

C2C サービスにおける進化ゲーム理論に基づく制度設計の検討

泉澤 拓弥^{†1} 勝間田 優樹^{†1} 山田 暁^{†1}

概要: 個人が所有する遊休資産を他の個人に提供し利用可能とする C2C サービスにおいて、取引を行う個人間のトラブルが急増している。このトラブルは、取引相手の意向に反して資産を提供あるいは利用する不誠実な行動（裏切り戦略）を取る個人が存在することに起因して発生する。C2C サービス事業者は、誠実な行動（協調戦略）を取る個人を増やし市場を活性化させるため、相互評価制度を導入し取引相手との信頼構築を試みているものの、裏切り戦略を取る個人を排除するに至っていない。そのため C2C サービス事業者は、相互評価制度に加え、所望とする協調率を達成するための制度設計を行う必要がある。本研究では、相互評価に基づきインセンティブまたはペナルティを付与することで協調率を増加させる制度設計を提案し、所望とする協調率を達成するために C2C サービス事業者が個人に付与する報酬を最適化することを目指す。本稿では、提案する制度設計を進化ゲーム理論に基づくマルチエージェントシミュレーションを用いて実装し、付与するインセンティブおよびペナルティに応じた協調率の推移を確認する。シミュレーションにより、C2C サービス事業者が所望とする協調率の達成に寄与する仕組みを示唆した。

キーワード: 進化ゲーム理論, 制度設計, マルチエージェントシミュレーション, C2C サービス, シェアリングエコノミー

A study of Mechanism Design for C2C Service based on Evolutionary Game Theory

TAKUYA IZUMISAWA^{†1} YUKI KATSUMATA^{†1} AKIRA YAMADA^{†1}

Abstract: In C2C services where individuals provide their own idle assets to other individuals and make them available, troubles between individuals are increasing. These troubles arise because there are individuals who act unreliably ('Defection' strategy) to provide or use assets against the will of the counterpart. The motivation of C2C service operators is to increase participants who take reliable action ('Cooperation' strategy) and activate the market, and thus they introduce the mutual evaluation system and try to build a relationship of mutual trust between counterparts; however, it has not come to exclude individuals who 'defect'. Therefore, in addition to the mutual evaluation system, the operators need mechanism design to achieve the desired cooperation rate. In this study, we propose mechanism design that increases cooperation rate by giving incentives or penalties based on mutual evaluation, and aim to optimize the reward that operators give to individuals in order to achieve the desired cooperation rate. In this paper, we implement the proposed mechanism design by Multi-Agent Simulation based on evolutionary game theory and confirm the transition of cooperation rate according to given incentive and penalty. Simulation results suggested mechanism which contributes to the achievement of the cooperation rate desired by the operators.

Keywords: Evolutionary Game Theory, Mechanism Design, Multi-Agent Simulation, C2C Service, Sharing Economy

1. 序論

個人が所有する遊休資産を他の個人も利用可能とする経済活動としてシェアリングエコノミーがある。従来のレンタルやリースといったサービスでは、専門業者である法人と個人との間で取引が行われるのに対し、シェアリングエコノミーにおけるサービス（以下、C2C サービス）では、自らが所有する遊休資産を提供する個人（以下、提供者）と、その遊休資産を利用する個人（以下、利用者）との間での取引（以下、個人間取引）が行われることを特徴とする。ここで、遊休資産とは、居住空間やモノ、カネのような有形の資産だけでなく、人の時間やスキルのような無形の資産をも含む。C2C サービス事業者の多くは利用者と提供者とをマッチングさせ、個人間取引を金銭の授受により行わせ、授受された金銭の一部を手数料として徴収することにより収益を得ている [1]。

