

ゲーム場面における行動予測のための 他者モデル推定法の提案

Method to estimate other's model for predicting behavior in game scenes.

川添 紗奈¹ 宮田 真宏² 大森 隆司³

Sana KAWAZOE¹, Masahiro MIYATA², and Takashi OMORI³

¹ 玉川大学 工学研究科

¹ Graduate School of Engineering, Tamagawa University.

² 玉川大学 脳科学研究所

² Tamagawa University Brain Science Institute.

³ 玉川大学 工学部

³ College of Engineering, Tamagawa University.

Abstract: 我々は他者と関わる際、他者の意図は直接観測できないが、その人の行動から人物像（他者モデル）を構築し、それに応じた意図を推定しながら自身の行動を決める。従来、他者毎に人物像をモデル化し、定量的に評価する研究は行われてこなかった。それに対し本研究では、自作ゲームを通じた他者との関りに対して HMM を適用することで、数理的に他者モデルを推定する新たな分析手法を提案する。本発表では、HMM にて推定された他者モデルが、人の行動をどの程度再現可能か議論する。

1. はじめに

1.1. 背景

我々人間は一人で生きていくことはできず、少なからず他者とコミュニケーションを図りながら生活している。しかし、現在はコロナ禍の影響もあり、他者と直接対面してコミュニケーションを図ることは難しい。事実、対面でのコミュニケーションが減少することにより、20代を中心に孤独や寂しさを感じている人が増えている[1]。このような状況下においても他者と円滑なコミュニケーションを図る方法として SNS に代表されるネットワークサービスがある。SNS を用いることで、近くにいる人たちだけでなく、遠隔地の人とのコミュニケーションも可能となるため、情報流通基盤としても期待されている[2]。

このようなネットワークサービスでは、第三者が使用者のふりをするなりすましなどの事件も後を絶たないのが現状である。一方で、LINE に代表されるメッセージ交換サービスでは、送信者の言葉の言い回しや、ニュアンスなどの情報から送信者が別人であることを受信者が判断し、事件を未然に防ぐことができる場合もある。このような場合には、我々は

他者の行動の表面的な意味のみを用いて評価しているのではなく、個々の他者に対して持つ人物像（他者モデル）に行動を当てはめることで、その裏側にある意図やその人らしさを推定・判断し、その結果から自身の行動を決定すると考えられる。

我々は普段、これを無意識に行っている。しかしそれを明示化し、例えば会話や作業時などをカメラなどで計測し、その活動内容や行動から他者モデルを分析するアプローチもあろう。山田らは、幼稚園や小学校などの広い空間での活動や授業を観察し、その際の子ども達の位置・向きを人工知能技術により取得し、その結果から人の心の状態である興味・関心の推定を試みている[3][4]。さらに青柳らは、幼稚園での活動時における子ども達の骨格情報から姿勢を分類し、参加度の推定を試みている[5]。しかし、現在の人工知能技術では人の行動として現れる物理量の一部しか計測できないこと、さらには幼稚園などの自由な空間には行動解釈のバイアスとなる情報も多く、人の多彩なコミュニケーションを分析することは現時点では難しいと考える。

また、我々人間の意思決定は価値に基づくという研究仮説がある[6][7]。これは、我々が行動する際には自身の状況を分析し、その結果に価値を対応付け、

最大の価値に対応した行動選択をするという仮説である。対象が1名の場合は、上記仮説のように個人の価値のみで意思決定できると考えられる。しかし、本研究で考える他者とのコミュニケーションが生じる場面では、我々は円滑な人間関係を構築するために自己と他者の両者の価値を最大化するように行動すると考えられる。その際、他者に対して価値を割り振るためには他者の状況を把握する必要がある。その際に必要となるのが他者モデルであろう。

しかし、我々は他者の内部状態を直接観察することはできない。実際に我々が観察できるのは他者の取った行動のみである。我々が他者と関わる際に他者モデルを使用しており、かつ観測できるのは他者の行動のみであるということは、我々は他者モデルを他者の取った行動から推定していると考えられる。その際、推定対象となる他者モデルの構造は不明である。既に経験のある事象の場合、過去に経験した他者との関わりを基に他者モデルを推定すると考えられるため、多くの他者の平均などにより他者モデルを推定すると考えられる。しかし、新奇の事象では、情報源は自身の考えしかないため、他者は自身と同様に考えながら行動する、と考え他者モデルを推定するだろう。

