

## 協調的対話の意思決定理論的説明

乾健太郎 徳永健伸 田中穂積

東京工業大学 工学部

{inui,take,tanaka}@cs.titech.ac.jp

### 1 はじめに

目的指向の対話を協調的にすすめるためには、まず相手の発話と文脈から相手の信念やプランを的確に推定し、その結果をもとに自分の発話をプランニングすることが必要だとされている。相手の知識や信念が推定できれば、それと関連づけて新しい情報を提供することができる [1]。また、相手のプランがわかれば、明示的には聞かれていないが重要な情報を提供したり [4, 8]、相手のプランの誤りを教えたり [6] することができる。たとえばつぎの例(文献 [8] より引用)で  $S$  は、 $U$  の発話から  $U$  が「横浜美術館で美術を鑑賞する」ことを目的として「横浜美術館行きのバスに乗る」プランを立てていることを推定し、 $U$  のプランの誤りを指摘している。

$U$ : 横浜美術館行きのバスの停留所はどこですか?

$S$ : 3 番です。でも横浜美術館は開いていません。

以下では、対話システムとユーザの対話を想定し、ユーザの信念やプランに関する情報をユーザモデルとよぶ。

対話プランニングに関する従来の研究の多くは、ユーザモデルを推定する作業と発話を選択する作業を独立に扱ってきた。しかしながら、これら2つの作業の間には本来もっと緊密な相互作用が存在するはずである。たとえば、ユーザモデルをどの程度まで詳細に特定するかの判断は発話選択の作業に依存する。上の例では、「横浜美術館行きのバスに乗る」プランの尤度は非常に高いが、「横浜美術館に行く」、「横浜美術館で絵画を鑑賞する」、「横浜美術館で特別展の絵画を鑑賞する」のようにプラン(ゴール)の候補が詳細になるにしたがって尤度は低くなり、推定誤りの可能性が高くなる。しかしながら、ある程度の推定誤りの危険を犯さなければ、 $S$  の発話のような協調的な情報伝達は実現できない。一方それとは逆に、ユーザのプランを一意に特定しなくても有用な情報を伝達できる場合があることも指摘されている [7]。このように、ユーザモデルの推定では、どの程度まで詳細に特定すればユーザに

とって有用な情報を提供できるかを考える必要がある。

本稿では、ユーザモデルをふくむ状況の不確実性を可能世界の確率分布として表現し、発話によって得られる効用の期待値にもとづいて発話候補の優先度が決まる意思決定理論的枠組 [9] についてのべる。この枠組では、個々の作業をおこなうための手続き的知識を必要とせず、状況に依存しない原理的なヒューリスティクスによって発話の優先度が決まるので、多様な状況に追従するシステムの実現が期待できる。また、ユーザモデルの推定と発話選択を統合的におこなうため両者間の緊密な相互作用を実現することができる。

### 2 発話選択の意思決定理論的枠組

枠組の概要を図1に示す。

可能世界の確率分布は Bayesian ネットワークで表現した確率モデルによってあたえられる。Bayesian ネットワークは  $\langle V, D, e \rangle$  の組で定義される非循環有効グラフである。 $V$  は確率変数  $V$  の集合である。各変数は命題をあらわし、それぞれネットワークの1つのノードに対応する。以下、変数  $V$  に対する値割当てを  $A_V$  と表記する。また、 $V = \text{true}$  を  $+V$ 、 $V = \text{false}$  を  $-V$  と書くことがある。 $D$  は局所的確率分布  $D_V$  の集合である。 $D_V$  は変数  $V$  と  $V$  の親の変数<sup>1</sup>の集合  $\text{prt}(V)$  との局所的依存関係を規定する。これは  $V$  と  $\text{prt}(V)$  のすべての値割当ての組み合わせについての条件つき確率  $P(A_V | A_{\text{prt}(V)})$  であたえられる。最後に  $e$  は観察された証拠(値割当て)の集合である。

