

# 長期的な関係を築く協力エージェントの実現に向けた 人間とエージェントのインタラクションと性格特性の調査

鈴木克洋<sup>†a)</sup> 野本済央<sup>†b)</sup> 深山篤<sup>†c)</sup> 中村高雄<sup>†d)</sup>

**概要:** 本研究では、人間と長期的な関係を構築し、一緒に仕事をするなどのより社会的な行動をする能力を持つエージェントの実現を目指している。円滑にエージェントと人がタスクを遂行するには、互いに相手の性格特性を把握しながら自身の思考や行動を変化させる必要がある。本研究では、人同士が協力ゲームをプレイし、プレイ内容やプレイ状況によって自分と相手の性格特性評価にどのような影響があるのか調査を行った。また、個性や行動が異なるエージェントを実装し、ユーザがエージェントに対してどのような印象を持ち、個人特性を感じるのか調査を行った。調査の結果、ゲーム結果、知り合い/初対面、対面/非対面、エージェントの性格、行動などの様々な要素で相手への個人特性評価だけではなく、自己評価も変化することが確認できた。

## 1. はじめに

### 1.1 背景

近年の技術進歩に伴い、社会の様々な分野で人工知能の応用が広がり始めている。AIの社会進出は少子高齢化や人材不足が社会問題となっている社会においてとても重要である。お掃除ロボットや自動運転、コールセンターの業務サポートなど様々な業務がAI化していく一方で、協調作業、高齢者介護、教育などの個人に合わせたインタラクションが重要となる分野では、人間とAIの協力タスクを人間と同様に解くために課題が多く存在する。人間との協力的なタスクでは相手の状況を見たり、相手の個人特性を考慮しながら思考や行動を変える必要があり、既存の知識のみで推論を行うのではなく相手の思考に対する理解が必要となる。AIが今以上に日常の一部となるためには、エージェントは人間とコミュニケーションを取りながら長期的な関係を築き、ユーザの多様なニーズを理解し、社会的な行動をする能力が求められる。

### 1.2 関連研究

AIとコミュニケーションを行い、協力タスクのクリアを目指す研究は数多く存在する(なぞなぞ [1] [2], 交渉 [3][4], 協調グリッドワールドゲーム [5], 質問と回答による対話 [6][7])。しかし、従来研究では、如何に正確にタスクを完了するかに比重が置かれている研究が多く、AIとの協力関係や信頼性を含む印象について言及していない。人間と円滑にコミュニケーションを行うためには、認知や感情への理解が重要となる。人の特性を理解し、それを考慮できるエージェントシステムは様々な利点が存在する。Saundersらは高齢者の介護において固定的な行動に基づくインタラクションは、時間の経過とともに反復的になり、ユーザ満足

度が減少する原因となることを確認した[8]。また、Suselらは高齢者介護のアプリケーションで認知的インタラクションを取り入れたデザインは、ポジティブな気分を促し、ユーザが感じる孤独感を軽減することによって、健康上の成果を改善することを検証した[9]。このように人とエージェントが良好で長期的な関係を築くことはAIが日常の一部となる上で非常に重要になると考えられる。人間同士で円滑な協力関係や信頼を築くためには、相手の性格特性を把握し、理解する必要がある。1980年以降、人の基本的性格特性が5次元で記述できるというBig Five研究が盛んに行われてきた[10]。基本5次元は情緒不安定性、外向性、開放性、調和性、誠実性である。和田らは60項目の質問に回答することで性格特性の基本5次元を簡便に計測できる手法を開発した[11]。並川らは60から29項目に短縮しても十分信頼性が確保できることを確認した[12]。これらの性格特性を把握し、それらに踏まえたインタラクションをエージェントが可能になることで人間とAIのコミュニケーションをより円滑に行うことが可能になると考えられる。

### 1.3 目的

本研究の目的は、人間と長期的な関係を構築することができるエージェントの実現である。長期的な関係を構築するためには、相手の性格特性を把握し、それらを考慮した上でエージェントのアクションを決定することが望ましい。

