

共創型都市デジタルツインのビジネスモデルの進化ゲームを用いた分析

近藤 海斗[†] 上山 憲昭[†]

† 立命館大学 情報理工学部

〒 525-8577 滋賀県草津市野路東1-1-1

E-mail: †is0559xk@ed.ritsumeい.ac.jp, ††kamiaki@ritsumeい.ac.jp

あらまし 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。「都市デジタルツイン」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「都市デジタルツイン」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「都市デジタルツイン」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。

キーワード デジタルツイン、インセンティブ、進化ゲーム

Analysis of Business Model of Co-Creative Digital-Twin City Using Evolutionary Game

Kaito KONDO[†] and Noriaki KAMIYAMA[†]

† College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

1-1-1, Nojihigashi, Kusatsu, Shiga 525-8577

E-mail: †is0559xk@ed.ritsumeい.ac.jp, ††kamiaki@ritsumeい.ac.jp

Abstract Digital twins that predict various phenomena in the real world by collecting a wide variety of data from the real world and simulating them in cyberspace are attracting attention. The “City Digital Twin” is a digital twin that uses various environmental data of living environments and urban areas to predict the future state and conditions of the society in which people live. The co-creation type digital twin is a digital twin that collects data from “city dwellers” and performs simulations, and the co-creation type digital twin is attracting attention as a method to realize an “city digital twin” that requires a wide variety of data. The platform operator collects data from residents, performs simulations, and provides various prediction results, and the business model of how to provide incentives to residents for providing data is the key to realizing a sustainable “city digital twin”. In this paper, we examine possible business models for a co-creation-type digital twin platform. We then use evolutionary game theory, which can analyze the dynamic relationships among stakeholders using differential equations, to examine what kind of business model is desirable.

Key words digital twin, incentive, evolutionary game

1. はじめに

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。例えば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をメンテナンスできる。また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ができるため、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、コスト削減と製品開発時間の短縮が可能となる[1]。

デジタルツインは主に製造業や建築業で使用され、これら分野で研究が広く行われている。しかしデジタルツインを工場などではなく、都市に当た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こと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。しかし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]。本稿の目的は、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望ましい形態を明らかにすることで、共創型デジタルツインの実現に資することである。以下 2 節で関連研究について述べ、3 節で進化ゲームの概要をまとめる。そして 4 節で進化ゲームを共創型都市デジタルツインに適用し、5 節で数値評価結果を示し、6 節で全体をまとめることとする。

2. 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が支払う金額が抑えられる。しかしデータを収集して都市デジタルツインのプラットフォームに提供する事業者側の戦略やポリシーは考慮されていない。

2.2 参加型センシングの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ることが、システムの成功の重要な要素となる。ユーザは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。

また、センシングデータの品質が異なる場合、その品質の差

を考慮したインセンティブモデルが必要となる。この問題に対して、多属性オークションが提案されている [6]。従来の参加型センシングでは道徳的インセンティブで行われたが、金銭的インセンティブを多属性オークションでは用いている。金銭的インセンティブの道徳的インセンティブと比較したメリットは、ユーザの参加が増え、収集されるデータの量が増加し質も向上することである。しかし人によって期待する価格が異なることや、データの収集と送信の労力が異なることにより、ユーザの期待する価格を決める必要があることが課題として挙げられている。

そのため参加型センシングのインセンティブ研究では、固定価格ではなく動的価格（オークション）のインセンティブを用いることが多い。ここでオークションは、逆オークションのことであり、従来のオークションとは買い手と売り手の立場が逆のオークションである。ユーザは入札者が 1 人になるまで入札額を減らすという仕組みである。固定価格では、ユーザのバランスの参加を得るのによいが、データの多様性に対応できないという問題がある。オークションには、ユーザのデータに対する期待の価格のみで入札が構成される。期待する価格を考慮することが、センシングデータの品質が同じであるとは限らなく、質の高いデータを得られるかは不明である。データを求めている側の要求するデータの質に反して、ユーザはデータの質を下げて価格を下げることでオークションに勝利することできることになる。

このように参加型センシングのインセンティブには、ユーザの期待する価格だけでなく、データの質など考慮すべき要素が多数存在する。そのために参加型センシングに多属性オークションを用いる提案がされている。この多属性オークションでは、価格以外に追加の属性をオークションに組み込むことができる。価格と品質に依存する商品が存在する場合、すべての入札後に条件が買い手の効用閾値を最大化する売り手が勝利する。買い手はデータのパラメタの要件を売り手に伝えることができ、売り手であるユーザは高い入札を記録するために、オークションプロセス中にデータ品質を評価、改善することが可能である。Krontiris の研究では、効用閾値に影響を与えるパラメタとして、提示する価格、データ品質、参加者の維持、位置プライバシーを考えている。価格は、収集したデータによるアプリケーションの性質、非金銭的インセンティブ、個人の収入、プライバシー評価により構成される。データの品質は、データの量、センシング位置の距離、サンプリング周波数、位置精度により構成される [6]。

