

人間ロボットインタラクションを目的とした 神経回路による言語と行動のアトラクタ表現

山田 竜郎* 村田 真悟† 有江 浩明‡ 尾形 哲也‡

* 早稲田大学大学院 基幹理工学研究科 表現工学専攻

† 早稲田大学大学院 創造理工学研究科 総合機械工学専攻 ‡ 早稲田大学理工学術院

1. はじめに

近年、神経回路や統計的手法を用いた言語の認識および生成の研究が広く行われている [1, 2]. 特に認知ロボティクスのアプローチにおいては、視聴覚や体性感覚といった複数モダリティのフローと言語との統合学習が試みられている [3]. 本稿はこういった背景のもと、人間の言語指示にロボットが行動で応答するというタスクを設定し、神経回路を用いて、実践的にインタラクション可能な言語獲得モデルを提案する. 本研究が焦点を当てる実践の利用可能性を達成するためには、以下の課題を解決しなければならない.

一つ目は、体系的な意味論の獲得である. 記号接地問題 [4] としても定式化されているように、モデルは、多義性や状況依存性をそなえた体系的な言語意味関係を学習しなければならない. 二つ目は、即時的な応答性である. Ogata et al. [1] は、言語と行動をそれぞれ扱う二つの神経回路に少数のパラメータ空間を共有させることで、言語と意味の対応付けを実現したが、モデルに一方から他方を生成させるためには、誤差逆伝播法を用いて適切な共有パラメータを探索しなければならず、即時的な応答には適していなかった. 三つ目はターンテイクの柔軟性である. Heinrich and Wermter [3] は、センソリモータフローの入力によって得られた神経回路のアクティベーションから、前向き計算のみで適切な発話を生成することに成功したが、認識と生成のフェイズ切替は恣意的に行わなければならない.

本研究の目的はこれらの課題を解決したモデル、すなわち (1) 言語と世界内意味の関係を体系的に理解し、(2) 他者の言語指示に対して適当な行動で即時的に応答することができ、(3) ターン切替を明示的に行わなくても柔軟にインタラクションを反復できる言語獲得モデルの設計である. 本稿は、インタラクションモデルとして指示-行動の組を一連の流れとする教示データを設計し、この組の表現を神経回路上のダイナミクスにリミットサイクルアトラクタとして埋め込む形で学習させることによって、これが実現可能であることを示す.

2. 実験デザインと提案手法

本研究では神経回路を用いて、ロボットが実際にインタラクションを行えるよう学習させる. 先に今回のタスクを明示しておく. ロボットの前に左右一つずつベルをおき (色はそれぞれ赤, 緑, 青のいずれか), (a) 「動詞+左右」か, (b) 「動詞+色」で指示する (例: "Point Left.", "Hit Red."). ベルが左右同色の場合 (b) の指示では行動が一意に決まらないため, (b') 「動詞+色+左右」の3単語で指示する. 指示入力後、必要に応じて視覚情報も利用

し、ロボットは4つの行動 (POINT-LEFT, POINT-RIGHT, HIT-LEFT, HIT-RIGHT) のうち適当なものを生成する.



図 1: 実際の行動例. ヒューノイドロボット NAO を用いた.

本研究のモデルは、学習器としての神経回路と学習対象としてのインタラクションモデル、すなわち教示データからなるが、前者は既存のものを用い、後者の設計について提案する. それぞれ 2.1 節と 2.2 節で説明する.

2.1 神経回路モデル: S-CTRNN

学習モデルとして、Stochastic-Continuous Time Recurrent Neural Net (S-CTRNN) を用いる. S-CTRNN は現時刻の入力とそれ以前の文脈から、予測定数 d ステップ先の状態を予測するが、教示データの各部分における予測可能性に合わせて誤差の重みを調整するよう学習が進むため、より安定的に学習できるのが特徴である (図 2 左. 詳細は Murata et al. [5] 参照). また、コンテキスト層内部状態の時定数 τ を調整することで、タスク固有のタイムスケールに合わせた内部ダイナミクスを獲得する.

