

カードゲームにおいて他者の行動を読む認知モデルの評価 —事例使い分けモデルは他者の行動を読むのか—

Evaluation of Cognitive Models Reading the Behavior of Others in a Card Game

-Does the Case-Selection Model Read the Behavior of Others?-

細川 敦司[†], 森田 純哉[†]
Atsushi Hosokawa, Junya Morita

[†] 静岡大学情報学部
Faculty of Informatics, Shizuoka University

概要

日常において、他者の行動を探り合う状況は頻繁に発生する。しかし、その認知プロセスは十分に明らかになっていない。これを明らかにするには、認知プロセスを詳細に記述するモデルが必要である。本研究では、行動の探り合いが発生するカードゲームで認知アーキテクチャ ACT-R によるモデルと人間を対戦させる実験を行った。その結果、自己の行動を模倣するモデルを相手としたときに、参加者はモデルを人と感じる傾向にあった。

キーワード：人工知能、相互作用、人とコンピュータのインタフェース、ゲーム、認知モデル、ACT-R、行動の読み合い

1. はじめに

日常において、他者の行動を探り合う状況は頻繁に発生する。交差点での他者との一瞬のすれ違い、対面での会話や議論、メールや SNS (Social Networking Service) による非同期でのメッセージの送受信、評価者に向けたレポートや申請書の執筆など、おおよそ全ての社会的場面で、人は他者の行動を予測、あるいは推測する。その過程を通して、人々は他者と協力するにせよ対立するにせよ、自己の利益を最大化することを目指す。ときとして相手の行動を読みつつ、相手を出し抜くことも行われる。

しかし、他者の行動を読む認知プロセスは未だ十分に明らかになっていない。これまでにインタラクションに関連する認知科学の研究分野において、様々な理論が提唱されてきた [3, 4, 10]。植田は主体の内部に他者についての心的表象である「他者モデル」を構築することが、持続的なインタラクションに必要であると指摘した[10]。また、比較認知科学においては、再帰的に他者の心的状態を推論することが人間の高度な知能を導いたという仮説も提起されている [4]。しかし、これらの多くは理論的な仮定を述べるに止まり、現実の人間による複雑な処理を十分に記述できていない。

実際の人間による処理を明らかにするためには、認知プロセスを詳細に記述するモデルが必要である。本発表ではまず、他者の行動を読む認知プロセスをモデル化するために提案された、単純な状況において行動の探り合いが発生するカードゲームを示す。次に、単純なカードゲームに対する認知アーキテクチャ ACT-R [2]を用いたモデルとシミュレーション結果を示す。さらにその結果を受けて実施した、モデルと人間を対戦させる実験の結果を示し、構築されたモデルが他者の行動を読むといえるかどうか考察する。最後に、現状のまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

本節においては、行動の読み合いを促す課題についての関連研究、およびモデル化のフレームワークをまとめる。

2.1. ゲームを利用した行動の読み合いに関する研究

認知プロセスのモデル化を行う際には、現実の複雑な現象をそのまま捉えるよりも、対象となる処理に焦点を当てた単純化された課題を設定することが有効である。人工知能や認知科学の分野においては、特にパズルやゲームを課題とする研究がこれまでに多く行われている。対人的なインタラクションが関係するゲームとしては、人狼 [7, 9] や Hanabi [6]、ブラックジャック [1]、インディアンポーカー [8] などを扱った研究が行われている。これらのゲームの多くにおいて、行動の読み合いが行われる。しかし、上記のゲームの多くは、配布される手札などにおいて確率的な要素が関係する。これらのゲームの初期条件に関わる確率的要素は、エンターテインメントとしてのゲームには必要なものであるのかもしれない。しかし、認知プロセス

に関する仮説を検証するためのゲームとしては、検定力を確保するためのデータ数を増加させるため望ましいものではない。純粋に行動の読み合いを検討するためには、確率的要素を排除した新たなゲームを設計することが有効であると考えられる。

