

スピニアイス・リザーバーコンピューティング

楯開雄規, 野村光, 鈴木義茂, 中谷亮一
(阪大)

Spin ice reservoir computing

Y. Kuwabiraki, H. Nomura, Y. Suzuki, R. Nakatani
(Osaka Univ.)

はじめに

近年, リカレントニューラルネットワーク (RNN) はディープラーニングへの応用もあり非常に注目されているが, 膨大な消費電力が問題視されている. そこで, 我々はナノ磁性体の静磁気相互作用を利用して, RNN の一種であるリザーバーコンピューティング (RC) を実現する方法を研究・提案している. 昨年度は垂直磁化膜のナノ磁性ドットを格子状に配列した RC を提案した. 今回は人工スピニアイスに注目した. スピニアイスはフラストレーションによって多様な磁化分布を取りうる. 磁化の遷移先は直前の磁化の分布によって変化すると考えられるので, スピニアイスを利用したリザーバーは情報の短期記憶と非線型演算能力を持つと予想できる. そこで, 面内磁化膜のナノ磁性ドットをハニカム構造となるように配列したスピニアイス・リザーバーを提案し, シミュレーションによる磁化挙動の検証と性能評価の結果を報告する.

手法

本研究では Landau-Lifshitz-Gilbert 方程式にもとづいて Fig 1 に示した素子構造の磁化の挙動を計算した. 磁性ドットの寸法は $80 \text{ nm} \times 60 \text{ nm} \times 20 \text{ nm}$ の楕円柱とし, 飽和磁化は 800 kA/m とした. 磁性ドットは形状磁気異方性を有しドット間に磁気双極子静磁気相互作用が働くことを仮定した. RC における情報の入力では中央の 6 個のドットの磁化を操作して行った. 情報の入力後はリザーバーの状態を更新するために素子全体に Fig 1 の矢印に示した方向に順に 30 kA/m の磁界を印加した. 出力はすべてのドットの磁化の重み付き和とした. ただし, 重みは線形回帰を用いてトレーニングした.

結果

シミュレーション結果の一つを Fig 2 に示した. ここでは error rate とは教師関数とリザーバーの出力の差の絶対値とした. RC が入力値を無視して常に一定値を出力する場合, AND と OR タスクの error rate は 0.25 となり, XOR タスクの error rate は 0.5 となる. しかし, 本素子の error rate は遅延 2 以下でそれらの値より小さくなった. したがって, 本素子は遅延 2 までのタスクを計算できたと考えられる. また, 同じ入力が続いても一部のドットの磁化は異なる状態に変化したのを確認した. このヒステリシスの存在により, RC の短期記憶が実現されたと考えられる. また, 外部磁界の強度がリザーバーの性能に大きな影響を与えることがわかった. 今後, 本素子の性能を向上させるためには, 素子構造やリザーバーの入力・更新方法などを変更し, 短期記憶能力を向上させる必要がある.

謝辞

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.

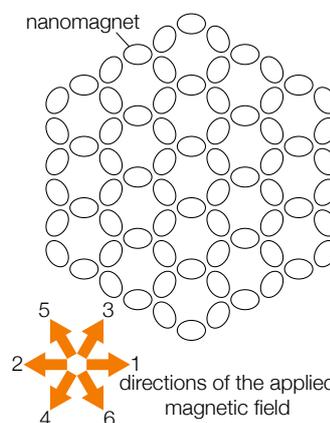


Fig 1. Schematic of a spin ice reservoir.

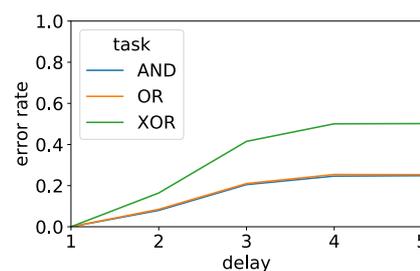


Fig 2. Error rate of binary tasks.