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

Li らは、モバイルクラウドソーシングをタスククリエータ、プラットフォーム、クラウドワーカの三者のプレイヤでモデル化している [7]。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なう戦略と不正を行わない戦略の選択を分析している。プラットフォームとクラウドワーカの間で、逆オークションアルゴリズムが用いられる。しかし大量のデータが必要な都市のデジタルツインには適用が困難である。

3. 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 [8]。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、多数のプレイヤが存在しランダムに選択したプレイヤ同士でゲームを行う集団モデルがある。またプレイヤ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の出生死滅を通して各戦略を用いるプレイヤ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[8]。

最も基本的な形式は2つの戦略 A と B が存在し、2つのプレイヤ集合のみを考える場合である。ランダムに選ばれた2人のプレイヤが属する集団(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 に属するプレイヤが戦略集団 j に属するプレイヤと対戦した後に期待される戦略集団 i のプレイヤ数の増減率である。戦略 A を用いるプレイヤのシェア(比率)が x のとき、プレイヤ集合 A のプレイヤが戦略 A もしくは B を用いるプレイヤと対戦する確率は各々 x と $1-x$ であるため、プレイヤ集合 A のプレイヤの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。同様にプレイヤ集合 B のプレイヤの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。

$$\frac{dx}{dt} = (u_a - u)x \quad (1)$$

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。

4. 進化ゲームの共創型都市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を図1に示す。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の全てを実施するには負担が大きいと考えられるため、本稿では図2のように、プラットフォームとデータ提供者との間にブローカ(中

間業者)が存在することを想定する。ブローカがデータ提供者からのデータ収集とインセンティブ付与を担当することで、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できる。また異なるインセンティブを提示する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。サービスを受けるのは住人(個人)であるため、インセンティブは金銭的インセンティブ(現金)とする。

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。そのため各プレイヤの最適行動は、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検討対象外する。

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変化する。QPを $s = 1$ 、VPを $s = 2$ とする。

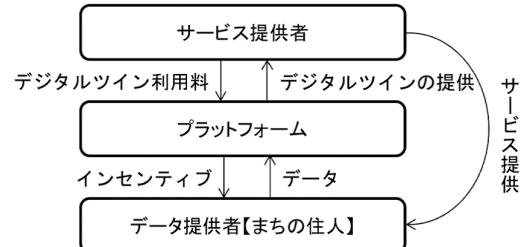


図1 従来の共創型デジタルツイン

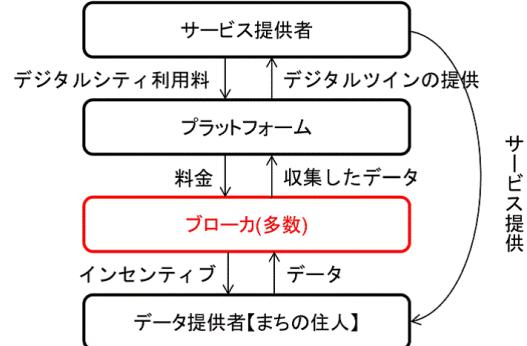


図2 本稿の共創型デジタルツイン

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。

$$p(s, i) = \alpha_s q_i + (1 - \alpha_s) v_i \quad (2)$$

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 $p(\text{VP}, i)$ を比較して高いほうを選択する。データ提供者の中で、QP を選択した方が受け取る金額が大きくなるデータ提供者の割合、すなわち QP を選択する確率を ϵ_{QP} とする。

ブローカが各データ提供者から得る収益の期待値を r とし、一定とする。ブローカ戦略 s を用いるブローカのデータ提供者 1 人に支払うインセンティブの平均値を 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。このとき、ブローカの 1 人当たりの利益の期待値は $r - c_s$ 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、

$$\epsilon_{QP} = \int \int D(p, v) U(\psi_1(p, v) < \psi_2(p, v)) dp dv \quad (3)$$