近年、スマートフォンの普及や Social Networking System (SNS) の発達により、個人間取引における提供者と利用者とのマッチングが容易になったことから、C2C サービスの市場は世界的に拡大している [2]。これにより、シェアリングエコノミーは、消費者利益の増加、就業機会の創出、環境負荷の低減など、様々な経済的・社会的効果をもたらす活動として世界的に期待されている。しかし、C2C サービス市場の拡大に応じて、C2C サービスにおける個人間のトラブルは急増している。このトラブルは提供者と利用者の双方が原因となっている。例えば、提供者起因のトラブルには、利用者の要望と比較してサービス品質が著しく低い資産が提供されることなどがある。対して、利用者起因のトラブルには、提供者の意向に反して利用者が資産を損傷や盗難、紛失してしまうことなどがある [3]。このようなトラブルの原因となる不誠実な行動（以下、裏切り戦略）を取る個人の存在は、C2C サービスの利用者数の増加を阻む主要因である [4]。C2C サービス事業者が事業による収

^{†1} 株式会社 NTT ドコモ 先端技術研究所
NTT DOCOMO, INC. Research Laboratories

入を増加させるためには、市場に誠実な行動を取る個人を増やすことでトラブルを減らし、提供者と利用者の双方に対して安心安全な取引を担保することで提供者数および利用者数を増やし市場を活性化させる必要がある。

C2C サービス事業者の多くは、個人間のトラブルの未然防止策として、相互評価制度を導入している。相互評価制度とは、取引が終了する毎に提供者と利用者が主観に基づいて互いの対応について評価する制度である。一般的に、5段階評価による評価付けを行う方法が多く採用されている。相互評価が蓄積されると、個人は取引を行う前に相手の性格や取引における応対品質、提供される資産の品質あるいは資産の扱い方など、取引を行う上で重要となる相手が誠実な行動をするかどうかを窺い知ることができる。そのため、低い評価点がつけられている個人との取引を避けることで、起こりうるトラブルを未然に回避することが可能である [5]。

相互評価制度の導入により、個人は誠実な取引相手を選定可能となった。しかし現在でも、C2C サービスにおけるトラブルは未だ存在する。裏切り戦略を取る個人の一部は、相互評価制度の有無に関わらず、裏切り戦略を取り続ける。そのため、より安心安全な C2C サービスを提供するためには、相互評価制度に加え、相手の意向に沿った誠実な行動(以下、協調戦略)を取らせる制度設計を行う必要がある。

本研究では、付与するインセンティブまたはペナルティの量の評価点に応じて変化させることで協調戦略を取る個人の数を増加させる制度設計を提案する。このとき、サービス事業者は高い評価点を持つ個人に多くのインセンティブを与えるほど市場に誠実な行動をする個人が増えることは自明である。C2C サービス事業者がかけられるコストには上限があるため、達成できる協調率とコストとはトレードオフの関係にある。本研究の目的は、所望とする協調率を達成するために C2C サービス事業者が個人に付与する報酬を明らかにし最適化することである。

本稿では、提案する制度設計を進化ゲーム理論に基づくマルチエージェントシミュレーションを用いて実装し、付与するインセンティブおよびペナルティに応じた協調率の推移を確認する。マルチエージェントシミュレーションとは、ある社会環境下において個人の意思決定を模擬する計算機プログラム(以下、エージェント)同士の相互作用がもたらす社会経済現象をシミュレーションする手法である。各エージェントは他者の利得を元に自身の利得を最大化する戦略(協調もしくは裏切り)を学習し、2人ゲームを通して双方の戦略および評価点に応じた利得を得る。この操作を繰り返し、利得を最大化するために最終的に取りうる戦略を決定する。このシミュレーションにより、設定したパラメータにおける協調率を評価する。この評価から C2C サービス事業者が所望とする協調率を達成するのに必要となる個人の利得条件を明らかにする。

本稿の構成は以下の通りである。2章では、進化ゲーム理論の概要と C2C サービスにおける個々の評価内容に基づいた制度設計の関連研究について述べる。3章では、本研究で提案する制度設計の概要とそのシミュレーションモデルについて述べる。続く4章では、提案する制度設計の評価を行うことで、一定の協調率を達成するのに必要な個人の利得条件を明らかにする。最後に5章では、本稿の結論と今後の展望について述べる。

