

# Human-model interaction 実験による意図推定に及ぼす 経験の検討

## Examining the Effect of Experience on Intention Estimation in Human-model Interaction Experiments

野村晋平<sup>1</sup> 河路塁生<sup>1</sup> 白砂 大<sup>1</sup> 森田純哉<sup>1</sup> 大澤博隆<sup>2</sup>

Shimpei Nomura<sup>1</sup>, Ruiki Kawaji<sup>1</sup>, Masaru Shirasuna<sup>1</sup>, Junya Morita<sup>1</sup>, and Hirotaka Osawa<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 静岡大学

<sup>1</sup>Shizuoka University

<sup>2</sup> 慶應義塾大学

<sup>2</sup> Keio University

**Abstract:** 過去、HAI 研究は、人間とエージェントのインタラクション実験、あるいはモデルによるシミュレーションを方法としてきた。本研究は、両者を融合する Human-model interaction 実験により、意図推定に及ぼす要因を検討する。協調ゲーム Hanabi を課題とし、認知モデルによるシミュレーションにより課題難易度を推定した。参加者は難易度の高低条件で、意図推定に過去の経験を利用するモデル、あるいは経験を利用しないモデルとゲームに参加した。結果、経験に基づくモデルの意図推定は、低難易度条件で協調の成立を導いた。

## 1 はじめに

過去、HAI (Human-Agent Interaction) 研究は、その名が表すように、人間とインタラクションする人工エージェントを構築し、構築されたエージェントと相対する人間の反応を検討してきた。特に、エージェントの外観や動作を操作することで、人間に意図を感じさせる人工物のデザイン、あるいは人間が人工物に意図を感じる状況に関する検討が行われてきた [1]。

こういった直接的な HAI 研究に加え、この領域では、人工エージェント間のインタラクションをシミュレーションし、意図推定を誘発する条件に関する検討も行われてきた (近年の発表として[2-3])。この種のシミュレーション研究では、エージェントを取り囲む環境条件だけでなく、エージェント内部のアルゴリズムと知識表現の操作がなされる。特に後者の操作は、認知科学におけるモデル研究の接点となり、HAI の理論的基盤を形成する重要なアプローチとなる。

このように、過去、HAI 研究は多様なアプローチを包含してきた。しかし、アプローチ間の統合が十分になされているとは言い難い。特に、理論的なモデルに基づくシミュレーション研究と実際に稼働するエージェントを用いたインタラクション実験を接

続する検討は、ほとんどなされていない。

認知科学的な理論に基づく前者をインタラクション研究の材料とすることは、理論的な仮定と整合する実験操作を実現するメリットがある。実際、近年では、実験参加者に提示する刺激を構築するために、認知モデルを利用する試みも開始している [4]。認知モデルは、人間の認知に対する仮定からトップダウン的に行動を生成する。このような内部状態が透明な人工物とのインタラクションを検討することで、人工物と相対する人間の認知メカニズムに関する理解が進み、それと同時に、人間と同等の意図設定をシミュレートする人工物の構築への道筋も得られる。このような考えから本研究では、認知モデルをもとに構築されたエージェントと人間がインタラクションする Human-Model interaction 実験の枠組みを提唱し、そのなかで人間による人工物に対する意図推定の仕組みを検討する。

## 2 課題

HAI 研究、あるいは広く人間同士のインタラクションを検討する際に、「ゲーム」が利用されることがある。ここで言う「ゲーム」は、現実のインタラクションを抽象化したものである。研究課題として、ゲームは閉じた世界のなかで明確なルールが定義さ

れる特徴がある。かつ難易度に関する操作も容易である。複数名のプレイヤーが関与するゲームとしては、ポーカーのような競争型のゲームが多いが、協力行動の分析に利用可能なゲームも存在する。その代表例として、Hanabiが存在する。

