Reservoir Computing を用いた手指関節の動作予測

Gesture Prediction Using Reservoir Computing

東京農工大　○櫛谷優希、櫻井拓哉、平田鷹介、坂井奎太、白樫淳一

Tokyo University of Agriculture & Technology

○Y. Kushitani, T. Sakurai, Y. Hirata, K. Sakai and J. Shirakashi

E-mail: s185561y@st.go.tuat.ac.jp

近年、画像認識や時系列データの予測において、Reservoir Computing (RC)を用いた研究が盛んに行われている[1, 2]。RC は、Recurrent Neural Network (RNN)の一種であり、再帰型の結合を持つネットワークである。一般的に、RNN は全ての重みを学習によって調整するが、RC は出力層につながる重みのみ学習を行い、その他の重みは事前にランダムに決め、学習には用いない。そのため、学習に必要な演算量を非常に少なくでき、ネットワークを大規模化することが可能となる。これまで我々は、人造黒鉛シートを使った歪センサを作製して関節動作を抵抗値の時系列データとして検出し、Time-Delay Neural Network (TDNN)や RNN を用いた深層学習によって手の動作を予測してきた[3-5]。今回は、より高精度な手の動作を予測するシステムとして RC を使用し、予測精度の検討を行った。

はじめに、人造黒鉛歪センサを作製し[6]、センサを貼付したデータグローブを準備した[5]。次に、データグローブを装着し、3 本の指を屈伸運動させ、10 msec (1-Step) 毎にセンサの抵抗値を測定した。なお、歪センサの抵抗値は指を曲げた際に増加し、伸ばした際に減少する。次に、関節動作の予測システムとして Input Layer = 60 Units、Output Layer = 3 Units、Hidden Layer (Reservoir) = 50 or 1000 Units からなる 2 種類の規模の RC を構築した。手指関節の屈伸運動による抵抗値データを教師データとして用いて、関節動作による抵抗値変化を RC に学習させた。その後、歪センサからの抵抗値を学習済みの RC へ入力し、指の動作による抵抗変化の予測をリアルタイムで確認した。図 1 は、RC による 100 msec 先(10-Step-Ahead)の予測抵抗値と実測抵抗値の波形を示す。これより、RC の予測抵抗値が実測抵抗値より早く増加および減少しており、手の動作による抵抗変化の予測を確認できた。また、Reservoir を大規模化することで予測精度の向上を確認した。以上より、RC による動作予測システムは、高精度な予測をすることが可能であると示唆された。

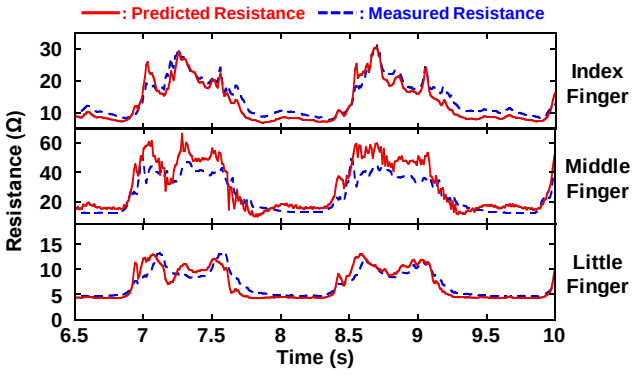

Fig. 1 Relation between measured resistance and 10-step-ahead predicted resistance using RC model.

References
[1] M. Lukoševic̆ius and H. Jaeger, Computer Science Review, 3 (2009) 127.
[2] W. Yao, Z. Zeng, C. Lian and H. Tang, Engineering Geology, 188 (2015) 101.
[3] 櫛谷、鹿子田、木原、白樫、第65回応用物理学会春季学術講演会 18a-P4-1 (2018).
[4] 櫛谷、鹿子田、白樫、第66回応用物理学会春季学術講演会 11a-W810-6 (2019).
[5] T. Kanokoda, Y. Kushitani, M. Shimada and J. Shirakashi, Sensors 19 (2019) 710.
[6] T. Saito, H. Shimoda and J. Shirakashi, J. Vac. Sci. Technol. B, 33 (2015) 042002.

© 2019年 応用物理学会