

# カードゲームにおける行動の読み合いに必要な条件の検討 —ACT-R の部分一致メカニズムに関して— Examination of Conditions Necessary for Reading the Behavior in a Card Game -Regarding the Partial Matching Mechanism of ACT-R-

細川 敦司<sup>†</sup>, 森田 純哉<sup>†</sup>  
Atsushi Hosokawa, Junya Morita

<sup>†</sup> 静岡大学情報学部  
Faculty of Informatics, Shizuoka University  
hosokawa.atsushi.18@shizuoka.ac.jp

## 概要

他者の行動を読み合う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、認知アーキテクチャ ACT-R を用いて模倣や部分一致に関する様々な条件の認知モデルを構築し、行動の探り合いが発生するカードゲームをプレイさせた。その結果から、模倣戦略は行動の読み合いを再現するという可能性が示唆された。

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。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課題として設定する。著者らの過去の研究 [12] では、ランダムに振る舞うモデルや事例ベース戦略だけのモデルよりも事例ベース戦略に模倣戦略を加えたモデルは人間だと思われやすいことが明らかになった。しかし、行動の読み合いに必要な条件として模倣のみに着目しており、その他の条件については検討されていない。そこで本研究では、ゲームをプレイするうえで行動を変化させる要因を設定し、認知アーキテクチャ ACT-R [2] を用いて様々な条件の認知モデルを構築する。モデルどうしを対戦させるシミュレーションやモデルと人間を対戦させる実験の結果においてモデルの行動を人間の行動と比較することで、どのような条件が行動の読み合いを再現するのかについて考察する。

## 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、各プレイヤーの戦略に関係しない初期条件から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、初期条件から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

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

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。

本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。これらのモデルは、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。著者らの過去の研究 [12] ではモデルに模倣戦略を加えるかどうか、つまり本研究における思い出した事例の使い方のみが操作された。本研究では、一連のプロセスにおいてモデルの挙動を変化させる要因を3つ設定する。本節ではこれらの要因とその内容について説明する。

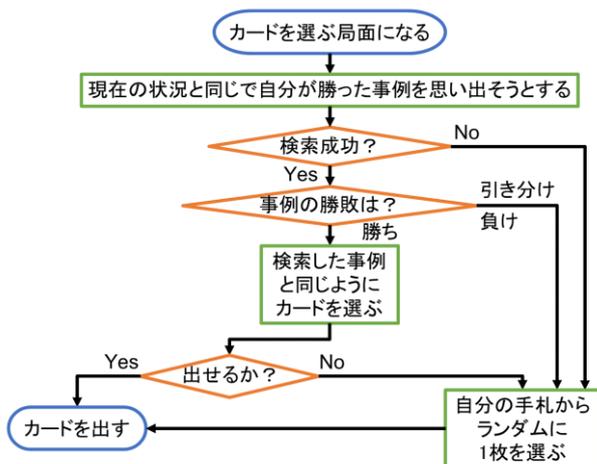


図1 【模倣なし】のフローチャート

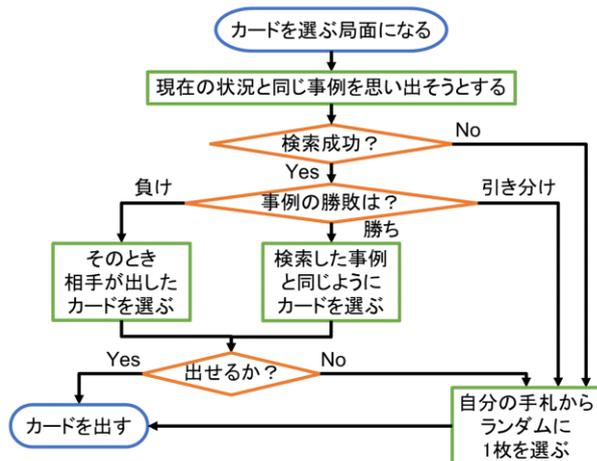


図2 【模倣あり】のフローチャート

#### 4.1. 思い出した事例の使い方

実際の人間がゲームをプレイする際に用いる戦略を探るため、本研究では思い出した情報をどのように使って場に出すカードを選ぶのかを要因として設定し、2つの水準を想定する。図1と2はこれらの方法を表すフローチャートである。両方とも各ブロックの事例を記憶し、それらをもとに現在の手巡で出すカードを決めるが、事例の使い方が次のように異なる。