2. 進化ゲーム理論に基づく制度設計

2.1 進化ゲーム理論

進化ゲーム理論とは、ゲーム理論に動学を導入してそのゲームの最終的な帰結を探る方法論である。進化ゲーム理論は、生物の進化を解析するため進化生物学に導入されたことを起点に [6]、現在の社会科学や経済学などの諸分野に応用され盛んに研究が行われている。

進化ゲーム理論における重要課題の一つは、ある社会環境下に存在する各個人に対して協調的な行動を創発させるための制度設計である。この制度設計について、Nowak ら [7] は協調的な行動を促進・維持する可能性を持つ5つの互惠メカニズムについて論じている。その内の一つであるネットワーク互惠は、協調戦略と裏切り戦略とのいずれかのみを持つ複数の個人を結ぶネットワークを限定することで、ネットワーク全体の協調を創発させる機構である。この機構における個人は、ネットワーク上で隣接する特定の個人(以下、隣人)のみと取引を行い、隣人から戦略を模倣する。ネットワーク互惠は、well-mixed(個人の無限集合からランダムに二人を選出させ取引させること)の状況から社会粘性を増大させる効果を発揮するメカニズムとして注目されている [8]。

2.2 関連研究

Zhang ら [9] や Xie ら [10] は、クラウドソーシングと呼ばれる C2C サービスにおいて、個人の評価内容に基づいた制度設計の導入について検討を行った。クラウドソーシングとは、インターネット上のプラットフォームを介して個人の保有するスキルを他個人に提供することで、仕事の受発注を自由に行うことができる仕組みである。受発注可能な仕事内容は、システムの開発だけでなく、イラストの作成や動画撮影など様々である [11]。仕事の報酬を受注者が前払いで受け取る場合、受注者は発注者の依頼に見合う努力を行わないというフリーライダー問題 [12] が存在する。この問題に対して、Zhang らは、評価の高い受注者が報酬をより多く獲得する制度設計を行うことで、受注者がインセンティブを多く獲得するために発注者の依頼に見合う成果を提供することを証明した。また、Xie らは、評価の低い受注者に対してペナルティを科す制度設計を行うこ

とで、発注者の依頼に見合わない成果を提供する個人を排除可能であることを示した。

また、Yang ら [13] や Luo ら [14] は、クラウドセンシングと呼ばれる C2C サービスにおいて、個人の評価内容に基づいた制度設計の導入について検討を行った。クラウドセンシングとは、群衆が持つスマートフォンやウェアラブル端末などの移動機に内蔵されたセンサを用いて大規模データを取得し、そのデータから実世界の様相を把握する仕組みである [15]。環境モニタリングや交通状況の監視、ヘルスケアや世論調査など幅広い分野に適用可能であるため注目を集めている。クラウドセンシングでは、依頼主が個人のデータや時間を提供してくれるよう承認を得る必要があり、さらにデータを供給し続けてくれるよう個人に対して動機付けを行う必要がある。このことから、クラウドセンシングに適用可能な制度設計に関する研究が盛んに行われている。その中で、Yang らは、より品質の高いデータを供給する個人にインセンティブを付与することで、個人に高品質なデータを提供する意欲を高めることが可能であると述べた。また、Luo らは、データ品質に閾値を設け、個人から供給されたデータが閾値以上の場合は高い報酬を、閾値以下の場合は低い報酬を個人に付与する制度設計を検討し、その優位性を示した。

これまで述べた関連研究では、個々の評価内容に基づきインセンティブおよびペナルティを設けることで、個人が相手の意向に沿った行動を取ることを示唆している。個人に対してインセンティブやペナルティを与える制度設計は、人の時間やスキルといった無形の資産だけでなく、居住空間やモノ、カネ等といった有形の資産をも含む C2C サービスでも同様な効果を発揮すると期待できる。

3. シミュレーションモデル

3.1 ゲームの定義

本モデルでは、Chica [16] らのシミュレーションモデルを参考にゲームを定義する。C2C サービスにおけるエージェントの戦略は利用者および提供者毎に 2 つの離散値を設定した。各エージェントは次に記す 4 つの戦略の中から 1 つを選択する。また、エージェントの総数は、各戦略におけるエージェント数の合計と同値である。

