

# 人間とロボットの共有信念の推定に基づいた相互適応的な発話生成手法

Mutually-Adaptive Generation of Utterances  
Based on the Inference of the Beliefs Shared by Humans and Robots

岩橋直人\*<sup>1</sup>

Naoto Iwahashi

中村慎也\*<sup>2</sup>

Shinya Nakamura

長井隆行\*<sup>2</sup>

Takayuki Nagai

\*<sup>1</sup>情報通信研究機構

National Institute of Information and Communication Technology

\*<sup>2</sup>電気通信大学大学院

The University of Electro-Communications

In this paper, we propose an utterance generation method that will enable a robot to form a shared belief in a mutually adaptive way with the user. In the proposed method, a belief system that a robot has consists of two parts: a shared belief function, which expresses the shared belief assumed by the robot, and a global confidence function, which represents the degree of coincidence between the user's shared belief and the robot's and outputs the prediction probability that the robot's utterances are understood by the users. By learning the global confidence function through interactions with generated utterances, the robot becomes capable of adaptively generating utterances according to the situation as well as to the degree of coincidence of the shared belief, e.g., the increase and decrease in the number of words. The validity of the proposed method is shown through a number of experiments.

## 1. はじめに

科学技術の発展に伴い、ロボットなどの機械が、周囲の環境や人の行動を知覚することが可能となってきた。近い将来には、状況に応じて我々の生活を支援してくれるようなロボットがより身近な存在になると考えられる。その際にロボットは、人と自然な言語コミュニケーションを行う能力を持つ必要がある。我々の日常のコミュニケーションは、コミュニケーションに参加するものたちの間で共有された信念（共有信念）に基づいて成立すると言われる [Sperber 95]。言語はそうした共有された信念の一部であり、他の共有信念との関連に基づき、意味を伝達するために用いられる。

こうした背景のもと、人とロボットの共有経験に基づく言語コミュニケーションの実現を目指して、ロボットや計算機による言語獲得や対話システムの研究が行われている。例えば、筆者らは、人とロボットがぬいぐるみなどのオブジェクトを用いながら音声によるインタラクションを行うことで、ロボットが言語コミュニケーション能力を獲得する計算機構を提案している [Iwahashi 07]。また、知覚情報にグラウンドした文生成手法としては、[Roy 02] では計算機に、テキストコーパスに基づいてオブジェクト名やオブジェクトの色を示す形容詞などを学習させ、意味的・文法的・文脈的な制約を考慮した下で、オブジェクトを描写する単語列を比較的自然な言い回しで生成する手法を提案している。[Yamakata 04] では、ユーザの発話の曖昧性をコンピュータがユーザに質問をすることで解消し、コンピュータにオブジェクトを同定させている。また [Inui 94] では、ユーザの発話から信念モデルを構築・更新し、ページアンネットワークを用いた確率的制約に基づいて発話を選択する枠組みを提案している。しかしながら、これらの文生成に関する先行研究では、環境の変化と対話者の心的状態の変化に応じた適応的なコミュニケーションは実現されていない。さらに、コンピュータに学習をさせた人と、実際にコンピュータを使用する人との間の、知識の違いを考慮することができない。

そこで、本稿では、視聴覚機能及びアームを有するロボット

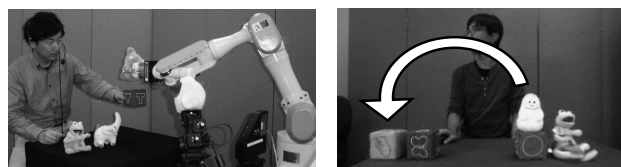
(図 1(a)) を対象として、対話者との共有信念の一致度を推定することで、ロボットの発話が対話者に理解される予測確率を制御し適切な発話を生成する手法を提案する。

## 2. ロボットシステムとタスク

本研究で使用するロボットは、自由度 7 のアームと自由度 4 のハンド、マイクロフォン、及びステレオカメラを備えている (図 1(a))。マイクロフォンは音声認識に使用され、音声の特徴量には MFCC を用いる。ロボットはステレオカメラから得られた映像情報からオブジェクトを抽出し、画像特徴量及び座標を取得する。画像特徴量としては、色 3 次元 ( $L^*a^*b^*$ )、大きさ 1 次元、形 1 次元を用いる。動作によるオブジェクトの軌道情報は、オブジェクトの座標の時系列ベクトルによって表される。

