

適応ギャップ理論を拡張したインタラクションデザインの提案

Interaction Design Expanding Adaptation Gap Theory

福田聡子^{1,2*} 澤田志織³ 川崎邦将⁴ 奥岡耕平^{2,3} 大澤正彦^{3,5} 長田茂美⁴ 今井倫太³¹ 東京大学大学院新領域創成科学研究科¹ Graduate school of frontier sciences, The University of Tokyo² 株式会社 BLUEM² BLUEM Inc.³ 慶應義塾大学大学院理工学研究科³ Keio University Graduate School of Science and Technology⁴ 金沢工業大学大学院工学研究科⁴ Graduate School of Engineering, Kanazawa Institute of Technology⁵ 日本学術振興会特別研究員 (DC1)⁵ Japan Society for the Promotion of Science, Research Fellow (DC1)

Abstract: The gap between functional expectations for agents and actual agent's capabilities (Adaptation Gap; AG) is one of the major obstacles in the Human-Agent Interaction and lowering such expectations is necessary for long-time interaction. In this research, we extend the AG theory and propose a new interaction design which performs more advanced interaction while retaining AG. Additionally, we summarized the features of robot designs which enhance advanced interaction and evaluated each appearance with 289 participants.

1 はじめに

Human-Agent Interaction (HAI) において、より理想的なインタラクションデザインやエージェントデザインを探求することは重要な課題である。本研究の目的は、新たに HAI における有効なインタラクションデザインやエージェントデザインを発見し、定式化することにある。

人-エージェント間で優れたインタラクションが実行されるためには、様々な問題がある。現状の技術レベルで最大限知的なエージェントを構築した場合でも、人の期待値が上がりすぎた結果、逆に人の期待を裏切ってしまう場合がある。小松らは、元々期待していたロボットの能力の大きさ (F_{before}) と実際にインタラクションすることでわかったロボットの能力の大きさ (F_{after}) との差を適応ギャップ (Adaptation gap; AG) [1, 2, 3] と

定義し、人が負の適応ギャップを大きく感じた場合にエージェントとのインタラクションをやめてしまう問題を指摘している。

負の適応ギャップの問題に対して、元々エージェントに想定する能力の大きさ (F_{before}) を下げることで負の適応ギャップを回避するアプローチが提案されている。例えば、小松らの研究ではビープ音を用いたロボットの内部状態を人間がどう感じるかを調査している [4]。石川らの研究では、"moko", "mokomoko", "mokomon" といった曖昧性の高い発話をするエージェントを用いることで、どのような印象を持たれるかを調査している [5]。いずれの研究でも、自然言語を扱わないことによってユーザーに想定させるエージェントの能力を低く設定することの有用性が示唆されている。

しかしながら適応ギャップ理論で議論されているエージェントの能力の大きさ F は明確に定義されていない。さらに自然言語を利用しないことでエージェントの能力に対する期待値を低く設定したアプローチは、人間はロボットの発話に快/不快など単純な内的状態しか見出さず、高度なインタラクションが発現することは考えにく

* 連絡先：東京大学大学院新領域創成科学研究科
メディカル情報生命専攻
千葉県柏市柏の葉 5-1-5
E-mail: fukuda@bluem.jp

い。したがって、負の適応ギャップを生まないながらも、エージェントに対する期待値を一定以上高く想定させて、高度なインタラクションを引き出すことが重要である。

本論文では、適応ギャップ理論を拡張し、負の適応ギャップを生まないながらも、エージェントに対する期待値を一定以上高く想定させて高度なインタラクションを引き出すインタラクションデザインならびにエージェントデザインを提案する。まず、適応ギャップ理論をより厳密に再定義したのち、エージェントの能力の大きさ (F_{before} および F_{after}) をそれぞれエージェントの表現能力の大きさ (F_{before}^{rep} , F_{after}^{rep}) とユーザーが想定するエージェントの能力の大きさ (F_{before}^{model} , F_{after}^{model}) に分解する。 F^{rep} は自然言語を話せる/話せない、表情を表出できる/できない、歩ける/歩けないといった表層的な能力を総合して算出するスカラー値とし、 F^{model} は、状況を理解できるか、共感できるかなど表現に現れないエージェントの能力も含むものであり、ユーザーが想定する全ての能力を総合して算出したスカラー値とする。

さらに著者らは、 F^{rep} を低く、 F^{model} を高くユーザーに想定させることで、負の適応ギャップは生みにくく、高度なインタラクションを引き出せる可能性があることを提案する。例えば、この問題設定はフィクションに登場する自然言語を話せないキャラクターによく用いられる設定である。アニメドラえもんに登場するミニドラや、ポケットモンスターに登場するモンスターたち、スターウォーズのR2D2は典型例であり、これらのキャラクターは自然言語を話さないが周囲の登場人物は自然言語を用いてそのキャラクターとコミュニケーションを取っている。

以下本論文の構成を示す。2章では、本研究で想定するインタラクションの系を示し、記号の導入をするとともに、既存研究で提案されてきた適応ギャップの理論を導入した記号に基づいて再定義する。3章では、既存の適応ギャップ理論で扱われてきたエージェントの能力の大きさ F を二つに分解することで、これまで扱われてこなかった新たなインタラクションデザインが存在することを指摘し、そのインタラクションデザインを実現するためのエージェントデザインについて説明する。4章ではエージェントデザインの条件から、特にインタラクション開始前に求められる重要な条件である外見の条件について議論し、著者らが作成した外見の条件を満たすようなロボットの概要について説明する。5章ではロボットの外見について、外見条件を満たしているかを検討する評価実験について説明し、6章をまとめとする。

