

令和5年度 春学期 卒業研究3 (BI)
学士論文

題目 都市デジタルツインを実現する
共創プラットフォームの進化ゲ
ームを用いた分析

指導教員 上山憲昭 教授

立命館大学 情報理工学部 セキュリティ・ネットワークコース

学籍番号 26002001810

近藤海斗

令和6年1月31日

概要

現実世界の多種多様なデータを収集し、サイバー空間上でシミュレーションを行うことで、現実世界で生じる様々な現象を予測するデジタルツインが注目されている。「まちのデジタルツイン」は住環境や市街の様々な環境データを用いたデジタルツインであり、人々が暮らす社会の将来の状態や状況を予測する。そして共創型デジタルツインは「まちの住人」からデータを収集してシミュレーションを行うデジタルツインであり、多種多様なデータが必要となる「まちのデジタルツイン」を実現する方法として注目されている。住人からデータを収集しシミュレーションを行い、様々な予測結果を提供するのがプラットフォーム事業者であり、住人に対してどのようにデータ提供のためのインセンティブを提供するかといったビジネスモデルが、持続可能な「まちのデジタルツイン」を実現する鍵となる。そこで本稿では、共創型デジタルツインのプラットフォームのビジネスモデルとしてどのようなものが考えられるかを検討する。そして利害関係者(ステークホルダ)間の動的な関係を微分方程式で解析できる進化ゲーム理論を用いて、どのようなビジネスモデルが望ましいか検証する。

目次

概要	1
第1章 序論	3
1.1 研究の背景	3
1.2 研究の目的	3
第2章 関連研究	5
2.1 共創型デジタルツインのモデル化	5
2.2 インセンティブモデル	5
2.3 モバイルクラウドソーシングにおける進化ゲームモデル	5
第3章 進化ゲーム	6
3.1 進化ゲームの分類	6
3.2 レプリケータ・ダイナミクス	6
第4章 進化ゲームの共創型デジタルツインへの適用	8
4.1 想定条件	8
4.2 モデル化	9
第5章 数値評価	12
5.1 評価条件	12
5.2 選択確率	13
5.3 ブローカ数の推移	13
第6章 まとめ	17
謝辞	18

第1章 序論

1.1 研究の背景

インターネットに接続した機器などを活用して現実空間の情報を取得し、サイバー空間内に現実空間の環境を再現することを、デジタルツインと呼ぶ。2002年に米ミシガン大学のマイケル・グリーブスによって広く提唱された概念である。現実世界と対になるふたご(ツイン)をデジタル空間上に構築し、モニタリングやシミュレーションを可能にする仕組みである。デジタルツインによって、現実世界のリアルタイムな監視やシミュレーションが可能になり、業務を効率化できる。例として、飛行機のエンジンの状態をデジタルツインによって継続的に監視すれば、故障を減らすことができ、必要な時に必要な部分のみメンテナンスできるといったようなこと実現できる。また、デジタルツインによって時間を短縮できる可能性もある。デジタルツインを製造業や建築業の企画・設計段階に導入すると、デジタル空間上でシミュレーションできるため、実際にプロトタイプを制作しなくても各種試験の実施ができて、コスト削減と製品開発時間の短縮ができる [1]。

デジタルツインは主に、製造業や建築業で使用され、その分野でより研究が行われている。しかし、デジタルツインを工場などではなく、都市に当てはめる都市デジタルツインが近年注目されている。IoT センサー技術や 5G の進展により、様々なデータをリアルタイムに収集し、これまでの平面の地図上だけでなく、3次元空間の中で、従来は重ね合わせる事が難しかったデータを可視化することで、高度な分析・シミュレーションが可能になる。その結果を各種デバイスへ、リアルタイムにフィードバックすることで、都市の QoS(Quality of Service) をアップグレードし、都市の住民の生活の質の向上ができる。活用分野は、防災・まちづくり・モビリティ・エネルギー・自然・ウェルネス・教育・働き方・産業と多岐にわたる [2]。

都市のあらゆる最新情報を収集し続けることは、都市サービスを提供する事業者や自治体のみの努力では限界があると考えられる。都市の住民が自発的・積極的に参加することで、より広範囲で多様な情報を持続的に収集できることが鍵となる [3]。このように都市の住民などがデータ提供者となり、デジタルツインにデータを提供し、シミュレーションを行うことにより、データ提供者に利益をもたらすデジタルツインを共創型デジタルツインと言う。

1.2 研究の目的

課題として、共創型デジタルツインが実現した例が国内外を問わず、存在しない [3]。本研究では、共創型デジタルツインのプラットフォームのビジネスモデルとしてどのような

ものが考えられるか検討することで，共創型デジタルツイン実現に近づくことが目的である．

第2章 関連研究

2.1 共創型デジタルツインのモデル化

都市デジタルツイン実現に向けた共創型デジタルツインのモデル化は、すでに行われている [4]. この研究では、共創型デジタルツインを協力ゲームと見立てたデータ取引のモデル化を図るために、予備検討として協力ゲーム理論の提携形ゲームを用いて、データ消費者 (サービス提供者) 側に焦点を当てたデータ取引協力ゲームのモデル化を行っている. 提供されるデータの価値をデータサイズの大きさに応じて変動するものとし、取引したいと考えているデータ消費者が複数存在するものとするとき、各データ消費者が提携することでそれぞれが支払う金額が抑えられる.