以上を踏まえて本研究では仮説として、自身の意思決定モデルと他者の意思決定モデル(他者モデル)との構造が同じであると考え。

1.2. 他者モデルに関する先行研究

社会心理学研究では、「他者」の概念をモデルに取り入れ、他者と関わる際の行動選択を評価し、自己の利益を最大化するための意思決定を理論化したゲーム理論[8]がある。ゲーム理論の代表例として囚人のジレンマと最後通牒ゲームが挙げられる。囚人のジレンマは、2人の囚人それぞれが別々に自白と黙秘の何れかを選択し、刑期の短縮を目指す課題である。この課題には他者の概念が存在するが、相手と意思疎通せずに自分の意思決定をするため、相手とのコミュニケーションは発生しない。最後通牒ゲームは、他者より提案された事象に対して、その提案を受けるかどうかにより他者との関係性を評価するものである。これらの課題には共通して他者の概念が含まれているが、その存在が曖昧であることや、自分の利益を最大化する行動選択すればよく、他者の状況や人物像を考慮し行動する必要はないものであった。

これらの問題に対して本研究では、ゲーム理論に基づきつつも他者との関わりが明確な、新たな意思決定ゲームを提案する。そして、課題中の被験者の行動から被験者自身の意思決定についての数理的モ

デルが構築可能であることを示す。さらに相手の被験者の行動予測から数理的な他者モデルを構築し、その評価を目指す。

2. ゲーム理論に基づいた意思決定課題の提案

2.1. 提案課題の概要

先行研究のゲーム理論に基づいた課題でのコミュニケーションの曖昧さの問題に対して本研究では、特定他者の関わりを明確にするためには、他者と相互作用することが必須であると考えた。そこで本課題では意思決定の前に一度、一方から他方へ行動を打診できるようにした。その上で被験者には、自分と相手の両方の状況を考慮して相手の行動意図を予測し、その後自己の行動の意思決定をするように指示した。また現実世界における我々の生活では、状況は時々刻々と変化している。このような状況に近づけるため、自己と他者が行動選択することにより、それぞれの状況が短時間で変化するようにした。これにより被験者の内部状態が短時間で変化し、その後の意思決定へ影響を及ぼすことを期待した。

本研究では、これらの特徴を含む課題として被験者2名1組で行う数字の大きさ比べゲームを提案する。本ゲームは自身と相手の出した手札を比較し、その結果から報酬が与えられるものである。これを複数回繰り返すことで課題達成を目指す。本研究の分析には、相手の行動(手札の選択)の裏側にある作戦の予測結果や、その際の自身の意思決定に用いた自身の作戦結果を用いる。

2.2. 意思決定課題の手順および条件

本研究で提案するゲームでは、各ゲームの開始時に被験者2名が先行プレイヤーと後行プレイヤーに分けられる。それと同時に1~5の数字からなる手札を各1枚ずつ、計5枚配布される。これを試行毎に1枚ずつそれぞれの被験者が提出し、提出された2枚の手札を比較し結果を評価する。この際、1度提出した手札はゲーム終了時まで被験者の元へ返却されない。これを全ての手札(5枚)を出し切るまで行い、これを1ゲームとする(図1)。

各試行ではまず、先行プレイヤーが現在の状況から自分の作戦を、相手に勝つ「利己」、または相手と協力する「協調」のどちらかより決定する。ここで決定した作戦は、その試行が終了するまで変更しないように指示した。その後、先行プレイヤーは後行プレイヤーに打診するための手札を決定し、後行プレイヤーにその内容を通知した。なお、通知内容には拘束力