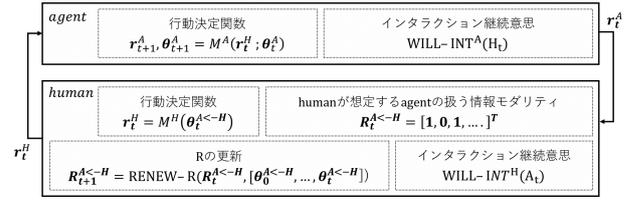


図1 インタラクションの系。 r_t^A と r_t^H はそれぞれ時刻 t におけるエージェントと人間の行動を表すベクトル。各次元にはあるモダリティの表現が格納されている。 $R_t^{A<-H}$ は、時刻 t において H が想定している A が扱える情報モダリティに各次元が対応するベクトル。 $\theta_t^{A<-H}$ は H が時刻 t において想定している A の内部的に扱っている情報であり、 r_t^A および $R_t^{A<-H}$ と同じ次元のベクトル。

2 本研究で想定するインタラクションの系と適応ギャップ

2.1 インタラクションの系

本研究において想定するインタラクションの系を図1に示す。想定する系は、人 (H) と人工エージェント (A) の二者間インタラクションである。 t は時刻を表す変数であり、特に時刻 $t = 0$ をインタラクション開始前の状態とする。 X, Y を人間またはエージェントを表す変数として、 r_t^X は時刻 t において X が表出する行動のベクトル、 $\theta^{X<-Y}$ は Y が X に想定している内部パラメータ、 $R^{X<-Y}$ は Y が X に想定している能力を表現するベクトルである。 $R^{X<-Y}$ はスカラー値で表現される F のベクトル表現ともいえる。また、 $M^X()$ は X の行動決定関数、 $WILL-INT^X(Y_t)$ は、時刻 t において X が Y に対するインタラクションの履行/不履行を判定する関数、 $RENEW-R^X()$ は X がインタラクション相手に想定している能力ベクトル $R^{Y<-X}$ を更新する関数である。

エージェントと人間は任意の時刻 t において、 $WILL-INT^X()$ 関数によってインタラクションの履行/不履行を判定し、インタラクションの履行を決定した場合には、行動決定関数 $M^X()$ によって行動 r_t^X を表出する。行動決定関数 $M^X()$ の引数は、実際に表出された行動 r_t^Y と、 X が推定した Y の内部パラメータ群 $\theta_t^{Y<-X}$ を取るものとする。

行動決定と同時に、 X は Y に想定している $R_t^{Y<-X}$ の更新を行う。更新には現在の $R_t^{Y<-X}$ と過去の Y に想定した一連のパラメータ群 $\theta_t^{Y<-X}$ から算出する。つまり更新式は下記の式で表現される

$$\mathbf{R}_{t+1}^{Y<-X} = \text{RENEW-R}(\mathbf{R}_t^{Y<-X}, [\theta_0^{Y<-X}, \dots, \theta_t^{Y<-X}]) \quad (1)$$

本インタラクションの系において、時刻 t における X と Y の間のインタラクションの成立とは、下記の式が真であることを言う。

$$\text{INT}(X_t, Y_t) = \text{WILL-INT}^X(Y_t) \wedge \text{WILL-INT}^Y(X_t) \quad (2)$$

2.2 適応ギャップ

小松らは、エージェントに対して想定していた能力の大きさが実際の能力の大きさよりも高レベルだった場合 ($AG = F_{after} - F_{before} < 0$)、人間が実際の能力の程度を知って落胆し、それ以降のインタラクションを継続しなくなる可能性が高いことを主張している。ここで、 F は H が A に想定する能力の大きさを表すスカラー値である。

F_{before} はインタラクション開始前の F であることから、 F_0 と記述できる。一方 F_{after} は実質的に現在時刻での F を指していると考えられるため、 F_t と記述できる。負の適応ギャップ ($AG < 0$) を生まないことは次式で記述でき、これは $\text{WILL-INT}^H(A_t)$ が真になる必要条件といえる。

$$\forall t, (F_t - F_0 \geq 0) \quad (3)$$

本論文では F を前節で示したインタラクションの系の記述に基づき、 F を下記のように定義する。

$$F_t = \text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H}) \quad (4)$$

$$\text{CALC-F}(\mathbf{x}) = \sum_i \begin{cases} 1 & (x[i] \neq 0) \\ 0 & (x[i] = 0) \end{cases} \quad (5)$$

既存研究の範囲では、エージェントが表出している以上の能力を、人間がエージェントに対して想定することは議論の対象にしていなかったため、実際には下記のようにも表現される。

$$F_t = \text{CALC-F}(\sum_t \mathbf{r}_t^A \cdot \mathbf{R}_t^{A<-H}) \quad (6)$$

一方で、実際のインタラクションにおいてはエージェントが表出している情報のベクトル \mathbf{r}^A と、人間がエージェントに対して想定する能力のベクトル $\mathbf{R}^{A<-H}$ とが乖離する場合も考えられる。そこで次章では、ベクトル \mathbf{r}^A から算出される能力の大きさとベクトル $\mathbf{R}^{A<-H}$ から算出される能力の大きさを明示的に分解すること

でこれまで提案されてきた適応ギャップの議論を拡張する。さらに新たなエージェントデザインについて提案してその優位性について議論するとともに、提案したエージェントデザインを実現するための条件について議論していく。

