スキルミオン人工知能素子
－スキルミオンを用いた画像認識－

東京大学総合文化研究科　　横内 智行
物性研究所ナノスケール物性研究部門　　大谷 義近

研究背景

近年、人工ニューラルネットワークモデルを用いた機械学習が画像認識や機械翻訳などで高い性能を示すことが明らかになり、大きな注目を集めている。一方で、人工ニューラルネットワークモデルを従来型の演算素子で実行する際の大きな消費電力への対策は喫緊の課題となっている。また、従来の演算素子は微細化の限界に近づいており、これ以上の集積化・高性能化が難しいという問題もある。そこで近年、人工ニューラルネットワークモデルの実行に特化した「人工知能素子(ニューロモルフィック素子)」の研究が盛んに行われており、これまでにさまざまな人工知能素子が提唱されてきている。その中の一つに、物理リザバー計算素子がある[1]。リザバー計算とは、ニューラルネットワークの一種である。通常のニューラルネットワークでは、ネットワーク内の全ての重みを最適化するのに対し、リザバー計算では、出力の重みのみを最適化し、出力以外の部分(リザバー)は、固定した重みで入力信号を変換する役割を担っている(図 1a)。ある物理系に信号を入力した際の応答が、リザバー部における入力信号の変換と同じ振る舞いを示すことがある。したがって、リザバーを物理系で代用することが可能であり、そのようなものを物理リザバーと呼ぶ(図 1b)。

これまで物理リザバーとして、様々な物理系が注目を集めてきた。その中の一つに、スキルミオンを用いたものがある[2]。スキルミオンとは、粒子状のトポロジカルスピン構造である[3]。特に、スキルミオンは従来のスピン構造に比べ低消費電力で操作が可能であり、小さいものでは直径が数ナノメートルである。したがって、スキルミオンを人工知能素子に用いることで、低消費電力かつ高集積・高性能な人工知能素子の実現が期待されている。しかし、これまでスキルミオン物理リザバー素子の性能は実験的には十分には調べられていなかった。

実験結果

本研究では、磁場誘起のスキルミオンダイナミクスに基づく物理リザバー素子を作成し、その性能を詳細に調べた[4]。

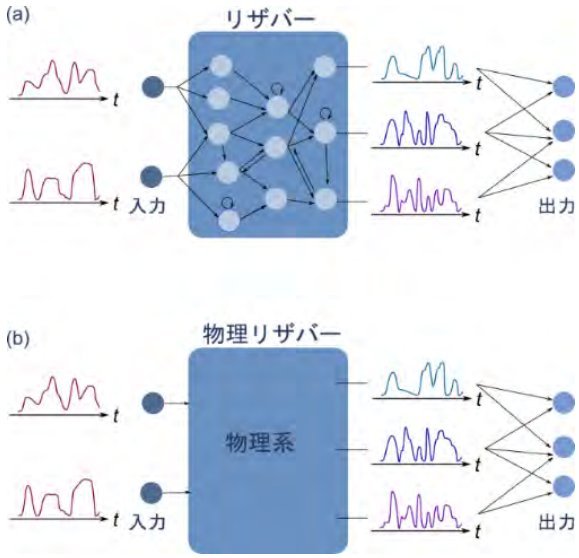

図 1 本研究の概念図 (a)リザバー計算の概念図 (b) 物理リザバーの概念図。図(a)のリザバーを物理系で置き換えたものが物理リザバーである。本研究では、物理系にスキルミオンを用いた。

スキルミオンには磁場をかけると、大きさが変化したり、生成・消失したりして変形するというダイナミクスが生じる。まず我々は、この磁場によるスキルミオンダイナミクスが物理リザバーに要求される、①入力信号を非線形に変換し出力する性質や②出力が現在の入力だけでなく過去の入力にも依存するという性質を持っていることを明らかにした。最初に、スキルミオンが形成される白金(Pt)/コバルト(Co)/イリジウム(Ir)積層薄膜を成膜し、十字状の形に加工した。そして、この十字状の素子を並列に接続することで、スキルミオン物理リザバー素子を作製した(図 2)。このスキルミオン物理リザバー素子では、入力が磁場、出力が磁化の値となる。このとき磁化の値はスキルミオンの状態を反映する。時間変動する外部磁場をかけたときのスキルミオンの状態と磁化の値を、それぞれ磁気構造を観察できるカー顕微鏡と磁化の値を反映する異常ホール効果を用いて、詳細に調べた。その結果、外部磁化に誘起されたスキルミオンダイナミクスによる磁化の値の変化が、入力した磁場に対して非線形であること、現在の入力だけでなく