図 1(a) のように人とロボットが向き合い、互いにテーブルの上のオブジェクトを用いながら言語によるインタラクションを行う。ここでのインタラクションは、人とロボットのそれぞれが他方に対して、テーブルの上の 1 つのオブジェクトを動かすように指示する発話を行い、聞き手がその発話を理解して行動する、といったものである。このとき、ロボットは初期状態で、少数の語彙や文法といった言語的な知識を人と共有しており、簡単な発話が理解できる状態とする。一方が発話を行い他方が行動を終えるまでを、1 エピソードと呼ぶことにする。

ロボットによる発話生成と発話理解の具体例を以下に述べる。図 1(b) のシーンにおいて、箱に乗っているオブジェクト (パーバズー) を矢印のように動かして、別の箱に乗せる行動



(a) Interaction between a man and the robot (b) Example of a scene in an interaction

を意図したとする。このときユーザがロボットに「パーバズー箱のせて」という発話を行うと、信念の一致度が低い場合には図中左のどちらの箱に乗せるべきか判断できないが、直前に動かした物体は次の発話において使用されやすいという信念を共有していれば、正しい行動を行うことができる。ロボットが人に対して指示を行う際にも、同様に共有信念が用いられる。このとき、人が正しく行動できれば、直前に乗せた箱が次の発話に利用されるという信念の共有が確かめられる。

### 3. 信念システム

ロボットは、発話を状況に応じて適切に理解したり生成するために、人と共有信念を形成する必要がある。本論文で提案する計算機構において、人とロボット間の共有信念を表す信念システムは以下の2つの関数から構成される [Iwahashi 07]。

#### 3.1 共有信念関数 $\Psi$

共有信念関数  $\Psi$  は、音声と行動の対応の適切さを表すものである。音声、動作、オブジェクト、動作-オブジェクト関係、行動コンテキスト効果（把持オブジェクト及び直前操作オブジェクト）に対するそれぞれの信念が確率モデルで表現される。共有信念関数  $\Psi$  は、各信念の確率モデルの出力確率の対数値の重み付け和で表される。重み  $\Gamma = \{\gamma_1, \dots, \gamma_5\}$  は、各信念が人と共有されていることに対するロボットの確信度（個別確信度）を表す。ロボットは行動コンテキスト  $q$  とシーン  $O$  の下で人の発話  $s$  が与えられると、共有信念関数  $\Psi(s, a, O, q)$  を最大化することで、取るべき行動  $a$  を決定することができる。

#### 3.2 全体確信度関数 $f$

全体確信度関数  $f$  は共有信念関数  $\Psi$  に対するロボットの確信度を表すもので、人とロボットの間での共有信念の一致度を表現する。全体確信度関数  $f$  は式(1)の形で表され、ロボットの発話、あるいは人の発話が、相手に正しく理解される確率の推定値（予測理解率）を出力する。

$$f(d) = \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{d - \lambda_1}{\lambda_2}\right) + 0.5 \quad (1)$$

ここで、 $\lambda_1, \lambda_2$  は全体確信度関数  $f$  を表すパラメータである。この関数の入力として、話し手が聞き手に取らせたい行動（正解行動）を行った場合の共有信念関数  $\Psi$  の出力値と、第2候補の行動を行った場合の共有信念関数  $\Psi$  の出力値の差を、マージン  $d$  として定義して用いることとする。情景  $O$  と行動のコンテキスト  $q$  の下で、行動  $a$  を表す発話  $s$  を決定する際のマージン  $d$  は、式(2)のように表される。

$$d(s, a, O, q) \equiv \Psi(s, a, O, q; L, G, R, h_c, \Gamma) - \max_{A \neq a} \Psi(s, A, O, q; L, G, R, h_c, \Gamma) \quad (2)$$