2.2 インセンティブモデル

参加型センシングシステム (PSS) におけるインセンティブについては多くのモデルが研究されている [5]. 参加型センシングとは、一般に人々が日常生活から収集した情報や知識を分析、共有し相互利益を享受するためのクラウドソーシング手法である. 人々は周囲の現象の感知に参加し、専用のサーバに報告するように動機づけすることが、システムの成功の重要な要素となる. ユーザは十分な範囲で自発的に参加するとは考えられないため、インセンティブモデルが提案されている. インセンティブの種類は大きく金銭的インセンティブと道徳的インセンティブに分けられる. 金銭的インセンティブは参加型センシングシステムによるアプリケーションからサービスを受けるためのポイントなどの物質的な報酬であり、道徳的インセンティブは自尊心、社会からの承認、賞賛の感覚などである. コミュニティの人々に利益をもたらすように設計されたアプリケーションは、通常、道徳的インセンティブを提供するが、個人がアプリケーションからサービスを受ける場合は、金銭的インセンティブを提供することが重要である.

2.3 モバイルクラウドソーシングにおける進化ゲームモデル

モバイルクラウドソーシングのモデルをタスククリエイタ、プラットフォーム、クラウドワーカーの三者のプレイヤーでモデル化は行われている [6]. この研究では、二者間での共謀、虚偽報告などの不正が発生する状況で不正を行う戦略と不正を行わない戦略の選択を分析している.

第3章 進化ゲーム

3.1 進化ゲームの分類

完備情報の想定を行わないで、より現実的な方法で社会・経済現象をモデル化する新しいゲーム理論として進化ゲームが知られている。進化ゲームはプレイヤーの出生死滅過程で集団中の戦略分布が時間の経過に伴い変化する動学的な体系であり、プレイヤーの出生死滅や学習を仮定することで集団中の戦略分布の変化を明示的に微分方程式により記述する[7]。古典的な非協力ゲームでは複数のナッシュ均衡が存在し、どのナッシュ均衡が成立するかは不明であることが多い。しかし進化ゲームを用いることで、ある初期状態から出発したときにどのようなナッシュ均衡に収束しやすいかや、あるナッシュ均衡に収束するにはどのような初期状態や条件が必要かを分析することが可能となる。進化ゲームには様々なバリエーションがあり、二人のプレイヤーのみが繰り返しゲームを行う非集団モデルと、多数のプレイヤーが存在しランダムに選択したプレイヤー同士でゲームを行う集団モデルがある。またプレイヤーの立場による違いがなく全員が同じ戦略集合・利得行列をもつ対称ゲームと、プレイヤーが立場によって複数のグループに分類され各グループからランダムに選ばれたプレイヤーどうしがゲームを行う非対称ゲームがある。さらに集団モデルを対象にプレイヤーの出生死滅を通して各戦略を用いるプレイヤーの割合の変化を分析するレプリケータ・ダイナミクスと、同じプレイヤー集合が多数回のゲームを反復することで望ましい戦略を学習していくプロセスを分析する学習ダイナミクスがある。

3.2 レプリケータ・ダイナミクス

レプリケータ・ダイナミクスでは、集団中の個体は単位時間にある確率でランダムに選択した相手と対戦し、利得から決まる数の子孫を残し自身は死亡すると考える。そして各戦略の適応度をその戦略を用いた場合の子供の数の期待値と定義し、期待値の基準値からの増減を戦略の利得と定義する。親と子の戦略は同じとし、各戦略を用いる個体の数の微小時間 δt の間の変化量に関する微分方程式を構築し解くことで、収束点の安定性や初期状態に応じて到達する収束点を導出する[7]。

最も基本的な形式は2つの戦略 A と B が存在し、2つのプレイヤー集合のみを考える場合である。ランダム選ばれた2人のプレイヤーが属する集団(用いる戦略)が i と j のとき、これら2人のプレイヤー間の戦闘後の各戦略グループの個体数の増減率を利得 g_{ij} と定義する。すなわち g_{ij} は戦略集団 i に属するプレイヤーが戦略集団 j に属するプレイヤーと対戦した後期待される戦略集団 i のプレイヤー数の増減率である。戦略 A を用いるプレイヤーのシェア(比率)が x のとき、プレイヤー集合 A のプレイヤーが戦略 A もしくは B を用いるプレイヤーと対戦する確率は各々 x と $1-x$ であるため、プレイヤー集合 A のプレイヤーの1回の戦闘にお

ける平均利得 u_a は $u_a = xg_{aa} + (1-x)g_{ab}$ となる. 同様にプレイヤー集合 B のプレイヤーの 1 回の戦闘における平均利得 u_b は $u_b = xg_{ba} + (1-x)g_{bb}$ となる. またプレイヤー全体に対する 1 回の戦闘における平均利得 u は $u = xu_a + (1-x)u_b$ となり, x に関し以下の微分方程式が成立する.

$$\frac{dx}{dt} = (u_a - u)x \quad (3.1)$$

そのため x の任意の初期値に対し本微分方程式を解くことで, 任意の時点 t における x を得ることができる.