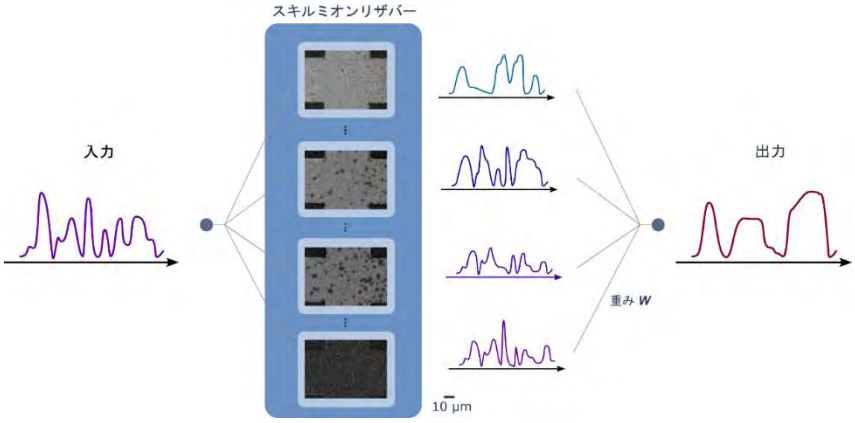

図 2 スキルミオン物理リザバー素子の概念図　十字状に加工したスキルミオン薄膜を並べて作製した、スキルミオン物理リザバー素子を模式的に示したもの。十字状の素子はカー顕微鏡を用いて撮影した実際の磁気構造である。入力信号は、それぞれの十字状の素子で変換される。その変換された信号をある重みで重み付けした後、足し合わせたものが、最終的な出力となる

過去の入力信号にも依存していることが明らかになった。このことから、磁場誘起のスキルミオンダイナミクスは物理リザバー素子に要求される性質を持っており、スキルミオンが物理リザバー素子に応用可能であることが分かった。

次に、スキルミオン物理リザバー素子を用いて、人工知能素子の性能評価手法の一つである、波形認識問題が実行可能であることを確認した(図 3)。波形認識問題とは、入力の波形に対応した値を出力する問題である。今回の場合、サイン波と矩形波のランダムな組み合わせを入力し、入力がサイン波なら 1、矩形波なら-1 を出力する(図 3a)。図 3b に示したように、入力信号はスキルミオン物理リザバーにより変換される。物理リザバーからの出力を適切な係数で線形変換した最終的な出力は適切な値を出力しており、スキルミオン物理リザバーが波形認識問題を実行可能であることが明らかになった(図 3c)。さらに、Pt/Co/Ir 積層薄膜の Co の厚さを変化させ物質定数を制御することで、形成するスキルミオンの数が異なる複数の物理リザバー素子を作製した。そして、スキルミオン数に対する波形認識問題の認識率の依存性を調べた。その結果、スキルミオンの数が増えるにつれ波形認識の認識率が高くなる傾向があることを発見した。このことは、スキルミオンを用いることで物理リザバー素子の高性能化につながる可能性を示している。

最後に、同様のスキルミオン物理リザバー素子を用いて、波形識別よりもより複雑かつ実用的な識別問題である、手書き数字識別問題を実行できることを確認した。まず、0 から 9 までのさまざまな人が書いた手書き数字(図 4a)を、スキルミオン物理リザバー素子に入力できるように前処理を施した。データセットには、手書き数字識別問題で広く使われている Mixed National Institute of Standards and Technology database (MNIST)を用いた[5]。そして、合計