Hanabiは色と数字が割り振られたカードを用いたテーブルゲームで、各プレイヤーは色ごとに決まった数字の順番でカードを並べることを目指し、正しく並べられたカードの総数が得点となる。得点を得るためにプレイヤーは場面ごとに正しいカードを出す必要がある。しかし、プレイヤーはゲーム中に自分自身の手札を見ることができない。一方で他のプレイヤーの手札は見る事が可能であり、手札のヒントを持ち主に提示することはできるが、ヒントの提示はルールによって定義された行動として扱われ、回数や内容に制限が掛けられている。各プレイヤーが得られる情報が限定的になることから、他プレイヤーの行動やヒントの意図を考慮しながら行動を選択することになる。

Hanabiを用いたHAI研究は、複数行われている。Hanabiにおけるパートナーとなるエージェントの戦略 [5]、あるいはコミュニケーション上の暗黙的なシグナル [6] を操作した研究などが存在する。また、認知モデルを用いた Hanabi シミュレーションは桑原ら [7] や河路ら [8] により提案されている。これらのモデルでは、認知科学におけるモデルの中でも、事例ベース学習 (Instance-Based Learning [9]) の枠組みを踏襲している。事例ベース学習は、過去の経験により蓄積された経験を、直面する意思決定に活かす枠組みである。この仕組みを利用したインタラクション場面における意図推定に関する研究も存在する。桑原らや河路らの研究は、これらの研究で検討されてきたモデルを、Hanabiに適用したものである。従来の認知科学的な課題に比べ、Hanabiにおいては複雑な状況が扱われるため、事例の利用による意図推定は必ずしも成功を導かず、ときとしてパフォーマンスの低下を導くことが示されている[8]。本研究では、そのようなシミュレーションの結果を、対人間の実験に適用し、人間による意図推定の仕組みを検討する。

### 3 モデル

本節では、前節で述べた Hanabi の認知モデルを説明する。このモデルは、認知機能の理論に基づく認知アーキテクチャである ACT-R [10]を用いて構築された。ACT-R はプロダクションシステムをベースとしつつ、忘却率や曖昧な記憶の許容に関する多くのパラメータを有する。先行研究では、これらのパラ

メータを操作するシミュレーションが行われていたものの、本研究では、それらを操作せず、固定化されたフローチャートのもので、事例ベース学習を繰り返すモデルを利用する。図1にモデルによる行動決定および事例の蓄積の流れを示す。本節の残りでは、それらについて段階別に説明を行う。

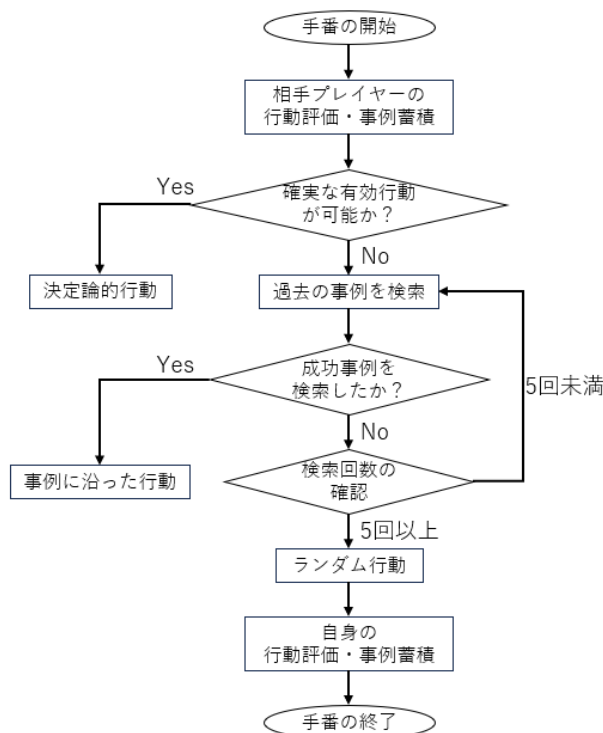


図1. モデル動作のフローチャート

#### 3.1 事例の記憶

モデルは行動前にパートナーの、行動後に自分自身の直前から1つ前の行動について、その成否を評価し、その時点での盤面の状況と併せて事例として記憶する。モデルが記憶する事例は以下の情報から構成される。