第4章 進化ゲームの共創型デジタルツインへの適用

4.1 想定条件

共創型都市デジタルツインのユースケースは図 4.1 のようである。住人であるデータ提供者はデータをデジタルツインのプラットフォームにデータを提供する見返りに、インセンティブを受け取る。プラットフォームは受け取ったデータによりシミュレーションを行い、サービス提供者にデジタルツインのシミュレーションの結果を提供し、デジタルツインの利用料を受け取る。サービス提供者は住人や都市にサービスを提供する。本稿では、プラットフォームのインセンティブ付与法を検討する。プラットフォームがデータを収集すること、シミュレーションを行うこと、インセンティブを提供することをするのは業務が多すぎると考えられるため、本稿では図 4.2 のように、プラットフォームとデータ提供者の間に異なるインセンティブを提示するブローカ (中間業者) を挿入する。このことにより、プラットフォームはシミュレーションを行うことに集中することができ、複数の種類のブローカにより多様なデータを集めることができると考えられる。またサービスを受けるのは住人 (個人) であるため、インセンティブはため金銭的インセンティブ (現金) とする。

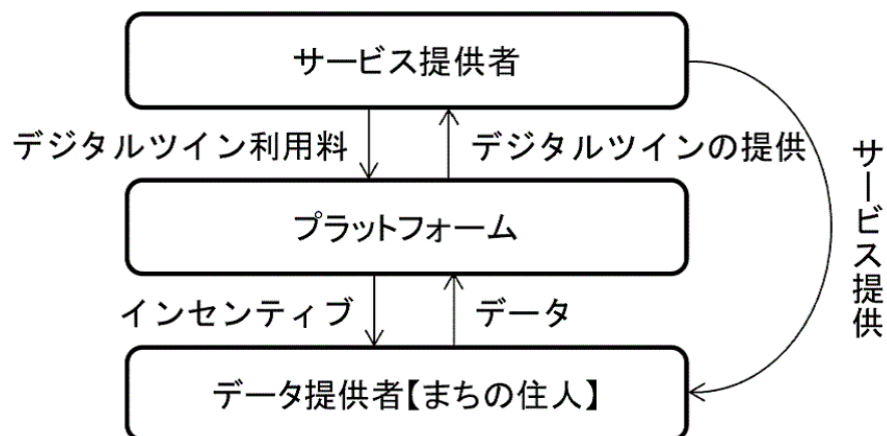


図 4.1: 従来の共創型デジタルツイン

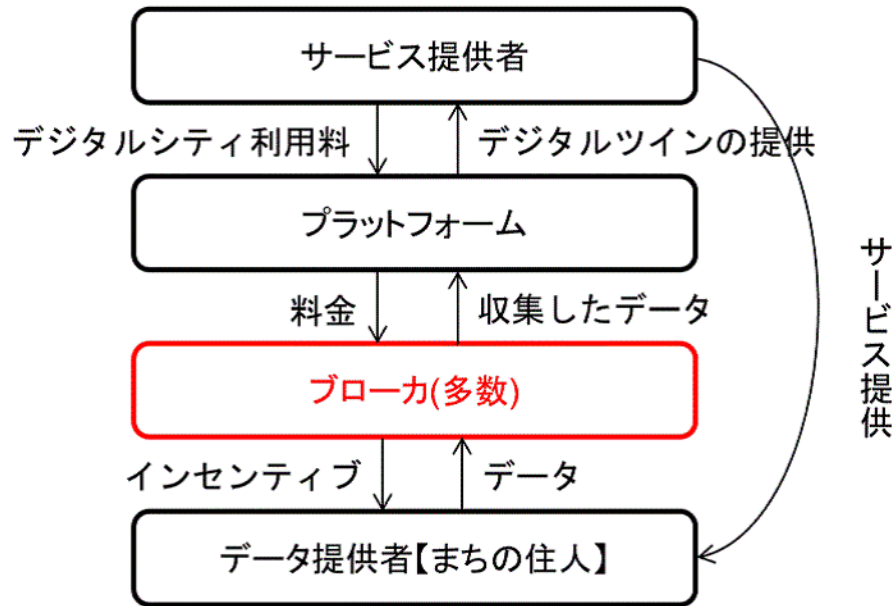


図 4.2: 本稿の共創型デジタルツイン

プラットフォームは1つ、ブローカは多数、データ提供者は多数（一定）であると想定する。また、各ステークホルダーの望むことは、プラットフォームはより多くの情報をより低コストで収集すること、ブローカは利益の増加、データ提供者はデータを高値で買い取ってもらうことである。そのための最適行動は、ブローカは自身の利益が最大になる（と予想される）インセンティブ付与戦略を選択すること、データ提供者は自身の受け取る金額が高くなるブローカを選択することである。本稿では、インセンティブ付与法を検討するため、サービス提供者の最適行動は省略する。