- TP (Trusted Provider): 利用者の要望通りに資産を提供する誠実な提供者
- UP (Untrusted Provider): 利用者の要望に反してサービス品質が著しく低い資産を提供する不誠実な提供者
- TC (Trusted Consumer): 提供者の意向に沿って正しく資産を利用する誠実な利用者
- UC (Untrusted Consumer): 提供者の意向に反して資産を損傷や盗難、紛失などを行う不誠実な利用者

表 1 に C2C サービスにおけるゲームの利得構造を示す。T (Temptation: 裏切りへの誘惑) は提供者 (TP) に対して利用者 (UC) が獲得する利得を、R (Reward: 協調への報酬) は誠実な提供者 (TP) と利用者 (TC) 同士が取引を行った際の報酬を、S (Sucker: お人好し) は利用者の戦略が UC の際に提供者 (TP) が被る損失を、X は利用者の戦略に関わらず提供者 (UP) が獲得する利益を、それぞれ表す。

		利用者	
		TC	UC
提供者	TP	R, R	$-S, T$
	UP	$X, -X$	$X, -X$

表 1. C2C サービスにおけるゲームの利得構造。

表 1 の利得構造において各利得の関係性は (1) 式で示される。

$$2R > T > R > S > X \geq 0 \quad (1)$$

近年、C2C 取引市場の拡大に伴い、保険業界の多くの企業は安心安全な C2C 取引の実現に向けた保険サービスを展開している [17]。これにより、利用者は提供者とトラブルが生じた際に損害額を軽減することができる。そのため、利得 X の値は利得 S や利得 R の値と比較して小さいものとする。本シミュレーションでは、利得 T を 1、利得 S を 0.5、利得 X を 0.25 に設定した。また、利得 R は従来の C2C サービスにおいて個人間で授受される報酬であり、C2C サービス事業者が自由に設定可能な利得パラメータである。本研究では、利得 R は個人に付与される評価点に基づいて決定されるという制度設計により C2C サービス事業者が個人間取引の市場を制御し、所望の協調率を達成できるものと仮定する。具体的には次の 3.2 項で述べる。

3.2 提案する制度設計

本項では C2C サービスを行う各個人に協調戦略を取らせる制度設計について述べる。提案する設計では、各個人の評価内容に基づきインセンティブもしくはペナルティを個人に付与する。具体的には、評価点の高い個人は、本来の取引報酬 R に加え、取引相手との評価点差に応じたインセンティブを獲得し、評価点の低い個人は本来の取引報酬 R から取引相手との評価点差に応じたペナルティが引き去られる。

本制度において、ある個人 i と取引相手 j との個人間取引終了後に個人 i が獲得する報酬 R_i は式 (2) で示される。

$$R_i = \begin{cases} R \left[1 + \alpha_{Gain} \left(\frac{|Rep_i - Rep_j|}{Rep_{max} - Rep_{min}} \right) \right] & (Rep_i \geq Rep_j) \\ R \left[1 - \alpha_{Loss} \left(\frac{|Rep_i - Rep_j|}{Rep_{max} - Rep_{min}} \right) \right] & (Rep_i < Rep_j) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 α_{Gain} と α_{Loss} はインセンティブ及びペナルティの重み付け係数を表す。また、 Rep_i と Rep_j はそれぞれ個人 i と取引相手 j が持つ評価点を表す。この Rep はこの取引における相互評価点ではなく、この取引を行うまでに蓄積された評価点の平均値である。 Rep_{max} および Rep_{min} はそれぞれ最大と最小の評価点を表す。本シミュレーションでは5段階評価を採用するため、 $Rep_{max} = 5$, $Rep_{min} = 1$ となる。