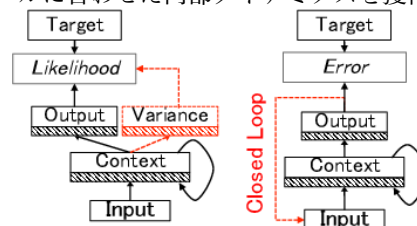


図 2: 今回用いた神経回路モデルの構造. (左) 学習時. (右) テスト時. 斜線部分は内部状態を表す. 各層のノードの内部状態に活性化関数適用後、次の結合に進む.

2.2 インタラクションモデル: 反復的教示データ

本研究は、1章で述べた諸課題を解決した内部ダイナミクスを神経回路上に形成するため、インタラクションモデルとしての教示データを次のように設計することを提案する. (1) 可能な言語 (指示) と意味 (行動) の組を十分与える. これにより体系的に言語-意味構造を組織化する. (2) インタラクションの反復として教示データを構成する. これにより 1 回のインタラクションをリミットサイクルの 1 周として表現するアトラクタを内部ダイナミクス上に作り、即時的応答性を得る. (3) 反復毎の開始タイミングをランダムに与える. これによりサイクルの開始点に、指示を待つための固定点を形成する.

今回、教示データは単語 7 次元, 視覚 4 次元 (左右色

Attractor representations of language and behavior in a neural network for human-robot interaction: Tatsuro Yamada (Waseda Univ.), Shingo Murata (Waseda Univ.), Hiroaki Arie (Waseda Univ.), and Tetsuya Ogata (Waseda Univ.).

調正弦・余弦), 腕関節 10次元の 21 次元データフローとして作成した. インタクションの構成は, 「指示前静止 (ステップ数ランダム) + 指示 + 行動前静止 + 行動」となり, これを以後ラウンドと呼ぶ (図 3 参照). このラウンドを 20 個無作為に繋げたものを 36 本用意した. なお, 可能なインタクションパターンすべてが教示データに含まれるわけではない.

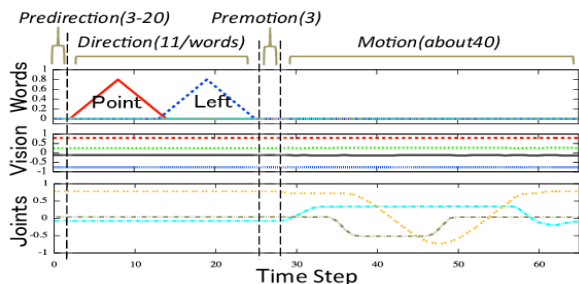


図 3: 教示ラウンドの例. 関節は 3 次元のみプロットした. 括弧内は各フェイズのステップ数. 可能なインタクションパターンは行動 4 通り × 色配置 9 通り × 指示 2 通り = 72 通りとなる.

2.3 評価方法

学習後, 教示データとはラウンドの順番が異なるテストデータを用意し, 言語および視覚は開ループ (テストデータを外部入力として用いる), 腕関節は閉ループ (テストデータの代わりに d ステップ前の出力値を入力として用いる) で前向き計算を行う. このときに腕関節の出力が, 外部的に与えられた言語指示と視覚情報に正しく対応して自律的に生成されるかを調べる (図 2 右参照). また, その時の内部ダイナミクスを解析する.

3. 結果

コンテキスト層を 100 次元 ($\tau = 6$), 予測定数 d を 4 ステップとして 100,000 回学習を行った後, 上記の方法で前向き計算を行ったところ, 未学習パターンも含め, 指示と色情報から適当な行動が生成された. 図 4 は, 行動生成直前のコンテキスト層内部状態に関して主成分分析を行いその第 1, 第 2 主成分の空間に, 生成すべき行動毎に色分けして無作為に 20 個ずつプロットしたものであるが, 指示の仕方や色配置に関わらず, 生成すべき行動ごとのクラスターが形成されているのが分かる. 第 3, 第 5 主成分の空間には, 色配置に関する情報が埋め込まれているも確認できた. 以上より, モデルは状況に応じて指示にふさわしい行動を生成するための構造を組織化したと言える. すなわち, (1) 与えられた環境における言語-意味関係の体系的接地に成功した.

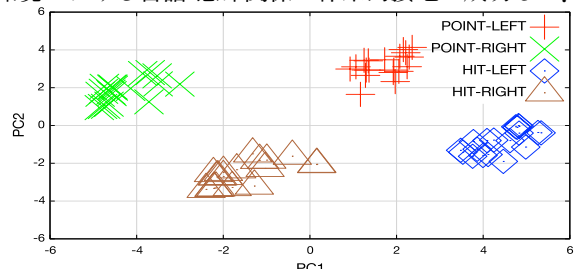


図 4: 言語入力後の内部状態 (横と縦の軸はそれぞれ第 1, 第 2 主成分). 生成すべき行動ごとにクラスターが出来ている.

