

<研究ノート>

事例ベース意思決定モデルに基づくプレイヤーによる 相互作用に関する基礎的研究

舩 井 道 晴
渡 部 順 一

1 はじめに

ゲーム理論は経済学、社会科学、生物学、情報科学、そして近年においては人工知能（Artificial Intelligence: AI）など多岐にわたる分野において応用されている。ゲーム理論は、意思決定者（プレイヤー）による相互作用が存在する状況下（ゲームの状況）での最適な戦略を分析するための理論的な枠組みであり、ジョン・フォン・ノイマンとオスカー・モルゲンシュテルンによる1944年の著作『ゲーム理論と経済行動』に端を発する（Neumann and Morgenstern, 1944）。様々な問題がゲーム理論の枠組みを用いて定式化¹され、ナッシュ均衡、部分ゲーム完全均衡などの解概念、さらには遺伝子や集団の行動に対してゲーム理論の枠組みを用いた進化ゲーム理論や、昨今の制度設計に用いられている理論の1つとしてのオークション理論などが提唱されてきた。

一般的に、ゲーム理論におけるプレイヤーは、自分の利益を最大化するように意思決定を行うことのできる完全な合理性を持つと仮定される。すなわち、利用可能な情報を適切に分析することができ、他のプレイヤーの行動や戦略を読むことのできる計算能力や記憶能力を持つとする。しかし、実際のプレイヤーが（特にそれが人間である場合はなおさら）そのような合理性を持つと仮定することは難しい場合がある。そこで、ハーバート・サイモンの「限定合理性」をはじめとした多様な合理性の概念が提唱されることとなった（Simon, 1947）。限定合理性とは、プレイヤーの意思決定は以下のような制約の中で行われることを指す。

- ・プレイヤーは意思決定に必要なすべての情報を持っているわけではなく、限られた情報の中で選択を行う。
- ・プレイヤーは完璧な計算能力を持っているわけではなく、計算や推論に限界がある。限界のある中で最適な選択を行うために、経験則なども用いる。

¹ 非協力ゲーム、協力ゲームに大別される。

- ・プレイヤーはすべての選択肢に対して順位を付けて意思決定をすることはできない。

このような限定合理性をモデル化する1つの手法として、事例ベース意思決定理論 (Case-Based Decision Theory: CBDT) がある。CBDT はイツァーク・ギルボアとデビッド・シュマイドラーによって提唱された不確実性下における意思決定に関する枠組みである (Gilboa and Schmeidler, 1995)。CBDT では、プレイヤーが決定を下す際に、過去の経験や事例を考慮に入れる。プレイヤーが新しい問題や決定に直面するとき、それまでの類似の問題や経験、そこで得られた結果を回想し、それらに基づいて判断をするのである。この意思決定を繰り返すことで、プレイヤーは事例として蓄積し、次なる決定に利用することができるようになる。このような特徴から、CBDT は完全な合理性を仮定するモデルとは異なり、実際の人間の判断プロセスを理解する上での重要な理論の一つとなり、AI などの分野でも活用されることとなった。

本稿に先んじて、渡部・舛井により、AI を用いた意思決定システムの調査とそこで駆動するアルゴリズムにおける「合理的意思決定」の可能性が論じられた (渡部・舛井, 2022)。そこで本稿では、限定合理性の一つである CBDT のパフォーマンスについての分析を行う。具体的には、舛井ら (舛井・小川, 2012) によるプレイヤー間の相互作用をネットワーク形成ゲームで表現したモデルを拡張し、限定合理性として CBDT を採用するプレイヤー同士の相互作用をシミュレートする。相互作用の結果によって形成されるネットワークの特徴を分析することで、CBDT が意思決定に与える影響を明らかにする。

本稿の構成は次の通りである。第2節では、CBDT に従うプレイヤーと相互作用を表現するためのネットワーク形成に関するモデルの概要およびシミュレーション環境を述べる。第3節でシミュレーション実験の結果と考察を行い、第4節で今後の課題について述べる。