本制度設計においては、表 1 中で R としていた報酬を各個人の評価点に基づく R_i として利得の計算を行う。

3.3 マルチエージェントシミュレーション

提案する制度設計を、進化ゲーム理論に基づくマルチエージェントシミュレーションを用いて実装する。本シミュレーションの流れは次の通りである。(i) まず、エージェント i は協調戦略と裏切り戦略のいずれかを選択する。(ii) 次に、エージェント i は同じネットワーク内でリンクされた隣人らの中から取引相手を 1 人ランダムで選択し、提供者または利用者として取引を行う。このとき、エージェントおよび選択した取引相手が提供者同士もしくは利用者同士となった場合、取引は行われない。また、取引の実行可否は取引相手の評価点に応じた確率を元に決定される。(iii) 取引終了後、エージェント i は自身と取引相手が取る戦略および付与された相互評価点を元に表 1 および式 (1) に示した利得を獲得する。(iv) 利得獲得後、エージェント i は、手順 (ii) で取った戦略に基づき評価付けされる。(v) 最後に、エージェント i は次回取引で取る戦略を協調戦略と裏切り戦略のいずれかから選択する。その後、手順 (ii) から手順 (v) を繰り返し行う。

4. 評価

4.1 評価環境

本評価におけるネットワークモデルでは、ネットワーク構造として BA アルゴリズム [18] による Scale-Free (SF) モデルを採用し、頂点数は全エージェント数 N と等しく 100、ネットワークの平均次数 k は 8、と設定した。各エージェントはこれらのネットワーク上で進化ゲームを繰り返す行う。

3.3 項の手順 (ii) について、本評価では、エージェント i が取引相手であるエージェント j の評価点を元に取引を行うか否かを意思決定する選択バイアスを設定する。具体的には、エージェント j の評価点が高い程、エージェント i が個人間取引を実行する確率が高くなり、評価点が高いほど取引を行う確率が低くなる。図 1, 2 は、エージェント i がエージェント j との個人間取引を実行する確率を示す。本評価では、エージェント j の評価点に応じて、取引実行率が線形に変化するパターン A(図 1) と、評価点 3 を閾値に取引実行率がステップ状に変化するパターン B(図 2) を

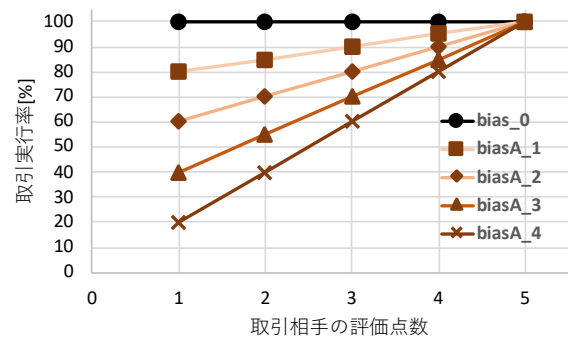


図 1. エージェントの選択バイアス(パターン A).

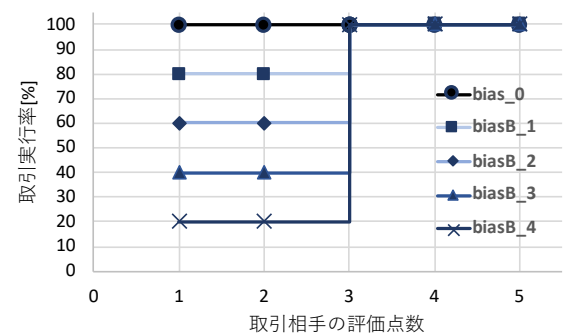


図 2. エージェントの選択バイアス(パターン B).

設定した。各パターンにおいて取引実行率の値が異なる 4 通りの選択バイアスのシナリオを仮定した。

また、3.2 項の手順 (iv) について、本評価では、各エージェントは自身が取った戦略に応じた表 2 に示す確率で相互評価を受けるものとする。

		評価点				
		5	4	3	2	1
戦略	協調	40%	30%	20%	10%	0%
	裏切り	0%	10%	20%	30%	40%

表 2. 自身が取った戦略と、ある評価点を与えられる確率との関係。

3.3 項の手順 (v) について、本評価では、各エージェントは Fermi 関数による Pairwise 比較を用いた戦略適応ルールに基づいて次回取引で取る戦略を決定する。このルールでは、個人が同じネットワーク配下に存在するランダムな隣人を 1 人選び、自身と相手の利得差に応じて、実際に隣人の戦略を模倣するか否かを決定するモデルである。本モデルは (3) 式で示される。

$$P_{i \leftarrow j} = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{\Pi_i - \Pi_j}{\kappa}\right)} \quad (3)$$

