

人間ロボット間の共同注意とそれに基づく 経験的シンボル接地の統合モデル

稲邑 哲也*

科学技術振興事業団／東京大学

中村 仁彦

東京大学

1 はじめに

近年、人間が生活する環境に進出し、人間とコミュニケーションを行ないながら、日常生活をサポートするパーソナルロボットに注目が集まっている。ユーザとロボットの対話は、未知環境下での行動指示や、対話経験に基づく行動学習が容易になる等、様々な利点が期待される。しかしその反面、ユーザが求める自然なインタフェースの実現のためには、ユーザの使用するシンボルとロボットが扱うパターンデータの結合関係を決定するシンボルグラウンディング問題を解く必要が生じる。筆者は、この問題の解決にも対話が必要であり、対話の成立とシンボルグラウンディングの成立は再帰的な関係になっていると考える。

シンボルと実環境中のパターンのペアを対話に基づいてテーブルに登録させようにも、シンボルグラウンディングが成立していなければ対話（シンボル）によって、パターンを指定する事ができない。そこで、人間とロボットの間の共同注意をシンボル対話によって成立させ、その共同注意が成立するために必要となっているパターン情報を抽出し、シンボルとパターンをバインディングするアプローチを取る。本発表では、視覚探索問題に焦点を当て、対話経験からシンボルとパターンの間の関係を統計的に獲得し、適応的な対話を成立させるための手法を提案する。

2 統計的な経験表現

2.1 Bayesian Network の導入

藤江ら [1] は、人間ロボット間の対話に基づく言語獲得システムを提案しているが、シンボルと行動の一对一の対応関係が獲得されていた。本来情報とシンボルの関係は、文脈に依存したり、曖昧であったりするため、このように固定的な表現が導入されると、状況の変動に応じて始めから学習や教示をやり直す可能性が生じる。また、そのような関係はあらかじめ決定する事は不可能で、経験的にのみ獲得可能である。これを実現するために、経験を確率的に表現するアプローチを取り、Bayesian Network[2] を導入する。

* 〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1, 東京大学大学院 情報理工学系研究科知能機械情報学専攻 中村・岡田研究室 Tel: 03-5841-6381, e-mail: inamura@ynl.t.u-tokyo.ac.jp, URL: <http://www.ynl.t.u-tokyo.ac.jp/~inamura/>

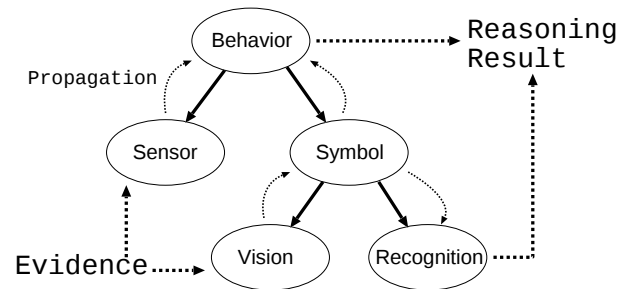


図 1: Bayesian Network におけるノード間の関係と情報の伝播

ユーザとロボット間の対話におけるこのモデルの利点は、

1. ロボットと人間がインタラクションを重ねた経験から単純な統計計算を用いて、オンラインでの意思決定モデルの獲得が可能になる。
2. ニューラルネットなどの手法と比べてシンボルを明示的に表現可能であるため、言語的な対話の結果を表現しやすく、また事象間の関係をシンボルで説明する事が可能である。
3. ユーザとロボットの間の関係、ロボットと環境の間の関係を同じレベルの表現で記述可能で、ユーザの好みや嗜好などを反映した行動モデルを構築する事が可能である。
4. 意思決定に必要な情報のうち、一部の情報が得られただけで、経験を活用してある程度の精度で意思決定を行う事が可能。

という所にある。

2.2 経験表現の定義

Bayesian Network は図 1 のような有向グラフの一種で、原因となる親ノードと結果となる子ノードのネットワークで構成される。各ノードにはいくつかの命題が割り振られており、ある一つの命題が成立する事でそのノードに対する状態や状況、行動などが表現される。具体的には、図 1 のようにロボットのセンサ情報などの連続値を扱うパターンノード、ロボットが取るべき行動、

