

深層予測学習の予測誤差に基づく時系列データの自動分節化

原田 紗圭^{1 2} 中條 亨一^{2 3} 加瀬 敬唯^{3 2} 尾形 哲也^{4 2}

早稲田大学基幹理工学研究科表現工学専攻¹ 産業技術総合研究所人工知能研究センター²
早稲田大学次世代ロボット研究機構³ 早稲田大学理工学総合研究所⁴

1. はじめに

Deep neural network を用いたロボットの動作学習において、人間の与えた知識情報の予測は推論における汎化性の向上を促し、動作のパフォーマンス向上が期待できる[1]。その際、人間の主観による行動のラベルも知識情報として活用することができ、Tanwani らは、metric learning により類似した行動の区間をまとめることで特徴の自己組織化を実現した[2]。また、Kase らはロボットの動作に行動ラベルを付与し、人間の知識情報を活用してタスク汎化性の向上を実現した[3]。しかし、これらの人間の知識情報を活用する際の課題としてラベリングの手間やラベリングの一貫性・解釈可能性の違いがあり、人間の主観に基づくラベリングがロボットの動作学習にどのように影響するか明らかでない。

そういった課題に対して人間の主観を排除したラベリング手法として学習モデルによるデータの自動分節化手法が提案されている。Beal らは無限の状態数を仮定できる Hidden Markov Model (HMM) を用いた分節化手法を提案した[4]。また、Nagano らは variational autoencoder と semi-Markov model を用いた自動分節化手法を提案した[5]。これらの先行研究では計算コストの高さが欠点として挙げられている。

深層学習を用いた自動分節化手法として Kanda らは Recurrent Neural Network (RNN) と Parametric Bias (PB) を用いて分節した区間ごとの予測誤差を比較して分節位置を推定した[6]。HMM が現在の入力のみから次の状態遷移を考える学習モデルであるのに対して、RNN では時系列の進行に伴い自ら状態を遷移させ、分節した時系列ごとのダイナミクスの特徴を PB として獲得させることができる。この先行研究に使用されたデータは音声データであり、データにおける状態遷移の様子が明瞭であり、ロボットの運動といった連続した状態遷移を含むデータに対しては自動分節化が検証されていない。

そこで本研究は教示信号を用いない、時系列ごとのダイナミクスを考慮できる深層学習器を利用した自動分節化手法を利用し、連続した状態遷移を含む時系列データの自動分節化を目的とする。ロボットの運動時系列を想定したりサーージュ曲線を学習データとして与え、想定される分節位置と比較して学習モデルの性能を検証した。

2. 手法

本研究では Kanda らの手法[6]を基に深層学習器の予測学習における予測誤差の変化に基づいて分節位置を推定する手法を検証する。

RNN を用いた深層予測学習において分節点を挟んで隣接する区間の予測誤差の平均値を比較する。分節区間の予測誤差の平均がより大きい方向に分節点を更新し、更新を学習誤差の収束まで繰り返す。

本研究ではデータ毎に一定して与えられる学習可能なパラメータとして PB を活用する。PB は Tani ら[7]によって提案され、学習の過程で分節区間における力学的特性をエンコード可能である。単一の PB でエンコード可能なダイナミクスは単一であり、単一の PB で複数のダイナミクスを予測することは困難である。予測誤差を最小化するためにはダイナミクスの境界で PB の値を修正し、複数の PB で複数のダイナミクスを予測することが求められる。故に、区間境界がダイナミクスの境界に近付き、PB を修正することでダイナミクスの特性に基づく分節化が可能になる。

3. 実験

3.1 深層予測学習モデル

本研究では深層予測学習モデルとして 2 次元の PB を有した RNN を使用した。RNN のニューロン数は入出力を 2、隠れ層を 8、PB を 2 に設定した。また、隣接した区間の予測誤差の平均値を比較する際に一定の閾値を設定し、その閾値以下であれば分節位置を更新しないものとした。学習の際は事前に分節位置を等間隔に 20 区間設定した。学習の過程で分節区間の長さが 0 になった区間は統合する設定を行った。

Self-segmentation of time series data based on prediction error of deep predictive learning

Suzuka HARADA^{1 2}, Ryoichi NAKAJO^{2 1}, Kei KASE^{1 2} and Tetsuya OGATA^{1 2}

