

# エージェントとの協調的な目標達成の経験が含意推論に与える影響

## The Experience of Sharing a Cooperative Goal Guides Estimation of Implicature in Human-Agent Interaction

西畑 千哲<sup>†</sup>, 安田 哲也<sup>‡</sup>, 小林 春美<sup>§</sup>

Chisato Nishihata, Tetsuya Yasuda, Harumi Kobayashi

<sup>†</sup>東京電機大学大学院, <sup>‡</sup>東京大学, <sup>§</sup>東京電機大学

Graduate School of Tokyo Denki University,

The University of Tokyo, Tokyo Denki University

23rmd37@ms.dendai.ac.jp, h-koba@mail.dendai.ac.jp

### 概要

本研究では、エージェントの含意の推論能力を参加者が見積もるとき、操作経験が与える影響について調べた。実験で参加者は、協調経験後にエージェントに文脈を踏まえた要求をされ、未知の乗り物に補給するエネルギー量を決定した。その結果、協調性が変化するエージェントを経験した参加者は、コンフリクトした情報をより利用する含意推論を行った。エージェントとの協調経験は含意推論に影響を与える可能性がある。

キーワード：量的含意, 協調経験, エージェント

### 1. 目的

現在、AI技術の発展によりあたかも人間の自然な発話であるように人が感じる回答を行うシステムが登場している(Grassi, Recchiuto, & Sgorbissa, 2022等)。また、コミュニケーションロボット(パロ; AIST等)や、配膳ロボット(BellaBot; Pudu Technology Co., Ltd等)がすでに利用されている。これらのロボットがどの程度会話に寄与しているか等については調べられている(Peca, Simut, Cao, & Vanderborght, 2016)。また、ロボットに関する人間の認識については、ロボットに対する人間の肯定的あるいは否定的な感情に関する研究等は行われている(Nomura, Suzuki, Kanda, & Kato, 2006)。しかし、「ロボットが発する発話を人間がどのように解釈するか」についての研究はあまり行われていない。本研究は、ロボット(エージェント)の発話に対し、人間はどの程度の含意(implicature)を推定するかを調べた。

言語コミュニケーションを適切におこなうためには、ことばそのものだけからでは推定できない、会話の意味を内包する「含意」を解釈することが重要である。たとえば「It's warm today.」という発話では「hot というほどではない」という言語そのものには表されていない含意が含まれている。含意の理解については、語彙的な情報が寄与する可能性(Horn, 2004; Noveck, 2018)や中央

実行系の処理が寄与する可能性(De Neys & Schaeken, 2007; Fairchild & Papafragou, 2021)が指摘されている。近年、認知的負荷がかかると含意を解釈することが困難になるという知見も示されている(De Neys & Schaeken, 2007; Waldon & Degen, 2020)。しかし、これらの知見は、どのように解釈され得るかという観点から実験が行われているものが多く、実際に「他者が行う含意」の程度(どの程度見積もるのか)に関しての言及はあまりなされていない。

含意は、たとえば量を表す「たくさん」「すこし」というような一見単純な語の解釈でも必要である。こうした量を表す語は「300cc」「40cc」などのような具体的な数値を含む語とは異なり、どのぐらいの量を述べておらず、解釈は聞き手に委ねられていると考えられる。たとえば「ご飯を少しよそってください」と言われた聞き手は、実際になんらかの量をよそう場合に、文脈も考慮して含意を推測し、どのぐらいの量をよそべきかを判断する必要がある。このような判断においては、相手が置かれた状況も考慮すると考えられる。「お腹が空いている」と言っている人が「ご飯を少しくささい」と言った場合では、聞き手は「少しと言ってもそう少しなのではないだろう」と考え、ある程度多くよそべきだと考える可能性がある。そのため、「お腹がいっぱいだ」と言っている人が「ご飯を少しくささい」と言った場合のほうが、よりご飯を少ない程度で欲しがっている、と聞き手は推測すると考えられる。

