

ナノマグネット・リカレントニューラルネットワークにおける 短期記憶能力と非線形演算能力

鎌開雄規, 野村 光, 古田大志, 鈴木義茂, 中谷亮一

(阪大)

Short term memory and non-linearity in nanomagnet recurrent neural network

Y. Kuwabiraki, H. Nomura, T. Furuta, Y. Suzuki, R. Nakatani

(Osaka Univ.)

近年、ニューラルネットワークを用いた人工知能は目覚ましい成果を上げている。ディープラーニングなどの現在の人工知能の多くは、recurrent neural network (RNN)¹⁾ と呼ばれるニューラルネットワークを利用しており、計算機によりこの RNN の状態を計算している。RNN は、情報を保持する多数のノードから構成されており、ノード間には情報のやり取りを行うノード間非線形結合が定義されている。また、このノード間結合によりノード間にはクロズドループを持つ部分も存在する。このクロズドループにより、RNN は現在の情報だけでなく、過去の情報をも含んだ機械学習を可能としている。しかしながら、クロズドループを含む系の状態を計算機により計算する場合、多くの計算リソースを必要とする。現在、ディープラーニングにおける計算機の消費電力は無視できない程増大しており、その消費電力を低減させることが急務となっている。

RNN の消費電力を低減させることを目的にニューラルネットワークを何らかの物理現象で置き換える試みがなされている。これまでに RNN を拡張した reservoir computer (RC)²⁾ を用い、光を利用した RC³⁾、磁性ドットのダイナミクスを使用した RC⁴⁾ などが報告されている。いずれの手法も MHz から GHz 程度の周波数帯で動作する。このため、音声認識や異常振動検出といった低周波数での用途には周波数を変換して使用する必要があり、別途計算リソースを必要とする。そこで我々は、より低周波の信号を直接扱うことのできる磁性ドットアレイを用いた RNN, nanomagnet RNN (NM-RNN) を提案している⁵⁾。これまでに、NM-RNN は短期記憶能力ならびに非線形演算能力を有することが明らかとなっている。しかしながら、NM-RNN のノード数と短期記憶能力ならびに非線形演算能力との関係は未だ明らかとなっていない。そこで本研究では、マクロスピシミュレーションを用い、NM-RNN のノード数に依存した短期記憶能力と非線形演算能力との関係を明らかにすることを目的とする。

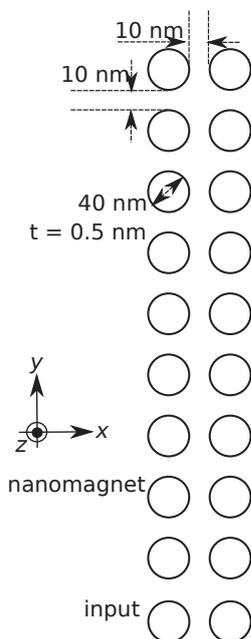


Fig. 1 Schematic top view of typical nanomagnet recurrent neural network

図 1 に NM-RNN の一例を示す。本研究では、 N 行 2 列の NM-RNN を用いる。図 1 に示した NM-RNN は、 10×2 個の磁性ドットから構成されている。それぞれの磁性ドットは、垂直磁化膜から構成され、磁性ドット間には静磁気相互作用が働く。この静磁気相互作用により、ノード間にはクロズドループが形成される。本研究では、静磁気相互作用として、磁気双極子相互作用を仮定した。また、 z 軸方向に磁化容易軸をもつとし、Landau-Lifshitz-Gilbert 方程式を 4 次の Runge-Kutta 法にて解くことにより、各磁性体の磁化の安定状態を計算した。

本研究では、NM-RNN の性能を評価するためバイナリタスクを利用した。各磁性ドットの磁化の x 成分を NM-RNN の各ノードの状態とした。情報の入力には、ランダムに生成した“0”もしくは“1”の情報を使用した。NM-RNN の状態の更新には、情報が $+y$ の向きへと流れる様、各磁性ドットの磁気異方性定数を変化させた。

その結果、磁性ドットの数 $+y$ 方向に増加させると短期記憶能力を向上させることが明らかとなった。一方で、非線形演算能力の向上は、短期記憶能力の向上と比較し緩やかなものとなった。より高性能な NM-RNN の実現には、素子の構造を変更することにより非線形演算能力を向上させることが必要となる。

本研究は総務省による委託研究「次世代人工知能技術の研究開発 II 人間の脳の演算処理メカニズムに倣った脳型演算処理技術の研究開発」のもと実施されました。

References

- 1) H. T. Siegelmann and E. D. Sontag: *Appl. Math. Lett.*, **4**, 77 (1991).
- 2) H. Jaeger: *techreport GMD – German National Research Institute for Computer Science*, 148 (2001).
- 3) K. Vandoorne, P. Mechet, T. V. Vaerenbergh, M. Fiers, G. Morthier, D. Verstraeten, B. Schrauwen, J. Dambre and P. Bienstman: *Nature Comm.*, **5**, 3541 (2014).
- 4) J. Torrejon, et al.: *Nature*, **547**, 428 (2017).
- 5) 野村光, 中谷亮一, ペーパー フェルディナンド, 田村英一, 三輪真嗣, 後藤稔, 鈴木義茂: 応用物理学会春季講演大会 18p-D104-4 (2018).