

マーカートラッキングを用いた切り紙レザバーコンピューティングの検討  
 -データ取得幅と切り紙動作速度による学習性能差の評価-

星野 大地<sup>1</sup> 武者 茜<sup>2\*</sup> 澤田 秀之<sup>2</sup> 重宗 宏毅<sup>1</sup>

芝浦工業大学 工学部 電気工学科<sup>1</sup> 早稲田大学 先進理工学部 応用物理学科<sup>2</sup>

1. 緒言

現代社会にて取り扱われる情報量は年々増加しており、データ処理速度と省容量化が課題となる。物理レザバーコンピューティング(PRC)は時系列データを予測する機械学習手法の1つであり、少ないデータで高速学習ができる。非線形な動特性が時系列データを一時記憶するという性質を使い、ソフトマテリアルを計算資源とできる。先行研究では皮膚モデル[1]や折り紙[2]などが研究されている。本稿では、切り紙の非線形ばね的動特性を利用した PRC を検討する。

2. アルゴリズム

切り紙 PRC のアルゴリズムを図 1 に示す。モーターや手で動かす入力  $u$  を切り紙に与える。入力  $u$  の時系列データがレザバー層である切り紙内部で保存、相互作用する。切り紙の動きがマーカートの位置座標行列  $L$  として出力層に出力する。非線形システムの入出力関係を表すボルテラ型積分であるターゲットデータ  $O_T$  と  $L$  の外積をとり出力の際の出力重み  $w_{out}$  を計算する。ターゲットデータを式(1)に、出力重みを式(2)に示す。

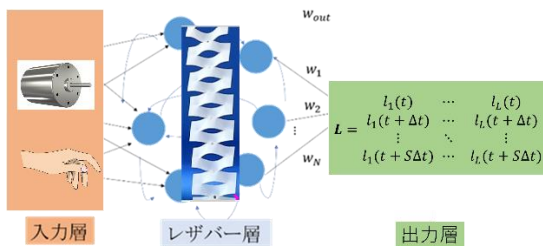


図 1 切り紙 PRC のアルゴリズム

$$O_T = \iint h_2(\tau_1, \tau_2) u(t - \tau_1) u(t - \tau_2) d\tau_1 d\tau_2 \quad (1)$$

$$w_{out} = L^\dagger O_T \quad (2)$$

Kirigami reservoir computing using marker tracking  
 -Evaluation of learning performance difference by data acquisition interval and kirigami motion speed-

1 Daichi Hoshino and Hiroki Shigemune, Shibaura Institute of Technology Active Functional Devices laboratory  
 2 Akane Musha and Hideyuki Sawada, Waseda University School of Advanced Science and Engineering

\* 現在の所属はソニー株式会社

3. 実験

切り紙の軌跡データは、伸縮動作させている動画から切り紙につけた 8 つのマーカートの位置座標を動画解析により変位行列として取り出す。下端は机に固定し上端に動作入力を与え伸縮させる。伸縮幅は切り紙の動作が安定するプラトー領域内で動作させる [3]。動画解析には MATLAB のアプリ (DLTDV8a) を使用した。学習性能はターゲットデータと学習後出力の平均二乗誤差(MSE)で評価する。

3.1 モーター入力

切り紙の上端をサーボモーターに取り付けたアームで上下に動かし、切り紙を伸縮動作する。モーターは上下に正弦波的周期で加減速し、この切り紙のプラトー領域に収まる。約 120% まで伸長するよう Arduino で制御した。図 2 に実際の実験系を示す。

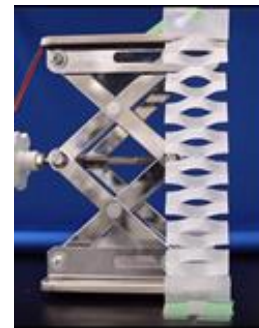


図 2 切り紙伸縮装置

図 3 に学習後のテスト結果を示す。赤線がターゲットデータ  $O_T$ 、青破線は実機の切り紙による動作予測結果である。

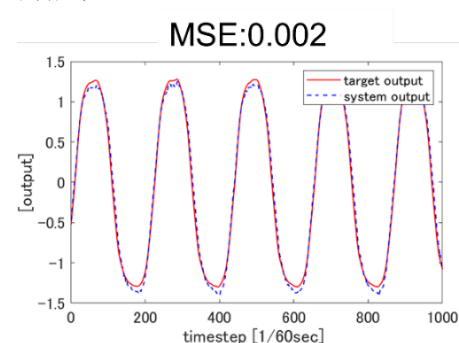


図 3 学習後テスト結果

図3より、学習による予測出力がターゲットデータと重なった。動作のピーク付近で誤差が生じている。これはモーターの切り返し時のノイズが影響したと考察する。

撮影した動画の座標変位データ取得幅の違いと学習性能差について検討した。同じ動画を30fpsと60fpsに処理し学習に用いた。学習には同じ5000~10000ステップ数のデータを使い、50回テストした際のMSEの平均値(MSE<sub>ave</sub>)で評価した。結果を表1に示す。