本研究ではその前段階として協力タスクでのインタラクションと性格特性の関係性の調査を行う。また、行動の異なるエージェントを実装し、ユーザがそのエージェントに対してどのような性格特性を持っていると感じるのか調査を行う。

本論文の貢献は以下の通りである。

- ・人間と長期的な関係を構築するエージェントの実現

† 日本電信電話株式会社

a) katsuhiko.suzuki.vd@hco.ntt.co.jp,

b) narichika.nomoto.ds@hco.ntt.co.jp,

c) atsushi.fukayama.ap@hco.ntt.co.jp

d) takao.nakamura.vp@hco.ntt.co.jp

に向けて、協力ゲームシステム及びエージェントシステムを構築した。

・協力ゲームシステム及びエージェントシステムを利用して、協力タスクでのインタラクションと性格特性の関係性について調査を行った。

## 2. 提案システム

本章では実装したゲームシステムとエージェントシステムについて説明する。本研究では協力ゲームの題材としてボードゲーム「The Mind」を選択した。The Mind を選択した理由としては、ゲームがシンプルかつゲームのセオリーよりも相手の思考やアクションを理解して合わせられることがゲームクリアの重要な要素になるためである。

The Mind の主なルールは以下の通りである。

- ・小さい数字から昇順になるように全員で一つの山を作る協力ゲームである
- ・プレイヤーには 1~100 のカードがランダムに配られる
- ・プレイヤーは手札の小さい数字から順番に場にカードを出していく
- ・ゲームをプレイ中は相談禁止・数字を伝えるような身振り手振りは禁止である
- ・他の人が持っているカードは見えないため自分がいつ出すべきなのか空気を読むことが重要になる

また、本研究のゲームシステムは前研究である[13]を踏襲している。作成した協力ゲームの WebUI を図 1 に示す。



図 1 協力ゲーム「The Mind」の web UI

エージェントシステムは大きく認識システム、思考システム、表現システムの 3 種類に分けられている。認識システムでは Streamlit + webRTC を用いて、ユーザの顔画像情報を web カメラから取得する。取得した顔画像情報は MediaPipe[14]に渡して、Face landmark, Human pose, Hand tracking データに変換した。またこちらの認識システムを利用して、後述する表現システムのアニメーション(アバターが感情の変化に応じて行うジェスチャ)を作成した。思考システムはゲームサーバの状態を常に確認して、現在のカードの値、相手の手札数、自分の手札の内容を確認する。その後、経過時間を入力として相手の手札の推論モデルに従って手札を出すかどうか判断する。

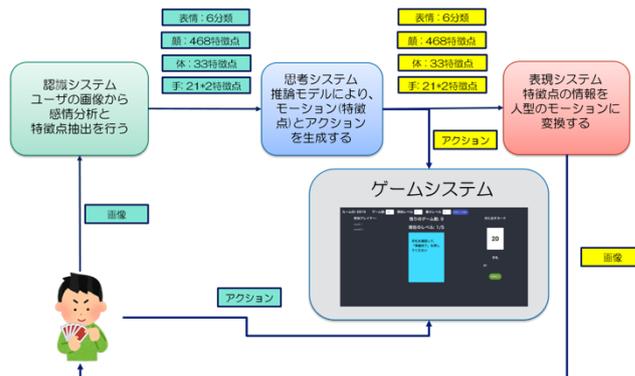


図 2 ゲームシステム、エージェントシステムの概要

エージェント思考モデルは 12 名のデータを利用して作成した。RANSAC アルゴリズムにて外れ値を除き与した線形回帰分析にて求めている。表現システムはゲーム状況に応じてエージェントがそれぞれ複数の感情に対応するアニメーションを実行する。アニメーションと条件を表 1 に示す。各感情に対応するアニメーションは複数存在する。また、個性を持つエージェントを実装するためにそれぞれの性格毎に各種補正を作成した。作成したエージェントの性格と補正内容を表 2 に示す。