Waseda University¹

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology²

3.2 実験で使用する時系列データ

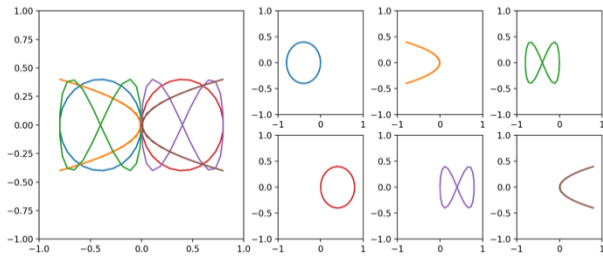


図 1: 実験に使用した学習データパターン 6 種

本研究では複数のリサージュ曲線の遷移からなる時系列データを学習データとして使用した。6種類のリサージュ曲線から10種類をランダムに重複を許して選択し並べた。各曲線の周期は [30, 70]の間でランダムとなっている。この学習データを RNN に与え予測学習を行った。

3.3 実験結果

6,000 epochにおける学習結果が図2である。上段が学習に用いた訓練データ、下段が学習結果を示す。それぞれ青線が x 座標、黄線が y 座標を表す。垂直線は上段では本来のパターンの分節位置、下段では推定された分節位置を表す。

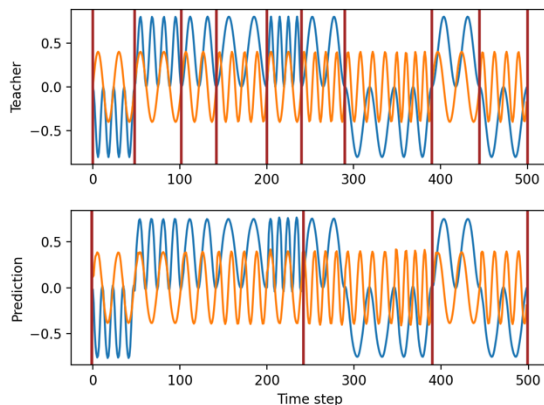


図 2: 学習の結果および推定された分節位置

学習の結果、本来の分節位置と同様の位置に推定された分節があらわれた。区間によっては結合した分節区間が見られた。

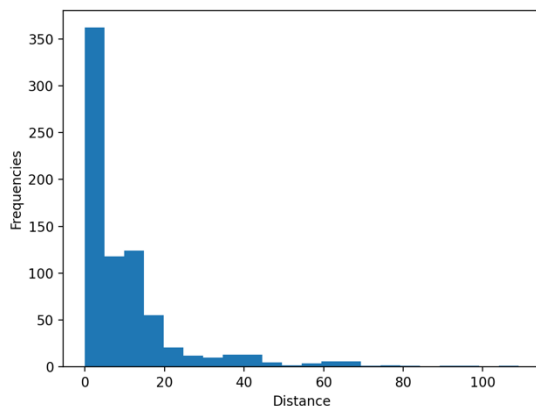


図 3: 推定分節位置と正解分節位置との距離

各データにおける推定分節位置と本来の分節位置との距離を計算し、距離別にヒストグラムにまとめたものが図3である。学習した全データを使用して計算した。分節位置の分布のピークが本来の想定された分節位置に最も近づくことがわかる。

4. まとめ

本研究では深層予測学習において、分節区間ごとの予測誤差の平均の大きさを比較して分節位置を更新する自動分節化の手法を連続した状態遷移を含む時系列データを使用して性能を検証した。ロボットの運動時系列を想定したリサージュ曲線を用いた時系列データにおいて、予測誤差に基づく自動分節化は可能であることが確認された。

今後は本研究での成果を参考に実ロボットの動作データを用いて予測誤差に基づく自動分節化手法の性能を検証する。

謝辞

この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）の助成事業（JPNP20006）の結果得られたものです。

参考文献

- [1] Stepputtis, S., Campbell, J., Phielipp, M., et al.: "Language-conditioned imitation learning for robot manipulation tasks." *Advances in Neural Information Processing Systems* 33: pp. 13139-13150 (2020).
- [2] Tanwani, A.K., Sermanet, P., Yan, A., et al.: "Motion2vec: Semi-supervised representation learning from surgical videos." *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 2174-2181 (2020).
- [3] Kase, K., Utsumi, C., Domae, Y., et al.: "Use of Action Label in Deep Predictive Learning for Robot Manipulation." *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 13459-13465 (2022).
- [4] Beal, M., Ghahramani, Z., and Rasmussen, C.: "The infinite hidden Markov model." *Advances in neural information processing systems* 14 (2001).
- [5] Nagano, M., Nakamura, T., Nagai, T., et al.: "HVGH: unsupervised segmentation for high-dimensional time series using deep neural compression and statistical generative model." *Frontiers in Robotics and AI* : pp. 115 (2019).
- [6] Kanda, H., Ogata, T., Takahashi, T., et al.: "Continuous vocal imitation with self-organized vowel spaces in recurrent neural network." *2009 IEEE international conference on robotics and automation*. IEEE, pp. 4438-4443 (2009).
- [7] Tani, J.: "Learning to generate articulated behavior through the bottom-up and the top-down interaction processes." *Neural networks* 16.1, pp. 11-23 (2003).