2 モデル

2.1 事例ベース意思決定モデル

事例ベース意思決定理論 (Case-Based Decision Theory: CBDT) は、不確実性のある意思決定において、従来の期待効用理論 (Expected Utility Theory: EUT) に代わるアプローチであり、1990年代前半にイツァーク・ギルボアとデビッド・シュマイドラーによって提唱された。CBDT は、意思決定理論と AI の文脈で用いられるケースベース推論 (Case-Based Reasoning) の両方の要素を兼ね備えているものである。

EUT では、プレイヤーは期待効用の最大化を目的として意思決定を行う。期待効用は一般には確率を重みとして“すべての”可能な結果に対する効用の加重平均をとることによって計算される。すなわち、このアプローチにおいては、プレイヤーがすべての可能な結果とそれに対応する確率を知っていることを仮定している。しかし現実の世界では、プレイヤーは起こり

うる結果やその確率については、不完全な情報しか持っていないことがほとんどであろう。そのような中、どのようにして意思決定を行うか。最も簡単な方法の一つは「先例を真似る」ことであろう。すなわち、過去の経験や事例を頼りに意思決定を行うのである。それを数理的に表現したものが、CBDTである。

CBDTは、プレイヤーが過去の経験、すなわち“事例”に基づいて選択することを前提としている。数学的には、以下の3つの集合をまず特定する。 P を問題（problem）の集合、 A をとりうる行動（act）の集合、 R を可能な帰結（outcome）の集合とする。そして、事例（case）を、 (q, p, r) という3つの要素からなる組として定義する。ただし、 q は問題、 a は行動、 r は帰結である。したがって、考えうる事例の集合 C はそのような3つの組全体の集合となる。

$$C \equiv P \times A \times R.$$

新しい問題に直面したとき、プレイヤーは過去の事例と比較し、現在の問題と最も似ているものを特定し、その類似の事例でとった行動とそれに対応する帰結を検討し、過去に最も良い帰結につながった行動を選択する。

モデル化に必要な残る要素は類似度関数と効用関数である。類似度関数は、現在の状況と過去の事例との類似性を評価するために使用される関数である。問題間の類似度は、

$$s : P \times P \rightarrow [0, 1]$$

とし、0（全く類似していない）から1（完全に類似している）までの範囲で値をとるものとする。効用関数は、

$$u : R \rightarrow \mathbb{R}$$

とする。これは帰結の望ましさを計るものである。この関数の値が高ければ高いほど、帰結が望ましいものであると考えられる。すなわち、 u の値が正の場合は望ましい経験と結びつけられ、プレイヤーはこのような経験が再び繰り返されることを望み、 u が値が負の場合は望ましくない経験と結びつけられ、プレイヤーはこれを避けようとする。

ここで、CBDTに従うプレイヤーの意思決定の手順を整理する。

1. 類似度関数による問題の評価：直面した問題とプレイヤーがこれまで観察した問題の間の類似度を評価する。
2. 事例の選択：過去の事例群から、現在の状況に最も類似した事例を選択する。類似度関数の値が最大となる事例を選択することで行われる。
3. 選択された事例に基づく行動の決定：記憶に含まれる選択された事例において最適だった行動を現在の状況に適用する。具体的には、記憶 $M \subset C$ 、類似度関数 s および効用関

数 u を用いて、各行動 $a \in A$ を、

$$U(a) = U_{p,M}(a) = \sum_{(q,p,r) \in M} s(p, q)u(r)$$

に従って順位づける²。

4. 行動の実行：決定された行動を実行し、結果を観察する。
5. 事例の更新：現在の状況と行動の組み合わせを新たな事例として記憶に追加する。これにより、プレイヤーは過去の経験を通じて学習し、同様の状況に対処する能力が向上する。

2.2 ネットワーク形成のモデル

複雑ネットワークは社会ネットワーク、生態系、経済システム、インターネットなど、様々な分野で実世界の現象を説明するために用いられている。実世界で観測されるネットワークは複雑な構造をしていることが多いが、いくつかの典型的な性質を持っており、その代表的なものとして「スモールワールド性」と「スケールフリー性」があげられる。スモールワールド性に関しては、スタンレー・ミルグラムの実験がもっとも有名であろう (Milgram, 1967)。