3 適応ギャップ理論の拡張とエージェントデザインの提案

3.1 F の分解

本章では、従来議論されてきたエージェントの能力の大きさ F を、エージェントの表出ベクトル \mathbf{r}^A に基づいて算出される能力の大きさ F^{rep} と、人がエージェントに想定する能力ベクトル $\mathbf{R}^{A<-H}$ に基づいて算出される能力の大きさ F^{model} に分解し、下記の式で定義する。

$$F_t^{rep} = \text{CALC-F}(\sum_t \mathbf{r}_t^A) \quad (7)$$

$$F_t^{model} = \text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H}) \quad (8)$$

3.2 F^{rep} と F^{model} を軸としたエージェントの分類

前節で F を 2 種類に分類したことで、2 つの F を軸としたエージェントの分類が可能になる。図 2 に 2 つの軸の高低に基づいたエージェントの分類を示す。

図 2 における、(A) は負の適応ギャップを生みやすく、インタラクションの継続が困難である。(B) は、人の期待を裏切らないようなコミュニケーション能力を自律エージェントに実装する事が現在のところ困難であるため、結果として負の適応ギャップを生んでしまう。(C) は小松らが提唱する ASE に関する研究で詳細に扱われている問題設定であり、これまで議論が重ねられてきた。(D) は、これまで議論されてこなかった問題設定である。エージェントが表出している情報以上の能力を、人がエージェントに対して想定する ($F_t^{rep} < F_t^{model}$) という特殊な問題設定といえる。一方でもしこの状態が実現可能であれば、エージェントが低レベルなインタラクションをしていながらも、人が勝手に高い能力があると信じ込む事になる。したがって適応ギャップを生まずにインタラクションが継続されるだけでなく、人がエージェントに対してより高度なインタラクションを働きかける可能性がある。

そこで次節からは、(D) の問題設定である、($F_t^{rep} < F_t^{model}$) の状況を実現するための必要条件について議論する。

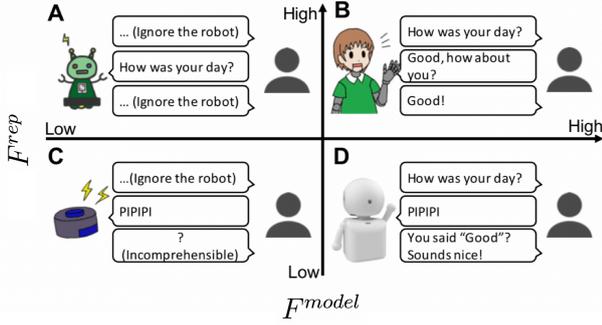


図2 F^{rep} と F^{model} の大きさの関係がインタラクションに与える影響。(A) 一般的な自然言語を話すエージェント：適応ギャップを生みやすい。(B) 高い知性を持ったエージェント：実際には人の期待に答えられるコミュニケーション能力を実現することは不可能であるため、インタラクション中に F^{model} が低下して (A) に移行し、適応ギャップをうむ。(C) 機械特有の Subtle Expression である Artificial Subtle Expression (ASE) が扱うエージェント：適応ギャップを生みにくい。(D) 表出する情報は限定にも関わらず、高いモデルを想定されるエージェント：従来研究では存在しない設定であり、本研究で提案する設定。

3.3 $\forall t, (F_t^{rep} < F_t^{model})$ の問題設定の実現

$\forall t, (F_t^{rep} < F_t^{model})$ においてインタラクションが成立することは、下記の式で表現される。

$$\forall t, (F_t^{rep} < F_t^{model}) \wedge \text{INT}(H_t, A_t) \quad (9)$$

式 9中 の $\text{INT}(H_t, A_t)$ は、 $\text{WILL-INT}^A(H_t)$ と $\text{WILL-INT}^H(A_t)$ に分解可能であるが、 $\text{WILL-INT}^A(H_t)$ は、常に真であるとして固定することも可能であるため、条件は下記のように書き改める事ができる。

$$\forall t, (F_t^{rep} < F_t^{model}) \wedge \text{WILL-INT}^H(A_t) \quad (10)$$

3.3.1 $t = 0$ の場合

$\text{WILL-INT}^H(A_t)(t = 0)$ に関しては、時刻 $t = 0$ (インタラクション開始前) に $\text{WILL-INT}^H(A_0)$ が真になる必要がある。しかしインタラクション開始前であるため、実際の A の能力ではなく、外見や教示内容といった情報で、 H がインタラクションしようとするようなデザインをする必要がある。

条件 1 $\text{WILL-INT}^H(A_0)$ が真になること。

3.3.2 $t > 0$ の場合

$\text{WILL-INT}^H(A_t)(t > 0)$ の必要条件是式 3で説明した通り、 $F_t - F_0 \geq 0$ であるため、少なくとも下記を満

たす必要がある。

$$t > 0, F_t^{rep} - F_0^{rep} > 0 \quad (11)$$

$$t > 0, F_t^{model} - F_0^{model} > 0 \quad (12)$$

式 7,8より、 $t > 0$ の条件下で必要条件是下記である。

$$\text{CALC-F}(\sum_t r_t^A) - \text{CALC-F}(r_0^A) \geq 0 \quad (13)$$

$$\text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H}) - \text{CALC-F}(\mathbf{R}_0^{A<-H}) \geq 0 \quad (14)$$

r_0^A は実際にインタラクションする以前に H が A に想定している仮想的な $r^{A<-H}$ であり、外見や A に関する教示された内容から想定するものである。また、 $r_t^A(t > 0)$ との直接的な関係はなく、独立した因子である。したがって、式 13を満たすためには、実際に実行される全体の行動表出 $\text{CALC-F}(\sum_t r_t^A)$ に対して過剰ではない r_0^A を、外見や教示によって H に想定させることが重要である。