人がこうした量を表すことばを使って要求をしてきた場合、それを聞いた人が推測する量は、このように文脈・状況により変わると考えられる。ではエージェントがこうしたことを言った場合は、人が言った場合と同様に、聞き手は量に関する語の解釈を変化させるのだろうか。それともエージェントが言った「たくさん」「少し」という語を文脈とは関係なく単純に字義的に判断するのか。エージェントが使った語の解釈は、人がそのエージェントはどのような能力や性質を持ってい

ると見積もるかによっても変わる可能性がある。Griceが提案した協力的コミュニケーション(Grice, 1989)は、他者に無駄なリソースの使用を求めないことが前提になっているというものである。よってこの観点から考えると、人は互いに「無駄のない」協力的なコミュニケーションを行っている可能性があり、他者の意図を推察するような含意は、この前提が基盤になっている可能性がある。本研究では、エージェントが参加者の意図(操作)に協調することと定義する。協力的行動をとるエージェントは、コミュニケーションにおいても協力的であると推測されるとすれば、協力的コミュニケーションをとるエージェントは、量に関することばの解釈において含意を考慮した発話ができる、と人は判断するかもしれない。

本研究では他者と協力的な行動をとるエージェントは、量を表す語について協力的コミュニケーションに基づく使用をしていると人は考えるかについて、仮想的なエージェントを提示して調べた。実験手順は、Watanabe et al. (2020)を参考にし、字義的に解釈しづらい状況(例えば、元にある量が多く、注入を依頼する量も多い)を含めた。実験で参加者は、未知の乗り物にエネルギーがすでに入っているが量はわからないという場面を見せられ、その乗り物に入れるべきエネルギー量を決定する課題を行った。参加者は乗り物に入っているエネルギーの量について「十分ある」または「ほとんどない」ということばで伝えられ、この乗り物にエネルギーを「たくさん」または「少し」入れて欲しいと登場したエージェントにより頼まれた。その後補給するエネルギーの量を、キー操作により決定した。こうした言語による依頼を行うエージェントとは、参加者は予め協調行動を行う経験をしており、100%の確率で参加者からの入力を反映するロボット(100%操作可能なロボット)を経験するグループと、最初は50%、後半は70%の確率で入力を反映するロボット(50-to-70%操作可能な

ロボット)を経験したグループを設けた。エージェントが文脈を踏まえた推論を必要とする要求をしてきたときに、参加者がどのくらいのエネルギー量を見積もるのかを調べた。100%操作可能なロボットを経験した場合は、参加者は自分の入力が完全に反映されるため、エージェントが推論するかについて意識せず、人間である自分の推論を判断基準に投影する(含意推論をする)だろうと予測した。一方、50-to-70%操作可能なロボットを経験したグループは、参加者は自分の入力が前半で50%、後半で70%反映される状態なので、エージェントを人間とは異なると考え、人間である自身の推論方略を判断基準に投影しないだろうと予測した。

## 2. 方法

### 2.1. 参加者

17人の理系の大学生、大学院生(19~25歳)。同意があった場合のみ実験に参加した。

### 2.2. 手順

実験は準備、経験、量決定、アンケートの4つのフェーズから構成されていた。準備フェーズでは、参加者は同意書に署名したのち、モニター(15.4inch)とキーボードの前に座り、乗り物に補給するエネルギーの量を定める動作に慣れてもらった。次の経験フェーズでは協調経験として3種類のエージェント(人間/ロボット/ロボットアーム)(図1)を矢印キーで操作し、それぞれの特性を経験した。「人間」は入力の通りに動作した。「ロボット」は、参加者ごとに、100%操作可能なロボットを経験したグループと、50-to-70%操作可能なロボットを経験したグループに割り当て、参加者間要因とした。「ロボットアーム」は左右の一方向にのみ動作した。