- 模倣なし (図1)

現在の状況と同じで自分が勝った事例を思い出そうとする。自分が勝った事例を思い出したならばそれと同じようにカードを出すことを試みる。自分が負けた事例を思い出した場合、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枚を選んで場に出す。

本研究では、過去の事例と同じように行動することを事例ベース戦略と呼ぶ。この水準では事例ベース戦略を採用している。

- 模倣あり (図2)

勝敗を問わずに現在の状況と同じ事例を思い出そうとする。上記と異なり、検索要求に自分が勝ったことは含まれない。自分が勝った事例を思い出した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ならばその事例において現在の手巡で相手が出してい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枚を選んで場に出す。

この水準では事例ベース戦略に対して、森田ら [5] による模倣を付け加えている。本研究では、過去の事例の役割を入れ替えて行動することを模倣戦略と呼ぶ。事例ベース戦略と模倣戦略を使い分けることが他者の行動を読む認知プロセスのモデル化に有効な条件だと仮定する。

#### 4.2. 記憶する事例の内容

モデルはブロック終了時に、次からのブロックで参照される情報を記憶する。実際の人間がゲームをプレイする際、経験した事例をそのまま全部記憶するとは限らず、次からの対戦において利用しやすいように工夫して記憶する可能性が考えられる。本研究ではこ

の可能性を検証するために、経験した事例を踏まえてこのとき何を記憶するかを要因として設定し、2つの水準を想定する。

表2 【そのまま】モデルが記憶する情報の例

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

表3 【累積】モデルが記憶する情報の例

	I	I~II	I~III	I~IV	
A	5	7	10	11	負
B	3	5	9	10	勝

- そのまま  
このモデルが記憶する情報の例を表2に示す。自分と相手それぞれがカードをどのような順序で出したかと、そのブロックの勝敗を記憶する。  
このように、この水準ではブロックの結果をそのまま記憶する。
- 累積  
このモデルが記憶する情報の例を表3に示す。自分と相手それぞれについてI巡目に出したカードと、I巡目からII巡目までに出したカードの合計値、I巡目からIII巡目までに出したカードの合計値、I巡目からIV巡目までに出したカードの合計値、そのブロックの勝敗を記憶する。  
I巡目からV巡目までに出したカードの合計値は必ず15になるので記憶しない。  
このように、その手巡までに出したカードの累積値を記憶すると、自分と相手に残った手札が現在の状況と同じならば途中経過が異なっても思い出せるようになる。  
両方の水準において、以前に記憶した事例が新しく記憶しようとする事例と完全に同じである場合、モデルは新しく事例を記憶するのではなく以前に記憶した事例を補強する。つまり、以前のブロックと同じパターンのブロックが生じると、モデルが記憶した事例の種類数は増加しない。

#### 4.3. 事例の検索方式

カード選択の参考にするため、モデルは過去に記憶した情報を思い出そうとする。ACT-Rでは、宣言的モ

ジュールからチャンクを検索することによってこの処理を実現する。実際人間がゲームをプレイする際、現在の状況にぴったり当てはまる情報を思い出せなくても、現状と似ている事例を思い出す可能性が考えられる。本研究ではこの可能性を検証するために、部分一致メカニズムや類似度を要因として設定する。ACT-Rモデルはパラメータの設定により、チャンクの検索で部分一致メカニズムを使うこともできる。部分一致が有効である場合、検索要求で指定した内容と過去に記憶した内容との類似性が考慮される。ACT-Rモデルが扱う知識の間には類似度が設定され、検索要求で指定した内容との類似度が高い内容を持つ情報は検索されやすくなる。本研究では類似度の最大値を0としており、類似度は実際には負の値となる。  
本研究では2つの自然数 $a$ と $b$ の類似度を次の式により設定する。

$$\text{Similarity}(a, b) = -\frac{|a - b|}{\max(a, b)}$$

モデルが記憶する情報は自然数と勝敗で構成されるので、勝敗の間にも類似度を設定する必要がある。3つの水準を想定する。

- 完全一致  
部分一致メカニズムを使わず、完全一致で検索する。つまり、現在の状況と完全に同じ事例しか思い出さない。
- 勝敗重み大  
部分一致メカニズムを使う。また、「勝ち」と「負け」の類似度を-100、「勝ち」と「引き分け」、「負け」と「引き分け」の類似度を-50と設定する。これは数値に比べて勝敗の重みが大きい設定であり、カードの値が現状と大きく異なる事例を思い出すことが多いと考えられる。
- 勝敗重み小  
部分一致メカニズムを使う。また、「勝ち」と「負け」の類似度を-1、「勝ち」と「引き分け」、「負け」と「引き分け」の類似度を-0.5と設定する。これは数値に比べて勝敗の重みが小さい設定であり、カードの値が現状と大きく異なる事例を思い出すことは少ないと考えられる。