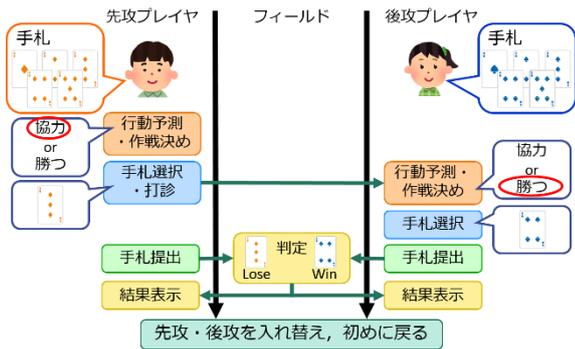


図 1 意思決定課題の流れ

はないこととし、打診内容に従うかどうかは後行プレイヤーの判断に任せた。先行プレイヤーは打診する手札の通知と同時に、自身の提出する手札を選択した。後行プレイヤーは打診された手札の情報を基に、先行プレイヤーの作戦（利己・協調）を予測し、自身の作戦、および手札を選択した。そして先行プレイヤー、後行プレイヤーの提出した手札が揃った後に両方の手札が公開され、手札の強弱により各プレイヤーに得点が割り振られた。この際の手札の強弱関係は、基本的には数字が大きい方が強いこととし、例外として「1は5に勝つ」とした。そして勝ったプレイヤーには10ポイント付与した。なお、自身と相手の手札が同じだった場合は、30ポイントを両者に付与した。

結果の通知後に各プレイヤーには、その試行における相手の作戦（利己・協調）を予測し、その結果を記録してもらった。各試行の終了後、各プレイヤーの先行と後行を入れ替え、次の試行へと進む。なお、被験者には試行毎に得られるポイントを1ゲーム（5試行）内で50ポイント以上獲得し、かつ相手のプレイヤーよりも多くのポイントを獲得するように指示をした。

本研究ではこの課題を8ゲーム実施し、その後に相手を変更してさらに8ゲーム実施して、被験者間の作戦予測の違いを分析した。

2.3. 実験環境

「人は見た目が9割」というように[9]、対面での実験には被験者の見た目や人間関係が行動選択に影響する可能性がある。そこで本研究はコロナ禍への配慮、および見た目や声などの情報が行動選択に影響を及ぼさないよう、説明はオンライン会議ツールZoomを用いて実施した。その際、被験者の情報から個人特定ができないように、名前は「参加者+番号」とし、カメラやマイクはオフに設定することで被験者間の情報がわからないようにした。また、オンライン実験を行う際には、①被験者が実験に参加している環境が把握しにくい[10]、②被験者の実験参加時のネットワーク環境の強度に依存するという問題

がある。これら2つの問題への対応策として、実験中はオンライン会議ツールGoogle Meetにて実験者と被験者を一対一で接続し、被験者に許可を取り被験者側のみカメラをオンとした。また、本実験では実験記録と被験者間の情報連携ツールとして、Google スプレッドシートを用いた。Google スプレッドシートの相互参照を用いることで、多少のタイムラグは生じるが相手が入力した情報が数秒の後に反映されるため、相手との距離感を近く感じる事ができたと考える。

被験者にはGoogle スプレッドシートへ、自分の作戦、(先行の場合のみ)相手へ打診する手札、提出する手札、結果を受けて予測した相手の作戦の4項目をそれぞれ記入してもらった。

被験者は玉川大学の大学生および大学院生の計12名とした。なお、そのうち2名は実験時に不備が生じたため本研究では分析から除外し、10名について分析を行った。なお、本稿では被験者Aを基準とし、1人目および2人目との実験結果を用いた分析例を示す。

3. 数理モデルによる分析

3.1. 単純統計による分析

分析はまず、他者モデルが構築されているならば、相手毎に作戦の選択パターンが異なると考え、相手毎にゲーム内での作戦選択確率を算出し、利己行動の確率を時系列グラフにした(図2)。図中の緑色の線は1人目の相手に対する行動確率を、オレンジ色の線は2人目の相手に対する行動確率を、それぞれ示している。結果、1人目の相手には利己行動の選択確率が高く、2人目の相手には1人目の相手よりも利己行動の割合が少ない結果となった。また、実験後に実施したアンケートでは、1人目の作戦選択の傾向は自身の作戦選択傾向と一致(利己行動を優先)すると回答されていた。また、2人目の作戦選択の傾向は自身の考え(利己行動を優先)とは異なり、協調行動を優先していた。そのため被験者Aは自身の作戦選択の傾向を、やや協調行動が多くなるように変更していた。以上より、作戦選択確率とコメント内容が一致していたことから、被験者Aの中には相手毎に異なる他者モデルが構築されていることを示唆する結果であった。