Bayesian ネットワークでは、変数間にいくつかの条件つき独立性を仮定することにより、任意の完全な値割当て<sup>2</sup>  $A_V$  の結合確率を  $D$  の局所的条件つき確率の積として (1) のように評価することができる。

$$P(A_V) = \prod_{V \in V} P(A_V \in A_V | A_{\text{prt}(V)} \subset A_V) \quad (1)$$

<sup>1</sup> ネットワーク上で変数からある変数に向かう弧があるとき、前者を後者の親、後者を前者の子とよぶ。

<sup>2</sup> ネットワークに含まれるすべての確率変数に値を割当てるとき、これを完全な値割当てとよぶ。

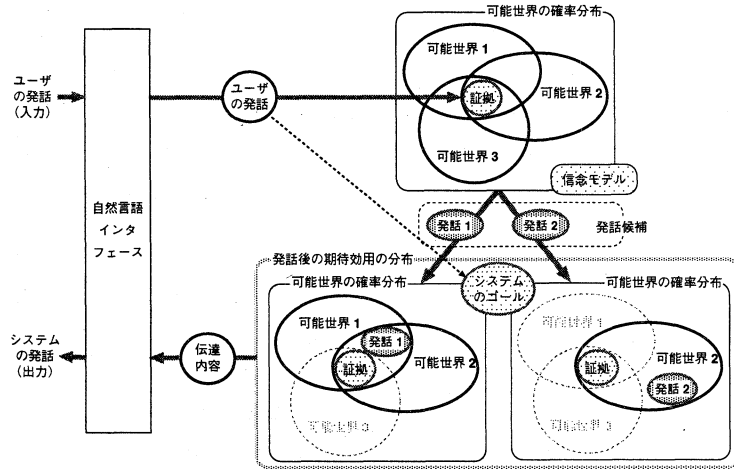


図 1: 発話選択の枠組

また、証拠でない変数の集合  $\mathbf{W}$  に対する値割当て  $A_{\mathbf{W}}$  の結合確率は

$$P(A_{\mathbf{W}}) = \sum_{A_{\mathbf{V}} \supset A_{\mathbf{W}}} P(A_{\mathbf{V}}) \quad (2)$$

であたえられる。証拠  $e$  のもとでの  $A_{\mathbf{W}}$  の条件つき確率は

$$P(A_{\mathbf{W}}|e) = \frac{P(A_{\mathbf{W}}, e)}{P(A_{\mathbf{W}})} \quad (3)$$

であたえられる。ここで、1つの  $A_{\mathbf{W}}$  を1つの可能世界と考えれば、可能世界の確率分布を (3) であたえることができる。このように、Bayesian ネットワークをもちいると、局所的な確率分布の組み合わせによって大域的な可能世界の確率分布を表現することができる。

図 1 にしめすように、対話システムはユーザーの発話を観察すると、その発話内容から得られる情報を証拠として確率モデルにとりいれる。このとき、確率モデルが表現するのは、システムがもともと持っている証拠とユーザーの発話から獲得した証拠の和  $e$  のもとでの可能世界の確率分布  $P(A_{\mathbf{W}}|e)$  である。この確率分布はユーザーモデルの推定結果に相当する。また、ユーザーモデルはシステムの発話によっても変化する。たとえば、システムがある命題の値割当てに関する情報  $A_Q$  をユーザーに伝達すると、ユーザーモデルでは  $A_Q$  が新しく証拠となり、可能世界の確率分布が  $P(A_{\mathbf{W}}|e)$  から  $P(A_{\mathbf{W}}|A_Q, e)$  に変化する。以下では、命題の値割当てに関する情報の伝達を情報伝達行為とよぶ。

システムがユーザーとの対話をすすめるのは何らかのゴールを達成するためであると考えられる。このゴール

はシステムが対話開始時からもっているものかもしれないし、ユーザーからあたえられたものかもしれない。システムにとっては、ゴールをより満足する可能世界がより望ましい。可能世界  $A_{\mathbf{W}}$  の望ましさを効用関数  $U(A_{\mathbf{W}})$  であたえるとすると、システムが発話  $A_Q$  を実行した後の可能世界の確率分布  $P(A_{\mathbf{W}}|A_Q, e)$  について、効用の期待値 (期待効用) を (4) のように計算することができる。

$$EU(A_Q, e) = \sum_{A_{\mathbf{W}}} U(A_{\mathbf{W}}) P(A_{\mathbf{W}}|A_Q, e) \quad (4)$$