条件 2 実行される行動表出 $\text{CALC-F}(\sum_t r_t^A)$ に対して過剰ではない r_0^A を、外見や教示によって人に想定させること。

$\mathbf{R}_0^{A<-H}$ も同様に実際にインタラクションする以前に H が A に想定している $\mathbf{R}^{A<-H}$ であり、外見や A に関する教示された内容から想定するものである。しかしながら r_t^A とは異なり、式 1に示したように、 $\mathbf{R}_t^{A<-H}$ は一時刻前の $\mathbf{R}_{t-1}^{A<-H}$ から算出されるため、全ての時刻における $\mathbf{R}_t^{A<-H}$ は $\mathbf{R}_0^{A<-H}$ の影響を受ける。

ここで、 $(F_t^{rep} < F_t^{model})$ という拘束条件によって、インタラクションの中で F^{rep} の影響で F^{model} が高くなる事がないため、下記の式が成立する。

$$\text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H}) \leq \text{CALC-F}(\mathbf{R}_{t-1}^{A<-H}) \quad (15)$$

したがって下記が最善の場合である。

$$\text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H}) - \text{CALC-F}(\mathbf{R}_0^{A<-H}) = 0 \quad (16)$$

条件は、十分小さい値 ϵ を用いて、

$$\text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H} - \text{RENEW-R}(\mathbf{R}_t^{A<-H})) < \epsilon \quad (17)$$

を満たすような \mathbf{R} の更新式 $\text{RENEW-R}()$ を H に持たせることが重要である。つまり実際の表出 r^A に含まれない情報についても、 H が積極的に予測して補うような態度を引き出すことでこれを実現する必要がある。

条件 3 $\text{CALC-F}(\mathbf{R}_t^{A<-H} - \text{RENEW-R}(\mathbf{R}_t^{A<-H})) < \epsilon$ を満たすような更新式 $\text{RENEW-R}()$ を人間に持たせること。

4 エージェントの外見条件と コミュニケーションロボットの試作

前章までに提案したエージェントデザインの実現において、エージェントの外見はインタラクションの開始前から影響する要因であると共に、インタラクション中にも影響を及ぼす重要な要因の1つである。本章では3つのエージェントデザインに関する条件から、特にエージェントの外見に関する4条件を導出し、この4つの外見条件に基づいてデザインしたコミュニケーションロボットについて説明する。

4.1 3条件から得られる外見条件

4.1.1 条件1から得られる外見条件

条件1に基づいて外見の条件を求めると、外見は時刻 $t = 0$ のインタラクション開始前において、人からのエージェントに対する積極的なインタラクションを誘発する外見である必要がある。

アトラクティブ条件 インタラクションを引き出す外見であること

4.1.2 条件2から得られる外見条件

条件2に基づいて外見の条件を求めると、外見はロボットが実際にもつ F^{rep} に対し、過剰に高い F^{rep} を想定させない外見である必要があるといえる。例えば、人間の眼を模した目を外見に導入した場合、人間と同様に黒目の移動による注視やまぶたの開閉といった振る舞いを実装しなければ、人間と同様の目の F^{rep} を想定したユーザの期待を裏切ることになってしまう。

低 F^{rep} 条件 期待を裏切りうる能力を期待させる外見にしないこと。

ここで、アトラクティブ条件と低 F^{rep} 条件は相反しやすい条件であるため注意が必要である。例えば、知的な外見にする事で「話しかけられやすい」といったアトラクティブさを満たしうるが、 F^{rep} が高く想定されやすい。一方 F^{rep} を低くするために、「音を聞こえなさそうにデザインする」といったアプローチをとると、話しかけてもらえないというアトラクティブ条件に反する結果となる。

4.1.3 条件3から得られる外見条件

条件3に基づいて外見の条件を求めると、外見はロボットの実際の行動表出に対して人間の予測による補完を積極的に誘発する外見である必要がある。人間による積極的な補完を誘発するための外見の設計に対しては、主に2つのアプローチが考えられる。1つ目のアプローチは、外見に曖昧性を持たせることである。高橋らの研究 [6] によれば、ロボットの外見の曖昧性は楽観バイアスを引き起こしやすく、ユーザーの予測に基づいた認識が行われやすい。したがって曖昧な外見であるほど予測による補完を誘発しやすいと考えられる。

曖昧条件 曖昧な外見にすること。

2つ目のアプローチは、幼い子供のような低年齢の人間を想定させる外見にすることである。Furuta らが行った研究 [7] では、「お世話されるロボット」をコンセプトに人間の赤ん坊を模した外見のロボット、Babyloid を提案している。Babyloid は赤ん坊と同様に自身の身体の不調や感情を音声や表情によって表現し、補助的なインタラクションを積極的に誘発する。実際に Furuta らが行った実験では、赤ん坊の喃語をサンプリングした Babyloid の音声に対し実験参加者が予測的に意味を想定し Babyloid と対話を試みる様子が観察されており、幼い子供を想定させる外見は予測的な補完を誘発すると考えられる。