- 対象となった行動 (プレイやヒントなど)
- 行動の成否
- 対象となった行動の直前に行われた行動
- 場に出ているカード等, ゲーム盤上の公開情報
- 自分自身の手札のヒントによって確定している色と数字
- パートナーの手札のヒントによって確定している色と数字
- パートナーの手札の色と数字すべて
- カードの色と数字ごとの残り枚数

上記のうち、行動の成否とはカードを出す行動の

場合は得点獲得の成否であり、ヒントを与える行動の場合は直後にパートナープレイヤーが得点を獲得したかどうかであり、カードを捨てる行動の場合はそのカードが出された場合の得点獲得の成否による（得点を獲得できないカードであれば、成功となる）。

### 3.2 決定論的行動選択

モデルが行動を選択する際、最初に確実に有効な行動を取ることができるかを確認し、いずれかが可能である場合は優先して行う。確実に有効な行動とは以下を指す。

- 現在の盤面で必ず得点を得られることが判明している自分のカードを場に出す
- 現在の盤面で得点を得られるパートナーのカードについてヒントを与える
- 今後得点を得られる可能性がないことが判明している自分のカードを捨てる

### 3.3 事例に基づく行動選択

モデルが確実に有効な行動をとれない場合、事例の検索に移行する。多くの要素をもつ Hanabi において盤面の情報が完全に一致するケースはごく少ないため、類似した事例を含めて検索を行う。

検索された事例が行動に成功したものであった場合、それを踏襲した行動を行う。失敗したものやヒント回数の不足等で実際に行えないものであった場合、同一の事例を検索しないよう再度検索する。検索に事例が掛からない場合や検索自体が失敗した場合も同様に再度検索する。また、再検索を行うごとにランダム性が高く設定される。

### 3.4 ランダムな行動選択

5 回の検索を経て成功事例を検索できなかった場合、モデルはリスクの小さい行動の範囲内でランダムに行動を選択する。ヒントを与えられる回数が残っている場合はヒントをランダムに与え、そうでない場合はヒントを受け取っていないカードを優先して捨てる。

## 4 Human-Model Interaction 実験

本実験では、上記のモデルを参加者のパートナーとする実験を実施する。モデルによる事前のシミュレーションにより見積もられた難易度、あるいは図 1 のフローを変化させた条件を設定し、する。前者の操作により、モデルによる難易度の見積もりが、人

間とのインタラクションを予測できるのか、また後者の設定により、認知科学におけるし、理論（事例ベース学習）により仮定されるメカニズムが、本研究において設定された課題における意図推定に有効に働くかを検討する。

### 4.1 参加者と実験デザイン

本実験には大学生 14 名が参加した。いずれの参加者も、実験において 4 回の Hanabi のラウンド（カードの配布からゲームの終了条件に至るまでの単位）に取り組んだ。このうち、前半 2 回と後半 2 回では、ラウンド開始時の手札および山札の配列が異なる。これらは、事前のモデル間シミュレーションにおいて、異なる成績を導いたものである。以降、シミュレーションにより高い成績が導かれた手札・山札を利用する条件を「低難易度条件」、低い成績が導かれた手札・山札を利用する条件を「高難易度条件」と呼ぶ。これらの条件の提示順序は、参加者間でカウンターバランスされた（低難易度→高難易度：7 名、高難易度→低難易度：7 名）。

各参加者は、同一の手札・山札によるラウンドを繰り返した。すなわち、各参加者は、同一の手札・山札条件の 2 ラウンド目において、1 ラウンド目の経験を活かすことができた。各難易度条件におけるプレイヤーの初回のラウンド（i.e., 第 1, 第 3 ラウンド）を「プレイヤー経験無条件」、2 回目の経験（i.e., 第 2, 第 4 ラウンド）を「プレイヤー経験有条件」と呼ぶこととする。

