

令和 4 年 6 月 7 日現在

機関番号：12612

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2019～2021

課題番号：19H02553

研究課題名(和文)人工知能を利用した磁気パラメータの推定に関する研究

研究課題名(英文) Determination of the magnetic parameter using pattern recognition and machine learning

研究代表者

仲谷 栄伸 (Yoshinobu, Nakatani)

電気通信大学・大学院情報理工学研究科・教授

研究者番号：20207814

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 13,800,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、機械学習を利用し、ナノ解像度の磁区画像から磁気パラメータの推定を行うものである。ジャロシンスキー・守谷定数や異方性分散は次世代磁気メモリの開発において重要な磁気パラメータであるが、これらの値の測定は非常に困難であるため、簡易測定法の開発が必要であった。機械学習は画像データから値を推定する有効な手法であるが、学習用の画像データとして、磁気パラメータの異なる磁区画像データが大量に必要となる。本研究ではマイクロマグ計算により教師用画像データを作成することで、この問題を解決した。作成したAIに実験磁区画像を推定させたところ、測定結果と整合する値を推定し、提案手法の有効性を示すことができた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究の学術的意義は、近年爆発的に発展した人工知能をスピントロニクス分野に取り込む点にある。特にランダム磁区画像データから、膜質パラメータを抽出した本研究成果により、分野内のすべての研究者が、磁区画像を測定するだけで膜質パラメータが得られる可能性を示せた。これはこれまで高額な装置や特殊な測定手法を用い、時間をかけて磁気パラメータの測定を行っていたのに対して、磁区画像をパソコンに取り込むだけで、一瞬で膜質パラメータが得られることを意味する。本研究成果は単に研究活動における無駄を飛躍的に低減させることができるだけでなく、長い歴史を持つ磁性分野の中で画期的な研究スタイルの変革になり得る。

研究成果の概要(英文)：We show that machine learning can be used to extract material parameters from a single image obtained in experiments. The Dzyaloshinskii-Moriya (DM) interaction and the magnetic anisotropy distribution of thin-film heterostructures, parameters that are critical in developing next-generation storage class magnetic memory technologies, are estimated from a magnetic domain image. Micromagnetic simulation is used to generate thousands of random images for training and model validation. A convolutional neural network system is employed as the learning tool. The DM exchange constant of typical Co-based thin-film heterostructures is studied using the trained system: the estimated values are in good agreement with experiments. Moreover, we show that the system can independently determine the magnetic anisotropy distribution, demonstrating the potential of pattern recognition. This approach can considerably simplify experimental processes and broaden the scope of materials research.

研究分野：ナノスピントロニクス

キーワード：機械学習 磁気パラメータ マイクロマグネティックシミュレーション ジャロシンスキー守谷交換定数

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

スピントロニクス分野では、物質の磁気パラメータの値を測定し、その値を基に研究開発が行われている。しかしパラメータによっては、測定手法がきちんと確立されていないものや、特殊な測定法が必要になるものが存在し、必ずしもすべてのパラメータが明らか状態で研究が進んでいるわけではない。計測が難しいが、極めて重要なパラメータの代表が、異種物質の界面で生じるジャロシンスキー守谷相互作用 (DMI) である。近年では DMI は交換相互作用や双極子-双極子相互作用、磁気異方性とは異なり、非共線型のエキゾチックな磁化構造 (スキルミオンやキラルネール磁壁など) を誘起し、その電磁応答や磁化ダイナミクスに注目が集まっている。また細線中における磁壁駆動現象に対する DMI の影響やスキルミオン駆動研究は次世代磁気メモリ開発につながる研究として、応用の観点からも注目されている。しかし DMI はこれらの研究の最も重要なパラメータであるにも関わらず、その評価手法は極めて難しい。例えば磁壁駆動を用いた方法では細線状への加工と磁壁駆動実験を行う必要がある。またスピン波励起から評価する方法では、ブリルアン散乱などの非弾性散乱測定や、時間分解力一顕微鏡が必要となる。このように DMI の評価は誰もが簡便にできるものではなく、研究者の多くは自身の膜の DMI を評価できずに研究を進めている現状がある。そこで我々はより簡便な DMI (あるいはその他のパラメータも含む) 推定を可能にするために人工知能を利用することにした。

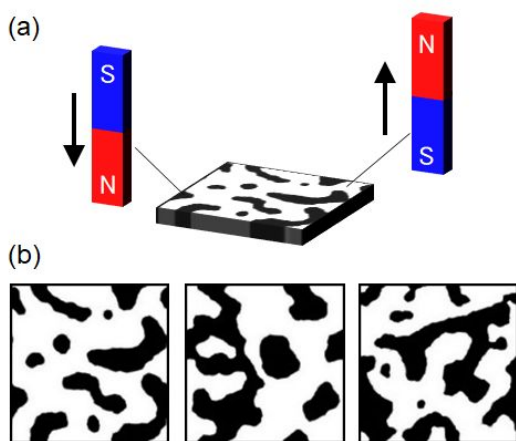


図 1 磁性薄膜における磁区構造のイメージ。(a) 磁化の容易軸が面直方向の場合、薄膜の中の化の向きは主に面直上向きか、下向きである。それらを白と黒で表現すると白黒のブチ柄模様が見え、これを磁区画像と呼ぶ。(b) 磁区画像のイメージ図。人間の眼では、ランダムな構造に見える。

