

複数神経回路モデルの部分共有による 同時協調動作学習とロボットへの応用

中島 佳昭^{†‡} 加瀬 敬唯[‡] 中條 亨一^{†‡} 尾形 哲也^{†‡}

早稲田大学 理工学術院 基幹理工学研究科 表現工学専攻[†] 産業技術総合研究所 人工知能研究センター[‡]

1. 緒言

近年、少子高齢化対策という目的から人間の労働を代替できるロボットの活躍が強く求められている。従来の安定した環境下で決められた動作を繰り返し行う産業用ロボットのみならず、常に変化する環境に対応し、より複雑な行動を選択できる適応性のあるロボットの社会進出が期待されている。しかし、ロボットが多様な実環境や複雑な行動生成に柔軟に対応することはそう簡単ではなく、多くの課題が存在する。

ここ数年、深層学習をロボットに応用した手法が広く研究されている。従来のモデリングを行なった作り込みのシステムでは困難であった未知の環境の変化への適応や形状の変化が不規則な柔軟物を扱うことが可能になっている。[1]しかし、ロボットにより複雑なタスクや動作が求められるにつれて深層学習を用いた学習にも様々な課題が見つっている。その一例として、単一神経回路モデルから二つの出力を同時に行う際に各出力の独立性の確保がやや困難である。本研究では、両腕型のロボットを想定した複数時系列データの学習に向けた手法2つの神経回路を部分的に共有する手法を提案する。その手法によって学習を行うことで、各出力の独立性の確保や上位で部分共有することによる協調性の表現を可能にすることを目的とする。

2. 提案手法

2.1. Partially Shared RNN

本研究では、2つの再帰型神経回路モデルを隠れ層の一部で共有させる Partially Shared RNN を提案する。再帰型神経回路モデルは現在の状態を入力として次の状態の予測値を出力するように学習させることで、時系列データを予測することができるモデルである。2つの神経回路モデルを個々に学習させた場合、各出力は各々学習した時系列データを独立に出力する。各時系列データが共通の目的を持つようなあるタスクを

実行する場合、この2つの神経回路モデルを用いる手法で行うと二つの神経回路は相互に情報の受け渡しをすることができない。また、単一の再帰型神経回路モデルを用いて複数の時系列を1つのRNNに同時に学習させるとそれぞれの時系列を独立に生成することが困難である。これらの課題に対して本研究の提案モデルは、隠れ層を部分的に共有することで個々の出力の独立性を保ちつつ、情報の受け渡しを期待できる。

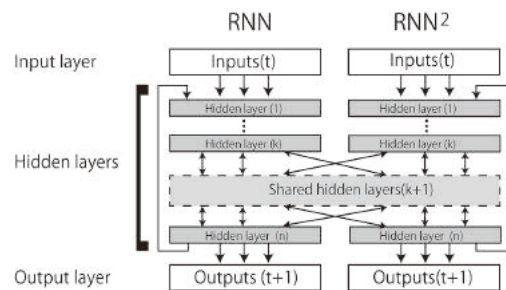


図 1. Partially Shared RNN のモデル

2.2. MTRNN

本研究では再帰型神経回路モデルの一種である Multiple Time-scale Recurrent Neural Network(MTRNN)[2]を用いる。本稿では短期の情報も多く含む隠れ層 (Fast Context, Cf)と長期の情報も多く含む隠れ層 (Slow Context, Cs) とそれら二つの中間に値する隠れ層(Middle Context, Cm)の3種類を有する。時定数は Cf, Cm, Cs の順で数値が小さくなり、保持する情報量の抽象度が増す。本研究ではこの MTRNN の Cs 層を共有させることにより Partially Shared Neural Network を設計する。Cs 層が2つの MTRNN の統合的な情報の橋渡し役を行い、Cm 層と Cf 層で動作生成に必要な階層型の学習器として作用することを期待する。各層の時定数は層が深くなるほど大きくなるようにし、次元数はより少なくなるよう設定する。

3. 実験設定

提案手法と比較用の2つのモデルの計3種類のモデルによる実験を行う。

- I. Partially Shared MTRNN
- II. single MTRNN
- III. two MTRNNs

すべての学習モデルは Cf, Cm, Cs の3層を持ち、各層の時定数、合計のニューロン数が一致する

Learning to simultaneously generate multi-actions by partially shared neural networks model for application on robots. Yoshiaki Nakajima(Waseda Univ., AIST), Kei Kase(Waseda Univ., AIST), Ryoichi Nakajo(Waseda Univ., AIST), Tetsuya Ogata(Waseda Univ., AIST)

