

実環境データの再帰神経回路モデル学習における評価手法の提案

東 直人* 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

再帰結合神経回路モデル (Recurrent Neural Network ; RNN) をベースとした人間の認知モデルの構築に関する研究が広く行われてきた。RNN は言語やセンサデータなどの学習に応用されており、認知ロボット研究の行動学習の分野における汎用性の高さが注目されている[1]。しかし、RNN 学習において、ノイズを含む実環境のデータ学習においては学習誤差のみで学習の成否を評価をすることが適切ではない場合がある。そこで、本稿では、センサー等で取得した実世界のデータ (分散を持った複数の周期運動) を学習した後の RNN を長期にリハーサルさせた際の位相線図を可視化することで、その学習状態を評価する手法を提案した。

2. 実環境データ学習の課題

RNN を用いた実環境データ学習においては、学習データと出力値の誤差を評価基準として使用出来ない場合がある。例えば、実環境の周期運動を RNN を用いて学習させる場合には、アトラクターを学習に成功した場合においても、位相のズレからその学習誤差 (エラー値) が振動してしまうことがある。

3. 学習評価の手法

周期運動の学習では、学習後に生成される出力値・コンテキスト層の値が共にループした波形を描く。ここでの学習成功とは、学習後の出力値を長期リハーサルによって生成されたアトラクターが教示データに近いアトラクターを保持し続けることだと考えられる。そこで本稿では、学習の評価に「位相線図」を使用することを提案する。

この位相線図では現時点入力・出力の多次元データを2次元ずつ抽出し2次元平面上にマッピングしている。さらにこの図では、RNN のコンテキスト層の位相に対しても観察を行っている。この位相線図を使用することによって教示データと出力値の誤差、および継続的な周期運動を目視により確認することが可能となる。この様に途切れずに繋がった位相を以後、クロージャーと呼ぶこととする。

ここで注意しなければいけないのは、複数の運動を同時に学習する際、例えば生成初期区間で出力値、コンテキスト値が共にクロージャーを描いていたとしても、(1)学習継続によりその位相形状が大きく変化する場合、(2)最終的に他の異なった運動の学習結果と同じ位相線図になってしまう場合、がある点である。本提案評価手法では教示データと同ステップ間での出力値・コンテキスト値の2次元の位相線図を作成し、それとは別に長期の運動生成を行った区間でも同じく位相線図を作成・比較することで学習の成否を評価することとした。

4. 評価実験

4.1 学習モデル

本研究で使用した RNN、運動軌道の確率的構造を獲得する事を可能としたモデル Stochastic-Continuous Time Recurrent Neural Network (S-CTRNN) [2] である。

4.2 数値実験

ノイズを加えた 72 個のパターンから成る、教示時系列群をコンテキストニューロン数 $M=50$ 、時定数 $\tau=2$ の S-CTRNN を用いて 100,000 回繰り返し学習を行った。

4.3 実環境データ学習

モーションキャプチャデバイスを通して小型ヒューマノイドロボットに対して 10 種類の 20 回繰り返し周期運動を教示データとして取得する。その後、これらの教示データをコンテキストニューロン数 $M=50$ 、時定数 $\tau=2$ の S-CTRNN を

用いて 100,000 回繰り返し学習を行った。



図 1 : 教示データを与える様子

5. 実験結果

5. 1 数値実験

ノイズを加えた 72 パターンのリサーチカーブの学習において、全ての運動パターンにおいて教示データに近い位相（クロージャー）が長期生成された学習後期のアトラクターにおいて確認された。また、これらのリサーチカーブ学習では、その学習誤差も低下していることが確認された。

5. 2 実環境データ学習

まず、どのデータ長においても、その学習誤差は振動していることが確認された。この結果から、RNN 学習において、その学習の成否を学習誤差のみから評価する事は難しい事が確認できる(図 2)。繰り返し運動回数 20 回の教示データを 10 種類同時に学習させた場合においては、7 種類の運動パターンにおいて教示データに近い位相（クロージャー）が RNN を長期リハーサルさせた学習後期において確認された(図 3)。また、3 種類のパターンでは教示データとは異なった位相が確認された(図 4)。この結果から、実環境データ学習においては、その学習誤差を利用することで学習成否を判定するのは難しいが、位相線図を利用することで学習成否を判定する事が可能となる事が確認された。