さらに、被験者Aの中に1人目、2人目に対して他者モデルが別々に構築されているならば、その相手の作戦予測の一致率は徐々に高くなると考えられる。図3に相手毎の各ゲームにおける作戦予測と実際の相手の作戦結果との一致率を算出した結果を示す。結果、何れの相手の場合においても各ゲームの

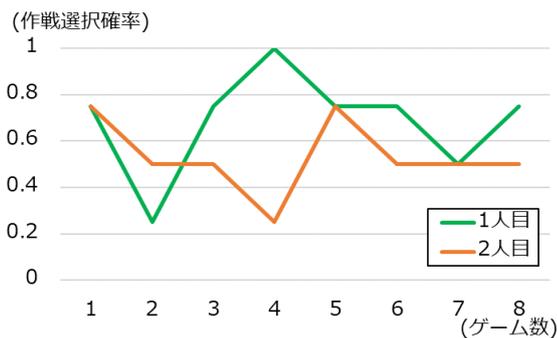


図 2 相手毎の被験者 A における各ゲームの作戦選択確率の遷移

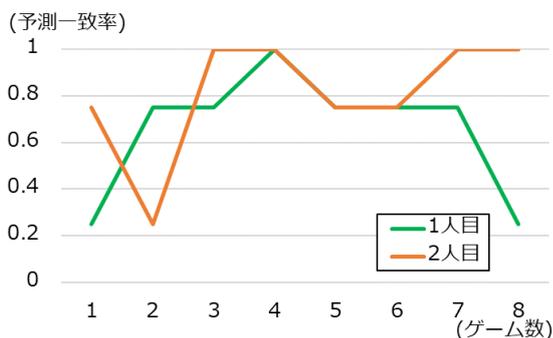


図 3 相手毎の被験者 A における各ゲームの予測一致率の遷移

作戦予測の一致率は概ねチャンスレベル (0.5) を超えており、被験者 A は 1 人目、2 人目のそれぞれの他者モデルを持っていることを示唆する結果を得た。しかし、単純統計ではこれ以上のことは言えず、その内容については不明である。そこで本研究では人の心の状態を作戦の選択結果から可視化するための方法として機械学習の適用を検討した。

3.2. Hidden Markov Model による分析

人の心のような直接観測できない隠れた状態を持つ対象の推定手法として、本研究では HMM (Hidden Markov Model) を使用した。HMM は、隠れている状態をノードで表し、ノード間の遷移と各ノードにおける出力内容をそれぞれ別の確率として表すことのできる状態遷移モデルの一種である。HMM には任意の時刻における現在状態がどのノードであるかを明確には決められない特徴がある。本研究では HMM の計算手法の中でも、観測された情報から状態遷移モデルのパラメータ (状態遷移確率、出力確率) の推定を行う Baum-Welch アルゴリズム (BW 法 [11]) により他者モデルを推定した。

BW 法は、動的計画法を用いた状態遷移の尤度計算と、パラメータを推定するための計算、状態遷移確率と出力確率の再計算の 3 種類の反復で構成される。状態遷移の尤度計算は、時系列順に計算する

Forward アルゴリズムと、時系列の逆順に計算する Backward アルゴリズムにより行われる。

Forward アルゴリズムでは、計算時のモデルパラメータに対して時刻 0 から t までの各時刻において状態が i から j へ遷移するとした際に、観測系列と同様の結果がモデルから出力される際の尤度の総和である $\alpha_t(j)$ を計算する (式 1)。時刻 t における状態 i から j への遷移に注目した際、時刻 $t-1$ の状態 i の尤度 $\alpha_{t-1}(i)$ には時刻 0 から $t-1$ までの間に到達した状態経路の尤度が含まれる。そこに時刻 t にて対象となる状態間の状態遷移確率と、遷移先の状態 j における観測情報 O_t の出力確率を用いて尤度計算をする。なお、 c はノード数、 a_{ij} は状態 i から j への状態遷移確率、 $b_j(O_t)$ は時刻 t において観測情報 O_t が状態 j より出力される確率を表す。

$$\alpha_t(j) = \left[\sum_{i=1}^c \alpha_{t-1}(i) a_{ij} \right] b_j(O_t) \quad (\text{式 1})$$

