

# 思考時間を解釈し表現するエージェントと人間による Hanabi の協力プレイ

Cooperative play in Hanabi between agents and humans that interpret and express thinking time

遠藤 愛期<sup>1</sup> 大澤 博隆<sup>1</sup>

Manaki Endo<sup>1</sup>, Hirotaka Osawa<sup>1</sup>

<sup>1</sup>慶應義塾大学

<sup>1</sup>Keio University

**Abstract:** 人間は、表情や視線などの非言語コミュニケーションを通じ、言葉が意味する明示的な解釈だけでは伝えきれない感情や意図を伝えている。本論文では、非言語コミュニケーションの1つである思考時間に着目し、思考時間がエージェントにどのように実装されるべきかについて、協力型カードゲーム Hanabi を用いて検証する。エージェントに思考時間を解釈し表現する機能を実装した結果、人間とエージェント間の Hanabi における合計得点への影響はなかったが、エージェントが人間の思考時間を解釈することで合計得点に直結する行動を取ることができるようになった。

## 1 はじめに

エージェントが接客ロボット[1]や病気の診断を手助けするエージェント[2]として人間社会に溶け込む場面が多くなり、その中には人間とエージェントで協力して同じ目標に向かって取り組むための協調行動も含まれている。協調行動においては、目標を達成するための複雑で多面的なコミュニケーションが必要となる[3][4][5]。特に、人間同士の協調行動においては、非言語的な要素が多く用いられる[6]。非言語コミュニケーションには、表情や視線、姿勢、ジェスチャーなどがあり、主に言葉だけでは伝えきれない意図や感情を伝えるために使われる。人間とエージェントによる協調行動をより自然で効果的なものにするために、ロボットやエージェントは非言語コミュニケーションを理解し生成することが必要である[4][5]。

隠された情報の解釈を可能にするエージェントの研究において、非言語コミュニケーションによる情報伝達に大きく左右される特徴を持つ協力型カードゲーム Hanabi がよく利用される。エージェント同士による Hanabi では、Walton-Rivers ら[7]によるモンテカルロ木探索や Cnaan ら[8]による進化的アプローチが提案されている。人間とプレイするエージェントは、Osawa ら[9]による他者行動から自己のモデルを予測する自己推定戦略をはじめとし、Eger ら

[10][11]や Liang ら[12]による Grice の協調原理を利用した意図的なヒント戦略など、より人間に則した戦略を利用するエージェントが提案されている。

エージェント同士による Hanabi はエージェントと人間による Hanabi に比べて、非常に高いスコアを獲得する一方で、エージェント同士の Hanabi に採択されている戦略と同じ戦略を持つエージェントが人間とプレイする場合、合計得点がかなり低下することが大きな課題となっている。エージェント同士で Hanabi をプレイするエージェントは人間が取らないアプローチ手法をとっているため、不自然であることが要因の1つである。また、エージェントに人間が表現する非言語コミュニケーションから暗黙知を得る設計が組み込まれていることはほとんどなく、人間とのチームプレイを必要とするゲーム体験における大きな要素が事実上省略されている。このため、より人間に則したエージェントが求められており、非言語的要素を取り入れることが必要とされている。

本研究では、非言語コミュニケーションの1つである思考時間に着目し、人間とエージェントとの協調行動においてコミュニケーションによる情報量を増やすための探求を行う。具体的には、思考時間の利用によって Hanabi のスコアを上昇させることができるかどうかを調査する。本研究における思考時間とは、人間が特定の情報を受け取ってから行動を起こすまでに要した時間のことを指している。将棋

の例を挙げると、相手が駒を動かしてから、自分が駒を動かすまでの間の時間のことを指す。人間はイベントが発生するまでの経過時間を利用してどのようなイベントが発生するかを予測することができる[13]ため、思考時間を活用することで他者の意図を汲み取ることができると考えられる。