そこで、情報伝達行為の優先度を実行後の期待効用によって計量すれば、ゴールの達成をめざして合理的に対話をすすめる対話者のふるまいを部分的に実現できると考えられる。ここで、 $\forall A_{\mathbf{W}} 0 \leq U(A_{\mathbf{W}}) \leq 1$  が成り立つように  $U$  を決めると、

$$A_Q \in \{\text{true}, \text{false}\} \quad (5)$$

$$P(+G|A_{\mathbf{W}}) = EU(A_{\mathbf{W}}) \quad (6)$$

であたえられる確率変数  $G$  を確率モデルに加えることができ、(4) より  $EU(e) = P(+G|e)$  が成り立つ。これより、証拠  $e$  のもとでの情報伝達行為  $\text{inform}(A_Q)$  の優先度は次式でえられる。

$$\begin{aligned} Pr(\text{inform}(A_Q)|e) &= EU(A_Q, e) - C_{\text{info}} \\ &= P(+G|A_Q, e) - C_{\text{info}} \\ &= \alpha \frac{P(A_Q|+G, e)}{P(A_Q|e)} - C_{\text{info}} \quad (7) \end{aligned}$$

ただし、 $\alpha$  は  $A_Q$  に依存しない定数、 $C_{\text{info}}$  は情報伝達行為の実行コストである。(7) より、証拠が  $e$  のモデル

と  $+G \wedge e$  のモデルそれぞれについて各候補  $A_Q$  の条件つき確率を計算すれば最適な情報伝達行為を選択することができる。同じモデルの各変数の後驗確率は1度のモデル評価で同時に計算できるので、モデル評価を2度おこなえば、それぞれの候補の優先度が計算できる。候補ごとに別々のモデルを評価する必要がない点が重要である。

ユーザのプランがあいまいで、プランによって有効な情報伝達行為が異なるような場合、そのあいまい性に関してユーザに問い合わせの方がよい場合がある。そこで、ある命題  $R$  の値割当てを問い合わせる情報収集行為  $\text{ask}(R)$  の優先度を次式であたえる。

$$Pr(\text{ask}(R)|e) = \sum_{A_R} MEU(A_R, e)P(A_R|e) - C_{\text{ask}} \quad (8)$$

ただし、 $C_{\text{ask}}$  は情報収集行為の実行コスト、 $MEU(e)$  は証拠  $e$  のもとで情報伝達行為をおこなって得られる期待効用の最大値であり、次式であたえられる。

$$MEU(e) = \max_q Pr(\text{inform}(q)|e) \quad (9)$$

(8) も (7) と同様に証拠が  $e$  と  $+G \wedge e$  の2つのモデル上での最大化問題に変換できることに注意しよう。

システムは対話の各時点で、(7)、(8) によって決まる優先度のもっとも高い発話を選択する。発話の優先度は、可能世界の確率分布をあたえる確率モデルの上で直接評価される。ユーザモデルの推定を発話選択と独立におこなうのではなく、両者を統合的におこなうことによって、それらの間の緊密な相互作用を実現することができる。

### 3 協調的対話システムの効用関数

協調的に対話をおこなう対話者は、対話相手のゴールやプランを推定し、その実現に貢献する発話を優先的に選択すると考えられる。前節でのべた意思決定理論的枠組では、ユーザのゴールやプランを反映するようにシステムの効用関数を決めれば、ユーザにとって望ましい可能世界がシステムにとっても望ましいと評価され、協調的な対話の実現が期待できる。たとえば、ユーザのゴールがわかっている場合、可能世界の効用をその世界でゴールが成り立てば1、成り立たなければ0とすることにより、ゴールが成り立つ可能世界の確率を大きくするように発話を選択することができる [9]。この場合、ユーザのプランのあいまい性が可能世界の確率分布によって表現される。ユーザのプランのあいまい性が小さい場合や、それがシステムの発話選択にあ