Backward アルゴリズムでは Forward アルゴリズムと同様の計算を時系列逆順に行う。遷移後の状態 j から遷移前の状態 i へ遷移する際に、時系列の逆順からの観測系列と同様となる結果がモデルから出力される尤度の総和 $\beta_t(i)$ を算出する (式 2)。 $\beta_{t+1}(j)$ は時刻 $t+1$ における到達先の状態 j の結果であり、時刻 T から $t+1$ までに遷移した経路の尤度が含まれる。

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^c a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (\text{式 2})$$

Forward アルゴリズムと Backward アルゴリズムの尤度計算の結果からモデルの状態遷移確率と出力確率を推定する。そのためにまず、時刻 t において状態 i から j へ遷移する確率 $\Gamma_t(i, j)$ を求める (式 3: n は観測系列の総数)。

$$\Gamma_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{i,j} b_j(O_t) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^c \alpha_n(i)} \quad (\text{式 3})$$

最後に $\Gamma_t(i, j)$ を用いて、状態 i から j への状態遷移確率 $a_{i,j}$ (式 4) と、状態 j における観測系列 O の出力確率 $b_j(O)$ (式 5) の再計算を行うことでモデルパラメータを更新する。これらの計算を一定回数もしくは、尤度が更新されなくなるまで繰り返す。

$$a_{i,j} = \frac{\sum_t \Gamma_t(i, j)}{\sum_t \sum_j \Gamma_t(i, j)} \quad (\text{式 4})$$

$$b_j(O) = \frac{\sum_{t \in O} \sum_k \Gamma_t(j, k)}{\sum_t \sum_k \Gamma_t(j, k)} \quad (\text{式 5})$$

人の心の状態は複数パターン存在し、どの状態にあるかは、その場で置かれている状況により変化する。また、人は複数ある心の状態を遷移しながら生活すると考える。そのため本研究では、人の心の状態をモデル化する際のネットワークの形状は一方通行型である Left-to-Right HMM ではなく、複数の状態を遷移する Ergodic HMM で近似できると考えた。また、心の状態数は直接観測不可であるため、それに相当するネットワークの状態数も不明である。そこで本研究では心の状態には「相手と協力する状態」、「相手に勝つための状態」および「どちらでもない状態」の3つの状態があると想定し、BW法のノード数を3つとして自己の意思決定モデルと他者の意思決定モデルを構築した。本研究では、自己モデルの構築には被験者Aの立てた作戦結果を入力としてBW法を適用し、他者モデルの構築には被験者Aの立てた相手の作戦予測結果を入力とした。各ノードの出力内容は入力情報と一致する必要があるため、2種類（利己・協調）とした。各ノードの出力確率の初期値は多少のばらつきを与えるために利己行動はノード1から3にかけて0.51から0.49まで、0.01刻みで減少させ、協調行動はノード1から3にかけて0.49から0.51まで、0.01刻みで増加させた（表1）。BW法を適用する際の各ノード間の遷移確率の初期値はそれぞれ0.33とした。そして、本研究ではBW法の繰り返し計算回数は50回とした。

4. 結果

単純統計による分析と同様に、BW法による分析ではまず、自身の立てた作戦をネットワークに入力した際に、相手毎に異なる行動パターンのネットワークが構築されるか確認した。被験者Aを基準とした1人目とのゲーム時に立てた自己モデルの結果を図4に、2人目とのゲーム時に立てた自己モデルの結果結果を図5にそれぞれ示す。これらより、1人目と2人目のノード1、3については概ね同様の出力確率となっていることから、それぞれが同様の意味を持っていると考えることができる。しかし、ノード2については真逆の結果となっていることから、その役割は1人目と2人目で異なる可能性が高いことがわかった。またそれぞれのノード1を基準として見ると、1人目においては連続して利己行動をとる確率が高く（利己行動をとる確率は、 $1 - (\text{ノード1からノード1へ遷移する確率}(0.22) \times \text{ノード1で協調行動となる確率}(0.20))$ となるため0.956となる）なった。それに対して2人目においてはノード1に遷移する場合（0.41）のみ利己行動をとるが、それ以外の場合においては協調行動をとるなど、1人目に