## 2 関連研究

本研究で利用する Hanabi は、協調行動を必要とする不完全情報ゲームである特徴を持つため、エージェントを利用してゲームをプレイするためのいくつかの異なるアプローチが提案されている。Hanabi に関する研究は Osawa[9]による自己推定戦略に端を発し、エージェント同士の戦略最適化[7][8]から、人間とプレイするエージェントの提案[9][10][11]まで多岐に及ぶ。Osawa[9]は理想的な戦略、ランダムな戦略、合理的戦略、自己推定戦略などあらゆる戦略を比較し、相手のシミュレーションによる自己推定の協力課題を解いている。Eger[10][11]らや Liang ら[12]は、Grice の協調原理に基づいた意図性を取り入れたエージェントを提案している。Van den Bergh ら[14]はエージェントがヒントを与える時とカードを捨てるときの判断基準について網羅的に検証しその最適解を見つけた。Canaan ら[8]は、網羅的に評価することが不可能な探索を可能にするために、進化的アプローチを採用した。Cox ら[15]や、Bouzy ら[16]は、最高得点となる 25 点に近づき、ほぼ最適解とも言えるエージェントの戦略を提案した。これらの戦略は同じ戦略同士を持つエージェント同士による Hanabi によって高い成果を出しており、協力者が人間になった時や他の戦略を持つエージェントであった場合はスコアが低下する。エージェントにとって最適化された戦略は、人間のプレイヤーにとって不透明な技術を採用しており、理解することが難しいと考えられる。そのため、本研究では人間と協調可能なエージェントの構造化を目的とした、非言語コミュニケーションを通じた意思疎通を図る。

## 3 Hanabi

### 3.1 ゲームルール

協力型カードゲーム Hanabi のルールについて説明する。主に使用するものは Hanabi カードと呼ばれるものである。各 Hanabi カードには、色（青・緑・赤・白・黄）と数字（1 から 5）がそれぞれ一つずつ割り振られている。Hanabi カードの枚数は、1 は 3 枚、2 は 2 枚、3 は 2 枚、4 は 2 枚、5 は 1 枚である。

そのため、各色合計 10 枚の Hanabi カードがあり、総計 50 枚の Hanabi カードを使用する。他には、ミストークンを 3 個、ヒントトークンを 8 個使用する。

Hanabi はプレイヤー同士で協力して行う協力型のカードゲームであり、プレイヤーは山札から配られた自分の Hanabi カード 5 枚の裏面を自分に向けてるようにして持つ（図 1）。すなわち、Hanabi カードの表面をもう一方のプレイヤー（以降、協力者と呼ぶ）が見えるようにして持つ。これは自分の持つ Hanabi カードの情報は自分にとっては不明であるが、協力者が持つ Hanabi カードの情報は自分から確認できることを意味している。このような状況下において、お互いに協力者の持つ Hanabi カードに関する色や数字に関するヒントを教えあい、各色昇順に 1 から 5 まで重ね上げられるよう、集めた情報を元に自分の持つ Hanabi カードを場に出していくことを目指す。最終的に、場に出したカードの枚数がそのゲームの合計得点になる。そのため、プレイヤー同士の協調力が高いほどゲームの得点上昇に繋がる。各プレイヤーは自分のターンにおいて 3 つの選択肢から 1 つを選択して行動する。

まずアクションの 1 つとして、ヒントを教えるというアクションを挙げる。ここでは協力者が持つ Hanabi カードについて、色または数字のどちらかを協力者に教えることができる。協力者が青 1、青 3、赤 1、赤 3、緑 3 を持っている状況を考える。教え方としては、「1 枚目と 2 枚目が青色の Hanabi カードである」という教え方になる。また、特定の Hanabi カードについての情報だけを教えることはできず、教えたいヒントに該当するカード全てについて教えなければならない。先ほどのような状況で、青の 1 だけを指定して、「これが 1 の Hanabi カードである」というように教えることはできない。ヒントを教えた時には、ヒントトークンが 1 つ減る。ただし、ヒントトークンが 0 である時は、ヒントを教えるというアクションを取ることができない。

2 つ目に、プレイするというアクションについて説明する。これは自分が持つ Hanabi カードを場に出すことを意味している。既に場に出ている Hanabi カードと同じ色の Hanabi カードに 1 を加えた数の Hanabi カードを出すことができれば成功となる。例として、場に赤 1・青 2・黄 3・緑 2・白 4 が既に出ている状況を考える。この時に成功となるのは、青 3・緑 3・赤 2・白 5・黄 4 のいずれかを出すことができた時である。もしいずれかの Hanabi カードをプレイするのに失敗した場合はミストークンが 1 つ減り、失敗した Hanabi カードは捨て札に捨てられる。プレイした時は、山札から新たに 1 枚引き、自分の持つ手札に加える。



図 1 : Hanabi をプレイする様子

最後に、捨てるというアクションについて説明する。このアクションでは、自分の手札を 1 枚捨てて、山札から 1 枚引いて手札に加える。また、ヒントトークンを 1 つ増やす。

ゲームの終了条件は、全てのミストークンを消費する、山札が全て無くなった後に各プレイヤーが 1 ターンずつ行動を完了する、合計得点が 25 点に到達する、のいずれかの場合である。