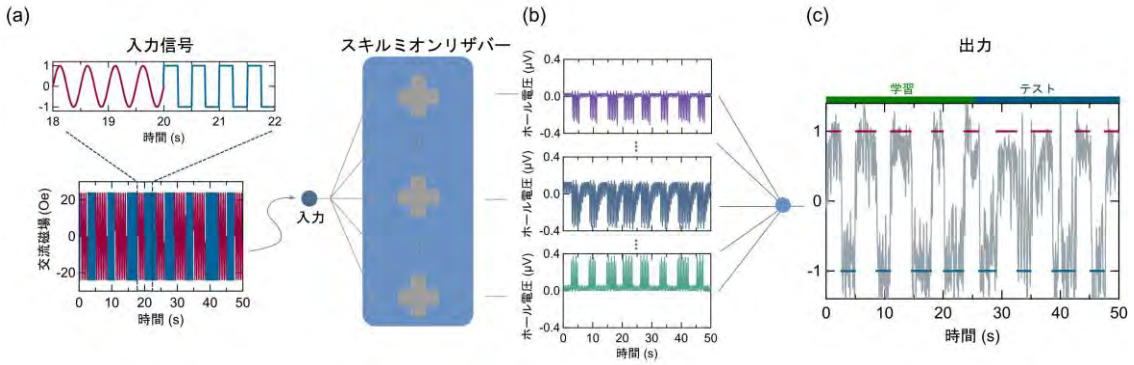

図 3 スキルミオン物理リザバー素子による波形認識 (a)入力信号の波形。入力信号は、サイン波(赤)と矩形波(青)のランダムな組み合わせとする。(b)入力信号をスキルミオン物理リザバー素子により変換した波形。(c)最終的な出力(灰色)と正しい値(赤と青)。スキルミオン物理リザバーで変換した信号をある重みで足し合わせたものが最終的な出力となる。入力信号がサイン波なら出力が 1、矩形波なら-1 となるように、重みを最適化(学習)する。データを前半と後半に分け、最適化には前半のデータを用いた。学習に用いてない後半のデータ(テスト)に対しても、正しい出力が得られることが分かる。

で 13,000 個の手書き数字のデータをスキルミオン物理リザバー素子に入力し、学習させた。その後、学習データに含まれない 0 から 9 までの手書数字データを識別できるかをテストしたところ、スキルミオン物理リザバー素子は、95%近い認識率を得ることができた(図 4b)。この認識率は、これまで報告された人工知能素子における手書き数字識別の認識率に匹敵するものであり、スキルミオン物理リザバー素子を人工知能素子として利用できる可能性があることを示している。

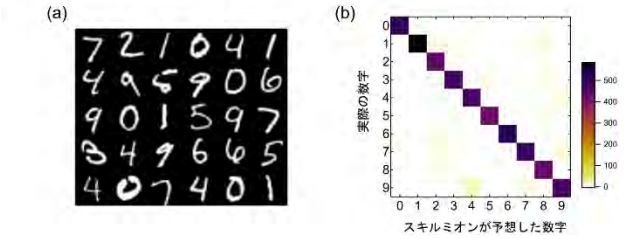

図 4 スキルミオン物理リザバー素子による手書き数字認識　(a)手書き数字識別で使用した手書き数字のいくつかの例。 (b)実際に入力した数字とスキルミオンが予想した数字の関係。色は該当するデータの数を示し、濃い色はデータ数が多いことを示す。対角線上は、実際の数字とスキルミオンが予想した数字が一致した場合に該当する。95%近い認識率が得られた。

まとめと展望

本研究では、スキルミオンの変形を用いて人工知能素子を作製することが可能であることが明らかになった。一方で、今回入力信号として用いた磁場は素子の微細化が難しいという問題点がある。今後、本研究で得られた知見を基に、磁場の代わりに電流や表面弾性波[6]といったより微細化に適した信号を入力とした、スキルミオン人工知能素子の研究を進めることで、スキルミオンを用いた低消費電力かつ高集積・高性能な人工知能素子の実現につながると期待できる。

謝辞

本研究は、物質・材料研究機構磁性スピントロニクス材料研究拠点の杉本聡志研究員、葛西伸哉グループリーダー、アダム・ミツキェヴィチ大学物理学科のビヴァス・ラナ助教授、理化学研究所創発物性科学研究センターの小川直毅チームリーダー、東京大学大学院工学系研究科の関真一郎准教授、東京大学総合文化研究科の塩見雄毅准教授との共同研究です。また、本研究は、日本学術振興会(JSPS)科学研究費助成事業基盤研究 A　(18H03685, 20H00349, 21H04440)、同基盤研究 B(21H01794)、同若手研究(19K14667)、科学技術振興機構(JST)戦略的創造研究推進事業 個人型研究 さきがけ(JPMJPR18L3, JPMJPR18L5, JPMJPR17I3)、旭硝子財団、村田学術振興財団による支援を受けて行われました。

1. G. Tanaka, et al. *Neural Networks* **115**, 100 (2019).
2. D. Prychynenko, et al. Phys. Rev. Appl. **9**, 014034 (2018).
3. N. Nagaosa, & Y. Tokura, Nature Nanotech. **8**, 899 (2013).
4. T. Yokouchi et al., Science Advances **8**, eabq5652 (2022).
5. Y. LeCun, et al., Proceedings of the IEEE, **86**, 2278 (1998).
6. T. Yokouchi et al., Nature Nanotech. **15**, 361 (2022).