ブローカの戦略として、質優先型（QP: quality prioritize）と量優先型（VP: volume prioritize）の二種類を想定し、ブローカが市場に参加、撤退することで各戦略を用いるブローカの数が増加する。QP を $s = 1$ 、VP を $s = 2$ とする。

4.2 モデル化

データ提供者のデータはデータの質と量でブローカに評価される。データ提供者 i のデータの質を q_i 、量を v_i とすると、 q_i 、 v_i は平均と標準偏差が各々 (μ_q, σ_q) 、 (μ_v, σ_v) で、相関係数が ρ の2変量正規分布に従うことを想定する。ここで、QP はデータの質に、VP は量により大きな重みを付与し、各ブローカ型のデータの質に対する重みを α_{QP} 、 α_{VP} とすると、データの量に対する重みは $1 - \alpha_{QP}$ 、 $1 - \alpha_{VP}$ となる。データ提供者 i がブローカ s から得る料金は次式で得られる。

$$p(s, i) = \alpha_s q_i + (1 - \alpha_s) v_i \quad (4.1)$$

データ提供者 i は、QP のブローカの提示する料金 $p(QP, i)$ と VP のブローカの提示す

る料金 $p(VP, i)$ を比較して高いほうを選択する。データ提供者全体で QP を選択した方が受け取る金額が大きくなる、すなわち QP を選択する確率は ϵ_{QP} とする。

ブローカが各データ提供者から得られる収益の期待値を r とし、一定とする。また、データ提供者 1 人当たりの支払い金額を c_s とする。 c_s は戦略ごとに、選択した人数で選択された料金のみで平均をとることで得られる。

これにより、ブローカの一人当たりの利益の期待値は、収益の期待値からコストを引いた $r - c_s$ となる。

また、データ提供者の総数 W は固定とし、 W のユーザ集合における q と v の同時確率密度を $D(p, v)$ とする。データ提供者が QP もしくは VP のどちらか一方と自由に契約できるとき、 ϵ_{QP} は、

$$\epsilon_{QP} = \int \int D(p, v) U(\psi_1(p, v) < \psi_2(p, v)) dp dv \quad (4.2)$$

となり、VP を選択する確率 ϵ_{VP} は、 $\epsilon_{VP} = 1 - \epsilon_{QP}$ となる。

QP のブローカの集合を M_1 、VP のブローカの集合を M_2 と表記する。また M_s のブローカ数を $x_s (s = 1, 2)$ とする。そして多数のブローカが存在するときに、ランダムに選択した 2 つのブローカがユーザの獲得を巡って対戦するゲームを多数回、反復したときの x_s の収束値を導出する。2 つのグループのいずれかに分類される多数のブローカが存在することから、集団モデルかつ非対象ゲームに該当する。また各差別化戦略を用いるブローカ数の時間経過に伴う変化を分析するため、レプリケータ・ダイナミクスを用いる。ただしレプリケータ・ダイナミクスでは各戦闘の結果、戦闘を行ったプレイヤーは死滅して子孫が生まれると考えるが、ブローカに適用する場合には、ブローカの共創型デジタルツインのデータ収集サービスの継続、撤退、新規参入のダイナミクスが生じると考える。

またレプリケータ・ダイナミクスでは、プレイヤー間の戦闘による結果を直接プレイヤー数の変化に作用させる必要があるが、この場合、ブローカ間の戦闘の結果は獲得ユーザ数の差異で現れることになり、各戦略を用いるブローカ数の変化を直接的には意味しない。そのため獲得ユーザ数をブローカ数の変化に反映させる仕組みを導入する必要がある。そこで 1 回のブローカ間の戦闘の結果、各戦略を用いるブローカ数の増減率を表す利得関数 $\phi(\pi)$ を、獲得するユーザ数の期待値から決まる利益 π の関数で定義する。 $\phi(\pi)$ が 1 より大きい場合、その戦略を用いるブローカがサービスを継続する可能性が高く、またその戦略を用いる新規参入ブローカが多数存在することを意味する。一方 $\phi(\pi)$ が 1 より小さい場合、その戦略を用いるブローカが市場から撤退する可能性が高く、またその戦略を用いる新規参入ブローカが少ないことを意味する。

ブローカが事業を継続するために最小限度、獲得することが必要な利益の下限値を π_0 とすると、利得関数 $\phi(\pi)$ は $\phi(\pi_0) = 0$ を満たす。さらに $\phi(\pi)$ は π の増加に対し単調に増加し、 $\phi(\pi)$ の増加率は π_0 の付近では大きく、 π が π_0 から離れるほど小さくなる。さらに $\pi \rightarrow \infty (-\infty)$ の極限で $\phi(\pi) \rightarrow L (-L)$ に漸近することを想定する。これら要件を満たす $\phi(\pi)$ の関数として、本稿では双曲線正接 (Hyperbolic tangent) $\tanh x = (e^{2x} - 1)/(e^{2x} + 1)$ を用いる。すなわち $\phi(\pi)$ を次式で与える。

$$\phi(\pi) = L \cdot \tanh\left(\frac{\pi - \pi_0}{z}\right) \quad (4.3)$$

ただし z は π_0 のオーダーに応じて π の値をスケールリングする定数パラメタである。

また, π_0 は X 人のデータ提供者から得られる平均利益に設定するため, 次式で得られる.

$$\pi_0 = \left(r - \frac{c_1 + c_2}{2}\right) * X \quad (4.4)$$

利益 π が π_0 のとき $\phi(\pi_0) = 0$ となり, π の増加に対し $\phi(\pi)$ は単調増加となる. 利得関数 $\phi(\pi)$ を用いて, ブローカ数に関する微分方程式を Runge-Kutta 法で数値計算する.