### 3.2 Hanabi のモデル化

Hanabi をプレイするエージェントの実装をするにあたり、Hanabi のゲームで使用される幾つかの状態についてモデル化を行う。Hanabi カードは色と文字を繋げて、B1 のように表記する。B は色を表し、青が B、緑が G、赤が R、白が W、黄が Y である。情報が不足している場合、不足している部分をアンダーラインとして表記し、R1 の Hanabi カードの色が不明な場合は 1 のようにする。\_1 という Hanabi カードは、{B1, G1, R1, W1, Y1} のいずれかに該当すると捉えられる。Hanabi で使用する山札は集合 D (deck) と表記し、 $D=\{Y3, G1, G5, B3, \dots\}$  の様に表す。D の最も左側にあるものが山札の最も上のカードとなり、山札から最初に引かれるものである。山札から Y3 が引かれた場合、Y3 が消えて、 $D=\{G1, G5, B3, \dots\}$  となる。Hanabi カードを捨てたりプレイに失敗したりした時の Hanabi カードの行き先となる捨て札は、各色をキーとし捨てられた数を数字の小さい順にカウントした数の配列を値とした辞書 T (Trash) と表記し、 $T=\{B: [0,0,0,0,0], G: [2,0,1,2,0], \dots\}$  の様に表す。B: [0,0,0,0,0] は青の Hanabi カードがまだ 1 枚も捨て札にないことを表し、G: [2,0,1,2,0] は R1 が 2 枚、R3 が 1 枚、R4 が 2 枚捨て札にあることを表している。場に出されたカードは集合 F (Filed) と表記し、 $F=\{B0, G1, R5, W2, Y1\}$  の様に表す。F にはすでに場に出されたカードの内、各色それぞれ最も上にある、すなわち、最も大きい数を表示する。R5 と表記されていた場合、すでに赤の Hanabi カードが 1 から 5 まで昇

順に積み上がっていることを表している。各プレイヤーが持っている Hanabi カードは集合 H (Hand) と表記し、 $H_s=\{R1, G3, G5, G1, Y3\}$ 、 $H_p=\{B2, W4, R3, B1, G3\}$  の様に表す。 $H_s$  は自ら (self) が持つ手札であり、 $H_p$  は協力者 (partner) が持つ手札であることを示している。各プレイヤーが持つ Hanabi カードに対して受け取ったヒントは集合 C (Clue) と表記し、 $C_s=\{\underline{1}, G3, G\underline{3}, G\underline{3}, \underline{3}\}$ 、 $C_p=\{B\underline{2}, \underline{4}, \underline{2}, B1, \underline{2}\}$  の様に表す。例えば  $C_s$  は、G の色についてのヒントと、1 と 3 についてのヒントを受け取っていることを表す。一般的に人間のプレイヤーにとって、 $H_p$  は常に観測可能、 $C_s$  と  $C_p$  は記憶可能、 $H_s$  は観測不可能である。

## 4 エージェントの設計

本研究で用いるエージェントの種類は 2 種類あり、思考時間による影響を検証するための比較対象となる基本的なエージェントを Base エージェント、Base エージェントに思考時間を解釈し表現する機能を追加したものを Thinking Time エージェントとする。

### 4.1 Base エージェント

テキスト本研究で使用する Base エージェントは、Osawa ら[9]が発表したアプローチから発想を得て設計する。Osawa は完全にランダムなアプローチを始めとし、合理的なアプローチや与えられたヒントから確率的推論を元にどのように解釈するかについて検討するアプローチまで、様々なアプローチを比較している。非言語コミュニケーション的なアプローチを目的とした人間と協働可能なエージェントの開発を行う研究、例えば、Eger ら[10][11]や Sarmasi ら[17]、Walton-Rivers ら[7]では、Osawa らが発表した論文の中にあるエージェントのアプローチ手法の一つである Outer State 戦略を比較対象として採用している。本研究でも同様に、Outer State 戦略を Base エージェントの基本として採用する。Outer State 戦略は確率的な行動を除いた合理的なプレイを行うアプローチ方法であり、協力者から得たヒントと自分が協力者に教えたヒントを記憶することができるプレイヤーであることを想定した戦略となっている。具体的な Base エージェントの戦略を示す。

1. プレイ可能な Hanabi カードが判明していれば、その Hanabi カードをプレイする
2. 山札の残り枚数が 0 であれば、自分の手札からランダムに 1 枚選択してプレイする
3. 破棄可能な Hanabi カードが判明していれば、その Hanabi カードを捨てる
4. ヒントトークンが残っていて、協力者がプレ