表1 BW法における出力確率の初期値

		出力確率	
		利己	協調
出力ノード	ノード1	0.51	0.49
	ノード2	0.50	0.50
	ノード3	0.49	0.51

比べて利己行動は連続しにくい結果となった。この結果は単純統計による分析結果と基本的には矛盾しない。1人目のノード2においては、利己行動を繰り返すことはあるが、決してノード1には戻らず、後のノード3に遷移した際の協調行動に備えるための状態であると考えることができ、ノード3では多少自身のノードを繰り返すことからフェイントのような行動を表している可能性がある。それに対して2人目では必ずノード3に遷移し、その後必ずノード1に遷移することからも、2人目においてはノード2、およびノード3はノード1の補助的な役割をしている可能性がある。

以上より、被験者Aは単純統計による分析結果と同様に1人目、2人目の相手との間で何らかの行動の違いを認識しており、それを自身の行動に反映していることを示唆する結果を得た。

次に被験者Aの予測した相手の作戦を用いて作成した他者モデルのパラメータを示す。被験者Aが他者の作戦として予測した結果を入力としてBW法により推定した1人目の他者モデルを図6に、2人目の他者モデルを図7にそれぞれ示す。

1人目の相手の出力パターンは、自己モデルとは異なり、利己行動に収束するノードはないという結果を得た。つまりどのような状況においても、1人目は協調行動をとる可能性があると感じていた可能性がある。それに対して2人目の出力確率は概ね、利己行動か協調行動のどちらかに収束しており、1人目とは異なり、行動パターンがはっきりしていると感じていたと解釈することができる。これらを併せると、1人目においてノード1およびノード2からはノード3に戻ることはないという結果を得た。

その原因究明のために本研究では、BW法にて推定した結果に対して、入力内容を出力するためのノードの遷移系列を推定し、その遷移系列となる確率を合わせて出力するViterbiアルゴリズム[12]を適用した。これを開始ノードが1から3のすべてのパターンにおいて計算した。本研究ではこの3つのパターンの内、遷移系列の確率が最大となったパターンが被験者Aの辿った遷移パターンであるとした。これを1人目の他者モデルに対して適用したところ、