2.2. 認知アーキテクチャ

人間の内部に生じる心的プロセスを表現する手段として、認知モデルに関わる研究が積み重ねられている。認知モデルは人間の内部処理に関わる計算機上に実装された仮説である。計算機上で実行可能なプログラムとして記述され、人間の行動データとの対応を図ることで検証される。また、認知モデルの構築には、ときとして認知アーキテクチャと呼ばれるフレームワークが用いられる。認知モデルが個別の課題における認知処理を表現するのに対し、認知アーキテクチャは、多様な課題に共通して利用されるモジュールを体系化する。

これまでに認知アーキテクチャのひとつであるACT-Rを用いた複数のインタラクションに関わるモデルが構築されている。森田らは、メッセージ付きの協調ゲームにおけるインタラクションをACT-Rを利用することでモデル化した[5]。モデルは課題における各ラウンドの経験を事例として蓄える。直面する状況に対して、過去の類似した事例を用いることで、他者の振る舞いを予測し、現在の状況における自分の行動を決定する。また、モデルには事例の利用の仕方として、自己の経験をそのまま利用するだけでなく、過去の他者の振る舞いを再現する模倣を含めた。結果として、模倣を含むモデルは協調ゲームにおける人間の振る舞いをよく再現した。

しかし、上記の森田らの研究が扱ったインタラクションの状況は、協調場面にとどまる。本研究が対象とするような行動を読み合うメカニズムを検討するためには、課題およびモデルの拡張が必要である。

3. カードゲーム

本研究では認知モデルや実験参加者に遂行させる課題として、確率的要素を排除したカードゲーム[11]を利用する。これは二人で行うゲームである。また、ブロックという単位で進行する。以下、ブロックの進め方について説明する。

3.1. ブロックの進め方

ブロックを始めるにはまず、1, 2, 3, 4, 5 が一つずつ書かれた5枚のカードをそれぞれ二人に配る。

1. 各プレイヤーは自分の手札から1枚を選び、数字を隠して場に出す。
2. その結果、より大きな数が書かれたカードを出したプレイヤーに1ポイントが加算される。カードに書かれた数が等しい場合はどちらにもポイントは与えられない。
3. 場に出したカードは手札からなくなる。

お互いの手札がなくなるまで(5回)、1~3を繰り返し、より多くのポイントを得たプレイヤーがこのブロックの勝者となる。両者のポイント数が等しい場合は引き分けとなる。

3.2. 具体例

ブロックの進行の具体例を表1に示す。

表1ではI巡目にプレイヤーAが5、プレイヤーBが3のカードを出している。この場合、プレイヤーAに1ポイントが加算される。場に出したカードは手札からなくなるので、2巡目以降Aは5、Bは3のカードを出すことができない。さらに表1のII巡目において、プレイヤーAとBはともに2のカードを出している。この場合は、どちらにもポイントは与えられない。場に出したカードは手札からなくなるので、III巡目以降AとBはともに2のカードを出すことができない。これを繰り返し、お互いの手札がなくなるまで(V巡目まで)行う。表1においては、AがI巡目、BがIIIとV巡目でそれぞれ1ポイントずつ獲得したため、Bがこのブロックの勝者となる。

表1 ブロック結果の例

	I	II	III	IV	V	計	
A	5	2	3	1	4	1	負
B	3	2	4	1	5	2	勝

このゲームにおいて各プレイヤーに配布されるカードは常に同一のものである。そのため、ポーカーやブラックジャックのように配布される手札による有利不利の要素が存在せず、純粋に他者の行動を読むことにより勝敗が決定することになる。

4. モデル

3節に示したカードゲームを遂行する ACT-R モデルを構築した。本研究で構築したベースのモデルは、自分と他者の振る舞いを蓄積し、それらの事例をもとに自分の行動を決定する。また、森田らのモデル [5] で提案された模倣による推論を加えた。本節ではモデルの挙動を説明し、シミュレーションの結果を示す。

4.1. モデルによる推論

ACT-R のゴールモジュールと宣言的モジュールを利用する。ゴールモジュールはゲームの進行に応じて場に出された手札の情報を保持する。宣言的モジュールは過去のゲームにおいて出されたゴールモジュールの情報を蓄える。