次の量決定フェーズでは、実験者が参加者に対し、図2の画面を表示し「(人間/ロボット)は次のように言っ

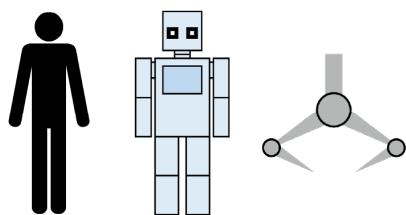


図1 経験フェーズで参加者が操作したエージェント  
(注: 左から人間、ロボット、ロボットアーム)

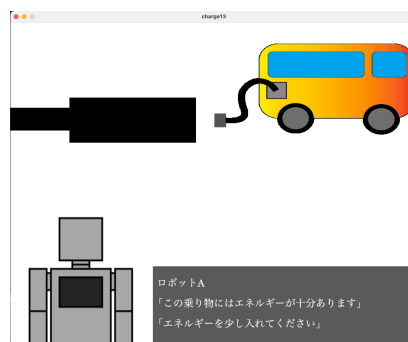


図2 量決定フェーズでモニターに表示された画面

ています。エネルギーの量を決めてください。」と口頭で指示し、参加者は未知の乗り物に補給するエネルギー量を決定した。例えば、文脈条件 *Abundant* と指示文条件 *Little* の場合では、「この乗り物にはエネルギーが十分あります」「エネルギーを少し入れてください」と表示した(図2)。最後に、実験に関するアンケート調査を *Microsoft forms* で行った。なおアンケートでは、量決定フェーズで、エージェントがどの程度主体的に行動していたと考えたかを6段階で評価してもらい、ロボットが人間に操作されていたと考えたかを尋ねた。

### 2.3. 条件

条件は、エージェント条件 (*Agent: human* (人間エージェント) or *robot* (ロボットエージェント))、文脈条件 (*Context: Abundant* (十分あります) or *Scarce* (ほとんどありません))、指示文条件 (*Requesting: Much* (たくさん) or *Little* (少し)) の3つであった。協調経験のロボットの違いは、ロボットの違い (*Robot-Type: 100% controlled* or *50-to-70% controlled*) とし、参加者間要因であった。

### 2.4. 分析方法

参加者が決定したエネルギー量を、画面のピクセル数で記録した。統計モデリングには、*R software*<sup>1</sup>を用いた。各条件はダミーコーディングした後、エフェクトコーディング (e.g., 0.5 または 0.5) を行った。

参加者がエージェントの主体性や協力的な体験の存在が含意推論に関わっているかどうかを調べるために、文脈や要求の違いによる線形混合モデルなどの統計モデルでエネルギー量を推定した。線形混合モデル (*LMM: Liner Mixed Model*) は、*lme4* パッケージの *lmer* 関数を用いて構築した。まず、実験条件とその相互作用を固定効果、個人差と人間の主体性の影響をランダム効果として含む最大モデルを構築した。次に、赤池情報量規準に基づく前向きステップワイズ法を用いて、データに適合するモデル候補を検討した。結果、分析に用いるモデルは固定効果として、*Robot-Type*、*Agent*、*Context*、*Requesting* およびそれらの相互作用を適用することが提案された (*lmer(The-amount-of-energy ~ Robot-Type × Agent × Context × Requesting + (1|Participants) + (1|Agency))*), *df* = 21, *AIC* = 4073.2, *weight* = 0.96)。なお、統計モデルで相互作用効果が認められた場合、ダミーコーディングによる *post hoc* 検定で主単純効果を検討した。

## 3. 結果

図3に各条件におけるエネルギーの量を示す。各エネルギーの量を従属変数とした *LMM* の結果、*Intercept* ( $\beta = 142.33, t_{377.00} = 24.41, p < .001$ )、*Context* ( $\beta = -66.51, t_{377.00} = -16.07, p < .001$ )、*Requesting* ( $\beta = 148.24, t_{370.00} = 35.80, p < .001$ )、*Robot-Type* と *Context* 間の相互作用 ( $\beta = 33.80, t_{377.00} = 4.08, p < .001$ )、*Context* と *Requesting* の交互作用 ( $\beta = -79.37, t_{377.00} = -9.57, p < .001$ )、*Robot-Type*、*Context*、*Requesting* の二次の交互作用 ( $\beta = 37.99, t_{377.00} = 2.29, p = .022$ ) は有意であった。しかし、*Robot Type* ( $\beta = 6.42, t_{13.10} = 0.71, p = .49$ )、*Agent* ( $\beta = -1.93, t_{377.00} = -0.47, p = .64$ ) は有意でなかった。