イ可能な Hanabi カードを持っていたらその Hanabi カードの色または数字を教える

5. 残りヒントトークンが1で、協力者がプレイ可能な Hanabi カードを持っていなければ、ランダムに1枚選択して捨てる
6. ヒントトークンが残っていて、協力者がプレイ可能な Hanabi カードを持っていなければ、ランダムに1つヒントを選択して教える
7. ヒントトークンが残っていない場合、ランダムに1枚選択して捨てる

Base エージェントはこれらの手順に沿って処理を行うが、それらの結果実行されるアクションは処理終了後すぐに実行されるわけではなく、 $T_{default}$  という一定の時間が経過した後に実行される。

## 4.2 Thinking Time エージェント

4.1 で述べた Base エージェントの設計に加え、Thinking Time エージェントには思考時間を解釈し表現する仕組みを追加する。これはエージェントが協力者の思考時間を解釈することと、エージェントが思考時間を表現することで協力者に意図を伝えることの2つの仕組みを意味している。

はじめに、協力者の思考時間を解釈する設計について述べる。協力者の思考時間を解釈するために、 $T_{border}$  を基準として思考時間を2つに分ける。協力者がヒントを与えるまでに要した思考時間が  $T_{border}$  未満の場合は、協力者から得たヒントに出してほしいという意図が込められていると解釈して該当する Hanabi カードの中からランダムに1枚をプレイすることにし、 $T_{border}$  以上であれば Base エージェントと同様にヒントの解釈を行うこととする。このように設定された思考時間から協力者の意図を解釈する手順を、確定情報に基づいて行動する手順の後に挿入する。そのため、Base エージェントの手順における3と4の間に思考時間による解釈手順を組み込む。

次に、エージェントが思考時間を表現する設計について述べる。エージェントの思考時間の長短が伝わることを目的とし、 $T_{short} < T_{default} < T_{long}$  を満たす  $T_{short}$  と  $T_{long}$  の設定を行う。Thinking Time エージェントは8つの手順に沿ってアクションを決定し、下に行けば行くほど優先順位が低い行動となるため、優先順位が高い行動を  $T_{short}$  後に実行し、優先順位が低い行動を  $T_{long}$  後に実行する。具体的に、合計得点を高くするという直接的な目的から外れる行動であればあるほど行動決定に要する時間が長くなることは自然なことであると考え、確定情報を伴わないランダムな要素が加わっている部分である、手順5,6,7を  $T_{long}$  後に実行する。その他は  $T_{short}$  後に実行される。

## 5 実験

### 5.1 評価仮説

H1 : Thinking Time エージェントの方が、エージェントはリスクを負った行動を取る

H2 : Thinking Time エージェントの方が、合計点数が高くなる

H3 : Thinking Time エージェントの方が、人間の思考時間が短くなる

H4 : Thinking Time エージェントの方が、人間はリスクを負った行動を取る

### 5.2 実験手法

H1,H2,H3,H4 を検証するためにデザインされた、人間とエージェントで協力して Hanabi を実施する実験について述べる。本実験では、被験者に Base エージェントと Thinking Time エージェントの2種類のエージェントと Hanabi を行ってもらうために、21名(男性14名・女性7名)の被験者をオンラインで集めた。被験者は実験についての説明の後に、Hanabi のプレイに慣れてもらうための10分間程度の模擬プレイを1回挟み、エージェントとのプレイが可能なオンライン環境(図2)を用いて、2種類のエージェントと Hanabi を行ってもらう。実験終了後には、実験間の違いややりやすさに関する非構造化インタビューを行う。Base エージェントと Thinking Time エージェントは被験者ごとにどちらを先に実施するかが分けられており、その割合がなるべく等しくなるように実施する。加えて、実験に使用する山札の並び順は5種類に固定する。山札の並び順によって Hanabi の難易度が変わってしまうことが知られており[11]、固定することで分析しやすくするためである。本実験を行う前に、被験者に対し「これらのエージェントの特徴として、人間のような考え方をするため思考に時間がかかる場合があります。」という説明を行う。これは被験者がエージェントの思考中の様子(図3)を処理の読み込み時間だと捉えてしまうのを防ぐためである。また、Base エージェントと Thinking Time エージェントの違いとして、「Base エージェントは思考時間が常に一定ですが、Thinking Time エージェントは思考によって思考時間が変化します。つまり、人間が考える時に思考時間が異なるように、エージェントも同様に思考時間に差が生じることがあるということです。」と伝える。これにより、Thinking Time エージェントの思考時間がエージェントの思考内容によって変化しているということをプレイヤーに認識してもらう。