M_i の MVNO が M_j の MVNO と対戦したときに得られる利益の期待値を π_{ij} と定義する. 各ユーザはランダムに選んだ2つのブローカを比較して契約先を選択すると仮定すると, ブローカの総数は $x_1 + x_2$ であるため, 任意の2つのブローカは平均的には $2W/(x_1 + x_2)$ のユーザの獲得を巡り対戦する. そのため異なる種別の MVNO が対戦したときの π_{ij} は次式で得られる.

$$\pi_{12} = \frac{2(r - c_1)W\epsilon_{QP}}{m_1 + m_2} \quad (4.5)$$

$$\pi_{21} = \frac{2(r - c_2)W(1 - \epsilon_{QP})}{m_1 + m_2} \quad (4.6)$$

一方, 同一の種別のブローカが対戦したときには, 50%の確率で各ブローカは各ユーザを獲得すると仮定すると,

$$\pi_{11} = \frac{(r - c_1)W}{m_1 + m_2} \quad (4.7)$$

$$\pi_{22} = \frac{(r - c_2)W}{m_1 + m_2} \quad (4.8)$$

が得られる. M_i のブローカが M_j のブローカと対戦したときの利得 g_{ij} は ϕ を用いて,

$$g_{ij} = \phi(\pi_{ij}) = L \cdot \tanh\left(\frac{\pi_{ij} - \pi_0}{z}\right) \quad (4.9)$$

より得られる.

各ブローカは確率 $x_s/(x_1 + x_2)$ で M_s のブローカと対戦することから, M_s のブローカの1回の対戦における利得の期待値 G_s は,

$$G_s = \frac{x_1}{x_1 + x_2} g_{s1} + \frac{x_2}{x_1 + x_2} g_{s2} \quad (4.10)$$

より得られる. G_s を用いて, x_1 と x_2 に関する以下の連立微分方程式が成立する [7].

$$\frac{dx_1}{dt} = G_1 x_1 = \frac{x_1^2}{x_1 + x_2} g_{11} + \frac{x_1 x_2}{x_1 + x_2} g_{12} \quad (4.11)$$

$$\frac{dx_2}{dt} = G_2 x_2 = \frac{x_1 x_2}{x_1 + x_2} g_{21} + \frac{x_2^2}{x_1 + x_2} g_{22} \quad (4.12)$$

π_{ij} は定数であることから, Runge-Kutta 法などの数値解法により, x_1 と x_2 の初期値を与えることで任意時点 t における x_1 と x_2 の値を算出できる.

第5章 数値評価

5.1 評価条件

各戦略を用いるブローカ数の初期値を $im_1(QP)$, $im_2(VP)$, Runge-Kutta 法のステップ幅を h とし, 使用するパラメタを表 5.1 にまとめる.

大都市を想定し, その中の一部の人々がデータ提供者になることを想定し, $W = 100,000$, データの質と量の価値に差があることを想定し, $\mu_q = 11$, $\mu_v = 10$ とする.

表 5.1: 評価に用いたパラメタ

記号	値
W	100,000 (人)
im_1	10
im_2	10
μ_q	11
σ_q	2.5
μ_v	10
σ	2.5
ρ	0.8
r	15
X	5000
z	10000
L	1

5.2 選択確率

表 5.1 のパラメタで，重み α_{QP} を 0.01 ～ 0.99 にすると同時に α_{VP} を 0.99 ～ 0.01 としたときの選択確率 ϵ_{QP} を α_{QP} の値 0.01 ごとに図 5.1 にプロットする．両ブローカタイプの重み和は便宜上，1 になるようこれら重みを設定する．重みによらず，0.01 ～ 0.49 までと 0.51 ～ 0.99 までは選択確率が等しくなり，0.01 ～ 0.49 で約 0.27，0.51 ～ 0.99 で約 0.73 であった．その理由を調べるために，図 5.2 は $\alpha_{QP} = 0.99$ ， $\alpha_{VP} = 0.01$ のときのデータ提供者の QP と VP のブローカに買い取られる金額をプロットしている．直線 $x = y$ よりも下部にプロットされるデータ提供者は QP を選択する．その割合は 0.7 付近である．図 5.3 は $\alpha_{QP} = 0.99$ ， $\alpha_{VP} = 0.01$ のときのデータ提供者の QP と VP のブローカに買い取られる金額をプロットしており，図 5.4 はそれを拡大したものである．図 5.3 では，線付近に点が集中しており分かりづらいが，図 5.4 だと線より下部にプロットされる割合が 0.7 付近であることがわかる．