モデルは各ブロックにおいて宣言的モジュールに蓄えられた事例に基づいて意思決定をおこなう。場に出すカードを決める方法が異なる 3 種類のモデルを作成した。

1. 【ランダム】

自分の手札からランダムに 1 枚を選ぶ。

2. 【事例そのまま】

ブロック終了時に、自分と相手がカードをどのような順序で出したかと、そのブロックにおける対戦結果を記憶する。次のブロックからは、自分が勝った事例を思い出し、それと同じようにカードを出していく。

思い出せなければ自分の手札からランダムに 1 枚を選ぶ。

3. 【事例使い分け】

【事例そのまま】と同じようにブロック終了時に事例を記憶する。次のブロックからは、対戦結果を問わず事例を思い出す。自分が勝った事例を思い出したのならばそれと同じようにカードを出すことを試み、自分が負けた事例を思い出したのならばそのとき相手が出したカードを出すことを試みる。引き分けた事例を思い出した場合、事例を思い出せなかった場合、出そうとしたカードが自分の手札にない場合はいずれも手札からランダムに 1 枚を選ぶ。

このモデルは【事例そのまま】に対して、森田ら [5] による模倣を付け加えたものである。本研究においては、このように事例を使い分けることが、対人的なインタラクションにおける他者の行動を読む認知プロセスのモデル化に必要な要素だと仮定する。

4.2. シミュレーション

4.2.1. シミュレーション条件

4.1 のモデルのうち 2 つを 1000 ブロック続けて対戦させ、勝敗ブロック数と、それぞれのモデルが記憶した事例の種類数を集計した。なお、100 組が対戦した結果を平均した。

4.2.2. シミュレーション結果

モデル同士の対戦成績を表 2 に示す。表側のモデルによる表頭のモデルに対する 1000 回の対戦成績の平均 ($n = 100$) が示される。なお、本論文の表においては、【事例そのまま】を「そのまま」、【事例使い分け】を「使い分け」と省略して記載している。

表より、対戦したモデルのうち少なくとも一方が【ランダム】に手を決定していた場合、勝敗数はほぼ等しくなることがわかる。これは、本ゲームにおいて、相手が何らかの戦略を持っていないと行動を読むことができないためと考えられる。また、【事例そのまま】は【事例使い分け】に半数以上のブロックで負けたことがわかる。【事例使い分け】は相手の行動をまねることもできるため、模倣は相手の行動を読む手掛かりになるということが示唆される。

モデルによって獲得された事例の数を表 3 に示す。表中の m1 は表側に示されるラベルのモデルを表し、

表 2 シミュレーションによる勝敗表

→		ランダム		そのまま		使い分け	
		平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差
ラ ン ダ ム	勝ち	309.42	13.53	308.19	14.83	309.75	12.26
	負け	308.21	14.60	307.86	13.93	308.65	13.56
	引き分け	382.37	16.44	383.95	15.41	381.60	13.96
そ の ま ま	勝ち			519.34	496.71	236.63	48.70
	負け			478.92	496.64	536.41	91.77
	引き分け			1.74	1.66	226.96	54.73
使 い 分 け	勝ち					291.68	13.94
	負け					290.58	15.16
	引き分け					417.74	15.57

m2 は表頭に示されるラベルのモデルを表す。表より、【事例そのまま】どうしの対戦、【事例そのまま】対【事例使い分け】の対戦、【事例使い分け】どうしの対戦の順に事例数が増加していることがわかる。【事例そのまま】は一度自分が勝つとその事例を使い続けるため、記憶した事例数が増加しにくい。反対に【事例使い分け】は対戦結果を問わず過去の事例を使うので、記憶した事例数が増加しやすいと考えられる。

上記の結果をまとめれば、設計されたゲームは、行動を読み合うモデルの行動を複雑化させることが示唆される。それに対して、ランダムな振る舞いを行うモデルにおいては、行動が複雑化せず、対戦相手によらず常に同じ結果が生成されることになる。