ミルグラムの実験とは、各被験者に、被験者の友人を通じてある人物に手紙を送るように指示をし、手紙がその人物に届くまでに何人を経由したかを観察したものである。実際に届いた手紙は平均で約 6 人を経由していたことから、この実験結果は「6 次の隔たり」と呼ばれ、小さな世界 (関係性) のつながりによって大きな世界 (実世界) が形成されていると理解される契機となった。

ゲーム理論とネットワーク形成についての代表的なモデルは、ネットワークの形成を非協力ゲームの枠組みでモデル化した Jackson-Wolinsky モデルである (Jackson and Wolinsky, 1996)。JW モデルは静学的なネットワーク形成のモデルであるが、本稿では動学的なモデルによってプレイヤー間の相互作用を表現する。そこで、舛井らによる動学的なネットワーク形成を考慮したモデルを用いる (舛井・小川, 2012)。

2.2.1 グラフ

ここでは、プレイヤーの相互関係³ をネットワークで表現する。ネットワークは無向グラフ $G = (V, E)$ で表される。ただし、 V は非空な n 個の頂点の集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 、 E は V の異なる 2 点を結ぶ枝の集合である。このモデルにおいて、頂点はプレイヤーを表し、枝はプレイヤー間の関係を表すこととする。簡単のために、プレイヤー i を意味する頂点 v_i とプレイ

² 何も記憶が無いときは U の値として 0 を与える

³ 人同士のコミュニケーションや企業間取引などを考える

ヤー j を意味する v_j を結ぶ枝を e_{ij} と表す。頂点数は $|V|$ で表す。例として $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$, $E = \{e_{12}, e_{13}, e_{23}, e_{24}, e_{34}, e_{35}, e_{45}\}$ の場合を図1に示す。

形成されたネットワークを特徴づける要素として、「次数」「クラスター係数」を考える。

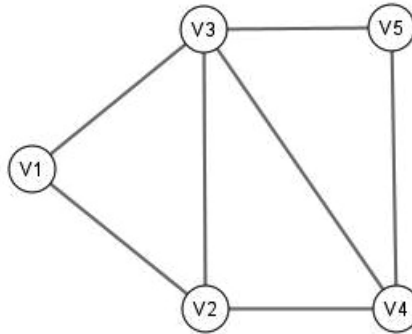


図1 $|V| = 5, |E| = 7$ のグラフ

2.2.2 次数

次数 k_i とはプレイヤー i に接続する枝の本数であり、以下のように定義する。

$$k_i = \sum_{j \in V} e_{ij}.$$

これは頂点 v_i と枝を介して接続している頂点の数と等しくなる。次数が0の頂点、すなわち他のどの頂点とも隣接していない頂点を孤立点といい、次数が1の頂点を端点という。また、枝の両端は必ず頂点に接続していることから、枝が1増えると次数は2増える。枝の総数を $|E|$ とすると、以下が成り立つ。

$$\sum_{i \in V} k_i = 2|E|.$$

このことから、ネットワークにおける平均次数 \bar{k} を1つの頂点を持つ平均的な次数とすると、

$$\bar{k} = \frac{2|E|}{|V|}$$

と表すことができる。

次数はネットワークの特徴を表す最も単純な要素である。 $P(k)$ を次数の分布関数とし、 $P(k)$ がべき則 $P(k) \sim k^{-\gamma}$ に従うとする。このとき、ネットワークが「スケールフリー性を持つ」とされ、この γ が2や3になるものは実世界のネットワークによく見られるとされる。

2.2.3 クラスタ係数

頂点 v_i が次数 k_i を持つとき、その頂点は k_i 個の他の頂点と隣接していることになる。仮に v_i に隣接しているすべての頂点同士が互いに枝で結ばれているとき⁴、必要な枝の本数は $\frac{k_i(k_i-1)}{2}$ 本である。