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、プレイヤ間の戦闘による結果を直接プレイヤ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 の增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。

$$\phi(\pi) = L \cdot \tanh\left(\frac{\pi - \pi_0}{z}\right) \quad (4)$$

ただし z は π_0 のオーダーに応じて π の値をスケー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。

$$\pi_0 = (r - \frac{c_1 + c_2}{2}) * X \quad (5)$$

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。

$$\pi_{12} = \frac{2(r - c_1)W\epsilon_{QP}}{m_1 + m_2} \quad (6)$$

$$\pi_{21} = \frac{2(r - c_2)W(1 - \epsilon_{QP})}{m_1 + m_2} \quad (7)$$

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、

$$\pi_{11} = \frac{(r - c_1)W}{m_1 + m_2} \quad (8)$$

$$\pi_{22} = \frac{(r - c_2)W}{m_1 + m_2} \quad (9)$$

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、

$$g_{ij} = \phi(\pi_{ij}) = L \cdot \tanh\left(\frac{\pi_{ij} - \pi_0}{z}\right) \quad (10)$$

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、

$$G_s = \frac{x_1}{x_1 + x_2} g_{s1} + \frac{x_2}{x_1 + x_2} g_{s2} \quad (11)$$

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 [8]。

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

$$\frac{dx_2}{dt} = G_2 x_2 = \frac{x_1 x_2}{x_1 + x_2} g_{21} + \frac{x_2^2}{x_1 + x_2} g_{22} \quad (13)$$

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。

5. 数値評価

5.1 評価条件

表 1 評価に用いたパラメタ

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

各戦略を用いるブローカ数の初期値を $im_1(\text{QP})$, $im_2(\text{VP})$, Runge-Kutta 法のステップ幅を h とし、使用するパラメタを表 1 にまとめる。大都市を想定し、その中の一部の人がデータ提供者になることを想定し、 $W = 100,000$ とする。また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。

5.2 選択確率

両ブローカタイプの重み和は便宜上、1 になるよう、両ブロー

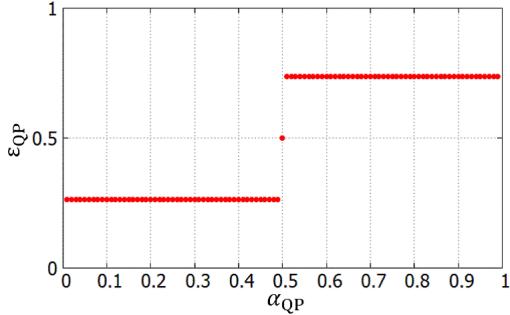


図 3 QP のプローカのデータの質に対する重み α_{QP} に対するユーザの QP プローカ選択確率 ϵ_{QP}

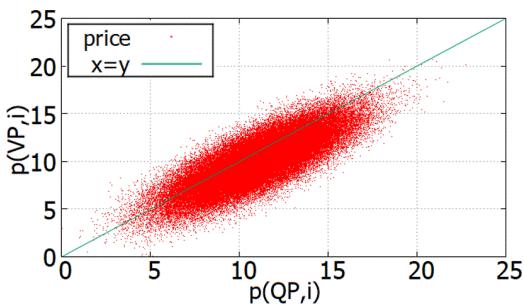


図 4 ユーザの各タイプのプローカから受け取るインセンティブの散布図 ($\alpha_{QP} = 0.99$, $\alpha_{VP} = 0.01$)

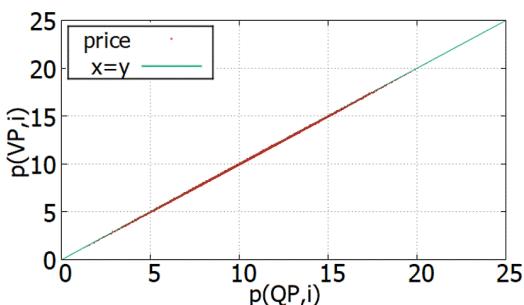


図 5 ユーザの各タイプのプローカから受け取るインセンティブの散布図 ($\alpha_{QP} = 0.51$, $\alpha_{VP} = 0.49$)

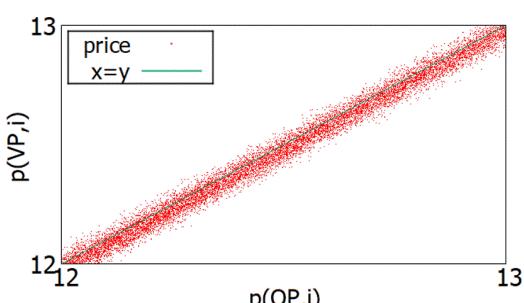


図 6 ユーザの各タイプのプローカから受け取るインセンティブの散布図 ($\alpha_{QP} = 0.51$, $\alpha_{VP} = 0.49$)【拡大版】