マージン  $d$  の値が0に近い場合には共有信念関数  $\Psi$  の出力値の差が小さく、マージン  $d$  の値が大きい場合には共有信念関数  $\Psi$  の値の出力差が大きいことから、マージン  $d$  は、行動  $a$  を指示する発話  $s$  の曖昧さを表すと言える。したがって、マージン  $d$  が大きいほど、発話  $s$  は行動  $a$  を限定的に表す発話ということになり、正しく理解される予測確率が高くなると考えられる。

図2に全体確信度関数  $f$  の形の例を示す。ここで、もし話し手によってマージン  $d$  の値が小さいような曖昧な発話が行われた場合でも、聞き手が正しく理解できるという予測理解率が高ければ、それは、話し手が想定する共有信念が聞き手のそ

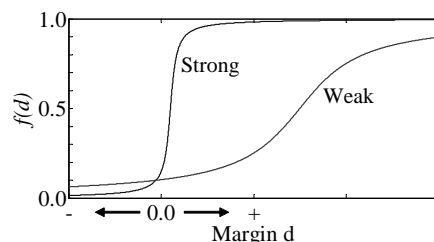


図2: 全体確信度関数  $f$  の形の例

Level1:	緑箱 / 青い箱 / とびこえさせて 青い箱 / カーミット / ちかづけて
Level2:	黄色い / あげて パーバブライト / 箱 / のせて
Level3:	パーバズー / はなして さげて

図3: 個別確信度の学習に使用した難易度の異なる発話の例

れとよく一致していることを意味する。そのような全体確信度関数  $f$  の形状が、図2中の“Strong”で示した曲線である。対して、図中の“Weak”の曲線は、話し手の想定する共有信念と聞き手の想定する共有信念があまり一致していない状態を表し、発話の予測理解率を高めるためには詳細な発話を行う必要があることを示している。

$f$  は人と対話を繰り返すことによってオンラインで学習される。学習は、最適なパラメータ  $\hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2$  を時間窓の重み付き最小二乗法で求め、学習率  $\delta$  で重み付けをして直前のパラメータと加算することで行われる。学習サンプルは、発話生成に用いたマージン  $d$  と、その発話が対話者に正しく伝わったかの情報  $e$  の組を用いる。 $e$  は、対話者が目的の行動  $a$  を取ったかどうかで1/0の値をとる。

### 4. 全体確信度関数 $f$ を用いた発話生成アルゴリズム

全体確信度関数  $f$  が与えられると、ロボットは発話の理解率が推定できるようになり、人との共有信念の一致度に応じた発話生成が可能になる。また、そうして生成された発話による対話を通して、人とロボットの間の信念の共有が促進され、全体確信度関数  $f$  が学習される。

提案手法ではロボットは、全体確信度関数  $f$  に基づいて生成された発話文を用いて人とインタラクションを行い、全体確信度関数  $f$  自体を更新する。その意味において、共有信念の推定に際してどのように発話を生成するのかといった点が重要となる。ロボットは、各エピソードで人に行わせようとする行動に対して、発話が相手に理解される確率の目標値（目標理解率） $\xi$  と発話  $s$  の予測理解率  $f(d)$  の差が最小となるように発話の単語列を決定する（式(3)）。

$$\tilde{s} = \underset{s}{\operatorname{argmin}} \left| f(d(s, a, O, q)) - \xi \right| \quad (3)$$