低年齢条件 幼くすることで、ユーザーから援助的なコミュニケーションを促進できること。

4.2 外見条件に基づいた コミュニケーションロボット

前節で示した外見条件に基づいた、著者らが開発したコミュニケーションロボット [8] について説明する。以降、本論文では便宜的に Ours と表記する。Ours の外形は、196 (H) × 153 (W) × 109 (D) mm、重量655 gである。外観は、頭部の高さと同様の接地面から胴体の高さが98 mmと2頭身になっており、頭の形状も球体の左右を平面にすることで、まるい頭の形状と頭の向きを印象付ける表現している。自由度は、首3自由度、両腕各1自由度、2輪独立駆動方式の車輪2自由度の合計7自由度を有する。また、頭部にはカメラとマイクロホンに加え姿勢センサが搭載されている。図3に Ours の外観と自由度を示す。

ここで、前節にて導出した4つの条件に基づいて Ours の特徴を説明する。まずアトラクティブ条件に対するア

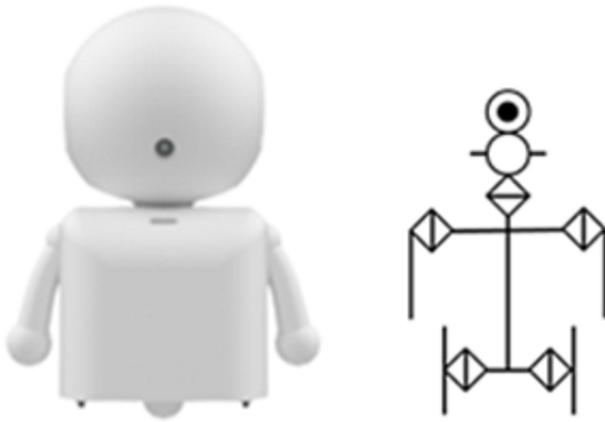


図3 著者らが開発した外見条件に基づくコミュニケーションロボット

アプローチとして、マイクロホンやスピーカーが搭載されていることを示す外見によって音声インタラクションを。カメラが搭載されていることを示す外見によって映像を用いたインタラクションを、それぞれ可能であると暗黙的に示した。さらにアトラクティブでありながらも F^{rep} が高く想定されにくい、接触インタラクションに着目した。接触はユーザーの好感度を上げられる [9] 有効なインタラクションであり、ロボットの外見から引き出しやすい人間のインタラクションの代表例といえる。Ours は全体として丸みを帯びた外見となっており、頭部を大きくして2頭身の外見としたことによって、特に頭を撫でるような接触的なインタラクションを誘発しており、アトラクティブ条件に配慮した外見である。

一方低 F^{rep} 条件に関しては、アトラクティブさを損ないにくいと考えられる、手足を弱々しく見せるといったアプローチで、無力さが強調されるデザインとなっている。

低年齢条件に関しては、まず抽象的すぎる外見にすることによってインタラクション相手が年齢を想定しにくくならないように、一般的な人型のシルエットを維持するように注意した。その上で、Ours の小さい外見や二頭身のシルエットは、低年齢の子供を想定させやすい外見になるように工夫した。

曖昧条件に関しては、Ours の頭部には顔を描かず、全体的に抽象的な外見としたことや、色による強い印象を与えることも避けるために全身が白一色に統一する工夫がされている。

次章では、実際に Ours が外見条件を満たしているかを検証するための評価実験について述べる。

5 ロボットの印象評価実験

5.1 実験設定

Ours が、前章において導出した4つのロボットデザインの条件を満たす外見であることを検証するために、アンケートによる印象評価実験を行った。

比較する対象として本実験では、人とのインタラクションを目的に開発されたロボットである、SOTA*¹、Jibo*²、NAO [10]、Polaris*³の4つを利用した。これら4つのロボットは、より網羅的な調査を目的に、人間を想定させる4つの外見的特徴の有無に基づいて全てのパターンを網羅するように選出した。Ours を含む5つのロボットにおける人間を想定させる外見的特徴の有無を表1に示す。

表1 評価実験に使用したロボットの外見的特徴

	脚	顔のパーツ	腕	頭部と胴体の区別
NAO	+	+	+	+
Sota	-	+	+	+
Ours	-	-	+	+
Jibo	-	-	-	+
Polaris	-	-	-	-

実験手順としては、実験参加者にロボットの外見の画像を2枚提示し、提示した画像のロボットについてアンケートに回答してもらい、という試行を5種類のロボットについて行なってもらった。各ロボットの画像には全体像が写っており、背景が無地（白またはグレー）の画像を選出した。提示した画像を図4に示す。また、ロボット間のサイズによる影響を考慮し、画像サイズは全て同じとし、ロボットのサイズ推定を可能にする情報を実験参加者に与えないようにした。

アンケートでは、提案する4つの条件に関する質問に加え、提示したロボットに対する前提知識の影響を考慮し、各ロボットに対するインタラクション経験について問う質問を用意した。アンケートの質問一覧を表2に示す。質問は4つの条件に関する質問群とインタラクション経験に関する質問群の合計5つのブロックに割り振られる。qブロックはインタラクション経験についての質問群で、提示するロボットについて、3種のインタラク

*¹ <https://www.vstone.co.jp/products/sota/>

*² <https://www.jibo.com/>

*³ <https://www.au.com/original-product/concept/polaris/>



図4 評価実験に使用したロボット

シオン経験の有無を問うことでロボットに対する前提知識の量を確認した。a ブロックは低 F^{rep} 条件に対応する質問群で、ロボットに対して想定する能力を問うものである。b ブロックは低年齢条件に対応する質問群で、ロボットの外見に対して想定する年齢を問うものである。c ブロックは曖昧条件に対応する質問群である。本実験では、人とのインタラクションを目的としたロボットの外見評価において代表的な評価項目である感情を用いて、各ロボットの外見に対して想定する感情を問うことで、外見が持つ曖昧性に対する評価を行なった。感情項目は、プルチック感情の輪 [11] における8つの基本感情を採用した。8つの感情は、“喜んでいる”、“悲しんでいる”、“信頼している”、“嫌がっている”、“怖がっている”、“怒っている”、“驚いている”、“安心している”である。d ブロックはアトラクティブ条件に対応する質問群で、自発的なインタラクションを引き起こしたくなるかを問うものである。回答形式については、q ブロックは経験のある/なしの選択式、a, c, d ブロックは7段階評価、b ブロックは数字の自由回答とした。実験の際にはq, c, a, d, b ブロックの順番に質問を提示した。また、最後にロボットの外見の印象について自由記述する項目を設けた。