さらに、14 名の参加者は、モデルの学習に関する設定が異なる 2 群（「モデル経験有」、「モデル経験無」）に分けられた。モデル経験有群は、ラウンド中に得た経験を後続するラウンドにおいて利用する。モデル経験無群は、ラウンド間でモデルの経験がリセットされる。なお、いずれの群においても、参加者のパートナーとなるモデルは、ラウンド内の経験を蓄積し、利用する。また、モデル経験有群におけるモデルであっても、難易度が切り替わるラウンドにおいては経験がリセットされる。

### 4.2 実験手順

参加者ごとに個別に実験を実施した。参加者は実験の目的を人間と AI の協力行動をゲーム課題によって分析することであると教示された。その後、Hanabi のゲームルールと GUI の画面構成および操作方法について説明を受けた、また、実験全体の構成として、4 ラウンドの Hanabi のゲームを実施することが教示された。それぞれのラウンド間の関係（同

じデッキを利用しているか否かなど)については、教示しなかった。

教示の後、事前アンケートに回答した。その後、参加者とモデルの2プレイヤーで全4ラウンドにわたってゲームをプレイし、ラウンドが終了するごとに課題への動機づけの強度などを問う終了後アンケートに回答した。また、ゲームプレイ中Webカメラで参加者の表情を記録した。実験は全体で概ね60~80分で終了した。

しかし本研究では、課題の達成度から各条件の影響を検証することが主目的であったため、アンケート、あるいはカメラの映像に関する分析は報告せず、各ラウンドにおいて得られた得点を条件ごとに集計した結果を示す。なお、得点計算はHanabiのゲームルールに基づき、とりうる最低値は0、最高値は25である。

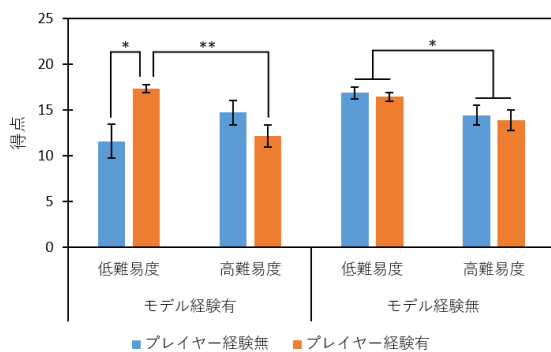


図2. 実験結果 (得点)

## 5 結果

図2に本実験における条件ごとの平均得点を示す。棒グラフのエラーバーは標準誤差を表す。こうした結果についてゲーム得点を従属変数とし、モデル経験の条件を参加者間要因、配列難易度とプレイヤー経験の2条件を参加者内要因とした3要因の分散分析を実施した。結果、配列難易度の主効果 ( $F(1, 12) = 5.44, p < .05$ )、配列難易度とプレイヤー経験の間の交互作用 ( $F(1, 12) = 5.11, p < .05$ )、二次の交互作用 ( $F(1, 12) = 4.77, p < .05$ ) がそれぞれ有意であった。

グラフより、モデル経験の有無で異なる傾向が観察されるため、モデル経験有群と無群のそれぞれを対象に、参加者内2要因の分散分析を行った。結果、モデル経験有群において有意な交互作用が認められた ( $F(1, 6) = 6.97, p < .05$ )、低難易度条件におけるプレイヤー経験の有無 ( $F(1, 6) = 11.68, p < .05$ )、プレイヤー経験有条件における難易度 ( $F(1, 6) = 18.87, p < .01$ ) に有意な単純主効果が認められた。モデル

経験無群においては配列難易度の主効果 ( $F(1, 6) = 23.86, p < .01$ ) が有意であったが、交互作用 ( $F(1, 6) = 0.01, p > .1$ ) は認められなかった。