表 1 エージェントの感情とアニメーションの一覧

	概要	アニメーション
Default	相手の手札の予想値と自分の手札の閾値が一定以内の時に出す通常のアニメーション	
Snicker	相手の手札の予想値が自分の手札よりも大きく小さいときのアニメーション	
Confuse	相手の手札の予想値と自分の手札の値が閾値以下で手札を出すか悩んでいるアニメーション	

表 2 エージェントの個性と設定した補正内容

作成した個性	補正内容	予測間隔
エージェント 1 せっかち	Default モデルに経過時間 2 倍の値を入れ、値を出力した。	0.5 秒
エージェント 2 のんびり	Default モデルの予測値に-10 の減算を行い、値を出力した。	2 秒
エージェント 3 ランダム	10%の確率で手札を出す	1 秒
エージェント 4 学習	最初の 5 回は Default モデルと同じ動作をし、そこから得られたデータを元に予測値の補正を行う。	1 秒
エージェント 5 Default	12 人分のデータ[13]を利用して、作成したモデルを使用して予測を行う。	1 秒

### 3. 実験検証

今回は作成したゲームシステム、エージェントシステムを利用して、人やエージェントの個性によって相手への印象や振る舞いに変化するのか被験者実験を実施した。

被験者は20～50代の男女51名であり、それぞれ協力ゲームをプレイした後に、個性や相手への印象、信頼度に関するアンケートに回答した。アンケートは個人性と性格特性を計測するアンケートであり、被験者はそれぞれの質問に1(全くそう思わない)～7(とてもそう思う)の7段階で回答した。個人特性はBigFiveの設問に自分と相手についてそれぞれ29個の質問に回答した。また、被験者はゲーム中の戦略や考えについて自由記述で回答した。今回の実験1では以下の3つの仮説を立てた。

1. 相手の印象や感じる個人特性によってゲームのクリア率に差が生じる。
2. 元から知り合いか初対面かによって、相手の印象や感じる個人特性に差が生じる。
3. 相手と物理的距離が近く、非言語情報を得ることができるか否かで相手の印象や感じる個人特性に差が生じる。

これらを検証するために、それぞれの被験者は知り合い/初対面、対面/非対面などの条件を変更して実験を行った。

また実験2では、以下の2つの仮説を立てた

1. エージェントの性格や戦略によって、相手の印象や感じる個人特性に差が生じる。
2. エージェントがプレイ方針を自分に合わせて学習していく過程を一緒に体験することで親近感や信頼感を覚える

これらを検証するために、それぞれの被験者は異なる性格、プレイ方針を持つエージェントと実験を行った。

#### 3.1 実験1

実験1では人間同士でThe Mindをプレイした後に自分と相手について個人特性に関するアンケート調査を実施した。被験者は20代～50代の男女24名であり、二人一組で知り合い同士のグループを6組、初対面のグループを6組に分かれている。知り合い同士、初対面ともに3組は相手が正面に座り、表情や仕草が見える対面形式で実施し、残り3組は相手の姿や声が全くわからない非対面形式で実施した。機材のセッティングを図2に示す。対面の場合は向かい側にアクリル版を用意し、同様のセッティングを行った。非対面の場合は、カーテンで仕切りをすることで被験者同士が見えないようにし、ゲーム中は防音のためのイヤーマフを被験者に装着した。最初に操作手順を説明した後に、1回デモプレイを行い、その後10回分のゲームプレイをデータとして取得した。これらの手順を手札が1～5枚で繰り返し、各被験者50回分のデータを取得した。