(3) 式は、あるエージェント i がエージェント j の戦略を模倣する確率を示す。ここで、 Π はあるエージェントの累積利得を表す。温度計数 κ は 0.1 に設定した。本式は、エージェント i は累積利得が隣人エージェントの累積利得より下回っている程、隣人エージェントの戦略を模倣する確率が高くなることを示している。

3.3 項で述べた手順 (i) において、初期値として、エージェントの協調率が 50% になるよう全エージェントに戦略を与え、全エージェントの評価点に等しく 3 を与える。全エージェントが手順 (ii) から手順 (v) までを行うことを 1 時間ステップとし、ある時間ステップ終了時の協調率と、前時間ステップの協調率との差分が十分小さくなるまで、もしくは上限である 3000 時間ステップを繰り返すまでを 1 回の試行とする。差分が十分小さくなった場合には、シミュレーション終了時点の協調率を、3000 時間ステップが経過した場合には、最終 100 時間ステップでの協調率の平均を、それぞれその試行における協調率とする。

本評価では、パラメータとして、 R の値を 0.6 から 0.9 まで 0.1 刻みに、 α_{Gain} 及び α_{Loss} の値をそれぞれ 0 から 1 まで 0.1 刻みに変化させた際の協調率を求める。シミュレーションを 100 回試行し、各パラメータにおける協調率のアンサンブル平均を算出する。

4.2 評価結果

選択バイアスの有無およびパターンの違いによる協調率の変化を確認する。図 3, 4, 5 に、各パラメータ ($R, \alpha_{Gain}, \alpha_{Loss}$) において算出された協調率のアンサンブル平均を示す。図 3 は選択バイアスのない場合 (bias_0) の協調率を表し、図 4, 5 は選択バイアスが各パターンで最も顕著な場合 (それぞれ、biasA_4, biasB_4) の協調率を表す。ここで、青色の領域は協調率が 50% 以上となる領域 (以下、協調領域) を、赤色の領域は協調率が 50% 以下となる領域 (以下、裏切り領域) を表している。選択バイアスがない場

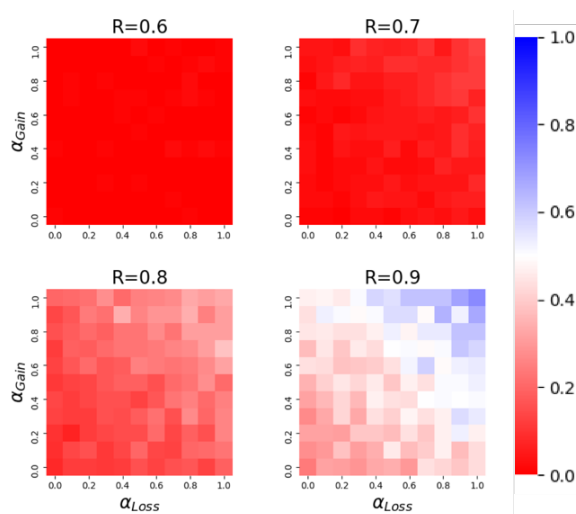


図 3. 利得パラメータに応じた協調率 (bias_0)

合 (図 3) と選択バイアスがある場合 (図 4, 5) とを比較すると、傾向は同様であり図 3 の協調領域の方が狭いことがわかる。このことから、選択バイアスにより、裏切り戦略を取る個人は取引実行率が低下するため、その結果、協調領域が広がることが推察される。つまり、裏切り戦略を取る個人は、取引を行う機会が失われると利得を増やすことができなくなるため、獲得する利得の大小に関わらず協調戦略を取る必要があることを学習していくと考えられる。そのため、C2C サービス事業者は、評価点の低い個人に対して取引を行わせづらくさせる仕組みを導入することで、個人に支払うコストを抑えつつ協調戦略を取る個人を増加可能であることが示唆される。また、選択バイアスにおける各パターン (図 4, 5) を比較すると、図 5 は図 4 よりも協調領域が広い。この結果は、評価点に応じた取引実行率を線形に設定するよりも、高評価と低評価との間で二極化させた方が協調戦略を取る個人が多くなる可能性を示唆する。