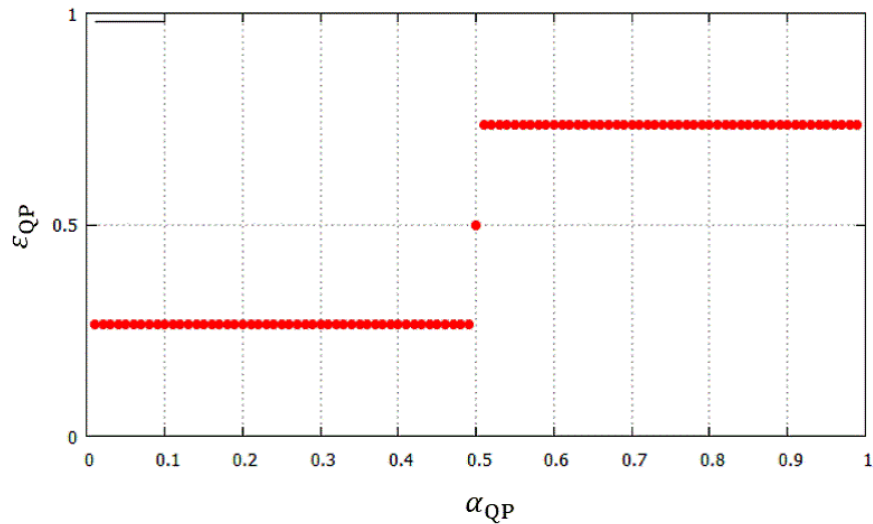


図 5.1: QP のデータの質の重み α_{QP} に対するユーザの QP 選択確率 ϵ_{QP}

5.3 ブローカ数の推移

(a) $\alpha_{QP} = 0.99$ ， $\alpha_{VP} = 0.51$ ，(b) $\alpha_{QP} = 0.51$ ， $\alpha_{VP} = 0.49$ と重みの偏りが異なる 2 つのパラメタでシミュレーションを行う．前述の通り (a)，(b) のどちらの場合でもブローカの QP の選択確率 (ϵ_{QP}) は等しく， ϵ_{QP} は約 0.735 であった．図 5.5 に (a) の，図 5.6 に (b) の各戦略のブローカ数の時間推移を示す．(a)，(b) のどちらの場合でも，QP の選択確率 ϵ_{QP} が高いため， m_1 が優位である． $\alpha_{QP} > \alpha_{VP}$ であるとき，どのような値に重みを設定しても常に QP のブローカで最終的に市場が占有される．これは $\mu_q > \mu_v$ であるため，QP の選択確率 ϵ_{QP} が 0.5 以上となり，収益の利益に対する影響より選択確率の利益に対する影響が大きいためである．

(a)，(b) で， m_1 (QP のブローカ数) と m_2 (VP のブローカ数) の増減の仕方に大きな差異はないが， m_2 が 0 になるまでの時間には差異がある． $\alpha_{QP} > \alpha_{VP}$ において両者の差異

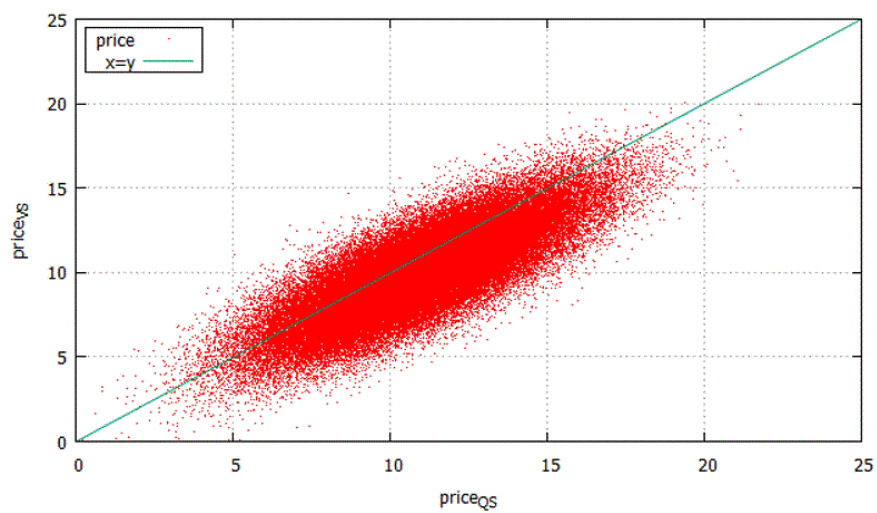


図 5.2: ユーザの QP と VP のインセンティブ (金額) 分布 ($\alpha_{QP} = 0.99$, $\alpha_{VP} = 0.01$)