カタイプのデータの質に対する重みを設定する。すなわち任意に与えた α_{QP} に対し、 α_{VP} を $\alpha_{VP} = 1 - \alpha_{QP}$ に設定する。ユーザの QP プローカの選択確率 ϵ_{QP} を α_{QP} の値 0.01 ごとに変化させたときの、ユーザの QP タイプのプローカ選択確率 ϵ_{QP} を図 3 にプロットする。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 4 に $\alpha_{QP} = 0.99$, $\alpha_{VP} = 0.01$ と、各タイプのプローカの設定する重みが極端に異なる場合の、各データ提供者が QP と VP の各プローカから受け取ることができるインセンティブの散布図を示す。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 を選択するが、その割合は約 0.7 である。また図 5 に同様に、 $\alpha_{QP} = 0.51$, $\alpha_{VP} = 0.49$ と、両タイプのプローカの設定する重みがほとんど同一の場合の各データ提供者の各タイプのプローカからの受領インセンティブの散布図を示し、さらに図 6 に、図 5 の中央のあたりを拡大したグラフを示す。図 6 より、やはり両タイプのプローカの重みに差異がない場合も、ユーザの QP タイプのプローカ選択確率は、約 0.7 であることがわかる。このように、 $\alpha_{QP} > \alpha_{VP}$ である限り、両タイプのプローカがどのように重みを設定しても、 ϵ_{QP} は一定となりため、図 3 の結果が得られた。

5.3 各タイプのプローカ数の時間推移

定義上、QP のプローカは質重視なので $\alpha_{QP} > 0.5$ に設定する必要があり、反対に VP のプローカは量重視なので $\alpha_{VP} < 0.5$ に設定する必要がある。そこで表 2 に示す、4 つの評価シナリオを想定し、各タイプのプローカ数の時間推移を評価する。

表 2 評価シナリオ

シナリオ	α_{QP}	α_{VP}
scenario A	0.99	0.01
scenario B	0.99	0.49
scenario C	0.51	0.01
scenario D	0.51	0.49

前述した通り、これら 4 つのどのシナリオにおいて QP プローカの選択確率 (ϵ_{QP}) は等しく、約 0.735 であった。図 7～図 10 に、4 つの各シナリオにおける各タイプのプローカ数の時間推移を示す。どの場合でも、QP の選択確率 ϵ_{QP} が 0.5 を超えているため、QP プローカが優位であり、VP プローカ数 m_2 は最初は増加するものの、やがて減少に転じ、最終的にはゼロとなる。 $\alpha_{QP} > \alpha_{VP}$ であるとき、どのような値に重みを設定しても常に QP のプローカで最終的に市場が占有される。これは $\mu_q > \mu_v$ のように設定したためで、QP の選択確率 ϵ_{QP} が 0.5 より大きいためである。

なおデータの質の平均と量の平均を反転させた $\mu_q = 10$, $\mu_v = 11$ で、重みの設定値を QP と VP で逆にした場合、これらのグラフにおいて、 m_1 と m_2 が逆になった結果となった。

ところでこれら 4 つの評価シナリオにおいて、 m_1 (QP のプローカ数) と m_2 (VP のプローカ数) の増減の仕方に大きな差異はないが、 m_2 が 0 になるまでに要する時間には差異が見られる。これには、利益の差が関係している。QP のプローカの戦略において α_{QP} が下限値 0.5 に近いとき QP の利益は約 4.5 となり、 α_{QP} が上限値 1 に近いとき QP の利益は約 3.7 となる。 α_{QP} の値が大きなほど、ユーザに支払われるインセンティブの量はデータの質の数値の影響が大きくなる。データの質の平均 μ_q が量の平均 μ_v より大きい状況においては、 α_{QP} が大きい方が QP のプローカがデータ提供者に払う金額(コスト)が大きくなる。よって α_{QP} が大きいほど QP の利益が小さくなる。

一方、VP の戦略において α_{VP} が下限値 0 に近いとき VP の利益は約 4.0 となり、 α_{VP} が上限値 0.5 に近いとき VP の利益は約 4.5 となる。 α_{VP} の値が大きいほど、ユーザに支払われるインセンティブの量はデータの量の数値の影響が大きくなる。

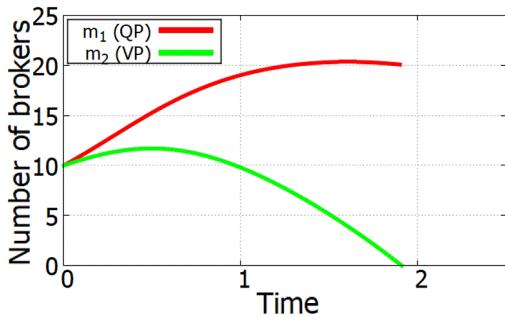


図 7 Time series of number of brokers (scenario A)