ように設定する。

本研究では各モデルの特徴や提案手法の有効性を比較するために2種類の数値実験を行う。本実験では便宜的に1つ目の時系列データを Left、2つ目の時系列データを Right とする。

3.1. 独立な2つのリサージュ曲線の同時生成

実験1では学習モデル I・IIの各出力の独立性を検証する。まず、図.2[1][2]に示す2つの曲線のセットを2つ学習させる。教師データにはないセットとして、図.2[3]に示す同時に異なる曲線のセットを出力させ、綺麗に未学習の曲線のセットを同時出力できるかを比較する。XYの2次元を持つリサージュ曲線が Left と Right の2種類であるため入力と出力は合計で4次元となる。

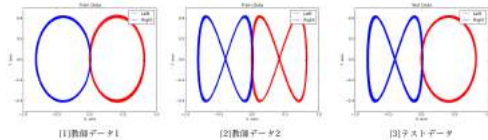


図2. 2つのリサージュ曲線データセット

3.2. 複数波形パターンの学習と数ステップ後の出力の適応性

実験2として、図3に示す縦軸が y、横軸が時間軸 t の教師データを作成し、各モデルで学習する。図4に示すテストデータを、波形の Left にあたる2次元の出力は開ループにて、2次元出力の Right は閉ループにて計4次元の出力を行う。テストデータは、波形を数タイムステップ後に変更することにより、全体の波形パターンがどのように適合するかを検証することで出力の協調性を比較する。

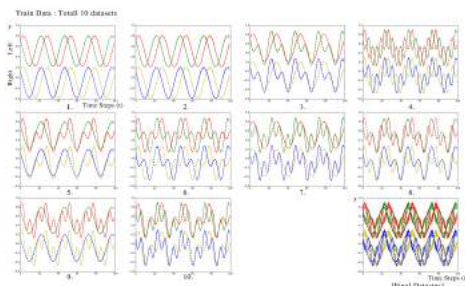


図3. 複数波形による10パターンの教師データ

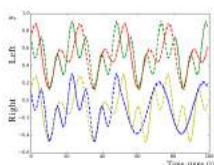


図4. パターン変更有り波形テストデータの1例

4. 結果と考察

図5に実験1の結果を示す。Single MTRNNの出力はテストデータより大きくずれているのに対し、Partially Shared MTRNNは比較的破線に沿って出力されていることが明らかである。よって、提案手法は未学習の出力に対する独立性が比較的保たれた。

図6に実験2の結果を示す。上二つのモデル I・IIは Right の波形の変更に対して Left の出力が適応せずそのまま独立性を保持し、IIIは変更に適応して出力している。この実験において提案手法は適応性を獲得できなかった。

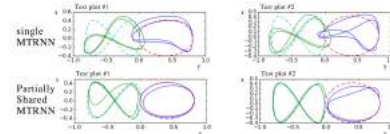


図5. 未知の組み合わせにおける出力結果の2つの例。破線はテストデータ、実線は出力を示す。

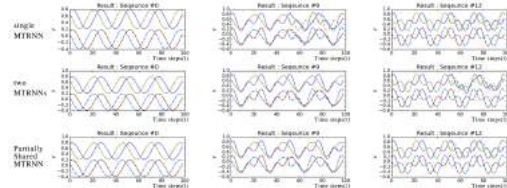


図6. 変更を加えた波形パターンの出力結果の3つの例。破線はテストデータ、実線は出力を示す。

5. まとめと今後の展望

本稿では数値実験により、提案手法の複数時系列出力における独立性を確認できた。しかし、共有部分の情報の橋渡しによる協調性は見られなかった。今後の展望として、実機を用いた実験による提案手法の検証を行う。

6. 謝辞

本研究の成果は、文科省科研費 基盤研究A(No. 15H01710)の助成、および国立研究開発法人新エネルギー・産業総合開発機構(NEDO)の委託業務の結果得られたものです

7. 参考文献

[1] P.C. Yang, et al. "Repeatable Folding Task by Humanoid Robot Worker using Deep Learning," IEEE Robotics and Automation Letters, 2016.
 [2] Y. Yamashita and J. Tani, "Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: a humanoid robot experiment", PLoS Computational Biology, 2008.