に示す。なお、no_learn は図 3 におけるパラメータの更新を実施せず、learn では実施したことを表す。

まず、図 9 より、参加者数が少ないほどセンシング単価は高い値で収束し、多いほど低い値で収束した。これは、4章で述べたように本交渉モデルでは一人のデータ利用者に対して周辺の複数のデータ提供者が交渉を行うため、参加者が少なくなるほど相対的に供給が減少することになる。

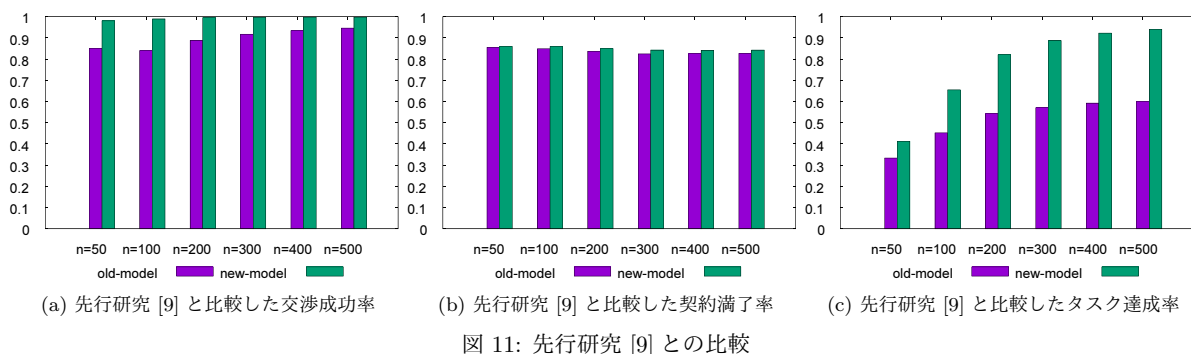


図 11: 先行研究 [9] との比較

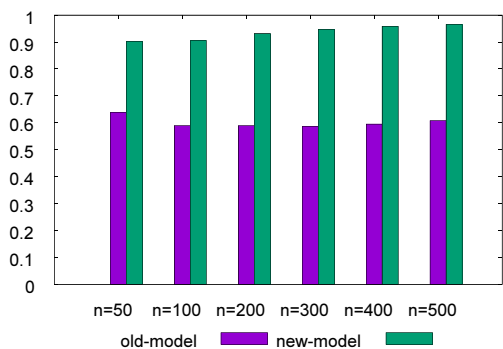


図 12: 先行研究 [9] と比較したタスク達成率 (補正後)

そのため、需要過剰なほど高い値で収束し、逆に供給過剰な環境では低い値で収束したといえる。よって、 c_0 の初期値に適当な値を与えても周囲の参加者の設定値に応じた値へと収束したことを確認した。

また、図 10 より、パラメータ更新時のほうが未更新時よりも交渉成功率が向上した。これにより、提案モデルの適用によって参加者間のマッチングが円滑に行われたことを確認した。

5.3 先行研究 [9] との比較実験

本比較実験により、先行研究 [9] における交渉モデルと本提案モデルについて、交渉成功率・契約満了率・タスク達成率を比較し本提案モデルの優位性を検証する。契約満了率は締結された契約のうち、途中で違反されずに満了した割合を表し、タスク達成率については契約、部分契約、再広告を経て履行されたタスクの、全登録タスクに対する割合を表す。交渉成功率は式 (1)、契約満了率とタスク達成率については以下の式で導出した。

$$\text{契約満了率} := \frac{\text{契約の満了数}}{\text{契約の満了数} + \text{契約の違反数}} \quad (2)$$

$$\text{タスク達成率} := \frac{\text{契約の履行期間}}{\text{タスクの依頼期間}} \quad (3)$$

実験結果を図 11 に示す。図 11a より、交渉成功率は本提案モデルでは大きく改善されほぼ 100%となった。これは、本提案モデルでは条件を部分的に満たす入札に対して

も部分契約を締結し、条件を満たさない期間については再広告を行うため、提供者が十分な環境においては交渉が決裂することがほぼなかったことに起因する。また、図 11b より、契約満了率は本提案モデルでは若干の改善が見られた。これは、本提案モデルにおける部分契約や履行違反に由来するタスクはもとのタスクよりも期間が短くなるため履行違反となる可能性が低くなったことに起因すると考えられる。ただし、契約違反を行った参加者に対して何らかのペナルティを付与する場合は、全体のさらなる改善が必要となる。図 11c では、タスク達成率について参加者が多いケースにおいて大きな改善が見られた。これは、本提案モデルでは未履行期間を新たにタスクとして再登録することに起因している。また、参加者数が少ないケースでは低い値となっているが、図 11a より交渉成功率は高い値であることから、入札者そのものが不在であったことが原因であると考えられ、交渉そのものが未成立だったタスクを除いた結果 (図 12) では参加者が少ないケースにおいても大きく改善され、プラットフォーム参加者数が十分な環境においては 90%以上の区間で依頼タスクが達成されたことを確認した。

以上により、提案モデルの適用によって先行モデルより性能が向上したことを確認した。

6. おわりに

本稿では、サーバレスな IoT アプリケーション構築基盤に適用可能な参加者間の自動マッチング手法について、部分契約機構と未履行タスク再広告機構を導入した。また、シミュレーション評価を通して、本提案によって契約の満了率とタスクの達成率が改善され、センサデータ流通経路構築のための円滑な参加者間の自動マッチング機構を実現した。