E_i を v_i に隣接している頂点同士を結んでいる枝の本数とする。このとき、 v_i のクラスタ係数を C_i とすると、

$$C_i = \frac{E_i}{\frac{k_i(k_i-1)}{2}} = \frac{2E_i}{k_i(k_i-1)}.$$

ネットワーク全体のクラスタ係数は、個々のクラスタ係数 C_i の平均とし、

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i \in V} C_i.$$

C は 0 から 1 の範囲をとる。図 1 のグラフのクラスタ係数は、0.767 である。現実世界のネットワークの大半は、個々の結びつきが密であるもの、すなわち大きな C^5 を持つとされる。

2.2.4 ゲームの構造

本稿では、頂点をプレイヤーとして、異なるプレイヤー同士がゲームを繰り返しプレイした結果で、相互関係を構築するか（枝で結ばれるか）が決定されるとする。

繰り返しプレイするゲームは「成分ゲーム」とよび、戦略形で表す。各プレイヤーの行動がすべて定まると結果が決まる。この結果を各プレイヤーが評価した値が利得である⁶。なお、簡単のためにそれぞれのプレイヤーは、枝を結ぼうとする（Connect）か切ろうとする（結ぶ意図がない。Disconnect）かの 2 つの戦略を持つ⁷ とする。結果を表の形にまとめたものを利得表とよぶ。利得表における括弧の左側の数字がプレイヤー i の利得、右側の数字がプレイヤー j の利得である。本稿では、2 つの利得表を用いる。

⁴ 直感的な意味合いとしては、「自身の友人の友人もまた自分の友人である」ことを意味する

⁵ どの程度のクラスタ係数が「大きい」と見なされるかは、研究者や分析対象によって異なるが、一般的には 0.5 以上の値が高いクラスタ係数とみなされる。

⁶ 本稿のモデルにおける効用の値である。

⁷ 戦略を確率的に選択することはしない。

表1 囚人のジレンマ型の利得表

ij	Connect	Disconnect
Connect	(3,3)	(0,5)
Disconnect	(5,0)	(1,1)

表2 調整ゲーム型の利得表

ij	Connect	Disconnect
Connect	(2,1)	(0,0)
Disconnect	(0,0)	(1,2)

ゲーム理論の文脈において、よく知られたモデルが表1の「囚人のジレンマ」である。このモデルの特徴は、お互いに協力する方が協力しないよりもよい結果になることが分かっている。ゲームの構造を把握している合理的な個人が選択した結果として、互いに協力しなくなるという「ジレンマ」が発生するという点にある。この結果はナッシュ均衡とよばれる解概念によって説明される。

今、 n 人のプレイヤーがいるとし、それぞれのプレイヤー i ($i = 1, 2, \dots, n$) は戦略の集合 A_i から戦略を選択するとしよう。戦略の組 $(a_1, a_2, \dots, a_n) \in A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ が選択されたとき、プレイヤー i の利得は利得関数 $u_i : A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n \rightarrow \mathbb{R}$ によって、 $u_i(a_1, a_2, \dots, a_n)$ と定まるとする。このとき、戦略の組 (a_1, a_2, \dots, a_n) がナッシュ均衡であるとは、すべての $i = 1, 2, \dots, n$ とすべての $a'_i \in A_i$ に対して、 $u_i(a_1, a_2, \dots, a_n) \geq u_i(a_1, a_2, \dots, a'_i, \dots, a_n)$ が成り立つ。これは、「他のプレイヤーの戦略を所与としたとき、どのプレイヤーも自分1人の戦略を変更しても現状より高い利得を得ることができない」戦略の組み合わせであることを意味する。

本稿の2つの利得表はこのナッシュ均衡の数に特徴がある。表2の囚人のジレンマ型の利得表は、戦略の組 (Disconnect, Disconnect) がナッシュ均衡である。表2の調整ゲーム型は、(Connect, Connect) と (Disconnect, Disconnect) の2つの組がナッシュ均衡となる。1つのモデルに2つのナッシュ均衡が存在し、ナッシュ均衡におけるプレイヤーの利得の和は一定という特徴を持つ⁸。