人間から指示された内容、などを扱うシンボルノードから構成される。また、タスクに特化した情報処理を自動的に行なうプロセスノードも存在し、入力側のノードから信念の伝播が起こった時にのみ、その情報処理の結果を出力側のノードに代入する。

2.3 Bayesian Network によるロボットの行動発達

ロボットは Bayesian Network を用いて行動や対話を行ない、得られた経験に基づいて Bayesian Network を更新する。このようなプロセスを繰り返すことで発達の挙動を示すこととなる。この発達過程は、観察フェーズ、学習フェーズ、推論フェーズ、対話フェーズ、内省フェーズ、の5つの段階に分けられる。

観察フェーズ

基本的にロボットはユーザの指示に従って行動する。その行動の中でロボットは、どういう状況に遭遇したか、どのような指示をユーザが下したか、どのようなセンサ情報を得たか、などを観察する。観察結果はなるべく生の構造のデータのままデータベースに蓄積される。

学習フェーズ

ノード間の条件付き確率テーブル (CPT) は固定されたものではなく、ユーザとロボットのインタラクションを通じてユーザに適応して行く。CPT の更新には、経験データベースから求められる累積頻度度数を用いる。頻度度数における「度数」は、ユーザからの指示の回数や、あるセンサ情報を得た回数などに相当する。この計算を全てのノード間のリンクに対して行う。しかし、このままでは計算量が膨大に増加してしまうため、状況に応じた対話の重要度を重みとしてかけ合わせ [3]、学習の促進を図っている。

推論フェーズ

ロボットが自律的に行動する場合、センサから得られた環境情報 E を元に、意思決定に必要なノード (一番単純な場合は行動ノード) X に対する確率 $\mathbf{P}(X|E)$ を計算する。この確率は $\mathbf{BEL}(X)$ とも表記され、確信度と呼ばれる。ここで、もっとも大きい確信度を持つ選択肢に対応する意思決定を行う。この際システムはなるべく適切な選択を行うように、証拠となる情報 E を収集し Bayesian Network に入力する。必要となる意思決定ノードはタスクに依存するため、ロボットに各タスクをインプリメントする際に、使用するノードをプログラム中に記述しておく。

対話フェーズ

ロボットは基本的に上記の推論フェーズで求めた解に基づいて自律行動を行なうが、CPT の学習が不十分であったり、センサ情報の不足などでタスク達成が難しい場合には、人間との対話でその問題を回避する。

意思決定ノードの確信度の高さに応じて「ユーザのミスの指摘」「代換案の提案」「質問の生成」等の対話戦略

表 2: 視覚探索タスクで使用される確率変数

Name of nodes	Random Variables
Color-Parameter	$CP = \{cp_0, cp_1, \dots\}$
Word for Color	$WC = \{Red, Blue, \dots\}$
Location-Parameter	$LP = \{lp_0, lp_1, \dots\}$
Word for Location	$WL = \{Near, Middle, Far\}$
Size-Parameter	$SP = \{sp_0, sp_1, \dots\}$
Word for Size	$WS = \{Small, Middle, Large\}$

を選択する。各シンボルノードには対応する自然言語が定義されており、これを用いて自然な文章を生成するようになっている。

内省フェーズ

距離センサなど連続値データを離散の確率変数に対応させるために、離散化のための閾値を決定する必要がある。この閾値決定は、ユーザとの対話経験や行動経験を元に後天的になされるべきであり、開発者があらかじめ決められるものではない。そこで、過去の対話の経験を利用して閾値を決定するために、意志決定のエラー値 [4] を導入し、連続パターンと離散状態を対応付けする。