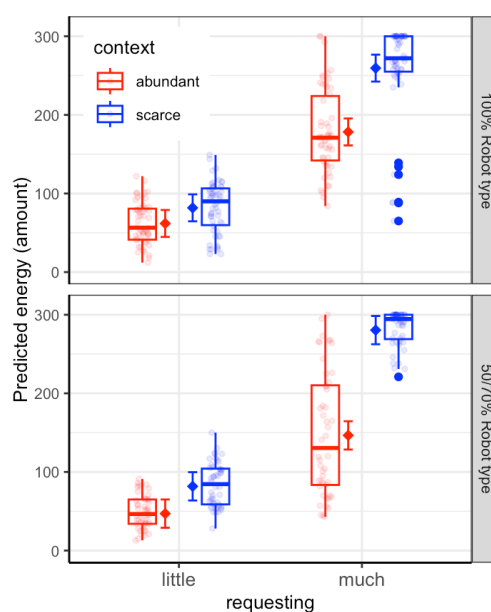


図3 それぞれの条件におけるエネルギー量の値  
(注：点と箱ひげ図は各条件で参加者が決定したエネルギー量、ひし形はその中央値を示す。なお、箱ひげ図は生データから算出した)

単純主効果の結果、*Context* 条件 *abundant*、*Requesting* 条件 *much* の場合に、*Robot-Type* 条件に有意差があった ( $t_{34.17} = 2.75, p = .009$ )。文脈に十分ありますという情報が提供され、指示文として、たくさん入れてくださいという情報が提供された場合に、参加者は 50-to-70% 操作可能なロボットを経験している方 ( $EMM = 146.54, 95\% CI [128.54, 164.53]$ ) に比べて、100% 操作可能なロボットを経験している方 ( $EMM = 178.30, 95\% CI [161.17, 195.44]$ ) が、有意に多くエネルギー量を見積もっていた。

<sup>1</sup> *R software* (*R core team, 2022*) の他には、*lme4* (ver. 1.1-26; *Bates et al., 2015*)、*lmerTest* (ver. 3.1-3; *Kuznetsova et al., 2017*)、*emmeans* (ver. 1.6.3; *Lenth et al., 2018*)、*ggeffects* (ver. 1.0.2; *Lüdtke, 2018*)、および *MuMIn* (ver. 1.43.17; *Bartoń, 2020*) を用いた。

また、Context 条件 scare、Requesting 条件 much の場合は、Robot-Type 条件は有意傾向であった( $t_{34.17} = -1.81$ ,  $p = .079$ )。文脈にほとんどありませんという情報が提供され、指示文として、たくさん入れてくださいという情報が提供された場合に、参加者は100%操作可能なロボットを経験した方( $EMM = 259.51$ , 95% CI [242.37, 276.64])に比べて、50-to-70%操作可能なロボットを経験した方( $EMM = 280.47$ , 95% CI [262.48, 298.47])が、エネルギー量を多く見積もる傾向にあった。