表3 各対戦において獲得された事例数

		ランダム	そのまま	使い分け
ランダム	m1	0.00	0.00	0.00
	m2	0.00	122.52	897.82
そのまま	m1		4.74	73.55
	m2		4.74	73.55
使い分け	m1			897.82
	m2			897.82

5. 実験

シミュレーションの結果から、模倣を行うモデルにおいて行動の読み合いが生じることが示唆される。しかし、これらの結果から他者の行動を読み合う認知プロセスが再現されたと主張するためには、実証的なデータが必要である。本研究では、ACT-R モデルと実験参加者がコンピュータを介して対戦する実験を行い、実際の人間どうしがするような行動の読み合いが発生するかを検討する。実験において取得されるアンケート結果から、本研究で構築したモデルが他者の行動を読んでいるとみなせるかどうかを検討する。

5.1. 方法

5.1.1. 実験参加者

静岡大学情報学部において第二著者が担当する講義内で実験参加者を募集した。募集において、受講者は実験に参加することで成績が加点されることを告げら

れた。結果として 12 名からの応募があった。この 12 名を異なる実験の実施日に分割した。1 日目に 3 名 (男性 2 名、女性 1 名)、2 日目に 2 名 (ともに女性)、3 日目に 7 名 (男性 4 名、女性 3 名) が参加した。どの参加者も実験前に本ゲームを行ったことはなかった。

5.1.2. 機材

実験には、4 節に示した 3 種類のモデルと実験参加者が対戦できるゲームシステムを用いた。このシステムは ACT-R 7.x において採用された RPC (Remote Procedure Call) サーバを利用することで、ユーザインタフェースとモデルのリアルタイムでの通信を実現している。ユーザインタフェースの作成には、スタンドアロン版 ACT-R 7.x に含まれる Web インタフェース (Node.js にて実装) を用いた。ゲームシステムのインタフェースを図 1 に示す。参加者は画面中のオレンジ色のカードをクリックした後に黄色の確定ボタンを押すことで場にカードを出すことができた。



図1 ゲーム画面の例

ACT-R モデルとユーザの対戦を実現するにあたり、カードの提出タイミングを決定する機構を実装した。ACT-R は手続き的知識や宣言的知識の実行に要する時間を見積もる機構を保持する。しかし、ACT-R による反応時間のシミュレーションは、数秒単位で完結する単純な認知プロセスを対象としたものである。本研究が扱うような他者の行動を読む活動において ACT-R による反応時間のシミュレーションを行うことは容易ではない。そこで、本研究におけるゲームシステムにおいては ACT-R による反応時間の見積もりを用いず、より簡便な方法でカード提出タイミングを決定した。

まず、本ゲームシステムは、モデルがカードを先手で出すか後手で出すかをランダムに決定する。モデルが先手となった場合、参加者によるカードの提出直後にモデルによって決定されたカードが画面に表示され

る。モデルによるカードの提出が後手となった場合、参加者によるカードの提出から「待ち時間」を経たのちに、モデルのカードが提出される。待ち時間の計算には、本ゲームシステムを用いた予備実験 (n=4) のデータを利用した。予備実験では、参加者がカードを出すまでの時間を手巡別に集計した。その平均を表4に、不偏標準偏差を表5に示す。モデルによるカード提出が後手となった場合、表4の値を最短の待ち時間とし、平均を0、表5の該当する値をsとするロジスティック分布から生成された値を加算することで待ち時間を求めた。

表4 手巡別の最短時間

手巡	I	II	III	IV	V
最短[秒]	5.4695	5.7610	5.6429	5.9004	2.2242

表5 手巡別のs値

手巡	I	II	III	IV	V
s 値[秒]	5.4394	5.5228	5.5341	5.3204	2.6998

5.1.3. 手続き

実験において各参加者は上記のゲームシステムを介することで、3つのモデルと対戦した(参加者内要因)。対戦する順序は全部で6通りあり、それぞれの対戦順序に2人ずつランダムに割り当てた。

実験の進行および教示は、オンライン会議システム (Zoom) を用いることで遠隔実施された。実験参加者には事前に電子メールで Zoom のミーティングへのリンクを送付した。5.1.1にて述べた実施日ごとに、参加者は同時にミーティングにアクセスした。ミーティングルームにアクセスすると、参加者は実験者(第一著者)