ある時刻 t においてロボットが意志決定したノードの確信度を $\mathbf{BEL}_t(X)$ とし、その時に人間が行なった教示を $\mathbf{T}_t$ とする。これらをベクトルとして扱い、この時刻における推論のエラー値を、二つのベクトルの各成分の差の絶対値の和

$$e_t = \|\mathbf{BEL}_t(X) - \mathbf{T}_t\| \quad (1)$$

で表現する。この値を教示が行なわれた全履歴に対して平均を取ったものを、意志決定モデルのエラー値

$$E = \frac{\sum_{i=1}^N e_i}{N} \quad (2)$$

とする。ただし N は履歴データの総数である。この値が小さければ、ユーザの教示を良く反映している行動決定モデルであると判断する事ができる。この値は、パターンノードの離散化状態や全体のネットワーク構造に依存する値である。例えば遺伝的アルゴリズムを用いて離散化のための閾値を最適化することで、ユーザの指示や教示に最もふさわしい意志決定を行なう事が可能となる。今後本稿では、シンボルグラウンディングをこの閾値決定問題と CPT の学習問題に帰着させて議論を行なう。

3 共同注意に基づくシンボル接地

実環境で作業を行うロボットを考えた場合、ユーザから「その机の上の赤い本を取って」などと、言語による物体の参照が行われる事が多い。本稿では、このような視覚探索タスクにおいて、対象物体に対する共同注意を利用して、参照に使われたシンボルと視覚パラメータの間のシンボルグラウンディングを扱う。

3.1 共同注意のための対話制御戦略

このタスクのために、表 2 に示すような視覚特徴のパラメータとユーザがそれを表現する時の名前等のノードを用意し、図 2 のようなネットワークを構築した。図の中で実線の矢印はノード間の因果関係を示し、破線は単

表 1: 共同注意を成立させるためのアルゴリズム

```

function Joint-Attention()
{
  u ← GetUserUtterance();
  <  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$  > ← ExtractTarget(Image);
  for each  $\tau_i$  {
    InputEvidence (Node(User's Word), u);
    InputEvidence (Node(Target's Parameter), ExtractVisualParameter( $\tau_i$ ));
    BEL[ $\tau_i$ ] ← ExecInference(Node(Is it Target?));
  }
  if JudgeLocalization (BEL) = TRUE then {
    Update-BN (ExtractVisualParameter( $\tau_i$ ), u);
  } else {
    Utterance-Generate (Image,  $\tau_i$ );
    Make-Confirmation ();
  }
}

```

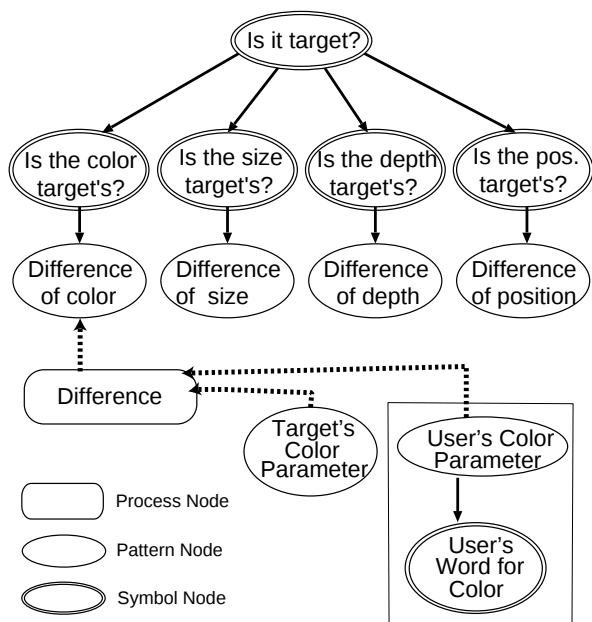


図 2: 視覚探索タスクで使用する Bayesian Network

純にデータを伝達するプロセスを意味している。また、長方形のノードは特定の演算を行うプロセスノード、一重の楕円はセンサ信号などを代入するパターンノード、二重の楕円は意志決定や言語に対応するシンボルノードである。実際には表 3 のような対話を行いながら、目的の物体を特定して行く。具体的な対話の生成法などについては紙面の都合上 [5][6][7] にゆずり、簡単なシンボルグラウンディングの流れを説明する。