2.2.5 シミュレーションの流れ

頂点数（プレイヤー数）を100とし、あらかじめ保持している10期分の記憶⁹をランダムに決定する。本稿においては、同一の成分ゲームを繰り返すことから、類似度関数の値は1とする。この初期値をもとに、以下の手順で計算を行う。

⁸ どちらの組が「より選ばれやすい」（精緻化された）戦略の組であるかは本稿では考慮しない。

⁹ 記憶の長さは一律とする。

- Step.1 ある頂点 v_i に対し、 v_i と異なる頂点をランダムに選択する。
Step.2 はじめの行動はランダムに生成された記憶から計算される。
Step.3 成分ゲームをプレイし、ConnectかDisconnectを選択する。得られた結果から利得を加算する。
Step.4 100回繰り返す。
Step.5 選択されたConnectとDisconnectの回数を比較する。
両プレイヤーとも「Connectの回数 \geq Disconnectの回数」となっているときのみ、2つの頂点を枝で結ぶ。
Step.6 Step.1に戻る（相手を変える）。これを50回数繰り返す¹⁰。
Step.7 すべての頂点に対してStep.6までを繰り返した後、終了する。

なお、本稿で用いた開発環境は、CPU: Apple M1 3.20GHz、OS: macOS 11.6.8、メモリ: 8GB、コンパイラ: gcc ver 12.0.5 である。

3 結果と考察

それぞれの利得表で得られた結果は表3の通りである。また、図2は囚人のジレンマ型において形成されたネットワークの図である。

表3 シミュレーション結果

	囚人のジレンマ型	調整ゲーム型
平均利得	117.52	149.92
孤立点の数	70	5
平均次数	8.60	89.6
平均隣接頂点数	17.53	59.76
クラスター係数	0.61	0.64

囚人のジレンマ型においては、(Disconnect, Disconnect)がナッシュ均衡であるものの、パレート最適な組み合わせではない。すなわち、両プレイヤーが同時に行動を変えることで両者にとって都合の良い結果が存在する。それが(Connect, Connect)であるが、この結果は、完全に合理的なプレイヤーにとって一回限りゲームにおいてはもちろんのこと、有限回（今回であれば100回）の繰り返しゲームにおいても選択されることは無い。なぜなら、それまでの結果が何であれ最終回において囚人のジレンマゲームの構造は変わらない。最終回の一つ前の回に置き換えて考えても同様である。これを初回のゲームまで遡って考える¹¹と結局ははじめか

¹⁰ 各プレイヤーが他のすべてのプレイヤーと必ず出会う機会があるとは限らないと解釈する。

¹¹ 後ろ向き帰納法とよばれる。

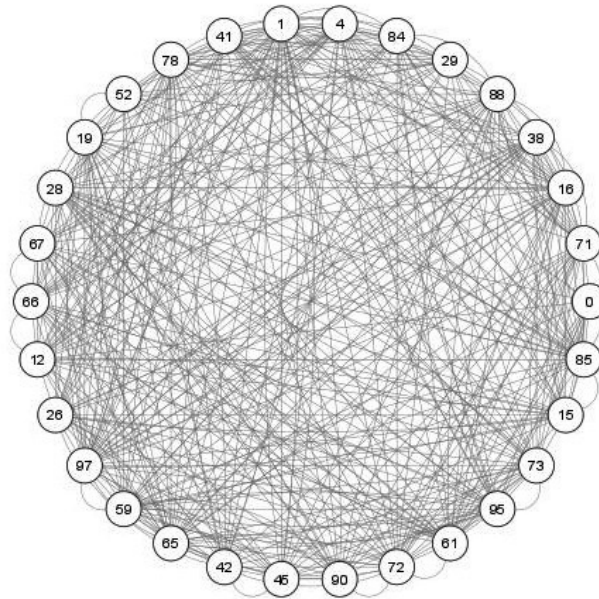


図2 四人のジレンマ型で形成されたネットワーク

ら常に (Disconnect, Disconnect) が選択され続けることになる。一方、上記の結果は CBDT に従うプレイヤーを導入する、すなわちゲームの利得構造自体を変えることなく合理性に制限を加える方法で、有限回の繰り返しにおいても (Connect, Connect) が達成されうること示唆している。