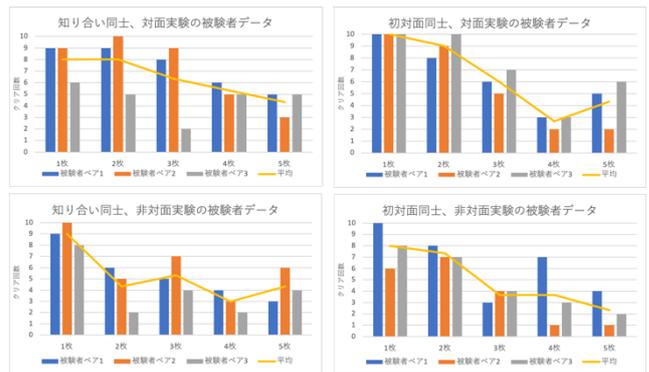


図3 実験1手札枚数別のゲームクリア率

各被験者の手札枚数ごとのゲームクリア率を図3に示す。結果から初対面よりも知り合い同士の方が、枚数が多い場合は安定してクリア率が高いことが確認できた。また、対面と非対面の被験者を比較すると対面の被験者の方が、クリア率が高いことも確認できた。各被験者のBigFive特性の自己評価と他者評価を図4に示す。自己評価と他者評価を比較すると、外向性や情緒不安定性は他者の方が高い傾向があり、誠実性は自己評価の方が高い傾向があることがわかった。

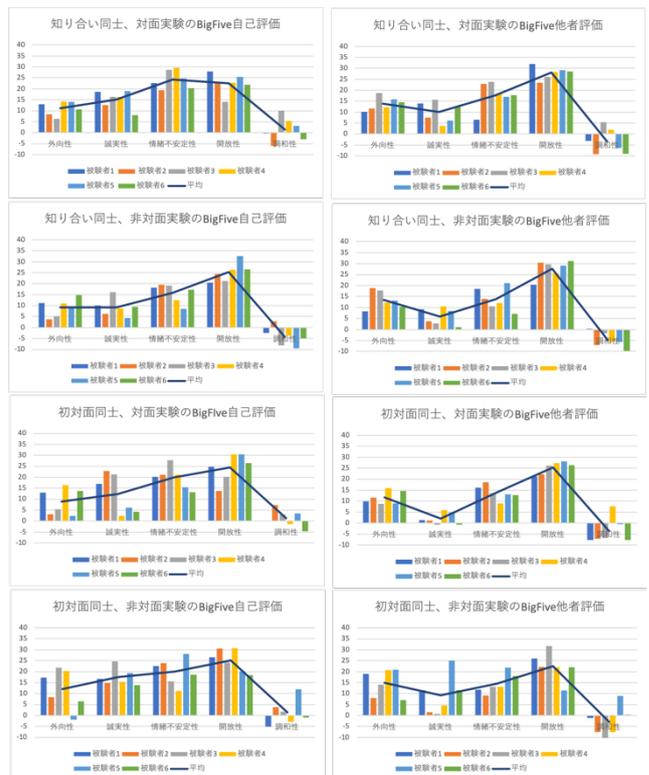


図4 実験1 BigFive 性格特性

#### 3.2 実験2

実験2ではエージェントと実際にThe Mindをプレイし、実験後に自分とエージェントへの個性や印象についてアンケート調査を実施した。被験者は20～50代の男女27名であり、5種類の異なる動作をするエージェントとそれぞれ

ゲームをプレイした。それぞれのセッティングを表 2 に示す。ゲーム中は防音のためイヤーマフを被験者に装着した。実験では 1 つのセッティングを除いて、最初に操作手順を説明した後に、1 回デモプレイを行い、その後 10 回分のゲームプレイをデータとして取得した。これらの手順を手札が 1~5 枚で繰り返し、各被験者 50 回分のデータを取得した。エージェントのアニメーションと対応する思考については記載したドキュメントを被験者に提供した。学習のエージェントは全 10 回のうち、前半 5 回を学習データとし、学習後に後半 5 回の実験を本人データで学習したモデルを使用して実施した。