1. ユーザが「あの赤い物を取って」のように自然言語表現を用いて特定の物体を指示表現する。
2. ロボットは視覚センサを用いて候補となる物体を全体の視野から複数個抽出する。
3. ある一つの対象物体に注目し、カメラから得られた視覚パラメータを図 2 の「Target Parameter」ノードに入力する。

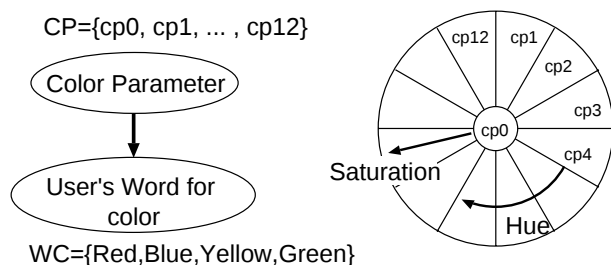


図 3: 色の名前と視覚パラメータ間の関係

表 3: 共同注意を成立させるための会話例

ユーザ 「その箱を取って」
 ロボット 「それは右の箱の事ですか？」
 ユーザ 「いいえ違いますよ」
 ロボット 「では、この黄色い箱の事ですか？」
 ユーザ 「はい、そうです」
 ロボット 「分かりました。これを取ります」

4. ユーザの使用した言語表現を「User's word」ノードに入力する。
5. 「Is it target ?」ノードの確信度を用いてロボットが注目した対象物がユーザの指示した物体かどうかを判断する。
6. 複数の候補対象物のうち、唯一の物体だけが高い確信度を持っている場合（これを「確信度が局在化している状態」と呼ぶ）、共同注意が成立したとみなす。共同注意が成立していない場合には確信度が局在化するように発話によって得られる情報を増加させる [7]。

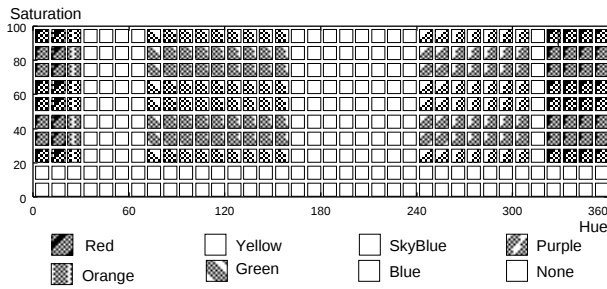


図 4: 獲得された色の名前と視覚パラメータとの関係

4. の段階での具体例として、色に関する表現が使われたケースの挙動を説明する。まず、ユーザが使用した表現が User's Word for Color(WC) ノードに入力される。次に、ユーザが使用した色の名前を証拠とし、視覚パラメータを意味する Color-Parameter(CP) ノードに対して推論を行なう事により、そのユーザが指示したい物体の視覚パラメータ (Hue と Saturation) を得る。これとロボットが注視している物体の視覚パラメータとの差を「Difference of Color」ノードに入力する。

5 と 6 で、共同注意が成立していれば、ロボットは指示に用いた言語シンボルと実際の物体が持っている視覚パターンを結び付け、第 2 章で説明した経験的表現方法を用いて経験を蓄積する。双方の指示物体が異なり、共同注意が成立していなければ、他の視覚パラメータに対応する言語表現を用いて、共同注意が成立するように対話をコントロールする。

3.2 対話経験からのシンボル接地

参照物への共同注意が成立すると、画像処理によって得られた視覚パラメータが CP ノードに入力され、ユーザが使用した表現と共に経験データに蓄積される。このデータベースを元に、確率変数 CP と WC の間の CPT を学習する [3]。

また、学習の初期段階では、連続値を持つセンサノードの離散分割空間が一樣になっているため、2.3 節の内省フェーズで説明した手法で閾値を修正する。例えば、色の名前と色の視覚パラメータ間の場合、修正の対象となるのは図 3 に示す CP ノードの閾値である。Hue と Saturation から構成される空間を 13 個の閾値で、 $\{cp_0, \dots, cp_{12}\}$ のエリアに分割しているため、 $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_{13}\}$ を最適化させる事になる。獲得された色の名前と視覚パラメータ間の関係例を図 4、図 5 に示す。