図 2：実験用に作成したインターフェース



図 3：エージェントが思考している様子

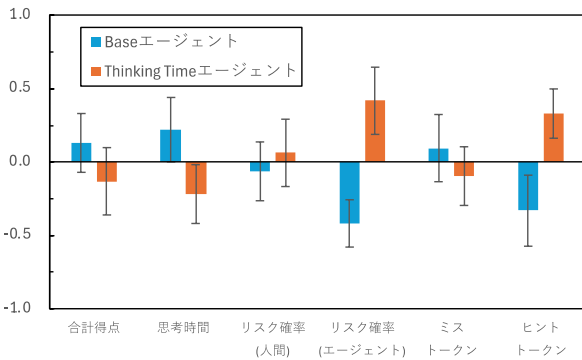


図 4：実験の検定結果

### 5.3 評価手法

評価については、主にゲームをプレイした時に得られるデータである、ゲーム終了時の合計得点・毎ターンの思考時間・リスク確率に基づいて行われる。H2 の検証のためにゲーム終了時の合計得点を参考にする。これはゲーム終了時の合計得点の高さが、Hanabi をより上手く協力的にプレイできたことを示すスコアとなっているからである。H3 の検証では毎ターンの思考時間、すなわち、自分のターンが始まってからアクションを実行するまでにどれだけの時間が経過したかを参考にする。H1 及び H4 の検証ではプレイした時にヒントが片方しか判明していなかった割合 (以降、リスク確率とする) を参考にする。

ヒントが両方判明している時は成功するかどうかについて確定されているが、ヒントが片方しか判明していなかった時には成功が不確定なままプレイしていると考えられるからである。加えて、発見的な検証を目的として、ゲーム終了時の残りヒントトークンとゲーム終了時の残りミストークンについても評価を行う。

本研究では実験に使用している山札が 5 種類あるため、評価を行う前に標準化によるデータ前処理を実施する。標準化とはデータの特徴量 (変数) を同じスケールに揃えるために各特徴量において平均を 0、標準偏差を 1 に変換する処理を指す。本実験では、得られた指標を同一の山札ごとに標準化することで、山札の難易度による影響を小さくすることができる。

各仮説の検証は、標準化されたデータを用いて検定を行う。検定手法は Wilcoxon の符号順位検定を用いる。この検定においては、5% の有意水準で仮説の検証を行い、有意である場合には統計的に有意な中央値の差が存在することを示している。また、検定によって得られた効果がどの程度か理解するために効果量  $r$  を算出する。

## 6 結果

本実験で得られた結果を図 4 に示す。合計得点は、 $p=0.355$ 、 $r=0.21$  で有意差は示されなかった。思考時間は、 $p=0.082$ 、 $r=0.38$  で Thinking Time エージェントが有意傾向に短いことが示された。人間のリスク確率は、 $p=0.683$ 、 $r=0.09$  で有意差は示されなかった。エージェントのリスク確率は、 $p=0.032$ 、 $r=0.47$  で Thinking Time エージェントが有意に高いことが示された。ミストークンは、 $p=0.478$ 、 $r=0.22$  で有意差は示されなかった。ヒントトークンは、 $p=0.024$ 、 $r=0.49$  で Thinking Time エージェントが有意に大きいことが示された。

## 7 考察

H1 について、エージェントのプレイ時にヒントが片方しか判明していなかった割合にて、Thinking Time エージェントの割合の方が高くなっていたことから、H1 は支持されたことがわかる。本結果は、Base エージェントと Thinking Time エージェントの違いを示すものであり、本実験にてこれらのエージェントが違いを持って働いていたことを示唆している。実際に、エージェント視点で、 $F=\{B0, G0, R0, W1, Y0\}$ 、 $H_p=\{Y3, G5, G3, G1, B1\}$ 、 $C_s=\{\_, \_, \_, \_, \_1\}$  であった時、Base エージェントは必ず 1 についてのヒントを与えるというアクションを実行していたが、