本実験はクラウドソーシングサービス、クラウドワークス*4を利用して回答を収集した。回答の収集に際し、同一人物による複数回答を避けるために同一人物が複数回答している場合は最初の回答のみを採用することとし

*4 <https://crowdworks.co.jp/>

表2 アンケートの質問項目

Block	Question
q-1	見たことがある (写真も含めて)
q-2	触ったり遊んだりしたことがある
q-3	研究や開発などに用いたことがある
a-1	移動できそう
a-2	首を振れそう
a-3	荷物を運べそう
a-4	電子音を出せそう
a-5	鳴き音を出せそう
a-6	言葉を話せそう
a-7	話を聞けそう
a-8	雑談できそう
a-9	共感できそう
a-10	感情を持てそう
b	人間で例えると何歳だと思う
c-1	喜んでいる
c-2	悲しんでいる
c-3	信頼している
c-4	嫌がっている
c-5	恐れている
c-6	怒っている
c-7	驚いている
c-8	安心している
d-1	頭を撫でたい
d-2	抱きしめたい
d-3	持ちあげたい
d-4	話しかけたい

た。実験参加者は18歳から72歳までの289名(平均年齢38.4歳SD10.5, うち男性131名, 女性158名)であった。順序効果を考慮し、ラテン方格にしたがって実験参加者ごとにロボットの提示順序を変更した。また、本実験では各ロボットに対する前提知識の影響を考慮し、ロボットとインタラクション経験のある実験参加者のデータを評価に用いないこととした。

5.2 評価実験の結果

各ロボットについてインタラクション経験に関する質問の結果として、インタラクション経験がある実験参加者の人数はそれぞれ、Oursが1名、NAOが2名、Sotaが3名、Jiboが1名、Polarisが1名であった。以下の結果にはこれら8名を除いて分析を行なった結果を示す。

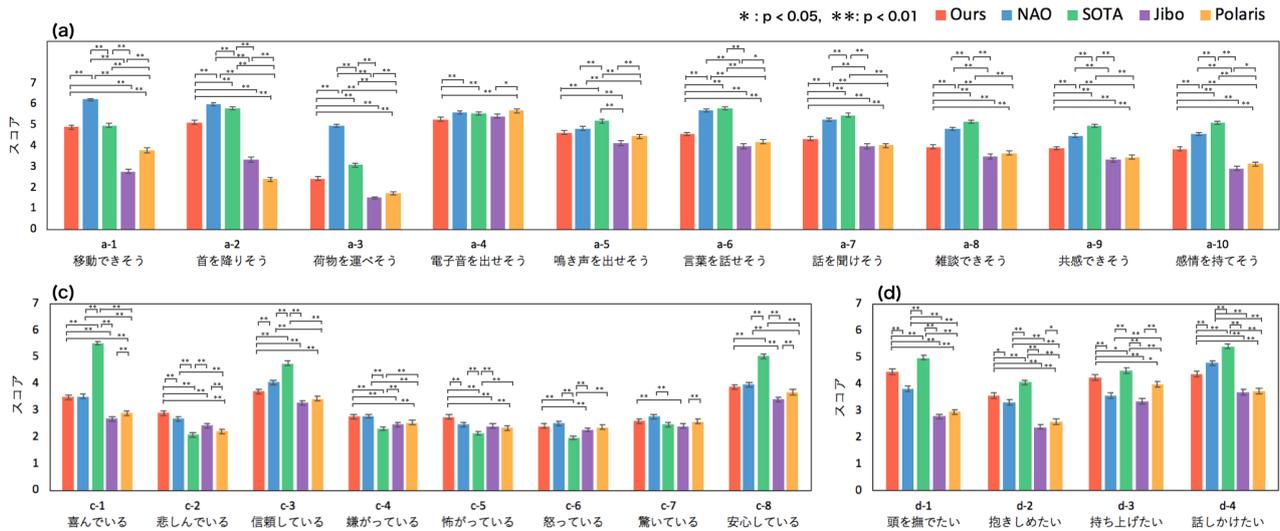


図5 外見から想定される能力 (a1-a10), 外見に対して想定する 8 感情 (c1-c8), 自発的なインタラクションを引き起こしたくなるか (d1-d4) の平均スコアと標準誤差

5.2.1 低 F^{rep} 条件に関する結果

a ブロックの低 F^{rep} 条件に関する質問群の結果について、図 5 (a) に示す。「a-1: 移動できそう」「a-3: 手を振れそう」といった物理的動作の能力を質問した項目では、a-1 の Ours vs Sota を除き外見的特徴からロボットごとに有意な差がでた。表出する音情報に関する「a-4: 電子音が出せそう」「a-5: 鳴き声が出せそう」「a-6: 言語が話せそう」の質問では、a-4 では全てのロボットが高いスコアを出した。また、NAO と Sota は a-5 より a-6 の方がスコアが高い一方で、Ours と Jibo と Polaris は a-5 と a-6 が同程度か a-6 の方がやや低いスコアとなった。「a-7: 話を聞けそう」「a-8: 雑談できそう」では、Sota, NAO, Ours, Polaris, Jibo の順になり「a-9: 共感できそう」「a-10: 感情を持ってそう」のスコアと同様の傾向であった。