図から分かる通り、Hue のパラメータ空間の中で色の名前は均一に分布しているわけではなく、ある程度違う Hue の値でも同じ色の名前で表現する領域もあれば、わずかな Hue の差で名前が変わる領域も存在する。この事からも、個人に適応した色の表現方法を獲得している事が確認できる。

ここでは色の表現に関して説明したが、「大きい」や「右の」など、大きさや位置についての表現が入力された場合にも、同様の適応が行われる。

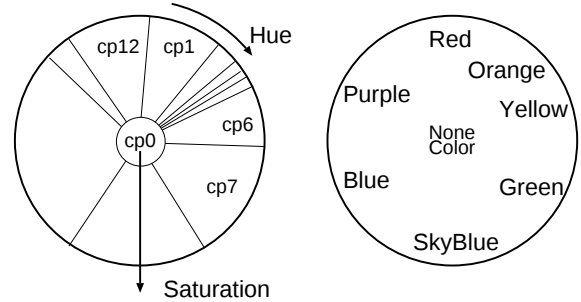


図 5: 色センサノードにおける連続値の分割結果

4 おわりに

実世界でユーザとインタラクションを行ないながら、経験を蓄積し、学習を行ない、知識を獲得する、などのパーソナルロボットに求められるシンボルグラウンディング機能を効果的に実現するために、Bayesian Network を用いて共同注意とシンボルグラウンディングの双方のモデルを統合する手法について述べた。

課題点として、(1) 各タスクに応じた Bayesian Network の構造を自動的に構成する方法を確立する事、(2) 未知の言語シンボルやシンボルと概念の関係などを獲得する手法の確立、がある。(1) の問題に対しては、事象間の相互情報量規準 [8] に基づく無用ノードの削除戦略を考えている。(2) の問題については、cyc システム [9] のような概念とシンボルの関係を記述するデータベースの力を借りて、試行錯誤的に対話分を生成する戦略を考えている。

参考文献

- [1] 藤江真也, 小林哲則. 自律型ロボットの行動を介した言語獲得. 人工知能学会全国大会予稿集, pp. 223–224, 1999.
- [2] Judea Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann, 1988.
- [3] 稲呂哲也, 稲葉雅幸, 井上博允. ユーザとの対話に基づく段階的な行動決定モデルの獲得. 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 8, pp. 983–990, 2001.
- [4] Tetsunari Inamura, Masayuki Inaba, and Hirochika Inoue. User adaptation of human-robot interaction model based on bayesian network and introspection of interaction experience. In *Proc. of the 2000 IEEE/RSJ Int'l Conf. on Intelligent Robotics and Systems*, pp. 2139–2144, 2000.
- [5] 稲呂哲也, 稲葉雅幸, 井上博允. PEXIS:統計的経験表現に基づくパーソナルロボットとの適応的インタラクションシステム. 電子情報通信学会誌, Vol. J84-D-I, No. 6, pp. 867–877, 2001.
- [6] 稲呂哲也, 稲葉雅幸, 井上博允. 個人に適応した語彙を獲得するロボットとの自然言語対話処理-ヒューマンロボットインタラクションシステム PEXIS の機能その 3-. 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 146–151, 2000.
- [7] 稲呂哲也, 岡部真人, 稲葉雅幸, 井上博允. タスク達成の確信度に基づくユーザへの質問確認行動の生成. 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 '00, pp. 2A1–76–112, 2000.
- [8] Pedro Larranaga, Mikel Poza, Yosy Yurramendi, Roberto H. Murga, and Cindy M.H. Kuijpers. Structure Learning of Bayesian Networks by Genetic Algorithms: A Performance Analysis of Control Parameters. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, No. 9, pp. 912–926, Sep 1996.
- [9] Douglas B. Lenat. Cyc: A large-scale investment in knowledge infrastructure. *Communications of the ACM*, Vol. 38, No. 11, pp. 33–38, Nov 1995.