Thinking Agent は、その前のターンで人間プレイヤーの思考時間が  $T_{border}$  を下回った時、5 枚目の  $_1$  の Hanabi カードをプレイしていた。H1 の検証は、主にエージェントの思考時間の解釈に焦点を当てており、H1 が支持されたことから、思考時間の解釈によってエージェントはリスクを負ってプレイすることができていたと考えられる。Base エージェントは確定情報のみから判断しプレイするため、ミスすることはないが、Thinking Time エージェントは人間の思考時間を解釈することで点数の獲得に繋げようとする試みが実行できていたと言える。ここで、Thinking Time エージェントが負ったリスクについてその正当性を評価する。Thinking Time エージェントがリスクを負った回数と、その時にミスした回数を調べる。その結果、21 回のゲーム回数に対して、24 回リスクを負い、ミスした回数は 1 回のみであった。エージェントがプレイできると判断した回数内、実際にプレイして成功する割合は 95.8% であり、これが適合率である。また、再現率は実際にプレイして成功する回数内、エージェントがプレイできると判断した回数であるが、実際にプレイして成功する回数をデータとして取得していなかったために、求めることはできなかった。1 ゲームの中でリスクを負った回数が平均 1.14 回であり、それが 95.8% の確率で成功することから、ほぼエージェントがミスすることはなかったと考えられる。1 ゲームで失敗できる回数は最大 3 回であることを考えると、さらにエージェントがリスクを負うことができるようにすることで合計得点の上昇に結びつくことができると考える。本研究の提案では、人間プレイヤーの思考時間を判断する基準を全てのプレイヤーで一定にしていた点に改良の余地があると考えられる。プレイヤーごとに思考時間を判断する基準を変化させたり、ゲームの進行状況に応じて思考時間の基準を変化させることで、思考回数の増加と適合率の低下及び再現率の上昇を引き起こすことが可能となる。注意すべき点として、適合率の低下は人間プレイヤーの不信を招く恐れがあるということである。本実験にて唯一エージェントがリスクを負ってミスしたゲームを実施していたプレイヤーは実験終了後のアンケートにて、「エージェントが勝手にミスした」と回答しており、機械の判断でミスしてしまうことに戸惑いを隠せない様子であった。エージェントがミスをした場面は、人間プレイヤー視点で  $F=\{B0, G1, R0, W0, Y0\}$ 、 $H_p=\{B2, G2, B4, B2, B4\}$ 、 $C_p=\{\_, \_, \_, \_, \_ \}$  となっており、この時に人間プレイヤーは 12 秒以下でエージェントに B に関するヒントを与えていた。エージェントは B としてヒントを与えられた Hanabi カードのいずれかをプレイできると判

断しプレイしたが、結果として誤った選択をしてしまっていた。エージェントが人間と協働していく中で、人間の特徴である非言語コミュニケーションを取り入れることにより、人間らしいミスを起こすことを人間が受け入れるようにならない限り、人間に似た解釈をエージェントが行うことの危険性があることを認識する必要がある。

H2 について、合計得点の結果にて有意な差が示されなかったことから、H2 は支持されなかったことがわかる。本結果は、第 4 章にて Thinking Time エージェントに実装した思考時間を活用する仕組みにより、人間とエージェントの協調行動の目的向上に影響を与えなかったことを示唆している。ただし、H2 の不支持はエージェントが思考時間を活用することの必要性を否定しているものではない。本研究にて提案したエージェントの思考時間の構造化が協調行動の目的達成には寄与しなかったということに過ぎない。

H3 について、思考時間の結果にて Thinking Time エージェントの方がより短い思考時間で各ターンのアクションを実行することを示す傾向があることから、H3 は部分的に支持されたことがわかる。本結果は、エージェントが思考時間を活用することにより、人間のプレイヤーが意思疎通を図りやすくなり、悩む時間を減らすことに繋がった傾向があることを示唆している。アンケートの中でも、「思考時間が短い時には、場に出すカードを指示されている感覚になって判断が容易になったため。」という意見が見られ、思考時間がプレイヤーのアクションを決定する時の判断軸の 1 つになっていることが読み取れる。

H4 について、人間プレイヤーのプレイ時にヒントが片方しか判明していなかった割合にて有意な差が示されなかったことから、H4 は支持されなかったことがわかる。本結果は、エージェントが思考時間を活用することにより、人間プレイヤーがリスクを取って行動することに対して影響を及ぼさなかったことを示唆している。実験後のアンケートでは、「どちらもコンピュータなので、同様の判断を下すだろうと思ったから。」という意見が見られ、たとえエージェントの思考時間に差があったとしてもエージェントが人間のように悩むことはないという認知バイアスがあったことを示唆している。エージェントが表現する非言語コミュニケーションはまだまだ人間にとって受け入れ難く、これを解決することが人間と協働するエージェントの開発にとって重要である。

本実験の結果は、人間が非言語コミュニケーションの 1 つとして利用している思考時間をエージェントにどのように実装すべきかについての洞察を提供していると解釈することができる。思考時間は人間とエージェントの協調性を強化するのに十分ではな