具体的には、以下のアルゴリズムに従って発話の単語列が生成・決定される。なお、本アルゴリズムでは発話に使用する単語数は、動作を表す単語を含めて5単語までとした。

#### [発話生成アルゴリズム]

1. 情景  $O$  と行動のコンテキスト  $q$  の下で、動作  $u$  とトラジェクタ  $o_t$ 、ランドマーク  $o_l$  を決定する

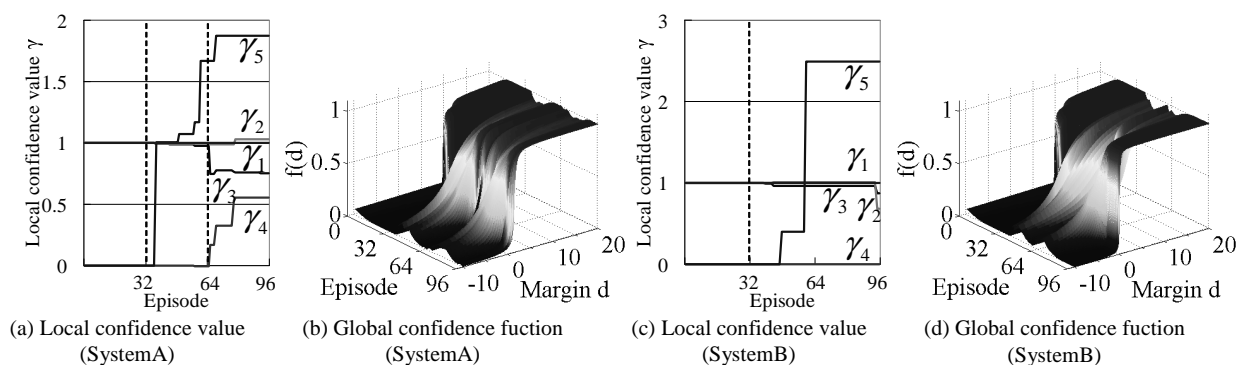


図 4: 2 つの信念システムの個別確信度の値と全体確信度関数の形状の変化

表 1: 単語数ごとの生成文の例

Word num	Examples of utterance	Margin $d$
1	のせて	3.22
2	黄色いのせて	8.75
3	黄色い緑のせて	22.79
4	バーバズー 緑 箱 のせて	32.04
5	バーバズー 小さい 緑 箱 のせて	36.92

2. 目的とする行動  $a$  を指示可能な発話の単語列の候補を、トラジェクタやランドマークを指示する単語の組み合わせにより全文生成する
3. 生成した全文に対して、式 (2) よりマージン  $d$  を計算し、それぞれの発話の予測理解率  $f(d)$  を式 (1) を用いて計算する
4. 発話の目標理解率  $\xi$  を決定し、式 (3) に従って発話文  $\tilde{s}$  を決定する

表 1 に、図 1 (b) の情景に対して生成された発話文の例を示す。このように、発話が詳細になるにつれて、マージン  $d$  の値が大きくなる。

ロボットは、詳しい発話を行うことによって意図が正しく理解される確率を高めることができるし、曖昧な発話を行うことによって信念の共有を促進することができる。重要なのは、発話が正しく理解される目標確率を設定することで発話の曖昧さを制御し、そうした発話が理解されることによって共有信念の形成が促進されるということである。

## 5. 共有信念関数及び全体確信度関数の学習実験

提案手法を評価するために、全体確信度関数  $f(x)$  の学習実験を行った。実験において、学習率  $\delta$  は 0.25 で固定とし、20 サンプルで直近になるほど値が大きくなる三角窓による重み付け最小二乗法を用いた。学習は 64 エピソードを通して行われ、これを 1 シナリオとした。

### 5.1 実験に使用した 2 つのモデル

全体確信度関数の学習実験のためにまず、共有信念関数における個別確信度の値が異なる 2 つのモデルを用意した。個別確信度の学習は、人がロボットに対して発話によって行動を指示し、ロボットがその発話に従ってオブジェクトを動かすといったインタラクションを通じてオンラインで行った [Iwahashi 07]。

インタラクションは 3 段階の難易度 (Level1・2・3) で行い、難易度が高くなるにつれて発話時の単語の省略を増やし

表 2: 2 つのモデルの個別確信度  $\Gamma$  の値

個別確信度	modelA	modelB
音声 ( $\gamma_1$ )	1.000	1.000
動作 ( $\gamma_2$ )	1.027	0.683
オブジェクト画像 ( $\gamma_3$ )	0.753	0.877
動作-オブジェクト関係 ( $\gamma_4$ )	0.555	0.003
行動コンテキスト効果 ( $\gamma_5$ )	1.876	2.492

た曖昧な発話を行った。図 3 に、それぞれの難易度の発話の例を示す。Level2 では行動コンテキスト効果を、Level3 では動作-オブジェクト関係を共有信念とした発話を行った。実験者 A がロボットと、Level1・2・3 の順に 32 エピソードずつインタラクションを行い、個別確信度を学習させた。これをモデル A とした。また、実験者 B が、Level1 を 32 エピソード行った後、Level2 を 64 エピソード行い、個別確信度を学習させた。これをモデル B とした。また、インタラクション中の人の発話からマージン  $d$  を計算し、人の発話を正しく理解できたかという情報を用いて、個別確信度の学習と同時に全体確信度関数も学習させた。