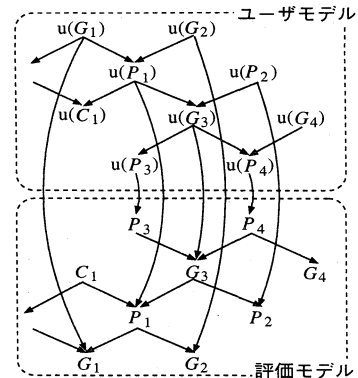


図 2: 確率モデル

まり影響しない場合は、(7) により情報伝達行為が選択される。一方、尤度の高いユーザプランが複数あり、有効な情報伝達行為がプランによって異なる場合は、(8) によりプランのあいまい性の解消に有効な情報収集行為が選択される。

このようにユーザのゴールがすでにわかっている場合やユーザの発話から一意に特定できる場合、ユーザのゴールが成り立つ可能世界の効用が大きくなるように効用関数を定めることができる。しかしながら、実際には、ユーザのプランと同様、ユーザのゴールを推定する必要があることも多く、必ずしもゴールが一意に決まるわけではない。この問題は以下のように効用関数のあたえ方を工夫することによって解消できる。

まず、ユーザのゴールやプランを推定するためのプランライブラリを図2のユーザモデルのような確率モデルで表現する。プランライブラリはプランオペレータの集合からなる。1つのプランオペレータは、「ユーザがプラン  $P_i$  の実行を意図している」ことをあらわす変数  $u(P_i)$ 、「ユーザがゴール  $G_j$  をどのようなプランによって達成しようとしているか」をあらわす変数  $u(G_j)$ 、「前提条件  $C_k$  が成り立つとユーザが信じている」ことをあらわす変数  $u(C_k)$  からなる。たとえば、 $G_1$  が「美術を鑑賞する」というゴールをあらわすとすると、 $P_1$  には「横浜美術館で美術を鑑賞する」というプランが対応し、また  $G_3$  には「横浜美術館に行く」というサブゴール、 $C_1$  には「横浜美術館が開館している」という前提条件が考えられる。サブゴールはさらに「横浜美術館行きのバスに乗る」( $P_3$ ) のようなプランに展開される。変数間の依存関係はつぎのようにあたえる。

$$A_{u(P_1)} \in \{\text{true}, \text{false}\} \quad (10)$$

$$P(+u(P_1)|u(G_1)=p_1 \vee u(G_2)=p_1) = 1 \quad (11)$$

$$P(+u(P_1)|\text{otherwise}) = 0 \quad (12)$$

$$A_{u(G_3)} \in \{p_3, p_4, \text{false}\} \quad (13)$$

$$P(u(G_3)=p_3|+u(P_1) \vee +u(P_2)) = 0.7 \quad (14)$$

$$P(u(G_3)=p_4|+u(P_1) \vee +u(P_2)) = 0.3 \quad (15)$$

$$P(-u(G_3)|\text{otherwise}) = 1 \quad (16)$$

(11) は、プラン  $P_1$  がゴール  $G_1, G_2$  のどちらの達成にも貢献するという知識である<sup>3</sup>。また (14) は、ユーザが  $P_1, P_2$  のどちらのプランの実行を意図している場合でもサブゴール  $G_3$  の達成が必要であり、 $G_3$  を達成したい場合にユーザが  $P_3$  を選択する確率が 0.7 であることをあらわす。