#### 4. 考察

仮説では100%操作可能なロボットについて、人はエージェントのことは自分と同じような含意を想定すると予想していたが、実験の結果、むしろ50-to-70%操作可能なロボットの方が、エージェントのことはより多く含意を想定していた。100%操作可能なロボットを経験したグループでは、エージェントが発したことばに関する含意について50-to-70%操作可能なロボットを経験したグループよりも、少なく見積もっていた。これは、参加者の操作が完全に反映されていたため、人間に近いというよりもむしろ人間に完全に操作されるだけだと考えており、エージェントが発したことばについて含意があるとする見積もりを行なっていなかったからだと考えられる。一方、50-to-70%操作可能なロボットを経験したグループでは、エージェントが発したことばについて、含意があると考えられる見積もりを行っていた。これは、ロボットの行動が参加者の入力について50%操作可能から70%操作可能に変化したため、協調行動が変化すると捉えられ、その結果だんだんと人間の意図を理解するように変化した、と解釈された可能性がある。協調行動をしているので、協力的コミュニケーションを行うと解釈され、その結果、エージェントの発話に対して、より含意推論を行う結果になったと考えられる。また、人間エージェントと、ロボットエージェントでは、推定したエネルギーの量に有意差は見られなかった。これは、どちらのエージェントも画面上に現れるエージェントであったので、参加者は両者の違いを強く意識しなかったためだと考えられる。

#### 5. 結論

人は、だんだんと操作者の意図に沿うように協調的に変化したロボットエージェントについて、単に操作者の意図を完全に反映した動きをするロボットエージェントよりも、ロボットエージェントが発したことば

について、より含意がある発話であると見積もることがわかった。含意を取るような発話意図があったと考える要因の一つとして、相手の意図の差異を見出す状況が必要な可能性が考えられる。つまり、相手の考えを見出しやすくするような状況が、相手の信念や考え(ロボットエージェントではアルゴリズム等)をより推定しようとするはたらきが強くなることが考えられる。このことが、エージェントは含意のある発話を行っていたと見積もることに繋がったと考えられる。今後、人数を増やす、条件を加えるなどを行い、この操作経験という要因が含意推定に関わっているのかを検討する必要がある。

#### 謝辞

この研究に協力してくださった全ての参加者に感謝申し上げます。本研究は科研費 JP20H01763 (H.K.)、科研費 JP20K03375 (T.Y.)の助成を受けた。

#### 参考文献

- [1] Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67, 1–48.
- [2] De Neys, W., & Schaeken, W. (2007). When people are more logical under cognitive load: Dual task impact on scalar implicature. *Experimental psychology*, 54(2), 128-133.
- [3] Fairchild, S., & Papafragou, A. (2021). The role of executive function and theory of mind in pragmatic computations. *Cognitive Science*, 45(2), e12938.
- [4] Grassi, L., Recchiuto, C. T., & Sgorbissa, A. (2022). Knowledge-grounded dialogue flow management for social robots and conversational agents. *International Journal of Social Robotics*, 14(5), 1273-1293.
- [5] Grice, P. (1989). *Studies in the Way of Words*. Harvard University Press.
- [6] Horn, L. (2004). Implicature. In L. R. Horn & G. Ward. (Eds.), *The handbook of pragmatics* (pp. 3–28), Wiley-Blackwell.
- [7] Nomura, T., Suzuki, T., Kanda, T., & Kato, K. (2006, July). Altered attitudes of people toward robots: Investigation through the Negative Attitudes toward Robots Scale. In *Proc. AAAI-06 workshop on human implications of human-robot interaction* (Vol. 2006, pp. 29-35).
- [8] Noveck, I. (2018). *Experimental pragmatics: The making of a cognitive science*. Cambridge University Press.
- [9] Peca, A., Simut, R., Cao, H. L., & Vanderborght, B. (2016). Do infants perceive the social robot Keepon as a communicative partner?. *Infant Behavior and Development*, 42, 157-167.
- [10] Waldon, B., & Degen, J. (2020). Symmetric alternatives and semantic uncertainty modulate scalar inference. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 42, pp. 123-129.
- [11] Watanabe, K., Yasuda, T., & Kobayashi, H. (KEER 2020). The influence of context and total quantity information on inferences about quantifiers. *Proceedings of the 8th International Conference on Kansei Engineering and Emotion Research 2020*, No.2412-15-02, Virtual Conference (Tokyo, Japan).