5.2.2 低年齢条件に関する結果

b ブロックの低年齢条件に関する質問群の結果について、図 6 に示す。想定された年齢の平均が最も低かったのは Ours (7.7 歳) であり、幼稚園～小学校低学年程度と判断された。続いて Sota (11.3 歳), Jibo (14.6 歳), Polaris (16.8 歳) と NAO (16.8 歳) という順であった。また、Ours, Sota, NAO は想定された年齢層が比較的狭く、Jibo と Polaris は比較的幅広い年齢層を想定された。

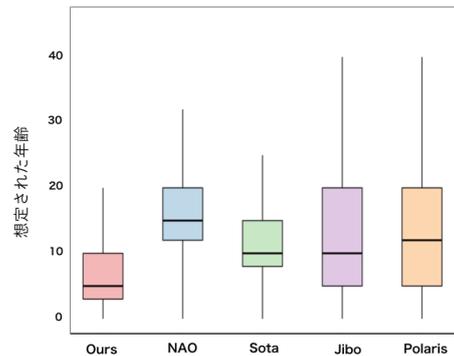


図6 各ロボットの想定年齢 (b)

5.2.3 曖昧条件に関する結果

c ブロックの曖昧条件に関する質問群の結果について、図 5 (c) に示す。5つのロボット別の結果の傾向を見ると、Sota, Ours と NAO, Jibo と Polaris に大きく分けられる。Sota は他の 4 つのロボットと比較し、「喜んでいる」、「安心してている」、「信頼している」の 3 つのポジティブな感情のスコアが非常に高く、「怒っている」、「怖がっている」、「悲しんでいる」の 3 つのネガティブな感情のスコアは低かった。Sota 以外の 4 つのロボットについてもポジティブな感情のスコアが高い傾向にあったが感情ごとのスコアのばらつきが比較的小さく、その中でも著者らの Ours と NAO は平均スコアが高く、Jibo と Polaris は平均スコアが低かった。

5.2.4 アトラクティブ条件に関する結果

d ブロックのアトラクティブ条件に関する質問群の結果について、図 5 (d) に示す。人にインタラクションを起こさせやすい外見である方が良かったため d1-d4 のスコアが高ければ高いほど良いと言える。デザインの特徴的により人らしい NAO より Sota と Ours の方が高いスコアを示した。また、Jibo と Polaris を比較しても Polaris のほうが高いスコアを示した。人に近いデザインであることとインタラクションの引き起こしやすさの明確な相関関係は見られなかった。

5.3 考察

評価実験を踏まえ Ours が 4 条件を満たしうるかについて考察する。まず、a ブロックでは想定する能力について評価した。a-1 から a-3 の質問に対応する物理的動作の能力については、ロボット間のスコアの差が他の項目より大きく現れており、手脚があるかなどの外見の特徴が影響していると考えられる。a-4 から a-6 の質問に対応する発話に関わる能力については、全てのロボットが音声で何らかのインタラクションが出来ると想定されており、特に a-5 より a-6 の方がスコアが高かった NAO と Sota は、自然言語を用いることが想定されたと考えられる。また、a-7 から a-10 までの質問に対する結果はロボット間のスコアが、 $Sota \geq NAO > Ours > Polaris \geq Jibo$ となっており、自然言語を用いることが出来ると想定されるほど共感や感情を持つことが出来ると想定される傾向が見られた。しかし本研究では、期待を裏切らないよう自然言語を用いられると想定されずに、共感や感情をもつことができると想定されることが理想である。この点で、Ours は他のロボットと比較し両者のバランスを取った、最も適した想定をさせることができていると言える。次に、b ブロックでは低年齢条件について評価した。ここでは Ours が最も幼い印象を与えられていたことがわかった。そして c ブロックでは曖昧条件についての評価として、感情に基づいて曖昧性を評価した。結果として、Sota はポジティブな感情に偏って想定させてしまう結果となった。Ours を含む他のロボットは特定の感情に偏って想定させる傾向は見られず、曖昧条件を比較的満たしている外見であったと考えられる。最後に d ブロックではアトラクティブ条件について評価した。結果は Sota が最も高いスコアであり、続いて Ours, NAO, Polaris, Jibo であった。Sota の結果は、先述した感情の評価の結果からもわかる通り Sota はネガティブな感情のスコアが低かったことと関係があると考えられる。しかし、Sota は前述の曖昧条件を満た

していない。そのため、曖昧条件を満たしているロボットの中では、Ours が最もアトラクティブ条件を満たしているロボットと言える。

本研究では、Ours が他の 4 つのコミュニケーションロボットと比較して 4 つの外見条件全てを同時に満たしているかを検証した。以上の結果より Ours は相対的に条件を満たしていると考えられる。すなわち、提案したインタラクションデザインを実現しうるロボットであると考えられる。

6 おわりに

本研究では、既存研究で提案されていた適応ギャップ (Adaptation Gap; AG) に関する理論を拡張し、Human-Agent Interaction (HAI) における新たなインタラクションデザインを提案した。従来研究では、人がエージェントに想定する能力を下げるインタラクションデザインによって負の適応ギャップを回避するアプローチが主に提案されていたが、想定する能力を下げすぎることによって人からの高度なインタラクションを引き出せないという問題があった。提案したインタラクションデザインでは、エージェントが表出する F^{rep} よりも、大きい F^{model} を人が想定することによって、負の適応ギャップを回避するとともに、人からの高度なインタラクションを引き出せる可能性がある。