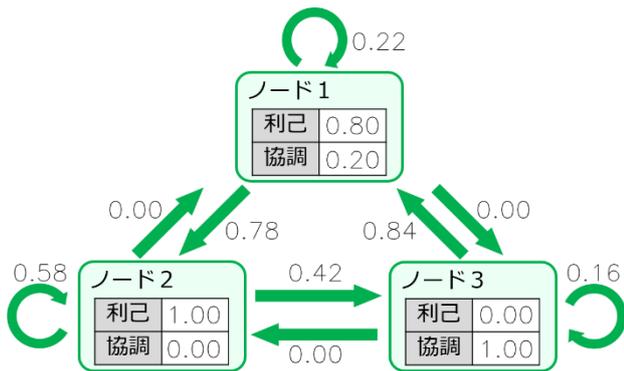


図4 BW法による1人目の相手の自己モデル

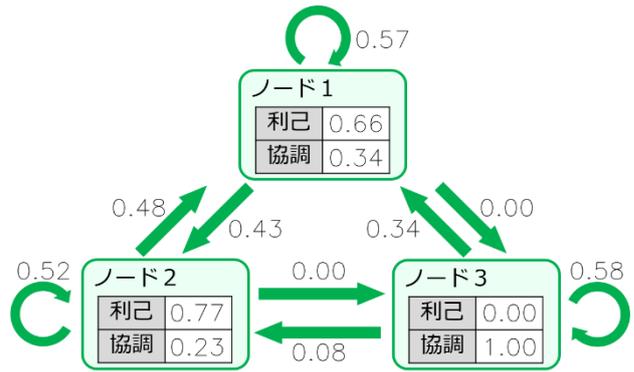


図6 BW法による1人目の相手の他者モデル

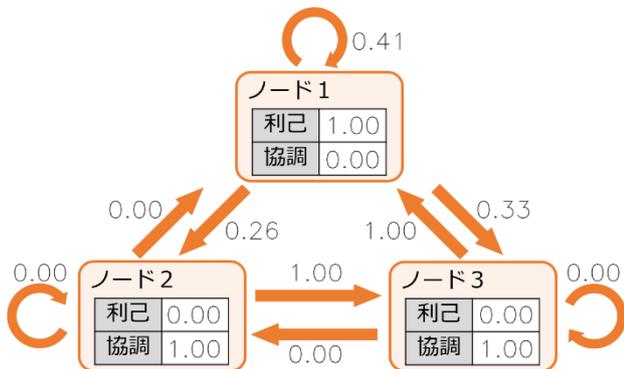


図5 BW法による2人目の相手の自己モデル

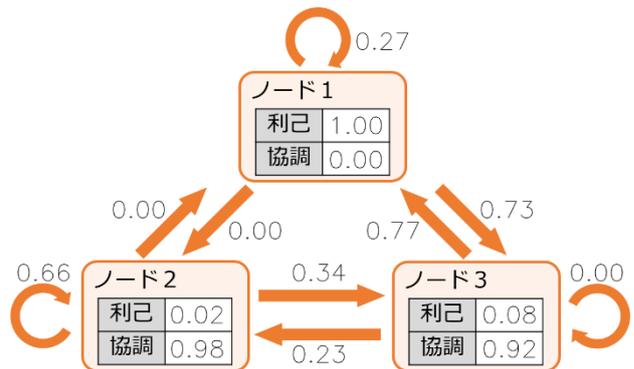


図7 BW法による2人目の相手の他者モデル

初期ノードはノード3であると推定された。つまり、初期状態にはノード3を用いているが、そこから離れた際にはノード3を使用する必要はない、つまり、1人目の他者モデルの大半は2ノードで説明できた可能性があるということになる。

これは初めての事象に対しては自己モデルを援用して他者モデルを構築するという仮説とは異なるが、ネットワーク構造がより単純で済むことを考えると被験者Aにとってこの変更に対するコストはそこまで大きくなかった可能性がある。それに対して2人目においては、ノード1とノード3を概ね相互に遷移し、利己と協調の作戦を繰り返すが、ノード3からノード2に遷移することにより、作戦が協調であることを予測することを繰り返すこともあることがわかった。さらに出力確率や状態遷移確率より、ノード2とノード3の役割が近く、他者モデルは2ノードで説明可能であることが考えられる。実際、モデルの構造を2ノードに変更し、確認した際にも同様の結果が得られた。このことから、2人目の他者モデルについても2ノードで説明可能であったと考えられる。

これらの結果は実際に被験者が選択した作戦の予測結果と同様の傾向となった。以上のことから、BW法を用いることで、他者毎に異なる他者モデルの推定が可能であることを示唆する結果を得た。

5. まとめ

本研究では、自身の意思決定モデルと他者の意思決定モデル（他者モデル）との構造が同じであると仮説を立て、これを検証するための課題としてゲーム理論に基づいたゲームを提案した。このゲームは、オンラインにて他者の見た目などに代表される情報が完全に遮断された状況での複数人とのコミュニケーション課題を実施するものであった。結果、顔などの情報がなくとも人は他者の個性を認識することができ、ある被験者のコメントでは「知り合って3カ月くらいの友達のように感じられた」等の具体的な印象を持つ事例もあった。このことから、提案したゲームは他者の存在を感じることができ、さらに他者モデルを構築することができる要素を含んでいると言える。

そして提案したゲームの結果から他者モデルを推定するための方法として、BW法を用いた他者モデルの構築の可能性を検討した。結果、自己モデルの構造と他者モデルの構造は必ずしも一致するとは限らず、自己モデルと他者モデルは構造が異なることもあることが示唆された。これは、本研究にて提案した課題で採用した作戦は利己・協調の2種類に限定しており、その作戦内容がやや単純であったことが原因として考えられる。作戦の種類を増やすこと