次に, コンテキスト層内部状態の時間発展全体に関して主成分分析をかけ, インタクション中の内部ダイナミクスを可視化したところ, ラウンドを単位としたリ

ミットサイクルアトラクタが形成されているのが確認できた. このアトラクタは, 動詞入力により 2 つ (POINT, HIT) に分岐し, 色語あるいは左右語入力によりさらに二つ (LEFT, RIGHT) に分かれ, 行動を生成しながらラウンド終点で一つに収束する構造となっている (図 5). 3 単語の場合, 色語の時点では行動腕が確定しないが, 実際に軌道は色語に対して分岐せずに留まり, 左右語が入って初めて分岐するものとなった. この結果からモデルは, (2) 言語-意味構造をリミットサイクル上に埋め込む形で表現することによる即時的な応答性を獲得したと言える.

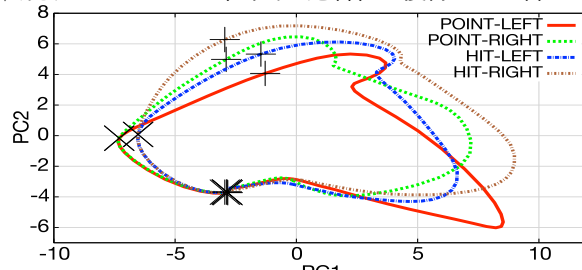


図 5: 各行動の平均軌道 (3 単語で指示された場合を除く) を第 1, 第 2 主成分空間にプロットした. 米印が言語入力直前, +印が動詞入力後, ×印が目的語入力後. 意味を反映した分岐構造を持ったリミットサイクルアトラクタが形成されている.

さらに, 指示前静止を最大 1,000 ステップとしたテストデータを与え, 同様に前向き計算を行ったところ, やはり対応する行動を生成できた. コンテキスト層の内部状態は毎回の行動生成後, 次の指示までの静止期間における固定点に向かって減衰していく. すなわち指示前静止の間は, いつ指示が入力されても良い状態に保たれている. このように「待つ」能力を獲得したことによって, モデルは (3) 恣意的なターン切り替えを行わずとも, 柔軟にインタクションを反復することができる.

4. まとめと展望

本稿は, 指示-行動インタクションを, 分岐構造を持ったリミットサイクルアトラクタとしてダイナミクスに埋め込むことで, 実践的に利用可能な形での記号接地を実現した. しかし, 明らかのように本モデルは言語の生成が出来ない. 今後はよりインタラクティブな対話を行えるように, 双方向的モデル, すなわち言語認識, 生成いづれも可能なモデルへ改変を行う予定である.

謝辞

本研究は, さきがけ領域研究「情報環境と人」及び科研費新学術領域研究「構成論的発達科学」(24119003), 科研費若手研究 B(26870649) の助成を受けた.

参考文献

- [1] T. Ogata, M. Murase, J. Tani, K. Komatani, and H. G. Okuno, "Two-way Translation of Compound Sentences and Arm Motions by Recurrent Neural Networks," IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.1858-1863, 2007.
- [2] 高野 渉, 中村 仁彦 "統計的相関に基づく行動パターンのリアルタイム教師無し分節化と原始シンボルの自律的獲得," 日本ロボット学会誌, Vol.27, No.9, pp.1046-1057, 2009.
- [3] S. Heinrich and S. Wermter, "Interactive Language Understanding with Multiple Timescale Recurrent Neural Networks," 24th Int. Conf. on Artificial Neural Networks, Hamburg, DE, September 2014.
- [4] S. Harnad, "The symbol grounding problem," Physica D, vol.42, pp.335-346, 1990.
- [5] S. Murata, J. Namikawa, H. Arie, S. Sugano, and J. Tani, "Learning to Reproduce Fluctuating Time Series by Inferring Their Time-Dependent Stochastic Properties: Application in Robot Learning via Tutoring," IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, Vol. 5, Issue 4, pp.298-310, December 2013.