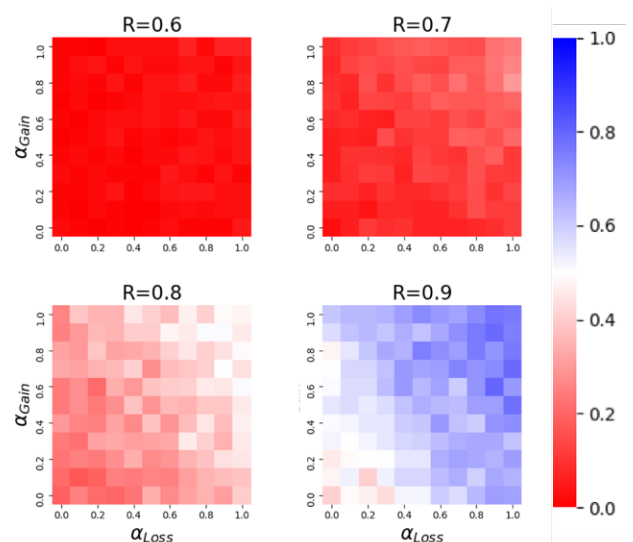


図 4. 利得パラメータに応じた協調率 (biasA_4)

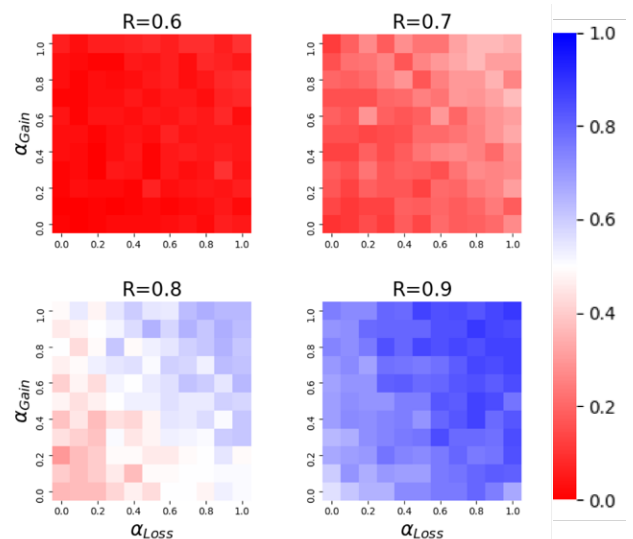


図 5. 利得パラメータに応じた協調率 (biasB_4)

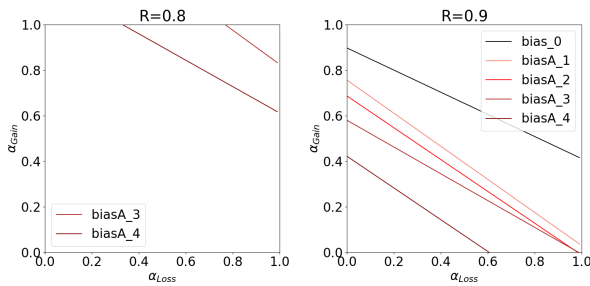


図 6. 協調率 50%を満たす各パラメータの条件 (パターン A)

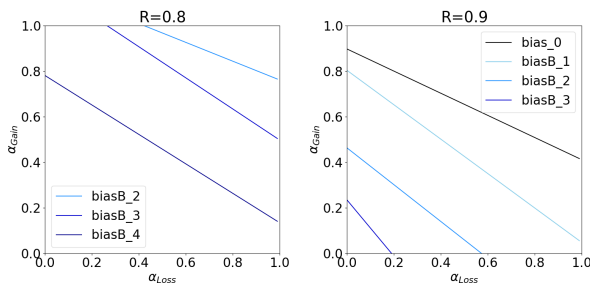


図 7. 協調率 50%を満たす各パラメータの条件 (パターン B)

