

統合認知モデルによるロボットの概念・行動・言語の学習

宮澤 和貴 堀井 隆斗 日永田 智絵 青木 達哉 中村 友昭 長井 隆行

電気通信大学情報理工学研究科

1. はじめに

人間と共存し生活を支援するような知的なロボットの登場が期待されている。このようなロボットを実現するには、言語理解や行動計画・決定など、様々なレベルの智能モジュールが相互作用する必要がある。そして、そうした智能は、ロボットの身体とも複雑に相互作用しながら全体として発達し、やがて人間と共存するレベルに達することができるのではないかと考えている。筆者らは、記号創発ロボティクスの視点から言語を含むロボットによる実世界の理解について検討を続けてきた [1]。これらの取り組みでは、ロボットが経験によって取得するマルチモーダル情報をカテゴリ分類し、概念をボトムアップに形成することを基盤としている [2]。しかし、これらの研究は取得した情報の構造化に主眼があり、身体とカップリングした智能が行動することによって得る情報に基づき学習を深めるといった行動と学習のループが考慮されていない。また、智能は複雑であるため、本来全体としての相互作用が重要であるにも関わらず、その一部を切り取って検討するというアプローチが多いことも問題の一つであると考え。そこで、本稿ではこうした智能の一部ではなく、できるだけ広い範囲をカバーすることで、ロボットが、概念や言語、行動を学習する枠組みを提案する。これは、マルチモーダルカテゴリゼーション [2] を中心に、強化学習モジュール・言語モジュール・行動計画モジュールなどの複数のモジュールを組み合わせた統合認知モデルとして実現する。また、実ロボットにより取得したマルチモーダルデータを用いて実験を行い、提案するモデルの有効性を検証する。

2. 提案手法

本稿で提案する統合認知モデルを図 1 に示す。このモデルは、Multi-layered Multimodal Latent Dirichlet Allocation (mMLDA) [3] を中心に様々なモジュールを統合することで成り立っている。様々なセンサーによって取得される情報を、mMLDA によって統合することで概念を形成する。形成した概念を次のモジュール群が利用する。モジュール群は、言語を扱う Bayesian Hidden Markov Model (BHMM)、即時的な行動決定を行う強化学習 (Direct Policy Search)、行動の時系列をモデル化し長期的な行動計画を行う Hidden Markov Model (HMM) である。

このモデルにおいて、単語情報は、mMLDA を通じて実世界の情報に接地している。この単語情報に BHMM で表現された統語情報を適用することにより、提案されたモデルはセンサ情報に基づき文章を生成することができる。また、

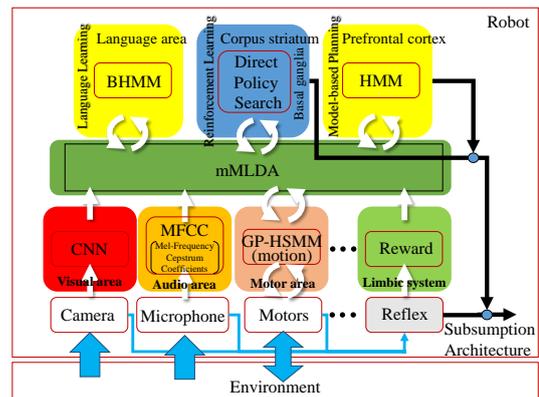


図 1: 統合認知モデルの概略。

文章を分解して実世界の情報を予測することで、ロボットは文章の意味を理解することができる。

一方で、行動に関しては強化学習が重要な役割を果たす。強化学習は、mMLDA が形成した概念を状態空間として扱い、理解に基づいた即時的な行動を決定する。また、HMM に表現される時系列情報とピタビアルゴリズムを用いることで長期的な行動を計画することができる。即時的な行動モデルと行動計画のモデルをサブサンプションアーキテクチャを通して結合することで、多種多様な行動を可能にする。

3. 実験

実験の目的は、統合認知モデルにより概念・行動・言語を同時に学習可能なことを示すことである。また、今回の実験では学習時の行動は強化学習モジュールのみから出力した。

3.1 実験設定

実験は、図 2 に示すシミュレーション環境で行った。ロボットは、ゴールに近づくとき正の報酬を得る、ゴールから離れるとき負の報酬を得る。迷路の各状態 S は、図 2 に示す物体のカテゴリと対応している。ロボットが迷路のある状態に進むと、その状態に対応するカテゴリの中から、物体がランダムに 1 つ選択される。この物体の情報が迷路での観測情報としてロボットに与えられる。物体の情報は、視覚・聴覚・触覚の情報である。これらの情報は、実ロボットによって事前に取得したものである。

迷路でのロボットの上下左右の移動には、図 2 に示すような動詞が割り当てられている。ロボットは、動作後に物体と行動に対応した言語情報を取得する。例えば、ペットボトル (S2) を握り (上に移動) 正の報酬を受け場合には、「ペットボトルを握るのは良いね」などという言語情報が与えられる。ロボットによる学習は次のような流れで行った。

* Integrated Cognitive Model for Learning Concepts, Actions, and Language by Robots

* Kazuki Miyazawa, Takato Horii, Chie Hieda, Tatsuya Aoki, Tomoaki Nakamura, Takayuki Nagai

* The University of Electro-Communications



図 2: 実験環境. 左上: ロボットが行動する迷路 (S0:スタート, S8:ゴール). 左下: ロボットの行動 右: 迷路の各状態に対応するカテゴリとその代表物体. 物体の個数は S0 から S7 までそれぞれ 11,10,11,5,16,26,33,22 である.

