# 線形および非線形システムを用いた時系列データの予測

## Temporal Data Prediction Using Wearable Sensing Systems with Linear and Non-Linear Models

東京農工大院工　○鹿子田嵩大、櫛谷優希、白樫淳一

Tokyo University of Agriculture & Technology

°T. Kanokoda, Y. Kushitani and J. Shirakashi

E-mail: s176397r@st.go.tuat.ac.jp

時系列データの高精度な解析、予測技術は産業機器の制御や気候の予測など様々な分野での応用が期待されている[1]。多様な時系列データを扱うには短期的や長期的な時系列の変動を分析できる、表現能力が高いモデルが必要である。近年では、深層学習モデルである Recurrent Neural Networks（RNNs）[2]が高い表現能力と不定長の時系列データを扱えることから有力な非線形モデルとして注目を浴びている。これまで、我々は人造黒鉛シートを使った歪センサによって人体の動作を計測し、時間遅れニューラルネットワーク（TDNN）を用いて抵抗値データを予測してきた[3, 4]。今回は、TDNN を時系列データの学習に適した再帰的な結合を持つ RNN に拡張することで、高精度の動作予測システムの実現を検討した。更に、RNN モデルと TDNN モデル、そして、従来の線形モデルである重回帰分析（MLR）[5]を用いた予測システムの性能を比較・検証した。

はじめに、人造黒鉛シートによって歪センサを作製し[6]、人差指、中指、小指の動作を抵抗値として収集するシステムを構築した。次に、手の動作を抵抗値データとして測定することで、各予測モデルの教師データを用意した。今回、実験に用いた RNN モデルの構造は Input Layer = 60 Units、First Hidden Layer = 50 Units、Second Hidden Layer = 70 Units、Output Layer = 3 Units（60-50-70-3）とした。なお、First Hidden Layer の出力が再帰的に First Hidden Layer に入力されている。その後、RNN モデルおよび 4 層 TDNN（60-60-70-3）に対して教師データを用いて学習を行い、更に各指の予測に対応する MLR モデルを同様の教師データにより構築した。ここでは、入力は各指の抵抗値を組み合わせた 60 データであり、各モデルは繰り返し予測によって 0.3 秒（30 データ）先の抵抗値データを予測する。最後に、各指の抵抗値誤差率である Mean Absolute Percentage Error（MAPE）と各指の曲げ伸ばし動作の一致率である Classification Accuracy を性能の指標として用いて、各モデルに対して Seven-Fold Cross-Validation を行った。表 1 に各モデルの性能指標値を示す。表 1 から、RNN モデルが他モデルに比べて、性能指標の平均値において優れていることが確認できる。以上より、RNN モデルによる動作予測システムは、他の時系列分析アルゴリズムよりも高精度で動作の予測が可能なことが示唆された。

Table 1　30-step-ahead prediction performance of seven-fold cross-validation for three models (RNN, TDNN, and MLR).

| | MAPE (%) | | | | Classification Accuracy (%) | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Model | Index | Middle | Little | Average | Index | Middle | Little | Average |
| RNN | 35.4 | 52.3 | 24.1 | 37.3 | 75.2 | 72.1 | 74.7 | 74.0 |
| TDNN | 42.8 | 58.7 | 30.2 | 43.9 | 74.1 | 70.3 | 72.8 | 72.4 |
| MLR | 39.3 | 50.0 | 381.2 | 156.8 | 70.8 | 66.8 | 42.2 | 59.9 |

References
[1] H. Liu, and L. Wang, J. Manufacturing Systems, 44 (2017) 287.
[2] J. L. Elman, Cognitive Science, 14 (1990) 179.
[3] 鹿子田、木原、白樫、第 78 回応用物理学会秋季学術講演会 8p-A412-4 (2017).
[4] 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).
[5] K. J. Preacher, P. J. Curran, and D. J. Bauer, J. Educational and Behavioral Statistics, 31 (2006) 437.
[6] T. Saito, H. Shimoda and J. Shirakashi, J. Vac. Sci. Technol. B, 33 (2015) 042002.

© 2019年 応用物理学会