上記の3要因における水準の組み合わせは全部で12通りある。この12種類に加えて、必ず自分の手札からランダムに1枚を選んで場に出すモデルを作成した。

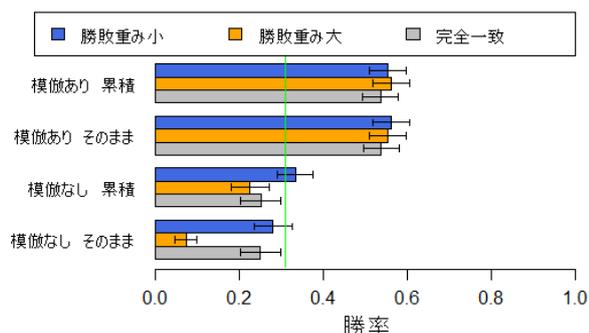


図3 各モデルの勝率

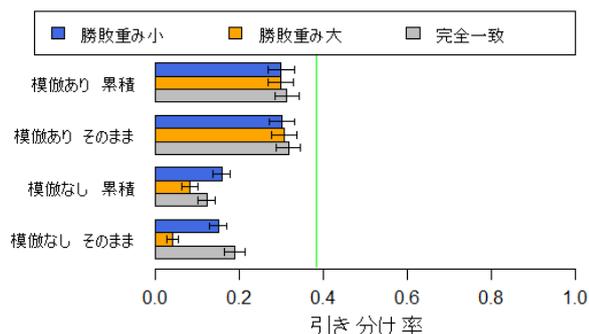


図4 各モデルの引き分け率

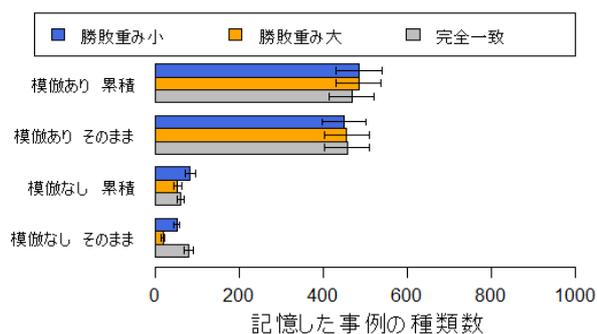


図5 各モデルが記憶した事例の種類数

## 5. シミュレーション

モデルの挙動がどのように変化するか調べるために、モデルどうしを対戦させるシミュレーションを行った。本節ではシミュレーションの方法と結果を示す。

### 5.1. 方法

4節に示した13種類すべてのモデルを互いに総当たりで5セットずつ対戦させた。各セットではそれぞれのモデルが記憶した事例をリセットした後に1000ブロック続けてゲームをプレイした。同じ種類のモデルどうしの対戦を除外し、各セットでモデルが1000ブロックのうち勝ったブロック数の割合（勝率）と引き分けたブロック数の割合（引き分け率）、各セットの対戦中にモデルが記憶した事例の種類数を集計した。4.2節

で述べたように、モデルが記憶した事例の種類数は1セットで生じたブロックのパターン数を示す。各モデルは自分を除く12種類の相手と5セットずつ、合計で60セットの対戦を行っている。集計した3つの指標について、この60セットにおける平均とその標準誤差を計算した。

### 5.2. 結果と考察

各モデルの勝率を図3に、引き分け率を図4に、記憶した事例の種類数を図5に示す。棒の長さが平均、エラーバーの長さが標準誤差を表す。また図3と4では、ランダムモデルの平均値を緑色の基準線で示した。