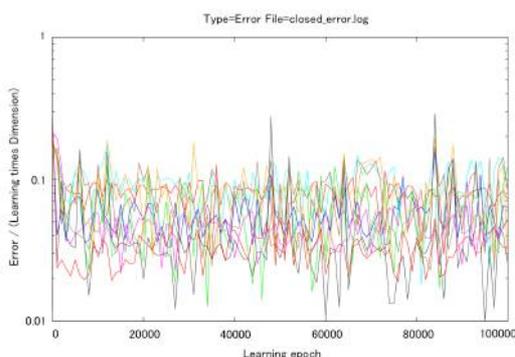


図 2 . 実環境データ学習でのエラー値の振動

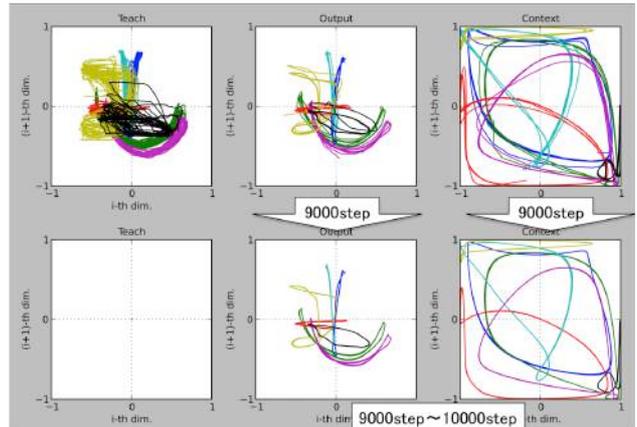


図 3 : 20 回繰り返し運動学習結果例① (学習成功)

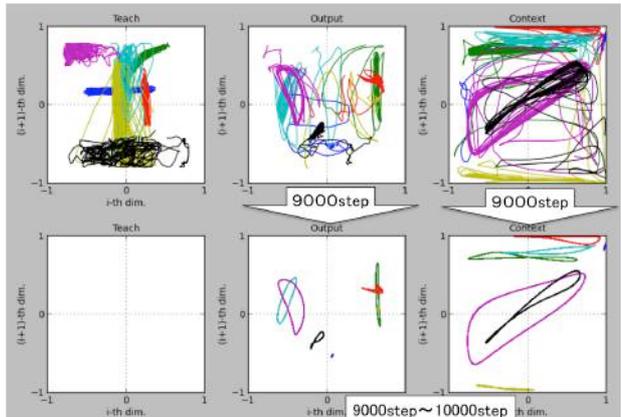


図 4 : 20 回繰り返し運動学習結果例② (学習失敗)

6. まとめと展望

本研究では、RNN の学習を評価する際に、学習誤差での評価が適切ではない場合があることを鑑みて位相線図での評価を提案した。本評価手法においては、学習誤差を利用出来ない実環境データ学習の評価が可能かつ容易となるが、目視での確認に頼る面から、定量性に欠けるといった弱点も存在する。今後は、位相線図の定性的な評価だけではなく、定量的な部分での評価に関する研究も扱う予定である。

7. 謝辞

本研究は、文科省科研費基盤研究 A(15H01710)、新学術研究(24119003)の支援を受けました。

参考文献

- [1] T. Ogata, M. Murase, J. Tani, K. Komatani, and H. G. - Okubo, "Two way Translation of Compound Sentences and Arm Motion by Recurrent Neural Networks," IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 1858-1863, 2007
- [2] 村田真悟, 有江浩明, 尾形哲也, 谷淳, 菅野重樹. "S-CTRNN を用いた複数時系列パターンの記憶学習" IPSJ76 IIS-4 tokyo August 2014