

多様な材料を利用したランダムネットワーク物理リザバーの比較

○田中啓文^{1,2,*}、琴岡匠¹、ディープ・バナジー¹、ハディヤワルマン^{1,2}、サマン・アズハリ^{1,2}、宇佐美雄生^{1,2}
(九工大生命体工¹、九工大ニューロモルフィック AI ハードウェア研究センター²)

Physical reservoir fabrication by various materials

Kyushu Inst. of Tech., Hirofumi Tanaka*, Takumi Kotooka, Banerjee Deep,
Hadiyawarman, Saman Azhari, Yuki Usami

*E-mail: tanaka@brain.kyutech.jp

【はじめに】リカレントニューラルネットワーク(RNN)の一種であるリザバー演算は、多電極からの出力重みの学習のみを必要とするため、エネルギー効率が高くより速い予測や分類タスクを行えると期待されている。非線形性、メモリ効果、高次元性といったリザバーの特性を反映した物理的なハードウェアプラットフォームは、現状 AI システムで標準的に使われているソフトウェアベースのインターフェースに代替できるとして注目されている。本研究では、我々がすでにリザバーとしての有効性を確認している単層カーボンナノチューブ(SWNT)/ポリオキシメタレート集合体[1]、Ag/Ag₂S 微粒子集合体、Ag/Ag₂Se ナノワイヤー集合体など多様な材料を利用したランダムネットワーク(RNW)を構築し物理的リザバーとした際の電気測定結果を紹介する。また、波形生成と非線形自己回帰移動平均(NARMA)時系列予測の2つのベンチマークタスクの結果を比較し、どの材料がリザバー演算にとって有効なのか検討する。

【方法】SWNTとポルフィリンサンドイッチ型ポリオキシメタレート(Por-POM)を重量比1:20でエタノール中に分散し、超音波処理した。この分散液を減圧ろ過しマイクロセルクロス紙上にRNWを形成させ、紫外線リソグラフィで作製したAI多電極上にRNWを転写した。Ag/Ag₂S微粒子集合体[2]、Ag/Ag₂Seナノワイヤー集合体[3]はそれぞれ既報の手法で作製した。I-V曲線と波形生成の初歩的なリザバータスクの測定には、プローブシステムを用いた。入出力信号はLabVIEWソフトウェアによって制御、保存した。すべての測定は、室温大気下で行った。

【結果と考察】前処理されたSWNT/Por-POMに正弦波信号を印加し、多電極のうちの1つからの出力信号を、入力信号に対しプロットしたりサーージュプロットから非線形スイッチング挙動がみられ、Por-POMの可逆的な酸化還元に起因する記憶状態が生成し、入力信号がリザバーシステムと高い相互作用を示した。リサーージュプロットの形状が線形から楕円形まで変化することは、現在および過去の入力から学習するエコー状態の特性を示す。このようなダイナミクスは、FFT解析による高次高調波発生(HHG)からも確認される。2ステップ遅れまでの状態を考慮したNARMA-2(図1a)タスクでは、線形回帰モデルを用いてターゲット波形を予測追従する信号生成に成功した。以上の結果から、SWNT/Por-POMの非線形性とメモリの一体性が高速学習のための重要な要素であることが分かる。Ag/Ag₂Sナノ粒子集合体やAg/Ag₂Seナノワイヤー集合体でも同様の測定を行い(図1b)、追従精度などを比較した。将来的には音声認識などに利用できるリザバーシステムの構築を目指す。Refs:

[1] H. Tanaka et al., **Nature Commun.** 9, 2693 (2018).
[2] C. Battocchio et al., **J. Phys. Chem. C** 116, 19571 (2012). [3] M. Ferhat et al., **J. Appl. Phys** 88, 813-816 (2000).

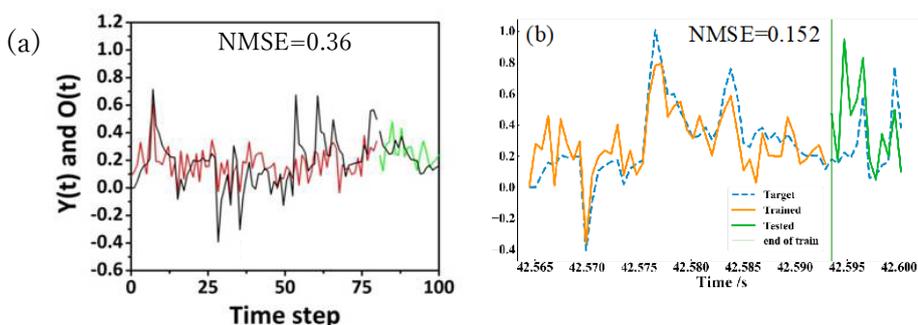


図 1 NARMA-2 の学習系列 (赤) と予測系列 (緑) をターゲット (黒) と比較したもの。誤差が最小になった際に学習を終える。(a)Pror-POM (b)Ag/Ag₂Se ナノワイヤ集合体。