いが、人間の思考時間を通じた意図の解釈に良い影響を与えたことを示している。

## 8 結論

本研究では、非言語コミュニケーションの1つである思考時間に焦点を当てて、協力型カードゲーム Hanabi における協調行動への影響を調査した。具体的には、人間にとって思考時間を解釈し表現するエージェントとプレイする方が基本的なエージェントよりも高い合計得点を獲得するかどうかを調査した。本研究では、Hanabi をプレイする基本的なエージェントの設計・実装および基本的なエージェントに人間プレイヤーの思考時間を元にプレイ可能かどうか判断する機能とエージェントの思考過程に応じて思考時間を表現する機能を加えたエージェントの設計・実装を行った。その結果、人間がどちらのエージェントとプレイしても合計得点に差があることは示されなかったが、思考時間を解釈し表現するエージェントの方は協力者である人間の意図を読み取りプレイすることができるようになった。本研究にて設計したエージェントは、人間との協働力を向上させるための完全な説得力としては十分でなかったが、将来的に人間と協働可能なエージェントを構築する際に考慮すべき重要な要素になると考えられる。

今後の課題として、人間と協調的な行動をとるエージェントの更なる深化を目的とした、エージェントの適応性、その他非言語コミュニケーションの活用が挙げられる。Nikolaidis ら[18]は、暗黙知を解釈して使用する際に戦略を更新できる適応型エージェントを作成しており、おそらく本研究で用いた静的に実装されたエージェントを上回ると予想される。実際のところ、人間プレイヤーは固定的な存在ではなく、協力者の戦略に順応する[19]。本研究の実験からも人間プレイヤーの適応性が明らかになっており、思考時間を利用するエージェントと利用しないエージェントで戦略を変えている人間プレイヤーが多く見られた。本研究では思考時間を利用した戦略を1つに限定していたが、思考時間による解釈を複数行い、それぞれに対応する戦略を作成し、ゲームの進行状況と協力者である人間の性格に応じて戦略を取捨選択する適応性を身につけることで、更に協調性の向上を図ることが可能となる。その他非言語コミュニケーションの活用に関しては、表情や視線などが代表的なものとして挙げられる。人間プレイヤーがゲーム中にアクションを実行した際に、表情や視線からそのアクションの自信度や確信度、重要となる Hanabi カードを見抜くことができる。これらの非言語コミュニケーションは組み合わせることによっ

て更に良い成果を生み出すと考えられる。人は絶えず無意識的に様々な非言語コミュニケーションを用いて自身の意図や感情を伝え、他者が発生するコミュニケーションからも同様に無意識的に他者の意図や感情を理解しようと努めており[20]、人間と協働することを目的としたエージェントにとっても非言語コミュニケーションの組み合わせによる複雑な意図の伝達が必要となる。

近年では、LLM (大規模言語モデル) の発展が著しいが、言語に対する解釈だけではなく、非言語コミュニケーションを通じて人の意図や感情を解釈することが求められる。阿吽の呼吸という言葉がある通り、言葉がなくても人間は意思疎通することができる。デジタルの世界における計算速度が人間の計算速度を超えているように、エージェントが持つ能力は計り知れず、人間が阿吽の呼吸の時に交わしている非言語コミュニケーション以上の情報量をエージェントは交わすことができる可能性を秘めている。本研究にて取り上げた思考時間は、非言語コミュニケーションを通じたエージェントと人間の意思疎通を測る分野において思考時間の重要性と他の非言語コミュニケーションについて探求する必要性を指し示している。これら一連の問題に取り組むことは、社会的に流暢なエージェントを開発する上で極めて重要である。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP21H03569 および JSPS 課題設定による先導的人文学・社会科学研究推進事業 JPJS00124017859 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] Gasteiger, N., Zhu, T., Broadbent, E., Lim, J., MacDonald, B. A., and Ahn, H. S.: Social Robots in Hospital Settings: An Initial Exploration of the Services Provided, Interaction Style and in the Field Evaluation, Companion of the 2024 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI '24), pp. 483-487, (2024)
- [2] Calisto, F. M., Fernandes, J., Morais, M., Santiago, C., Abrantes, J. M., Nunes, N., and Nascimento, J. C.: Assertiveness-based Agent Communication for a Personalized Medicine on Medical Imaging Diagnosis, Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '23), Article 13, pp. 1-20, (2023)
- [3] Hafizoğlu, F. M., and Sen, S.: Understanding the