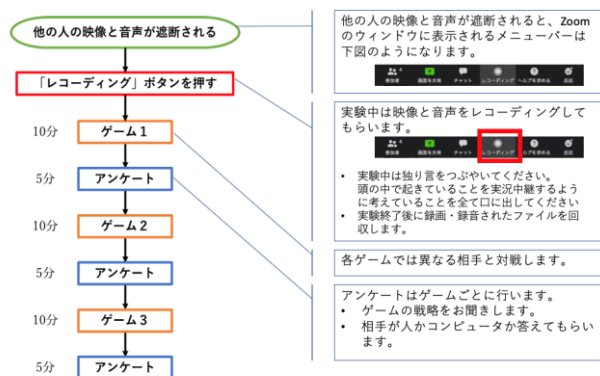


図2 実験の流れ

だけでなく、他の参加者の名前を画面上のリストから確認できた。

予定された全参加者のアクセスが確認されたのち、実験者は実験全体の流れ、ゲームのルールとシステムの操作方法を口頭および Microsoft Word によって作成された電子ファイルによって説明した。教示に利用した電子ファイルは Zoom のチャット機能を利用することで参加者に送付された。ファイルには、図2に示される実験の流れの説明が含められた。実験を通してカードゲーム課題に3回取り組むこと、各課題の終了後にゲームについてのアンケートが設定されることが教示された。

ゲーム課題とアンケートを行っている時間は、実験者も含め他の参加者の映像と音声を遮断した。これは Zoom のブレイクアウトセッションで参加者を一人ずつ異なる部屋に割り当てることによって実現した。課題中に、参加者は実験中に考えていることを全て話すように教示され、映像と音声を記録させた。また、ゲームの対戦相手は毎回変わり、人かコンピュータのどちらかになると教示した。

ゲーム課題では、それぞれの相手と約10分ずつ、ブロックをできるだけたくさん繰り返しプレイするように教示した。ただし、急ぐ必要はなく、参加者自身が快適にプレイできる速さで行うように教示した。なお、ゲームプレイでは相手より多くのブロックで勝つことを目指すように教示した。

ゲーム課題後のアンケートには Google フォームを用いた。参加者は各課題後に以下の問いに対する回答を送信した。

1. どのような戦略を立ててカードを出しましたか？
2. 相手がどのカードを出すか予想した上でカードを出しましたか？
3. 相手はどのような戦略を立ててカードを出していたと思いますか？
4. 相手はあなたの行動を読んでいたと思いますか？
5. 相手は人だと思いますか、それともコンピュータだと思いますか？

上記1と3は自由記述項目であり、2、4においては「はい」「いいえ」「その他」、5においては「コンピュータ」「人」の回答項目が与えられた。また、3回目のゲーム課題の後のアンケートでは、上記に加えて次のことも尋ねた。

6. このゲームに最適解(相手がカードをどのような順で出しても相手より多くのブロックで勝つことが

できる戦術) があると思いますか?

- あると思う場合: 最適解はどのような戦術ですか?
- ないと思う場合: 最適解がないと思うのはなぜですか?

参加者全員が全てのアンケートに答え終わった後にブレイクアウトセッションを終了し、参加者がゲーム課題で対戦した相手は3回ともコンピュータだったことを明かした。Zoom ミーティングを終了した後に電子メールで参加者に教示し、ゲーム課題中の録画・録音ファイルをアップロードさせた。

5.2. 結果と考察

実験において得られたデータのうち、今回の報告では、各モデルとの対戦後に行われたアンケートに対する回答結果を示す。対戦したモデル別に、「2. 相手がどのカードを出すか予想した上でカードを出しましたか」、「4. 相手はあなたの行動を読んでいたと思いますか」、「5. 相手は人だと思えますか、それともコンピュータだと思えますか」という3つの質問に対する回答をクロス集計した(表6, 7, 8)。これらについてカイ二乗検定を行ったところ、5つめの質問においてのみ有意な回答の偏りが認められた(表6: $\chi^2(4) = 2.35, p = 0.67$, 表7: $\chi^2(4) = 3.96, p = 0.41$, 表8: $\chi^2(2) = 13.72, p < 0.01$)。