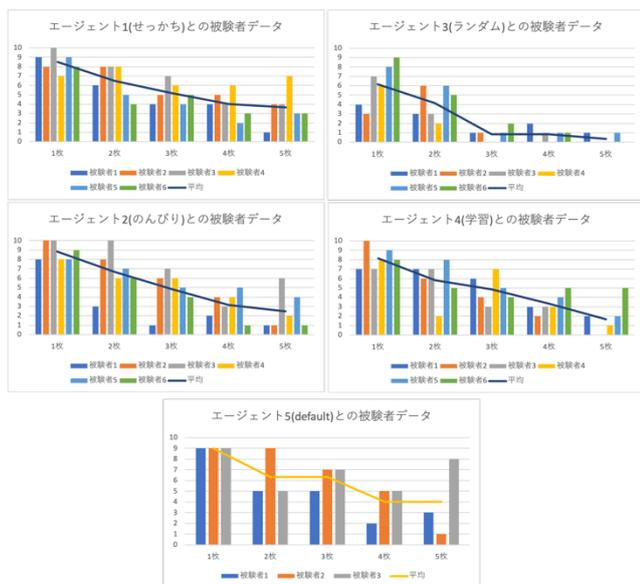


図 5 実験 2 手札枚数別のゲームクリア率

各エージェントの手札枚数ごとのゲームクリア率を図 5 に示す。クリア率はデフォルトが一番高く、ランダムが一番低かった。また、せっかちやゆっくりとプレイするエージェントよりも学習エージェントの方がクリア率が低いこと確認できた。これは人間がプレイごとにエージェントの手札を出すタイミングを学習し、特徴を掴んでいるため、途中で戦略が変更される学習エージェントはゲームクリア率が低くなってしまったと考えられる。

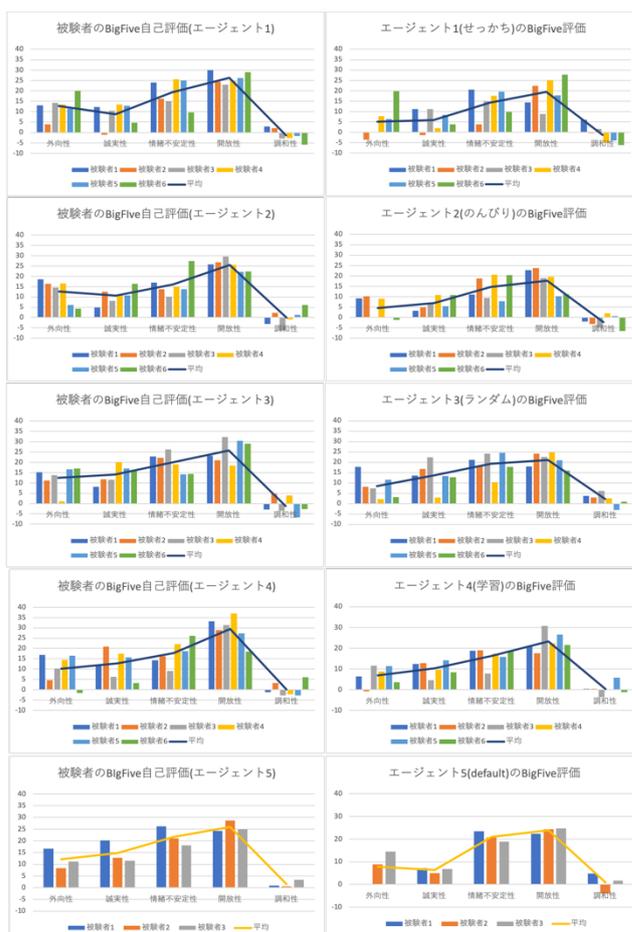


図 6 実験 2 BigFive 性格特性(自己評価, 他者評価)

各被験者の BigFive 特性の自己評価とエージェント評価を図 6 に示す。自己評価とエージェント評価を比較すると、外向性、誠実性、情緒不安定性、開放性ではエージェントの評価が低くなることが確認できた。アンケートを確認したところ、エージェントの表情や動作がわかりにくく参考にすることが難しかったという意見が複数見られた。今回は外見情報による差を生じさせないために Face landmark, Human pose, Hand tracking データで構成されているエージェントを使用した。人間がエージェントの行動や印象を判断する上で、表情、動作、外見などの情報は重要であると考えられる。また、被験者の中には細かい目の動きやアイコンタクトができないことをコミュニケーションが難しい理由に記述している人も居た。各エージェントの性格特性評価もエージェントの性格によってばらつきが見られた。特にランダムでは情緒不安定性が高くなるなど、予想に近い結果が得られた。