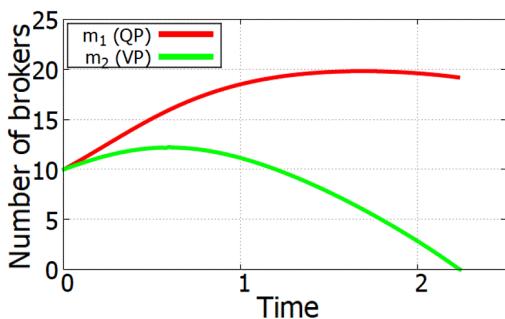


図 8 Time series of number of brokers (scenario B)

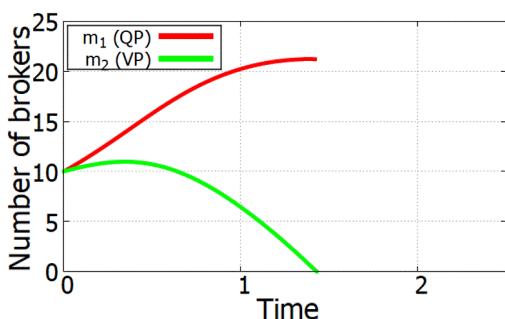


図 9 Time series of number of brokers (scenario C)

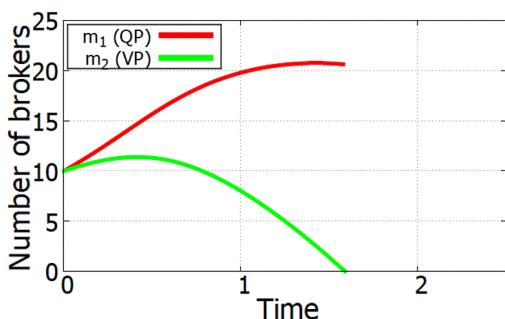


図 10 Time series of number of brokers (scenario D)

データの質の平均 μ_q が量の平均 μ_v より大きい状況においては、 α_{VP} が小さい方が VP のブローカーがデータ提供者に払う金額（コスト）が大きくなる。よって α_{VP} が大きいほど VP の利益が大きくなる。

安定した共創型デジタルツインの運営のためには、複数のタイプのブローカーが市場に存在し続けることが望ましいため、シナリオ B の、両タイプのブローカーの量の平均が高い方（今回の評価では質）の重み α_{QP} と α_{VP} が大きな方が、両方のタイプのブローカーが存続する期間が長くなる。またブローカーの利益が小さくなるということは、データ提供者の受け取る金額が大きくなるため、シナリオ B は約 73%が選択する QP で利益が小さい。これは多くのデータ提供者に対して魅力が向上することを意味する。ところで不利な側の VP ブローカーは市場に残るモチベーションがあるため自然に α_{VP} を増加させるが、有利な側の QP ブローカーは、自身が市場を占有する方が望ましいため、 α_{QP} を減少させるモチベーションが働く。そのため QP ブローカーに α_{QP} を増加させるインセンティブを与えるメカニズムの実現が課題である。

6. まとめ

共創型都市デジタルツインの実現のため、ブローカー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各戦略タイプを用いるブローカー数の推移を定量評価した。計算機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ー数の推移を確認し、共創型デジタルツインの実現のためのよりよい重み設定法を明らかにした。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を行い、またユーザが提供するデータの特定を詳細化する予定である。

謝辞 本研究成果は、JSPS 科研費 21H03436 と 23H03388 の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 総務省、インターネットの活用、デジタルツインって何？
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 年 03 月
- [5] Shaolin Zaman, Nafeez Abrar, and Anindya Iqbal, ”Incentive model design for participatory sensing: Technologies and challenges,” 2015 International Conference on Networking Systems and Security (NSysS), 19 February 2015
- [6] Ioannis Krontiris and Andreas Albers, ”Monetary incentives in participatory sensing using multi-attributive auctions,” International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems, Vol. 27, Issue 4, 2012
- [7] Fuxing Li, Yingjie Wang, and Yang Gao, ”Three-Party Evolutionary Game Model of Stakeholders in Mobile Crowdsourcing,” IEEE Transactions on Mobile Computing, Vol. 9 Issue 4), 2021
- [8] J. W. Weibull, Evolutionary Game Theory, The MIT Press, 1997