つまり、モデル間でのインタラクションにおける難易度は、モデルと人間の間でのインタラクションにおける難易度を、多くの場合において予測することが確かめられた。ただし、この傾向はモデルがインタラクション経験を蓄積し、かつ参加者が初めてこのゲームを行う場合には当てはまらなかった。その場合に、参加者は、経験を積み重ねることで、同じ手札・山札を用いた次のラウンドにおいて、得点を向上させることができた。そして、そのような参加者による得点の向上は低難易度の手札・山札においてのみ生じた。

## 6 まとめ

本研究では、HAI研究におけるエージェントとのインタラクション実験、シミュレーション実験を統合するHuman-Model Interaction実験を提案し、先行研究において構築されたモデルと人間がインタラクションする実験を実施した。本研究において主に検討の対象としたパラメータは難易度、人間およびモデルの経験であった。これらのうち難易度に関して、概ね多くの条件で、シミュレーションの結果がインタラクション実験において再現された。このことは、HAI研究におけるシミュレーションが、現実のエージェントとのインタラクションを予測するうえで有用であることを示唆する。

ただし、低難易度条件においては、プレイヤーの経験が存在せず、モデルが学習する場合に、シミュレーションによる難易度の予測は有効に働かなかった。このことは、プレイヤー経験が存在しない場合の行動決定のフローがモデルにより仮定されるもの(図1)と異なることを示唆する。特に、今回の参加者がHanabiの初心者であったと仮定すれば、フロー中の決定論的な行動を、参加者が持ち合わせていなかったことが一つの原因となった可能性を推測することができる。ただし、モデル経験無群において、プレイヤー経験の不在による成績の低下が認められないことから、単純に参加者側のみの要因と考えるよりも、モデルの学習と参加者の学習との相互作用によるものと考えることが自然であろう。人間とモデルの学習の組み合わせにより、意図推定に基づく協調が発生するメカニズムについて、今後さらなる検討が必要である。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 23K21736 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [ 1 ] Clifford Nass and Youngme Moon. 2000. Machines and mindlessness: Social responses to computers. *Journal of social issues* 56, 1 (2000), 81–103.
- [ 2 ] 坂本 孝丈: 他者とのインタラクションを通して獲得される内部状態の変化に関するシミュレーション, HAI シンポジウム 2024, (2024)
- [ 3 ] 高田亮介, 升森敦士, 池上高志: 集団の中から個性を創発させる LLM エージェントのインタラクション, HAI シンポジウム 2024, (2024)
- [ 4 ] Kazuma Nagashima and Junya Morita. 2024. Traits Inference on Virtual Agents Driven by Cognitive Curiosity Models. In *Proceedings of the 12th International Conference on Human-Agent Interaction (HAI '24)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 233–241. <https://doi.org/10.1145/3687272.3688316>
- [ 5 ] Hirotaka Osawa, et al. "Emergence of Cooperative Impression With Self-Estimation, Thinking Time, and Concordance of Risk Sensitivity in Playing Hanabi." *Frontiers in Robotics and AI* 8 (2021): 658348.
- [ 6 ] 宮田貫誠, 大澤 博隆: 協力型カードゲーム Hanabi における暗黙のシグナルの分析, HAI シンポジウム 2024, (2024)
- [ 7 ] 桑原涼香, 長島一真, 森田純哉, 宮田貫誠, 川越敦, 大澤博隆: 協力ゲーム Hanabi を用いた察するコミュニケーションのモデル構築, HAI シンポジウム 2023, (2023)
- [ 8 ] Ruiki Kawaji, Junya Morita, and Hirotaka Osawa: Understanding Emotion and Emotional Contagion Effects on Cooperative Behavior through Game Simulation, *Virtual MathPsych/ICCM 2024*, (2024)
- [ 9 ] Cleotilde Gonzalez, and Dutt Varun: "Instance-based learning: integrating sampling and repeated decisions from experience." *Psychological Review* 118, no. 4 (2011):
- [ 1 0 ] John R. Anderson: *How can the human mind occur in the physical universe?* Oxford, (2007)