- Influences of Past Experience on Trust in Human-agent Teamwork, *ACM Transactions on Internet Technology*, Vol. 19, No. 4, Article 45, pp. 1-22, (2019)
- [4] Yang, Y., and Williams, A. B.: Improving Human-Robot Collaboration Efficiency and Robustness through Non-Verbal Emotional Communication, *Companion of the 2021 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI '21 Companion)*, pp. 354-356, (2021)
- [5] Zhang, R., Duan, W., Flathmann, C., McNeese, N., Knijnenburg, B., and Freeman, G.: Verbal vs. Visual: How Humans Perceive and Collaborate with AI Teammates Using Different Communication Modalities in Various Human-AI Team Compositions, *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, Vol. 8, CSCW2, Article 437, pp. 1-34, (2024)
- [6] Beyan, C., Vinciarelli, A., and Del Bue, A.: Co-Located Human-Human Interaction Analysis Using Nonverbal Cues: A Survey, *ACM Computing Surveys*, Vol. 56, No. 5, Article 109, pp. 1-41, (2023)
- [7] Walton-Rivers, J., Williams, P. R., Bartle, R., Perez-Liebana, D., and Lucas, S. M.: Evaluating and Modelling Hanabi-Playing Agents, *arXiv:1704.07069*, (2017)
- [8] Canaan, R., Shen, H., Torrado, R., Togelius, J., Nealen, A., and Menzel, S.: Evolving Agents for the Hanabi 2018 CIG Competition, *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*, pp. 1-8, (2018)
- [9] Osawa, H.: Solving hanabi: Estimating hands by opponent's actions in cooperative game with incomplete information, *Computer Poker and Imperfect Information - Papers Presented at the 29th AAI Conference on Artificial Intelligence*, Technical Report, AI Access Foundation, United States, pp. 37-43, (2015)
- [10] Eger, M., Martens, C., and Alfaro Cordoba, M.: An intentional AI for hanabi, *2017 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*, pp. 68-75, (2017)
- [11] Eger, M., Martens, C., Sauma Chacón, P., Alfaro Córdoba, M., and Hidalgo-Cespedes, J.: Operationalizing Intentionality to Play Hanabi With Human Players, *IEEE Transactions on Games*, Vol. 13, No. 4, pp. 388-397, (2021)
- [12] Liang, C., Proft, J., Andersen, E., and Knepper, R. A.: Implicit Communication of Actionable Information in Human-AI teams, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*, Paper 95, pp. 1-13, (2019)
- [13] Halbhuber, D., Thomaschke, R., Henze, N., Wolff, C., Probst, K., and Bogon, J.: Play with my Expectations: Players Implicitly Anticipate Game Events Based on In-Game Time-Event Correlations, *Proceedings of the 22nd International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia (MUM '23)*, pp. 386-397, (2023)
- [14] Bergh, M., Hommelberg, A., Kusters, W., and Spieksma, F.: Aspects of the Cooperative Card Game Hanabi, *Proceedings of a conference*, Springer, pp. 93-105, (2017)
- [15] Cox, C., De Silva, J., Deorsey, P., Kenter, F. H. J., Retter, T., and Tobin, J.: How to Make the Perfect Fireworks Display: Two Strategies for Hanabi, *Mathematics Magazine*, Vol. 88, No. 5, pp. 323-336, (2015)
- [16] Bouzy, B.: Playing Hanabi Near-Optimally, *Advances in Computer Games*, Springer International Publishing, Cham, pp. 51-62, (2017)
- [17] Sarmasi, A., Zhang, T., Cheng, C.-H., Pham, H., Zhou, X., Nguyen, D., Shekdar, S., and McCoy, J. J.: Meta-Learning a Solution to the Hanabi Ad-Hoc Challenge, *Proceedings of the 16th International Conference on the Foundations of Digital Games (FDG '21)*, Article 5, pp. 1-7, (2021)
- [18] Nikolaidis, S., Hsu, D., and Srinivasa, S.: Human-robot mutual adaptation in collaborative tasks, *International Journal of Robotics Research*, Vol. 36, Nos. 5-7, pp. 618-634, (2017)
- [19] Sidji, M., Smith, W., and Rogerson, M. J.: The Hidden Rules of Hanabi: How Humans Outperform AI Agents, *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '23)*, Article 757, pp. 1-16, (2023)
- [20] Urakami J., Moore B. A., Sutthithatip S., and Park S.: Users' Perception of Empathic Expressions by an Advanced Intelligent System, *Proc. of the 7th International Conference on Human-Agent Interaction (HAI '19)*, pp. 11-18, (2019)

## 付録

### 1 Web インターフェースの URL

<https://hanabi-game.vercel.app/rooms>

### 2 エージェント設計とインターフェース

#### の GithubURL

<https://github.com/manaki-e/hanabi>

<https://github.com/manaki-e/hanabi-api>