でより複雑な他者モデルの構築はできよう。しかし、作戦が増えることで構築されるネットワークの複雑性は増すため、その解釈の説明は困難になると考えられ、この点においては作戦の種類とネットワークの複雑性との間にはトレードオフの関係があるといえよう。この点については今後の課題とする。

本研究にて提案した課題を分析することで、他者ごとに異なるネットワークの結果が得られた。それだけでなく、そこでは自身の作戦および他者の作戦においても、別々の解釈が可能となる結果を得た。なお、本稿におけるネットワークの解釈はBW法にて推定されたネットワークのパラメータから著者自身が行ったが、実験後アンケートにおいて、被験者Aは1人目および2人目において行動パターンの違いを明確に記述しており、被験者Aの中には何らかの他者モデルが構築されていることは間違いないと考えられる。つまり、BW法を用いた他者モデルの推定結果を解釈することで実際の行動をある程度説明することができることから、BW法を用いた他者モデルの推定は有効であったと言える。

本研究では他者との間接的なインタラクションのために手札の打診の要素を入れた。打診された手札の解釈については被験者の考えに依存する形としていたが、事後アンケートより被験者によってはこの機能を用いて相手のことをもっと知ろうとする行動をとった被験者もいた。このような事象によるBW法への影響は現時点では課題である。

また、HMMを用いた他者モデルの推定は、HMMの特性上、行動内容が限定できることが前提となる。そのため、現実世界などの曖昧性を含む環境においては、その分類が必要となると考える。そのため、行動の種類が限定される課題との相性は良いと考える。しかし、本研究にて検証した課題は提案したゲームのみであり、本ゲームは実世界の一部の要素は含んでいるが、そのすべてを含んでいるわけではなく、本課題にて示したネットワークの構造と被験者のパーソナリティとの関係については疑問が残る。この点については、心理尺度などと対応付けることで評価することが必要になる。

参考文献

- [1] (株)マンダム: コロナ禍で対面コミュニケーション減少のマイナス面、世代ごとに差異あり また、コロナ禍でのおしゃれ・身だしなみの捉え方に変化、年齢を重ねるにつれて「自分のため」に <https://prt-times.jp/main/html/rd/p/000000657.000006496.html>, (2021年1月16日閲覧)
- [2] 大向一輝: SNSの現在と展望—コミュニケーションツールから情報流通の基盤へ—, 情報処理, Vol. 47, No. 9, pp. 993-1000, (2006)
- [3] 山田徹志, 宮田真宏, 中村友昭, 前野隆司, 大森隆司: 機械学習を用いた「子どもの育ち」の可視化—位置・向き情報を用いた関心推定の試み—, 日本教育工学会論文誌, (2020)
- [4] 藤白智也, 宮田真宏, 山田徹志, 大森隆司: 授業画像からの姿勢推定による子どもの特性推定の試み, 日本教育工学会秋季大会2020, (2020)
- [5] 青柳療, 宮田真宏, 山田徹志, 中村友昭, 大森隆司: 保育活動中の姿勢分布に基づく集団活動への参加率の推定, 人工知能学会全国大会論文集, (2020)
- [6] 宮田真宏, 大森隆司: 価値に駆動された連想記憶に基づく人の推論過程の統合モデルの提案, 知能と情報, Vol. 31, No. 3, pp. 712-721, (2019)
- [7] 大竹文雄, 田中沙織, 佐倉統: 脳の中の経済学, ディスカヴァー携書, (2012)
- [8] 岡田章: ゲーム理論〔新版〕, 有斐閣, (2011)
- [9] 竹内一郎: 人は見た目が9割, 新潮新書, (2005)
- [10] 後藤昌: オンライン実験の現状と課題, 玉川大学脳科学研究所講演会, (2020年6月16日実施)
- [11] 村上仁一: 解説論文 Baum-Welch アルゴリズムの動作と応用例, 電子情報通信学会 基礎・境界サイエティ Fundamentals Review, Vol. 4, No. 1, pp. 48-56, (2010)
- [12] 【技術解説】HMMに基づいたViterbiアルゴリズムによる解推定手法(例題つき), 2018/05/31, https://mieruca-ai.com/ai/viterbi_algorithm/, (2021年01月17日閲覧)