## 4. 考察

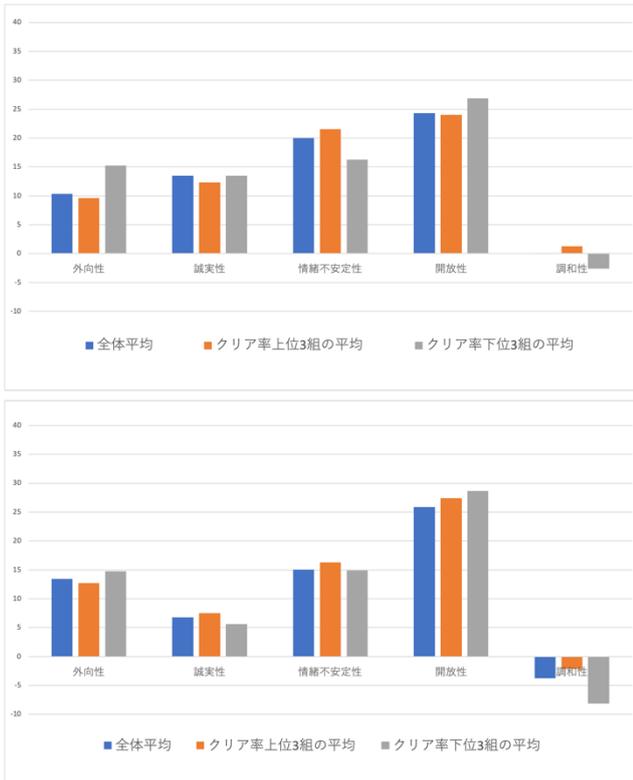


図7 クリア率別の BigFive 性格特性  
(上：自己評価, 下：他者評価)

ゲームのクリア率による相手への印象の違いをまとめた結果を図7に示す。データを確認したところ、クリア率が高い組は、外向性の評価が低く、情緒不安定性と調和性の評価が高かった。対して、クリア率が低い組は外向性、開放性の評価が高く、調和性の評価が低かった。誠実性はクリア率が高い組は自己評価が低く、他者評価は高かった。一方で、クリア率が低い組は他者評価が低かった。以上の結果から、ゲームのクリア率によって相手の印象や感じる個人特性に差が生じると考えられる。特に、調和性の評価ではクリア率によって大きな差が生じており、ゲームをうまくプレイできたことによって自分と相手の調和性に関する印象が高まることが確認できた。

知り合い/初対面別の BigFive 性格特性評価をまとめた結果を図8に示す。データを確認したところ、知り合いの組は平均と比較して調和性が低かった。対して、初対面の組は調和性が高い結果となった。誠実性や開放性は知り合い同士の組は自己評価が低く、他者評価が高かった。一方で、初対面同士の組は自己評価が高く、他者評価が低かった。外向性や情緒不安定性では大きな変化は見られなかった。以上の結果から、知り合い/初対面の違いによって相手に感じる調和性、誠実性、開放性などの印象が異なることが確認できた。