次に、所望とする協調率を満たすために必要な各パラメータの条件を確認する。前述の結果から、所望とする協調率を満たす各パラメータの条件を線形回帰分析にて予測した。ここでは所望とする協調率を 50%と仮定し、図 6, 7 に、選択バイアスの各パターンにおいて協調率 50%を達成するパラメータの値を示す。図 6, 7 から、協調率 50%を達成する各パラメータはシナリオ毎に異なり、選択バイアスが強く働くほど必要となる各パラメータの値が小さくなることからわかる。また、グラフの傾きに注目すると、図 7 のシナリオ (biasB_3) を除く全てのシナリオについて、直線の傾きは -1 より大きくなっている。このことから、 α_{Loss} の値よりも α_{Gain} の値が協調率の増加に影響を与えていることが考えられる。つまり、C2C サービスを行う個人は、ペナルティを課されることよりもインセンティブを付与されることを動機付けとし、協調戦略を取る傾向があることが推察できる。

5. 結論

本稿では、提案する制度設計を進化ゲーム理論に基づくマルチエージェントシミュレーションを用いて実装し、付与するインセンティブおよびペナルティに応じた協調率の推移を確認した。シミュレーションの結果、評価点の低い個人の取引機会を減らすこと、およびペナルティよりもインセンティブを多く設定することが、所望とする協調率の達成に寄与する可能性が示された。

参考文献

- [1] 総務省, “シェアリングエコノミーの持つ可能性,” 平成 30 年版情報通信白書, 2018.
- [2] PwC, “The sharing economy-sizing the revenue oppu,” PwC UK Website, 2016.
- [3] 消費者庁, “消費者問題の動向と消費者意識・行動,” 平成 30 年版消費者白書, 2018.
- [4] 消費者庁, “消費生活に関わる意識調査,” 平成 28 年度調査報告書, 2016.
- [5] 大和総研, “シェアリングエコノミーにおける消費者保護の視点,” 大和総研グループレポート・コラム, 2019.
- [6] Maynard Smith et al, “The Logic of Animal Conflict,” Nature, 1973.
- [7] Martin Nowak et al, “Five Rules for the Evolution of Cooperation,” Science, 2006.
- [8] Martin Nowak et al, “Evolutionary games and spatial chaos,” Nature, 1992.
- [9] Yu Zhang et al, “Reputation-based incentive protocols in crowdsourcing applications,” IEEE INFOCOM, 2012.
- [10] Hong Xie et al, “Incentive mechanism and protocol design for crowdsourcing systems,” Proc. of IEEE Allerton, 2014.
- [11] 厚生労働省, “クラウドソーシングの現状,” 平成 27 年度厚生労働省委託事業, 2015.
- [12] M. Feldman et al, “Free-riding and Whitewashing in Peer-to-Peer Systems,” Workshop on Practice & Theory of Incentives in Networked Systems, 2004.
- [13] Tie Luo et al, “ustainable Incentives for Mobile Crowdsensing: Auctions, Lotteries, and Trust and Reputation Systems,” IEEE Communications Magazine, 2017.
- [14] Shuo Yang et al, “On Designing Data Quality-Aware Truth Estimation and Surplus Sharing Method for Mobile Crowdsensing,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017.
- [15] Raghu K. Ganti et al, “Mobile crowdsensing: current state and future challenges,” IEEE Communications Magazine, 2011.
- [16] Manuel Chica et al, “An evolutionary trust game for the sharing economy,” IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2017.
- [17] 損保保険ジャパン日本興亜株式会社, “安心・安全なシェアリングエコノミーに向けて,” 第 12 回シェアリングエコノミー検討会議, 2018.
- [18] Albert-László Barabási et al, “Emergence of scaling in random networks,” Science, 1999.