表1 動画のフレームレートとMSEの関係

	30 fps	60 fps
MSE <sub>ave</sub>	$4.67 \times 10^{-3}$	$5.56 \times 10^{-4}$

表1より60fpsの動画を用いた場合の方がエラー値が小さく学習性能が優れている。時系列データの取得幅が細かく、切り紙のダイナミクスをより正確に取得できたからと考察する。

### 3.2 手動入力

モーターを使った周期的な動作は学習できたため、次に人間の手で切り紙をランダムに伸縮させた際の動作予測学習を検討した。動作入力、切り紙上部をつまみ上下左右にランダムに動かす。左右にも大きく動くが学習には上下の変位データのみ用いた。動画のフレームレートは60fpsとした。図4に手動伸縮時の様子を示す。

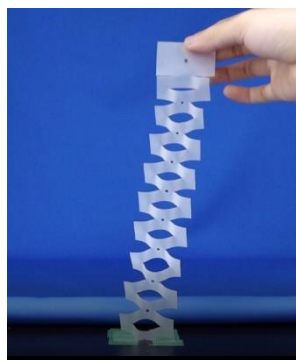


図4 手動伸縮時の様子

テスト結果を図5示す。図6に100stepsごとに動作入力の伸縮幅、速さを変えた結果を示す。図5の(a)は9400step時の結果、(b)は10600step時の結果である。図5、図6よりテスト時の動作入力によって出力誤差が大きく変化した。図6において図5(a)のような緩やかな入力の場合はMSEが0.01を下回った。MSEが0.1を超えた時は、図5(b)のように動作波形が高い周波数成分を含む細かい動作だった。3.1の実験結果で得られたように、高い周波数成分を持つ

動作を学習するためには、より高いフレームレートの動画を学習に用いる必要があると考える。

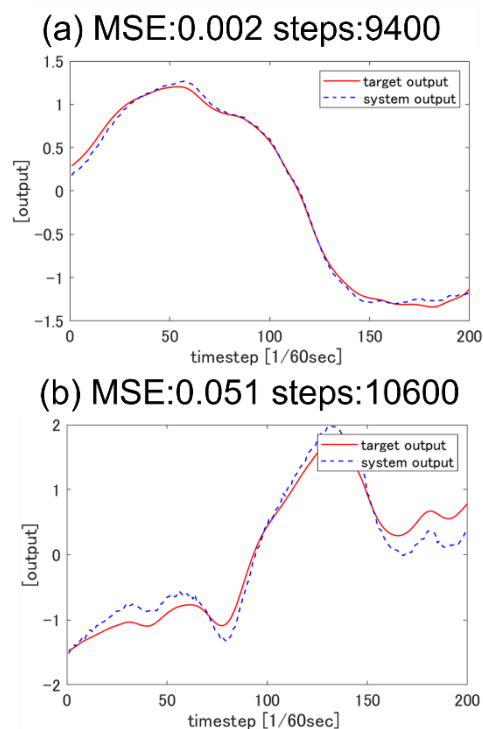


図5 入力別のテスト結果

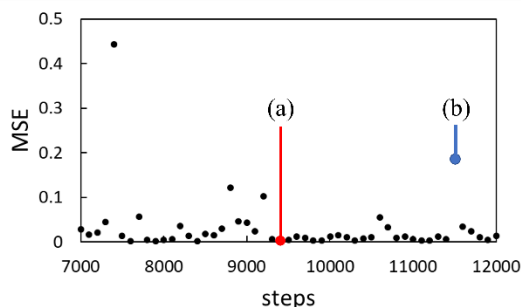


図6 手動試験の学習結果

## 4. まとめ

切り紙を計算資源としたPRCの開発に成功した。今後は素早く細かい動きに対応することが課題となる。将来的には切り紙の動作予測を利用した具体的応用に向けたシステムを構築する。

## 5. 参考文献

- [1] Musha, Akane, et al. "Morphological Computation of Skin Focusing on Fingerprint Structure." *International Conference on Artificial Neural Networks*. Springer, Cham, 2020.
- [2] Bhovad, Priyanka, and Suyi Li. "Physical reservoir computing with origami and its application to robotic crawling." *Scientific Reports* 11. 1 (2021): 1-18.
- [3] 磯部翠, and 奥村剛. "切り紙に潜む物理." *日本物理学会誌* 72. 5 (2017): 360-363.