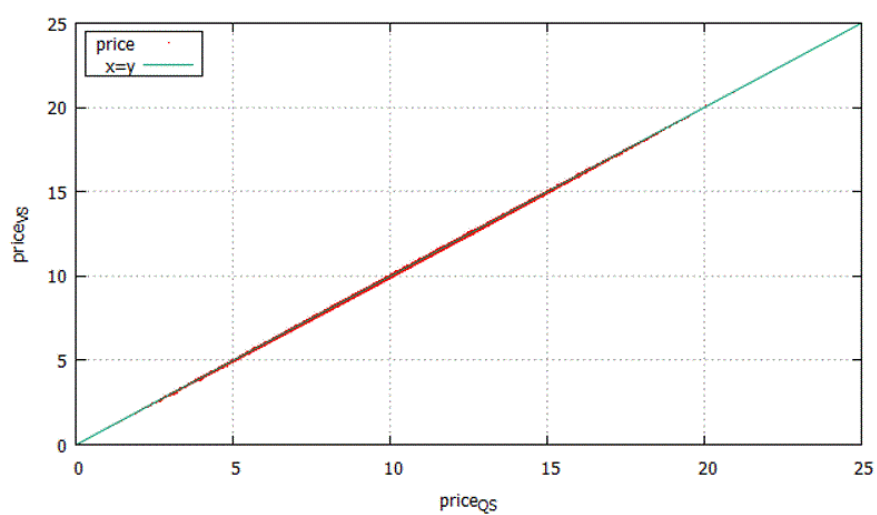


図 5.3: ユーザの QP と VP のインセンティブ (金額) 分布 ($\alpha_{QP} = 0.51$, $\alpha_{VP} = 0.49$)

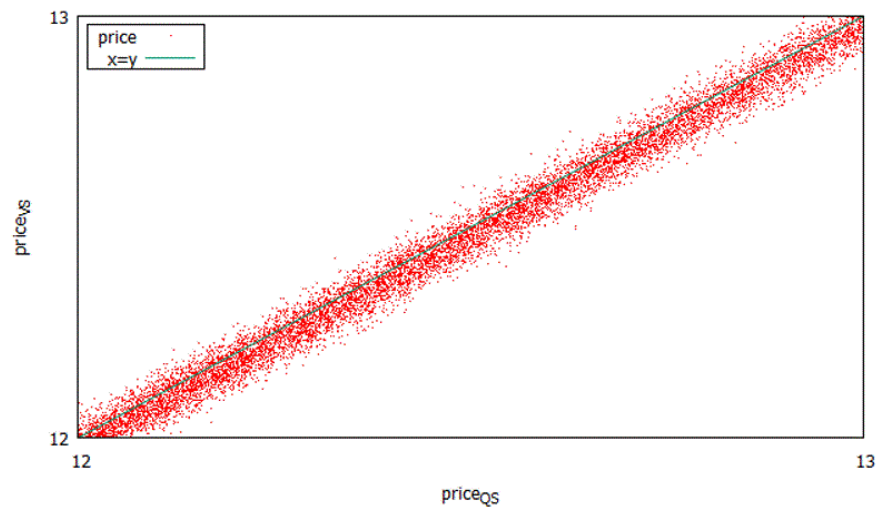


図 5.4: 拡大版ユーザの QP と VP のインセンティブ (金額) 分布 ($\alpha_{QP} = 0.51$, $\alpha_{VP} = 0.49$)

が大きいほど、VP のブローカが消滅するまでに要する時間が増加する。 $\mu_q > \mu_v$ であるため、一人当たりの QP のコスト > 一人当たりの VP のコストであり、一人当たりの QP の利益 < 一人当たりの VP の利益となる。このとき重みの差を増加させると、QP では質の影響が大きくなり量の平均の影響が小さくなるので、コストは増加、VP では、質の影響が小さくなり、量の影響が大きくなるので、コストは増加するがそれは QP と比較して小さい。その結果、重みの差を増加させると、一人当たりのコスト、利益の差は増加し、 m_1 の優位性が下がり、 m_2 の優位性が上がる。これにより重みの差が大きいほど、 m_2 の消滅までに要する時間が増加する。安定した共創型デジタルツインの運営のためには、ビジネスモデルが破綻せず、継続することが望ましいが、重みの差異が大きな方が複数のビジネスモデルが共存する期間が長くなる。また、各ブローカの特徴がより明確になることで、多くのデータ提供者が受け取る金額が増加するため、多くのデータ提供者に対して魅力が向上する。