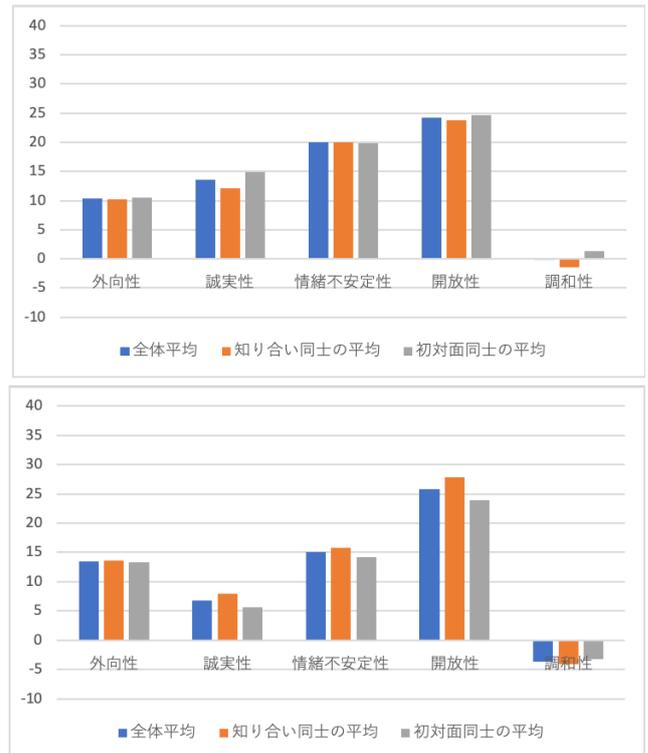


図8 知り合い/初対面別の BigFive 性格特性  
(上：自己評価, 下：他者評価)

対面/非対面別の BigFive 性格特性評価をまとめた結果を図9に示す。データを確認したところ、対面の組では情緒不安定性が高く、非対面の組では低くなることが確認できた。このことから、相手の顔や動作が見えることにより神経質になってしまったり、相手が集中して取り組んでいるのか疑問を持ってしまうと考えられる。実験の結果から、協力ゲーム時の対面/非対面の違いによって自分と相手に対する情緒不安定性の評価が異なることが確認できた。

## 5. 今後の方針

今回の実験では被験者の映像も取得しているが、それらを利用して検証は行っていない。アンケートには対面/非対面だけではなく、相手の反応を見ることがゲームの攻略のヒントになったという意見や態度をよく見ることが大切だったという意見が多く寄せられた。被験者の顔表情や身振り手振りなどの仕草が印象にどのような影響を与えるのかは調査予定である。今回は感情の変化が被験者に読み取りやすいようにメッシュデータを使用したが、外観の特徴を反映した3Dモデルを用いることで外観の印象を含めた調査検証も可能になると思われる。そのため、エージェントシステムの拡張を行う予定である。また、今回の実験では51名被験者を用意したが、前提条件が多様化しそれぞれの条件毎に十分な被験者を用意できたとは言えない。今回の実験結果から見えてきた内容の追実験を実施する予定である。

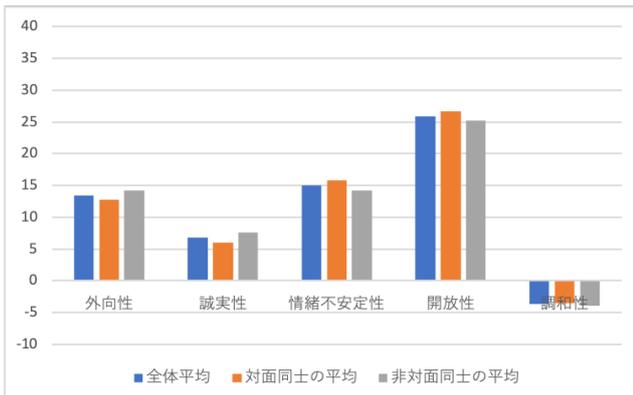
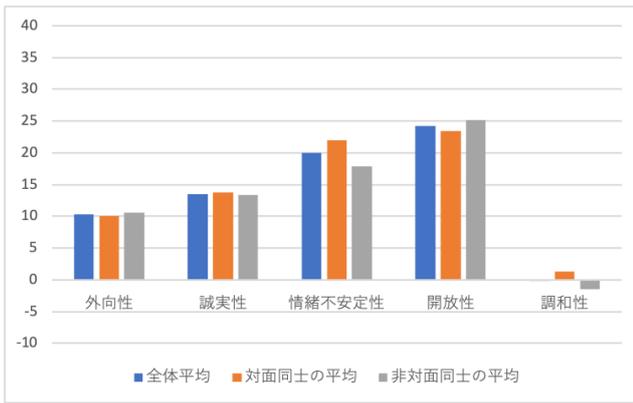