調整ゲーム型においては、両者にとって避けるべき「意見の不一致」に陥るケースは少ないことが確認された。2つあるナッシュ均衡のうちいずれが選ばれるかについては、本稿のシミュレーションにおいては、孤立点が5、平均次数が89.6、平均して隣接する頂点の数が59.67であることから (Connect, Connect) の均衡が選ばれる傾向があることが分かる。

2つのモデルにおいて形成されるネットワークは次数や平均隣接頂点数の差から大きく異なる特徴を持っていると考えられるが、一方でクラスター係数はともに0.5以上の大きな値を持つ。本稿では、利得構造には次数を考慮に入れておらず、「友人の友人」の存在が選択に影響を与えることは無い。それでも大きなクラスター係数を持つことは、(Connect, Connect) の事例を重ね、その結果に対する評価を高めていくことで、次の相手とのゲームにおいても Connect を選択するという CBDT の効果といえよう。

4 まとめ

本稿では、限定合理性の1つの表現としてCBDTに従うプレイヤーのモデル化を行い、CBDTに従うプレイヤー同士の相互作用をネットワーク形成のモデルを用いて分析した。その結果、完全に合理的なプレイヤーの場合はジレンマに陥ってしまう囚人のジレンマ型においては、そのジレンマが解消される可能性があることを見いだすことができた。複数のナッシュ均衡が存在しかつ両者の利得の和が一定の調整ゲーム型においては、一方のナッシュ均衡に収斂する様子が観察された。また、いずれのタイプのゲームにおいても形成されたネットワークにおけるクラスター係数は大きく、枝を結ぶことによる結果を記憶したプレイヤーがさらに別のプレイヤーと相対した際にも枝を結ぶという選択を取ることがわかった。一方、本稿で行ったモデル化とシミュレーション環境について、以下の点は今後の課題としたい。

- ・単純化のため、同じゲームを繰り返すことから類似度を一定の値かつすべてのプレイヤーで一律の値とした。また、すべてのプレイヤーが同一のCBDTルールに従い、プレイヤーの記憶の長さも一律とした。現実であれば、記憶と直面した問題の間には何かしらの差があろうし、相対可能なコミュニティの規模、記憶されている内容（記憶力）もそれぞれ違うであろう。これらのパラメタの再検討が必要となる。
- ・「アスピレーションレベル」を導入することで、CBDTに従うプレイヤーのモデルの精緻化を行う。アスピレーションレベルとは、プレイヤーの「最小限の受け入れ可能な評価」のことで、最適化ではなく「満足化」を表現したものともいえる。具体的には、 R 上に定義された効用関数 \hat{u} と M を所与としたときのアスピレーションレベルを H_M とし、行動の評価 $U(a)$ を以下のように修正する。

$$U(a) = U_{p,M}(a) = \sum_{(q,p,r) \in M} s(p,q)[\hat{u}(r) - H_M].$$

これにより、現在の行動がアスピレーションレベルを下回った場合にプレイヤーは現状に「満足せず」、他の行動を探そうとすることが表現できる¹²。また、アスピレーションレベルの調整過程（例えば成功を繰り返し経験することでアスピレーションレベルが上がるなど）を導入することで、より現実の意思決定に近いモデルとなるであろう。

¹² 本稿のモデルはアスピレーションレベルが0と解釈できる。

謝辞

本稿は、宮城学院女子大学より 2021 年度研究テーマ「AI (Artificial Intelligence) を用いた意思決定支援システムに関する研究—ビジネスへの応用可能性の検証—」(申請者: 舛井道晴、研究代表者: 舛井道晴、研究者: 渡部順一) として、「特別研究助成」の支援を受けた研究成果の一環として執筆されている。支援をいただいた宮城学院女子大学に感謝の意を捧げる。