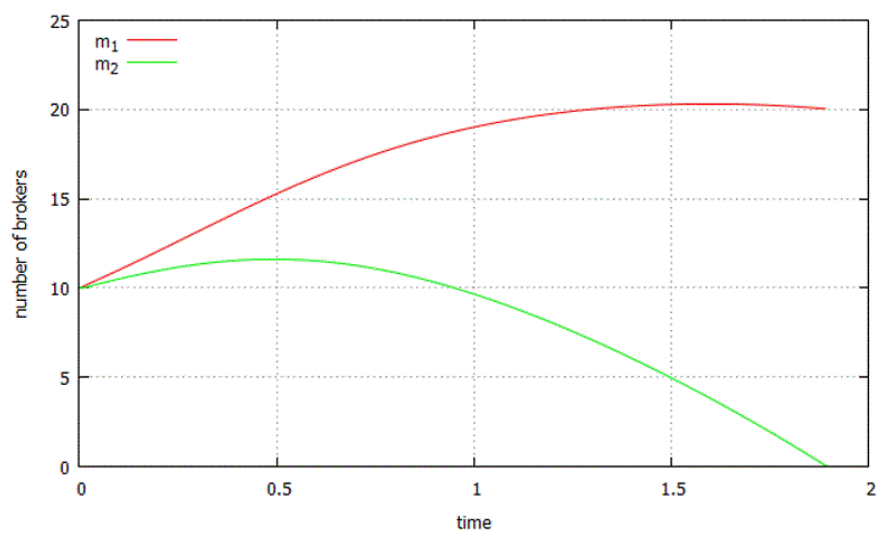


図 5.5: Time series of number of brokers ($\alpha_{QP} = 0.99$, $\alpha_{VP} = 0.01$)

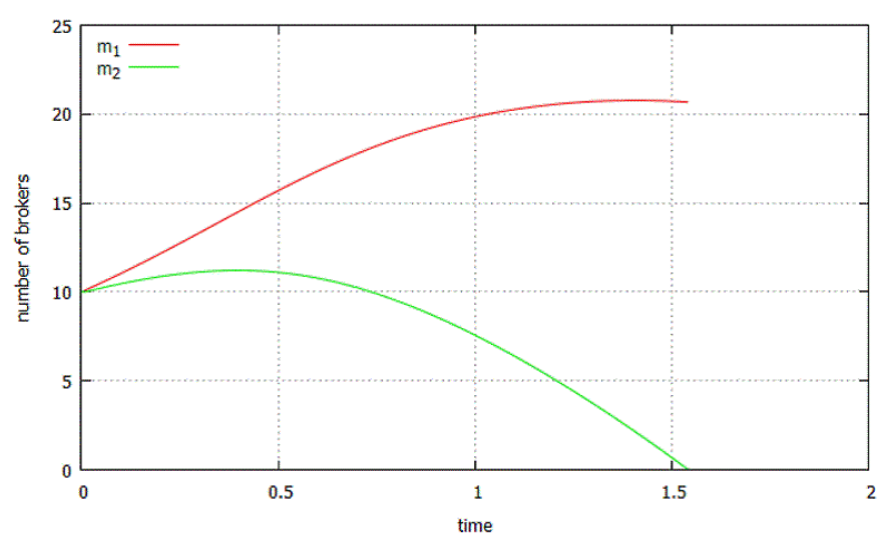


図 5.6: Time series of number of brokers ($\alpha_{QP} = 0.51$, $\alpha_{VP} = 0.49$)

第6章 まとめ

共創型都市デジタルツインの実現のため、プラットフォームのデータ提供者に対するインセンティブ付与法を検討し、進化ゲームを用いて戦略の推移がどのようなになるかを明瞭化することで、共創型都市デジタルツインのプラットフォームのビジネスモデルの分析を行った。シミュレーションにより、質優先型 vs 量優先型における重み変更時のブローカ数の推移を示すことができ、共創型デジタルツインの実現のためのよりよい重みを発見した。今後は、データの属性を質と量と2つの要素だけでなく、ほかの要素や質の細分化など、データの要素を詳細にする予定である。

謝辞

本研究を行うに当たり, ご指導を頂いた上山教授に感謝します. また日常, 有益な議論をして頂いた研究室の皆様に感謝します.

参考文献

- [1] 総務省, https://www.soumu.go.jp/hakusho-kids/use/economy/economy_11.html
- [2] 東京都, デジタルツイン実現プロジェクト, <https://info.tokyo-digitaltwin.metro.tokyo.lg.jp/>
- [3] 早稲田大学, 共創型デジタルツイン実現を目指して, <https://www.waseda.jp/top/news/83150>
- [4] 保戸山英俊, 渡部仁, 宮田純子, 金井謙治, 山崎託, ”共創型デジタルツイン実現に向けた提携型ゲームによるデータ取引のモデル化とその数値解析”, 信学技報, IN2022-116(2023-03)
- [5] Incentive model design for participatory sensing: Technologies and challenges, Shaolin Zaman; Nafeez Abrar; Anindya Iqbal, 2015 International Conference on Networking Systems and Security (NSysS), 19 February 2015
- [6] Three-Party Evolutionary Game Model of Stakeholders in Mobile Crowdsourcing, Fuxing Li; Yingjie Wang; Yang Gao, IEEE Transactions on Mobile Computing(Volume: 9 Issue: 4), 2021
- [7] J. W. Weibull, Evolutionary Game Theory, The MIT Press, 1997

学会発表リスト

- 近藤海斗, 上山憲昭, “都市デジタルツインを実現する共創プラットフォームの進化ゲームを用いた分析“, 電子情報通信学会 2024 年総合大会, 広島, 2024 年 3 月
- 近藤海斗, 上山憲昭, “都市デジタルツインを実現する共創プラットフォームの進化ゲームを用いた分析“, 電子情報通信学会 IA 研究会, 宮古, 2024 年 3 月