図9 対面/非対面別の BigFive 性格特性  
(上：自己評価，下：他者評価)，

## 6. まとめ

本研究では人同士が協力ゲームをプレイすることで、相手に対してどのような印象、個人特性を感じるのか調査を行った。また、個性や行動が異なるエージェントを実装し、ユーザがエージェントに対してどのような印象を持ち、個人特性を感じるのか調査を行った。調査の結果、協力ゲームのクリア率、相手が知人かどうか、対面/非対面などの様々な要素で相手への個人特性評価だけではなく、自己評価も変化することが確認できた。また、エージェントとプレイした際もエージェントの戦略や設定した性格に応じて、異なる個人特性評価をすることも確認できた。今後は映像情報やアバターの外観情報も取り入れ、印象や個人特性に影響を与える要素の解明を進める。また、研究の最終目標である個人特性を考慮して、アクションを決定できるエージェントの実現を目指し、プレイ内容からユーザの個人特性推定やそれに合わせたエージェントの最適行動方針策定などを進める方針である。

## 参考文献

[1]Foerster, J., Assael, I. A., De Freitas, N., & Whiteson, S. (2016). Learning to communicate with deep multi-agent reinforcement learning. *Advances in neural information processing systems*, 29.

[2]Lazaridou, A., Peysakhovich, A., & Baroni, M. (2016). Multi-agent cooperation and the emergence of (natural) language. *arXiv preprint arXiv:1612.07182*.

[3]Lewis, M., Yarats, D., Dauphin, Y. N., Parikh, D., & Batra, D. (2017). Deal or no deal? end-to-end learning for negotiation dialogues. *arXiv preprint arXiv:1706.05125*.

[4]Cao, K., Lazaridou, A., Lanctot, M., Leibo, J. Z., Tuyls, K., & Clark, S. (2018). Emergent communication through negotiation. *arXiv preprint arXiv:1804.03980*.

[5]Sukhbaatar, S., & Fergus, R. (2016). Learning multiagent communication with backpropagation. *Advances in neural information processing systems*, 29.

[6]De Vries, H., Strub, F., Chandar, S., Pietquin, O., Larochelle, H., & Courville, A. (2017). Guesswhat?! visual object discovery through multi-modal dialogue. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 5503-5512).

[7]Yeh, C. K., Hsieh, C. Y., & Lin, H. T. (2018). Automatic bridge bidding using deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Games*, 10(4), 365-377.

[8]J. Saunders, D. S. Syrdal, K. L. Koay, N. Burke, and K. Dautenhahn, "Teach Me-Show Me – End-user personalization of a smart home and companion robot," *IEEE Transaction*

[9] Susel Góngora Alonso, Sofiane Hamrioui, Isabel de la Torre Díez, Eduardo Motta Cruz, Miguel López-Coronado, and Manuel Franco. 2018. Social robots for people with aging and dementia: A systematic review of literature. *Telemed. e-Health* 25, 7 (2018), 533-540.

[10]Costa, P. T., Jr., & McCrae, R. R. (1992). Revised NEO Personality Inventory (NEO-PI-R) and NEO FiveFactor Inventory (NEO-FFI) professional manual. *Psychological assessment resources*.

[11]和田さゆり. 1 性格特性用語を用いた Big Five 尺度の作成. *心理学研究*, 67, 61-67, 1996

[12]並川 努, 谷 伊織, 脇田 貴文, 熊谷 龍一, 中根 愛, 野口 裕之, Big Five 尺度短縮版の開発と信頼性と妥当性の検討, *心理学研究*, 2012, 83 巻, 2 号, p. 91-9

[13]鈴木克洋, 野本 済央, 北原亮, 深山篤, 中村高雄, 協力ゲームを用いた人間の思考調査 ~信頼感や関係性を構築するエージェントの実現に向けて~, *信学会報*, vol.122, no.23, HCS2022-31, pp.151-156, 2022 5 月.

[14]<https://google.github.io/mediapipe/>