今後の予定として、参加者の移動性に関する情報を交渉時に用いることで契約違反の可能性を低減しタスク満了率を向上させる。これにより、タスクの違反を未然に防ぐことで参加者へのペナルティ付与回数を減らすだけでなく、再広告等によって生じるメッセージ交換数の削減を図

る。また、参加者ごとの嗜好のばらつきによる影響を検証するため、最大報酬額 r_{max} の導出式や最大提供頻度 f_{max} を参加者ごとに設定し、嗜好の差が交渉にどのような影響を及ぼすかを評価する予定である。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 15J09912 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Hassan, M. M., Song, B. and Huh, E.-N.: A Framework of Sensor-cloud Integration Opportunities and Challenges, *Proceedings of the 3rd International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, ICUIMC '09, pp. 618–626 (2009).
- [2] Burke, J. A., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Ramanathan, N., Reddy, S. and Srivastava, M. B.: Participatory Sensing, *Proc. World Sensor Web Workshop (SenSys '06)* (2006).
- [3] 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. the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, SenSys '09, ACM, pp. 349–350 (2009).
- [4] Noise Tube, (online), available from <http://noisetube.net/> (accessed 2016-06-21).
- [5] City Sense, (online), available from <http://www.sensenetworks.com/products/macrosense-technology-platform/citysense/> (accessed 2015-01-04).
- [6] Yi, S., Li, C. and Li, Q.: A Survey of Fog Computing: Concepts, Applications and Issues, *Proceedings of the 2015 Workshop on Mobile Big Data*, Mobidata '15, pp. 37–42 (2015).
- [7] 佐古和恵：パーソナルデータの利活用における技術および各国法制度の動向：4. パーソナルデータエコシステム構築に向けて-自己情報コントロール権の実現-, 情報処理, Vol. 55, No. 12, pp. 1361–1367 (2014).
- [8] 生出拓馬, 阿部亨, 菅沼拓夫：契約概念に基づくストリーム型データ共有基盤の検討, マルチメディア通信と分散処理ワークショップ2015論文集, Vol. 2015, No. 5, pp. 92–99 (2015).
- [9] Oide, T., Abe, T. and Suganuma, T.: A Broker-less Participatory Sensing Scheme by User Matching Mechanism Based on Market Price Approach, *2016 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PerCom Workshops)*, pp. 1–6 (2016).
- [10] Sunyoung, K., Jennifer, M. and Eric, P.: Sensr: Evaluating a Flexible Framework for Authoring Mobile Data-collection Tools for Citizen Science, *Proceedings of the 2013 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 1453–1462 (2013).
- [11] 坂村美奈, 米澤拓郎, 中澤仁, 高汐一紀, 徳田英幸：Help Me!:参加型センシングにおける参加機会創出のための情報の価値付けと可視化システム, 技術報告 35, 慶應義塾大学 (2014).
- [12] Tangmunarunkit, H., Hsieh, C. K., Longstaff, B., Nolen, S., Jenkins, J., Ketcham, C., Selsky, J., Alquaddoomi, F., George, D., Kang, J., Khalapyan, Z., Ooms, J., Ramanathan, N. and Estrin, D.: Ohmage: A General and Extensible End-to-End Participatory Sensing Platform, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, Vol. 6, No. 3, pp. 38:1–38:21 (2015).
- [13] Zaman, J. and Meuter, W. D.: DisCoPar: Distributed Components for Participatory Campaigning, *Proceedings of the Sixth IEEE Workshop on Pervasive Collaboration and Social Networking*, pp. 160–165 (2015).
- [14] Peng, D., Wu, F. and Chen, G.: Pay As How Well You Do: A Quality Based Incentive Mechanism for Crowdsensing, *Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc '15)*, pp. 177–186 (2015).
- [15] Jin, H., Su, L., Chen, D., Nahrstedt, K. and Xu, J.: Quality of Information Aware Incentive Mechanisms for Mobile Crowd Sensing Systems, *Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc '15)*, pp. 167–176 (2015).
- [16] Yang, D., Xue, G., Fang, X. and Tang, J.: 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).
- [17] Lee, J.-S. and Hoh, B.: Sell Your Experiences: A Market Mechanism based Incentive for Participatory Sensing, *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '10)*, pp. 60–68 (2010).
- [18] Zhang, X., Yang, Z., Zhou, Z., Cai, H., Chen, L. and Li, X.: Free Market of Crowdsourcing: Incentive Mechanism Design for Mobile Sensing, *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, Vol. 25, No. 12, pp. 3190–3200 (2014).
- [19] Guo, B., Wang, Z., 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 (CSUR)*, Vol. 48, No. 1, pp. 7:1–7:31 (2015).
- [20] Tsujimori, T., Thepvilojanapong, N., Ohta, Y., Zhao, Y. and Tobe, Y.: History-based Incentive for Crowd Sensing, *Proceedings of the 2014 International Workshop on Web Intelligence and Smart Sensing (IWWISS '14)*, pp. 2:1–2:6 (2014).
- [21] Al-Fagih, A. E., Al-Turjman, F. M., Alsalihi, W. M. and Hassanein, H. S.: A Priced Public Sensing Framework for Heterogeneous IoT Architectures, *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, Vol. 1, No. 1, pp. 133–147 (2013).
- [22] 上山芳隆, 玉井森彦, 安本慶一：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, 技術報告 12, 奈良先端科学技術大学院大学 (2013).
- [23] Shao, Z., Taniar, D. and Adhinugraha, K. M.: Range-kNN queries with privacy protection in a mobile environment, *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 24, pp. 30–49 (2015).