この結果から、他のモデルと比べ【事例使い分け】は参加者に人間らしい印象を与えることが示された。表2, 3のシミュレーション結果に示されるように【事例使い分け】は、【ランダム】に対して一貫した戦略に基づく行動をおこない、【事例そのまま】に比べて多様な行動をとる。このように一貫しつつも複雑な行動を生成することが、参加者に人間らしさを感じさせる原因となったのかもしれない。一方で、表7から【事例使い分け】が他のモデルに比べて、参加者の行動を読むという印象を与えるということは確かめられなかった。この原因としては、実験参加者数の不足に起因する可能性が考えられる。

表6 各モデルの行動を予想した人数

		回答		
		はい	いいえ	その他
モデル	ランダム	10	2	0
	事例そのまま	9	2	1
	事例使い分け	9	3	0

表7 各モデルが行動を読んでいたと思った人数

		回答		
		はい	いいえ	その他
モデル	ランダム	7	5	0
	事例そのまま	4	7	1
	事例使い分け	8	3	1

表8 各モデルを人だと思った人数

		回答	
		コンピュータ	人
モデル	ランダム	5	7
	事例そのまま	10	2
	事例使い分け	1	11

6. まとめ

本研究では、行動の探り合いが発生するカードゲームで ACT-R モデルと人間を対戦させる実験を実施した。この検討により、対戦相手が人かコンピュータかわからない状況では、【ランダム】モデルや【事例そのまま】モデルよりも、【事例使い分け】モデルは、対戦した参加者から人間だと思われやすいことが明らかになった。今後は、実際の間人が立てる戦略の分析などによって、行動を探り合うための認知プロセスを検討する必要がある。そのうえで、行動の読み合いに関わる認知プロセスを認知モデルによってより詳細に記述する方法を検討する。

文献

- [1] ACT-R Tutorial Unit 5 [Computer software manual]
- [2] J. R. Anderson, (2007) How Can the Human Mind Occur in the Physical Universe?, Oxford University Press.
- [3] 安西 祐一郎, (2017) “情報共有によるインタラクションの理論”, 認知科学, Vol. 24, No. 2, pp. 234-260.
- [4] Richard W Byrne, (1995) The Thinking Ape: Evolutionary Origins of Intelligence, Oxford University Press.
- [5] 森田 純哉, 金野 武司, 奥田 次郎, 鮫島 和行, 李 冠宏, 藤原 正幸, 橋本 敬, (2018) “協調的コミュニケーションを成立させる認知的要因”, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 20, No. 4, pp. 435-446.
- [6] 大澤 博隆, (2015) “協力ゲーム Hanabi におけるエージェント間の協調行動の分析”, 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2015 巻, 第 29 回全国大会, セッション ID 1F2-3, p. 1F23.
- [7] 大澤 博隆, 鳥海 不二夫, 片上 大輔, 篠田 孝祐, 稲葉 通将, (2014) “人狼ゲームのプロトコル設計: 推理と説得のプロトコル”, FAN2014.
- [8] 大本 義正, 植田 一博, 大野 健彦, 小松 孝徳, (2006) “複数の非言語情報を利用した嘘の読み取りとその自動化”,

ヒューマンインタフェース学会誌, Vol. 8, No. 4, pp. 555-564.

- [9] 汪 博豪, 大澤 博隆, 佐藤 健, (2017) “進化シミュレーションを用いた 3 人狼の戦略分析”, HAI シンポジウム 2017, p. 48.
- [10] 植田 一博, (2017) “『認知的インタラクションデザイン学』の展望: 時間的な要素を組み込んだインタラクション・モデルの構築を目指して”, 認知科学, Vol. 24, No. 2, pp. 220-233.
- [11] 細川 敦司, 森田 純哉, (2020) “行動の読み合いをモデル化するためのカードゲームの開発”, HAI シンポジウム 2020, p. 7.