1. 物体情報を取得
2. mMLDA によって概念を計算
3. 概念と方策に基づいて行動
4. 物体と行動に対応した報酬と言語情報を取得

この流れを 1 ステップとし, 1 エピソードが終了するまで繰り返した. 1 エピソードは, ロボットがゴールにたどり着くか, 50 ステップ行動した場合に終了とした. 各エピソードの終了後, 取得したマルチモーダルデータを用いて概念と各モジュールのパラメータをオンラインで更新した. この設定で, 1000 エピソード学習と行動を行った.

3.2 実験結果

まず概念の学習結果について示す. 図 3 はカテゴリ分類の混同行列を示している. 図 3(a) を見ると, 推定したカテゴリが正解カテゴリである確率は低い. 一方, 図 3(b) を見ると, カテゴリ 2,4 を除き概ね正解のカテゴリを推定している. 推定を誤ったカテゴリ 2,4 は, スタートからゴールの間に位置しないため, 観測される頻度が低い. また, カテゴリ 2 の紙パックは, カテゴリ 6 のお菓子 (箱) と特徴が似ており, カテゴリ 4 のスポンジは, カテゴリ 7 のぬいぐるみと特徴が似ているため, それらと混同され, 推定を誤ったと考えられる. 全体の分類精度は 50 エピソードで約 6 割となり, その後 999 エピソードまでその値を保持し続けた.

次に行動の学習結果について示す. 図 4(a) は, 1 エピソードごとのステップ数と報酬の合計値を示している. この図を見ると, 学習が進むにつれて, 1 エピソードでのステップ数が減り, 早くゴールに辿り着いていることがわかる. また, 報酬値は増加していることがわかる. 図 4(b) は行動計画モジュールの学習について示している. 行動計画モジュールを用いて, すべての物体 (134 個) の組み合わせで行動計画を行った. 組み合わせの片方の物体のカテゴリに対応する迷路のマスからもう片方の物体のマスまで, 8 ステップ以内に遷移できれば成功とした. 行動計画は, 学習した HMM とビタビアルゴリズムを用いて行った. 図 4(b) を見ると, エピソードが進むことで成功率は上昇し, 成功率は約 5 割となった. また, 正しく遷移できなかった物体の組み合わせを見ると, スタートからゴールに進む方向に位置しない組み合わせや, 物体同士が遠い場合が多かった. これらの遷移は, 強化学習による行動では遷移することが少ないため, 上手く学習されなかったと考えられる.

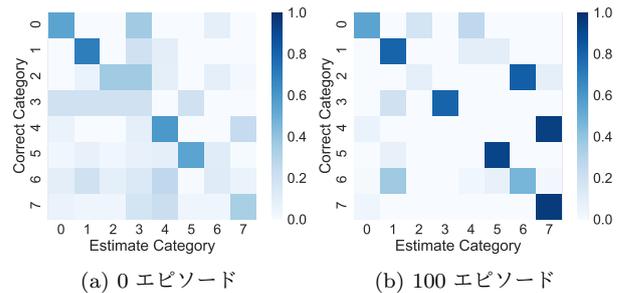
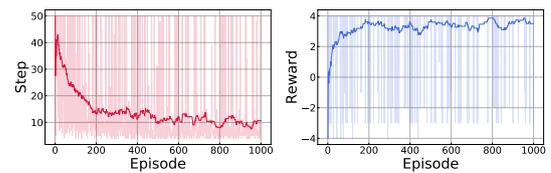
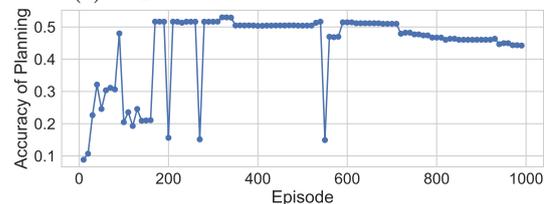


図 3: 概念の学習結果. (a):分類精度 0.397 (b):分類精度 0.593



(a) 強化学習の結果. ステップ数と報酬値.



(b) 行動計画の結果.

図 4: 行動の学習結果.

最後に, 言語の学習結果について示す. 言語情報以外から単語情報の予測を行った. 予測単語の上位 3 単語のうち 1 単語以上が物体に対応した単語の場合に予測を成功とした. その結果, 約 77% の物体で単語予測が成功した.

4. まとめ

本稿では, 統合認知モデルによって, 概念・行動・言語の同時学習を行った. 今後は, 行動を出力するモジュールをサブサンクションアーキテクチャにより統合し, 様々な行動を可能にすることを検討する. 今回の学習では, 全体としての正答率は上昇したが, あるカテゴリについては逆に下降する結果となった. この原因として, 今回の環境では報酬の最大化に従い行動すると入力情報が極端に偏ることが挙げられる. 従って, 今後は内発的動機づけなどを考慮して学習することも検討したい.

謝辞

本研究は, JST CREST (JPMJCR15E3) の支援を受けて実施したものである. ここに感謝の意を表する.

参考文献

- [1] T. Taniguchia, *et al.*, "Symbol Emergence in Robotics: a Survey," *Advanced Robotics*, Vol.30, pp.706–728, 2016
- [2] 長井隆行, 中村友昭, "マルチモーダルカテゴリゼーション 経験を通して概念を形成し言葉の意味を理解するロボットの実現に向けて," *人工知能* Vol.27, No.6, pp.555–562, 2012
- [3] M.Fadlil, *et al.*, "Integrated Concept of Objects and Human Motions Based on Multi-layered Multimodal LDA,"