表 2 がそれぞれのモデルが学習した個別確信度の値である。また図 4 は、それぞれの個別確信度の値の変化と全体確信度関数の形状の変化を表した図である。以降の実験では、個別確信度の学習終了時の全体確信度関数の形を初期形状とした。上記の 2 つのモデルを用いて、全体確信度関数の学習実験を行った。

### 5.2 全体確信度関数の学習の有効性を検証した実験

対話者間では常に信念に差異が生じていると考えられるが、全体確信度関数を用いることで、対話者間での信念の一致度を推定することができる。一致度が低ければ、より詳しい発話を行うことで意味を正しく伝達することができる。逆に高い一致度の場合には曖昧な発話でも意味を伝達可能であり、さらにその曖昧な発話によってより詳細な信念の差を推測して、以降のインタラクションに反映させることができる。したがってこの実験では、1 シナリオ中に全体確信度関数を学習する場合と学習しなかった場合の実験を行い、マージン  $d$  の平均と発話単語数の平均、及び正解率を比較検討した。実験は、モデル A-実験者 A、モデル A-実験者 B、モデル B-実験者 A、モデル B-実験者 B の 4 パターンが行われた。発話の理解率の目標値  $\xi$  は 0.75 とした。

実験結果は図 5、表 3 のとおりである。表 3 において発話単語数の平均は、動詞を除いた単語数で算出した。図を見ると、対話者の行動の正否によって全体確信度関数が更新されている

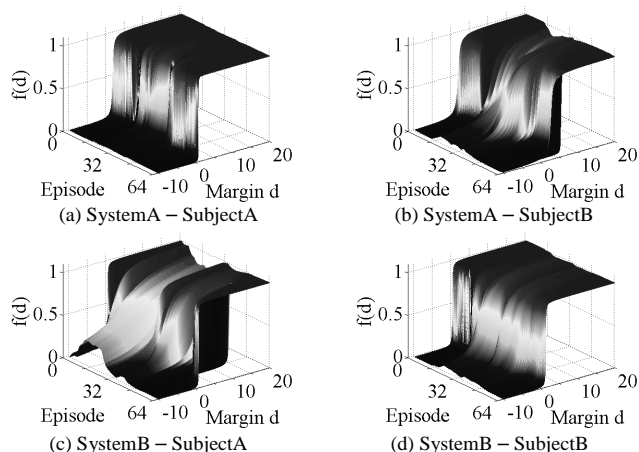


図 5: 全体確信度関数の形状の変化 ( $\xi = 0.75$ )

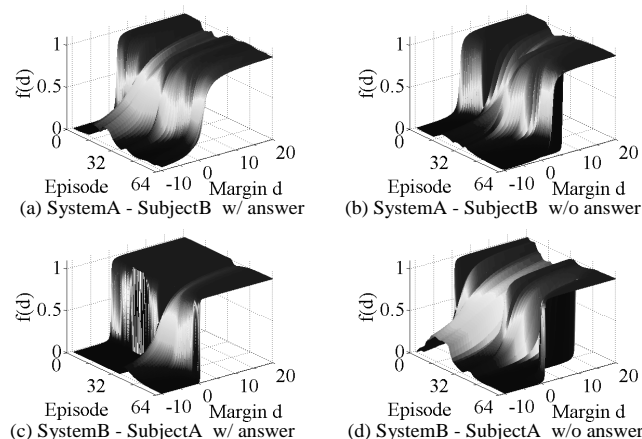


図 6: 正解提示の有無の場合の全体確信度関数の形状の変化

表 3: 全体確信度関数の学習あり / なしの結果 ( $\xi = 0.75$ )

学習	modelA-subjectB		modelB-subjectA	
	有	無	有	無
マージン d (*)	27.83	21.75	30.86	21.43
発話単語数 (*)	1.64	1.03	1.89	1.38
予測理解率 (*)	91.12	94.94	88.49	96.00
正解率	81.25	73.44	90.63	87.50

(\*64 エピソードの平均)