参考文献

- Albert, R., Barabasi, A.-L. (2001), "Statistical Mechanics of Complex Networks." *Review of Modern Physics*, 74, 47-97.
- Barabasi, A.-L., Albert, R. (1999), "Emergence of scaling in random networks." *Science*, 286, 509-512.
- Duran, O., Mulet, R. (2005), "Evolutionary Prisoner's Dilemma in Random Graphs." *Physica D*, 208, 257-265.
- Gilboa, I., Schmeidler, D. (1995), "Case-Based Decision Theory." *The Quarterly Journal of Economics*, 110, 605-639.
- Jackson, M. O., Wolinsky, A. (1996), "A strategic model of social and economic networks." *Journal of Economic Theory*, 71, 44-74.
- Masui, M., Ogawa, M. (2012), "Analysis of Network Formation with Learning Dynamics." *Bulletin of Ishinomaki Senshu University*, 23, 67-74.
- Milgram, S. (1967), "The Small World Problem." *Psychology Theory*, 1, 61-67.
- Neumann, J., Morgenstern, O. (1944), "Theory of Games and Economic Behavior." Princeton University Press.
- Simon, H. A. (1947), "Administrative behavior: A study of decision-making processes in administrative organization." Macmillan.
- Watts, D., Strogatz, S. (1998), "Collective dynamics of 'small-world' networks." *Nature*, 393, 440-442.
- イツァーク・ギルボア、デビッド・シュマイドラー著、浅野貴夫、尾山大輔、松井彰彦訳 (2005)、『決め方の科学—事例ベース意思決定理論』、勁草書房。
- 岡田章 (2011)、『ゲーム理論 新版』、有斐閣。
- ジョルガン・W・ウェイブル著、大和瀬達二訳 (1998)、『進化ゲームの理論』、文化書房博文社。
- ダンカン・ワッツ著、栗原聡訳 (2006)、『スモールワールド ネットワークの構造とダイナミクス』、東京電機大学出版局。
- 増田直紀、今野紀雄 (2010)、『複雑ネットワーク』、近代科学社。

Fundamental study on player interaction based on Case-Based Decision Making model

MASUI Michiharu
WATANABE Jun-ichi

Game theory has been applied in a wide variety of fields, including economics, social sciences, biology, information science, and, more recently, artificial intelligence (AI). Game theory is a theoretical framework for analyzing optimal strategies in situations where there is interaction between decision makers and originated in “Theory of Games and Economic Behavior” by John von Neumann and Oskar Morgenstern. Various problems have been formulated using the framework of game theory, and solution concepts such as Nash equilibrium and subgame perfect equilibrium have been proposed. Furthermore, evolutionary game theory, which uses the framework of game theory for gene and population behavior, and auction theory, one of the theories used in mechanism design have been proposed.

In general, players in game theory are assumed to be perfectly rational. That is, they are able to analyze the available information and have the computational ability and memory to read the strategies of other players. However, it is difficult to assume that players in the real world have such rationality. Therefore, various concepts of rationality have been proposed, including “bounded rationality.” Bounded rationality means that players make decisions with limited computational ability, memory capacity, and amount of information.

One way to model such bounded rationality is Case-Based Decision Theory (CBDT), a framework for decision making under uncertainty proposed by Itzhak Gilboa and David Schmeidler. In this framework, when a player is faced with a new problem or decision, he or she recalls similar problems and experiences and the results obtained from them, and makes a decision based on them. By repeating this decision-making process, players can accumulate examples and use them for the next decision. Because of these characteristics, CBDT, unlike models that assume perfect rationality, has become one of the most important theories for understanding the actual human decision-making process.

In this study, we analyze the performance of CBDT. We extend the model by Masui et al. that represents interactions among players as a network formation game and simulate interac-

tions among players who adopt CBDT. By analyzing the characteristics of the networks formed as a result of the interactions, we will clarify the effect of CBDT on decision making.

The simulation results show that the dilemma may be resolved in the prisoner's dilemma type, in which perfectly rational players are trapped in a dilemma. In the coordination game type, where there are multiple Nash equilibria, we observed convergence to one of the Nash equilibria. The cluster coefficients in the network formed in both types of games are large. These results suggested that the behavior of players who have achieved good results by connecting network is an incentive for other players to make the choice to connect a network. We will investigate in detail the transition of each player's choice in the future.