また、提案したインタラクションデザインを実現しやすいエージェントデザインについても議論した。表出している能力以上に人がエージェントに対して高い能力を想定するための条件を 3 つ示し、それら 3 つの条件からエージェントの外見に関する 4 条件を導いた。加えて、エージェントの外見条件に基づいて作成した著者らのロボットを他のロボットと比較する評価実験を実施し、著者らのロボットが外見条件をより満たしていることを示した。

次に本研究の制限について説明する。本研究では、人と人工エージェントとの 2 者間に限定してインタラクションの定式化を行った。したがって、多人数インタラクションに関しても同様な議論が可能か検証するためには、理論の拡張が必要である。

また提案インタラクションを実現するための 3 条件は定式化したインタラクションモデルから演繹的に導いたものであるが、当然ながら定式化したモデルが適切である場合に価値のある条件である。しかし、インタラクションデザインの妥当性の検証は本論文で扱っていないため、今後検証を行なっていく必要がある。

最後に将来研究について説明する。まずは、提案した

インタラクションデザインの妥当性について検証を行なっていく。著者らの一部はこれまでに、自然言語を話せないエージェントとの言語的なインタラクションの実現を目指した研究 [12, 13] や、人が非自然言語に対して自然言語的な意味づけをする場合の傾向調査 [14] を行っている。いずれの研究も、エージェントとインタラクションする人が、エージェントの表出する情報以上の内容を想定しており、本研究で提案したインタラクションデザインの適切性を示唆している例であると考えられる。今後は、これらの研究を踏まえて本論文で提案したインタラクションデザインの妥当性を検証していく予定である。

次に、提案したインタラクションデザイン成立において身体性をもつロボットがどのように影響するか、実際にインタラクションを行ってもらった実験を通して検証していく。具体的には、既存研究 [12, 13] で扱った非自然言語エージェントとの言語的なインタラクションを行う実験を、ロボットを利用した場合と利用しない場合とで成功確率に違いがあるかを検証していく予定である。また、より優れたエージェントデザインについては継続的に調査・検討していく予定である。

謝辞

本研究は、孫正義育英財団の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Takanori Komatsu and Seiji Yamada. Effects of adaptation gap on user's variation of impressions of artificial agents. *Proc. WMSCI*, 2010.
- [2] Takanori Komatsu and Seiji Yamada. Adaptation gap hypothesis: How differences between users' expected and perceived agent functions affect their subjective impression. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, Vol. 9, No. 1, pp. 67–74, 2011.
- [3] Takanori Komatsu, Rie Kurosawa, and Seiji Yamada. How does the difference between users' expectations and perceptions about a robotic agent affect their behavior? *International Journal of Social Robotics*, Vol. 4, No. 2, pp. 109–116, 2012.
- [4] 小松孝徳, 長崎康子. ビープ音からコンピュータの態度が推定できるのか? : 韻律情報の変動が情報発信者の態度推定に与える影響. *ヒューマンインタフェース学会誌*, Vol. 7, No. 1, pp. 19–25, 2005.
- [5] 石川将輝, 西脇裕作, 塚本浩祐, 岡田美智男. <もこ> <もこもこ> <もこもん> は何を伝えるのか. *HAI シンポジウム 2018*, 2018.
- [6] 高橋英之, 岡田浩之. コミュニケーションにおける曖昧さとその機能. *知能と情報: 日本知能情報フェジ学会誌*, Vol. 22, No. 4, pp. 450–463, 2010.
- [7] Yoshitaka Furuta, Masayoshi Kanoh, Taro Shimizu, Masaru Shimizu, and Tsuyoshi Nakamura. Subjective evaluation of use of babyloid for doll therapy. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 1–4, 2012.
- [8] 川崎邦将, 大澤正彦, 今井倫太, 長田茂美. 認知的制約付き擬人化キャラクターに着目したコミュニケーションロボットの設計と開発. *人工知能学会第6回汎用人工知能研究*, 2017.
- [9] 野々村圭祐, 寺田和憲, 山田誠二, 伊藤昭. ロボットとの感情的インタラクションは外見の悪印象を緩和する. *研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI)*, 2015.
- [10] David Gouaillier, Vincent Hugel, Pierre Blazevic, Chris Kilner, Jérôme Monceaux, Pascal Lafourcade, Brice Marnier, Julien Serre, and Bruno Maisonnier. Mechatronic design of nao humanoid. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 769–774, 2009.
- [11] Robert Plutchik. The nature of emotions: Human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice. *American scientist*, Vol. 89, No. 4, pp. 344–350, 2001.
- [12] 清丸寛一, 大澤正彦, 今井倫太. 予測的認知を用いた非自然言語による言語的コミュニケーション. *人工知能学会第6回汎用人工知能研究*, 2017.
- [13] 大藤聖菜, 妹尾卓磨, 清丸寛一, 川崎邦将, 大澤正彦, 長田茂美, 今井倫太. 予測的認知と「間」の関係—言葉を話せないロボットによるしりとりを題材とした考察—. *HAI シンポジウム 2017*, 2017.
- [14] 奥岡耕平, 大澤正彦, 今井倫太ほか. コンテキスト推定に基づいて予測的認知を誘発する非自然言語エージェント. *第80回全国大会講演論文集*, Vol. 2018, No. 1, pp. 183–184, 2018.