図 2 の評価モデルはシステム固有の信念をあらわし、ユーザモデルで推定されたユーザのゴールやプランが成功する確率を評価する。変数  $P_i$  は「ユーザがあるプランの実行を意図しており、それが成功するとシステムが信じている」ことをあらわし、 $G_j$  は「ユーザがあるゴールの達成を意図しており、それが成功するとシステムが信じている」ことを、 $C_k$  は「ある前提条件が成り立つとシステムが信じている」ことをあらわす。変数間の依存関係はつぎのようにあたえる。

$$A_{P_1} \in \{\text{true}, \text{false}\} \quad (17)$$

$$P(+P_1|+u(P_1), +C_1, +G_3) = 1 \quad (18)$$

$$P(+P_1|\text{otherwise}) = 0 \quad (19)$$

$$A_{G_3} \in \{\text{true}, \text{false}\} \quad (20)$$

$$P(+G_3|(u(G_3)=p_3 \vee u(G_3)=p_4) \quad (21)$$

$$\wedge (+P_3 \vee +P_4)) = 1 \quad (22)$$

$$P(+G_3|\text{otherwise}) = 0 \quad (23)$$

$u(P_i)$  と  $P_i$ ,  $u(G_j)$  と  $G_j$  の間にそれぞれ依存関係があるので、プランの前提条件がシステムの信念の中で成り立っていても、ユーザがそのプランの実行を意図していなければ、プランの成功にはならない。これによって、ユーザが意図するプランやゴールの成功確率を評価することができる。ここで、たとえば図 2 の  $+G_1 \vee +G_2$  が成り立つ可能世界の効用を 1, それ以外を 0 とすれば、ユーザのゴールがあいまいな場合でも期待効用を評価することができる。

<sup>3</sup> $u(G_j)=p_i$  は「ユーザがプラン  $P_i$  によってゴール  $G_j$  を達成しようとしている」ことをあらわす。また、 $u(G_j)=\text{false}$  は「ユーザが  $G_j$  の達成を意図していない」ことをあらわす。

## 4 おわりに

本稿では、協調的な発話を意思決定理論的に選択する枠組についてのべた。発話選択に手続き的知識をつかわない点、ユーザモデルの推定と発話選択を統合的におこなう点がこの枠組の特徴である。確率モデルの表現をさらに工夫すれば、相手プランの誤りの指摘、自主的な情報伝達、問い合わせなどを状況依存的に選択するメカニズムの説明が可能になると期待できる。

同様の特徴をもつアプローチに Nagao らの力学的制約にもとづく行為選択の研究 [5] があるが、この枠組では力学的制約を構成するパラメタの意味論が明らかでない。これに対し、我々の枠組では確率論的基礎にもとづいて制約を知識を記述することができる。

我々の枠組を実際の対話システムに応用する場合、Bayesian ネットワークの評価の計算量が大きいので、広範な話題をふくむ確率モデルを静的に用意する方法は現実的でない。対話の進行にともなって関連性の高い事象だけをふくむ確率モデルを動的に構築する手法の開発が必要である。過去の研究報告 [2] を参考に今後検討していきたい。

## 参考文献

- [1] T. Akiha and H. Tanaka. A Bayesian approach for user modelling in dialog systems. In *Proceedings of the 14th International Conference on Computational Linguistics*. COLING '94, 1994.
- [2] J. S. Breese, R. P. Goldman, and M. P. Wellman. Introduction to the special section on knowledge-based construction of probabilistic and decision models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 11, 1994.
- [3] P. R. Cohen, J. Morgan, and M. E. Pollack, editors. *Intentions in Communication*. The MIT Press, 1990.
- [4] D. J. Litman and J. F. Allen. Discourse processing and commonsense plans. In Cohen, et al. [3], chapter 17, pp. 365-388.
- [5] K. Nagao, K. Hasida, and T. Miyata. Emergent planning: A computational architecture for situated planning. In *Proceedings of the 5th European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World*. MAAMAW '93, 1993.
- [6] M. E. Pollack. Plans as complex mental attitudes. In Cohen, et al. [3], chapter 5, pp. 77-105.
- [7] P. van Beek and R. Cohen. Resolving plan ambiguity for cooperative response generation. In *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 2, pp. 938-944. IJCAI '91, 8 1991.
- [8] 山田耕一, 溝口理一郎, 原田直樹. 質問応答システムにおけるユーザ発話モデルと協調的応答の生成. 情報処理学会論文誌, Vol. 35, No. 11, pp. 2265-2275, 1994.
- [9] 乾健太郎. 自然言語生成における相互依存的制約の扱いに関する研究. 博士論文, 東京工業大学, 1995.