勝率と引き分け率、記憶した事例の種類数のそれぞれを従属変数とし、3元配置分散分析（思い出した事例の使い方  $\times$  記憶する事例の内容  $\times$  事例の検索方式）を行った。その結果、勝率と引き分け率において、思い出した事例の使い方と事例の検索方式に有意な交互作用が認められた（勝率： $F(2,708) = 3.637, p = 0.027$ 、引き分け率： $F(2,708) = 4.064, p = 0.018$ ）。単純主効果の検定により、事例の検索方式の全水準において、模倣ありが模倣なしを上回ったことが確かめられた（完全一致の勝率： $F(1,238) = 40.12, p < 0.001$ 、勝敗重み大の勝率： $F(1,238) = 100.4, p < 0.001$ 、勝敗重み小の勝率： $F(1,238) = 32.8, p < 0.001$ 、完全一致の引き分け率： $F(1,238) = 36.46, p < 0.001$ 、勝敗重み大の引き分け率： $F(1,238) = 98.14, p < 0.001$ 、勝敗重み小の引き分け率： $F(1,238) = 31.74, p < 0.001$ ）。また事例の検索方式の単純主効果については、模倣あり条件において認められず（勝率： $F(2,357) = 0.147, p = 0.864$ 、引き分け率： $F(2,357) = 0.135, p = 0.873$ ）、模倣なし条件においてのみ認められた（勝率： $F(2,357) = 6.766, p = 0.001$ 、引き分け率： $F(2,357) = 13.86, p < 0.001$ ）。模倣なし条件において、勝敗重み大は、勝敗重み小に対して勝率と引き分け率が小さく、完全一致に対しては引き分け率が小さいことが示された（ $p < 0.05$ : Tukey HSD）。

勝率と引き分け率とは異なり、記憶した事例の種類数において、有意な交互作用は認められなかった。思い出した事例の使い方のみにおいて有意な主効果が認められた（ $F(1,708) = 343.360, p < 0.001$ ）。

分析結果から、記憶する事例の内容や事例の検索方式にかかわらず、事例ベース戦略に模倣戦略を取り入れるほうが記憶した事例の種類数は多くなるといえる。

これは、模倣戦略を取り入れると相手の行動を参考にして振る舞うようになるので、行動が多様化するからだと考えられる。さらに勝率と引き分け率が高くなることから、多様な行動をとることが対戦成績の向上につながった可能性が示唆される。

ゲームにおいて対戦相手の行動を読んだうえで振る舞おうとすると、相手の戦術や行動に影響されて行動が多様化すると考えられる。この観点において、模倣戦略は行動の読み合いを再現するという可能性が示唆される。

また、模倣なしと勝敗重み大を組み合わせると、他の条件と比べて対戦成績が悪化することがわかる。これは、模倣なし条件によって自分が勝った事例を思い出そうとし、勝敗重み大条件によってカードの値が現状と大きく異なる事例を思い出すことが多いからだと考えられる。つまり勝敗にこだわり過ぎるあまり、現在の状況を無視して自分が勝った事例を思い出し続けた結果、現状に適さない行動ばかりを選択した可能性が示唆される。

## 6. まとめと今後の課題

本研究では認知モデルの挙動を変化させる要因を3つ設定してそれぞれを操作し、モデルどうしをカードゲームで対戦させるシミュレーションを行った。その結果から、過去の事例の役割を入れ替えて行動することは行動の読み合いを再現するという可能性が示唆された。

5節のシミュレーションでは各モデルの勝率と引き分け率、記憶した事例の種類数を分析したが、これらの指標だけではモデルの挙動を捉えるのに十分とはいえない。モデルの挙動をより詳細に捉えるためには、モデルが各ブロックで出したカードの順番やカードを出すまでの時間などを分析することが有効だと考えられる。

また、本研究で構築したモデルはゲームプレイ中常に同じ戦略を用いた。実際の人間がゲームでの対戦結果に応じて用いる戦略を切り替えるかどうかを検討する余地がある。横山らは、戦略を決めるための「メタ戦略」に従って人間が行動決定しており、その時々々の状況（他者の戦略）によって戦略を選択することを示唆した [13]。

さらに、モデルと人間を対戦させる実験を行ってモデルの行動を人間の行動と比較することで、どのよう

な条件が行動の読み合いを再現するのかについて考察する予定である。

## 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.
- [12] 細川 敦司, 森田 純哉, (2020) “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—”, 日本認知科学会第 37 回大会, O3-4.
- [13] 横山 絢美, 大森 隆司, (2008) “人の行動決定過程におけるメタ戦略の存在とその処理過程”, HAI シンポジウム 2008, 2A-1.