様子がわかる。しかし、図 5 (a) (d) のように、モデルを学習させた者が全体確信度関数の追加学習も行った場合、既に一致度が十分に高いことから、シナリオを通して変化があまり生じなかった。これに対して、図 5 (b) (c) のようにモデル学習者と実験者が異なる場合には、グラフが大きく変化した。また、モデル学習者と実験者が異なるときに、全体確信度関数を学習した場合としない場合では、学習した場合は正解率が上昇すると共に、正解率と予測理解率との差も小さくなった。これは、全体確信度関数を学習することにより、相手との信念の一致度に応じた発話を行ったためであると考えられる。これに対して、全体確信度関数を学習しなかった場合には、ロボットは対話者との共有信念の一致度を推定しないので、曖昧な発話を行い続けた結果、ロボットの予測理解率と実際の人の正解率の差が大きくなった。この実験の結果から、ロボットと人のインタラクションにおいて、全体確信度関数を学習することで対話者との信念の一致度を推定して発話単語数を制御し、予測理解率と正解率の差を縮めることができることが示された。

### 5.3 正解を提示する実験

人同士のコミュニケーションでは通常、発話が誤って解釈された場合には訂正がなされ、話し手だけでなく聞き手も話し手の信念を推定できる。本節では、ロボットの発話に対し実験者が誤って行動した場合には正解の行動が提示されるようにし、実験者もロボットの信念を学習した実験について述べる。モデルと実験者の組み合わせは前述の実験と同様とし、 $\xi$  は 0.75 とした。シナリオは前述の実験と同じものが用いられた。

実験結果は表 4 及び図 6 のとおりである。どちらの組み合わせでも、正解を提示された学習では  $d$  の平均が小さくなり、正解率は高くなった。特に、実験者 B はモデル A がどのような動作-オブジェクト関係の信念を学習しているかは知らされなかったが、正解が提示されることによりロボットの信念を推測した結果、予測理解率と正解率の差が大きく縮まった。以上

表 4: 誤ったときに正解の提示あり / なしの実験結果

	modelA-subjectB		modelB-subjectA	
	有	無	有	無
正解の提示				
マージン d (*)	22.17	27.83	23.56	30.86
発話単語数 (*)	1.28	1.64	1.56	1.89
予測理解率 (*)	88.42	91.12	92.24	88.49
正解率	84.36	81.25	95.31	90.63

(\*64 エピソードの平均)

より、全体確信度関数の学習において正解が提示されることによって、人間がロボットの信念に適応できることが示された。

## 6. まとめ

本稿では、対話者に合わせた適切な発話を行うための、発話生成手法を提案した。ロボットが人と共有信念を形成し、その一致度を逐次推定することで、発話の理解率を推定・制御し、信念の共有を促進することが可能であることが示された。今後、共有信念やタスクを複雑にするなどして、提案手法をさらに評価する必要がある。

謝辞 本研究は、立石科学技術振興財団による助成 (登録番号 1081004)、及び、科学研究費補助金 基盤研究 C 課題番号 20500239 の助成を受けて実施した。本研究において多大な助力を頂いた、今木理英氏に心より感謝いたします。

## 参考文献

- [Inui 94] 乾健太郎, 徳永健伸, 田中穂積: "確率的制約のもとづく発話プランニング", 情報処理学会研究報告, Vol.94, No.77, pp.25-32, 1994.
- [Iwahashi 07] Iwahashi, N.: "Robots That Learn Language: A Developmental Approach to Situated Human-Robot Conversations", In Sankar, N. ed. Human-Robot Interaction, pp.95-118, I-Tech Education and Publishing, 2007.
- [Roy 02] Roy, D.: "Learning Visually-Grounded Words and Syntax for a Scene Description Task", *Computer Speech and Language*, 16(3), pp.353-385, 2002.
- [Sperber 95] Sperber, D. and Wilson, D.: *Relevance: Communication and Cognition* (2nd Edition), Blackwell, 1995.
- [Yamakata 04] 山岸洋子, 河原達也, 奥乃博, 美濃導彦: "音声対話システムにおける物体指示のための信念ネットワークを用いた曖昧性の解消", 人工知能学会論文誌, Vol.19, No.1, pp.47-56, 2004.