近年、計算機科学と情報科学の発展に伴い、人工知能を用いた研究開発分野が急速に拡大している。自動車の自動運転、翻訳、画像認識、囲碁将棋ソフトの開発など、その適用範囲は枚挙にいとまがない。特に画像認識の分野では畳み込みニューラルネットワーク (以下 CNN と略す) の開発によって、高精度な画像認識が実現しており、人間の眼では気付かないわずかな特徴を捉えることができる。そこで我々はこの CNN 技術をランダム磁区構造へ適用することで、各磁気パラメータの特徴を捉えることができるのではないかと考えた。磁性薄膜中では、交換相互作用エネルギー、静磁エネルギー、DMI エネルギー、磁気異方性エネルギーなどの全磁気エネルギーが極小となる磁区構造が多数存在し、ランダム磁区構造が生まれる (図 1)。それ故このランダム磁区構造には各磁気エネルギーの寄与が含まれており、その特徴を捉えることさえできれば、たった 1 枚の磁区画像からすべての磁気パラメータの推測が可能になるかもしれない。ここで教師データには、磁気パラメータが既知の磁区画像が大量に必要となる。しかし、実験から大量の磁区画像を準備することは困難であるため、教師データの作製にはマイクロマグネティクスシミュレーション (マイクロマグ計算) を用いることにした。

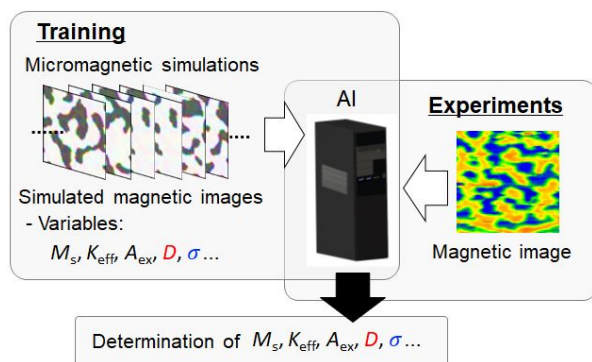


図 2 本研究のコンセプト図。マイクロマグネティクスシミュレーションによって、大量の磁区画像を作成する。シミュレーションを行う際には磁気パラメータが与えられているため、画像とパラメータのセットが教師データになり、機械学習を行う。この時実験的に測定された磁区画像を人工知能に示すことで、磁気パラメータが一瞬で推定できる可能性がある。

2. 研究の目的

本研究の目的は、機械学習を利用することで1枚の磁区画像から磁気パラメータの推定が可能か調査することである。機械学習には大量の教師データが必要になるために、マイクロマグネティクスシミュレーションを用いる。大量の磁区画像を実験で準備することは不可能であるが、物理シミュレーションならば可能である。我々はシミュレーションと実験、および人工知能を利用して、磁区構造からパラメータを推定する基盤技術の構築を目的とした(図2)。

3. 研究の方法

まずマイクロマグネティクスシミュレーションを利用して、磁区画像を作成した。セルサイズは $4 \times 4 \times t \text{ nm}^3$ であり、 t は膜厚である。セル数は 512×512 であり、結果的に画像サイズは $2.048 \times 2.048 \mu\text{m}^2$ である。周期境界条件を課し、初期条件をランダムに変えて、11万枚の磁区画像を計算した。そのうち10万枚を教師データに、1万枚のテストデータに利用した。機械学習にはSONY社が開発したSONY Neural Network Consoleを利用した。用いたCNNのストラクチャー構造は12層になっており、10層の畳み込み層と2層の全結合層で構成されている。エポック数100、バッチサイズ64でトレーニングさせた。

実験に用いた素子構造はSi基板/Ta(d)/Pt(2.6 nm)/Co(0.9 nm)/MgO(2 nm)/Ta(1 nm)である。稼働型シャッターを利用して、下部のTa層は傾斜膜になっており、0-3 nmに変化させた。この膜厚に依存してDMIや磁気異方性が変化する。上部のMgO(2 nm)/Ta(1 nm)層はCo超薄膜の酸化防止用の保護膜である。

4. 研究成果

まずDMI交換定数のみ変数として扱い、機械学習によって画像データから推定が可能であるか調べた。この実験では教師データ、テストデータ共にシミュレーションによって作製された磁区画像を用いた。図3(a)に示すのが、その時の磁区画像である。人の眼にはランダムな磁区構造に見えるが、軸のサイズに注目すると、DMI交換定数が大きくなるにつれて細かくなっているようにも見える。この画像データによって推定した結果が図3(b-c)である。DMI交換定数は0-1.00 mJ/m^2 に変えている。0.05 mJ/m^2 以上の領域で、設定値と推定値に比例関係が現れているのがわかる。推定誤差はおおよそ0.046 mJ/m^2 であり、高い精度で推定できることが明らかになった。

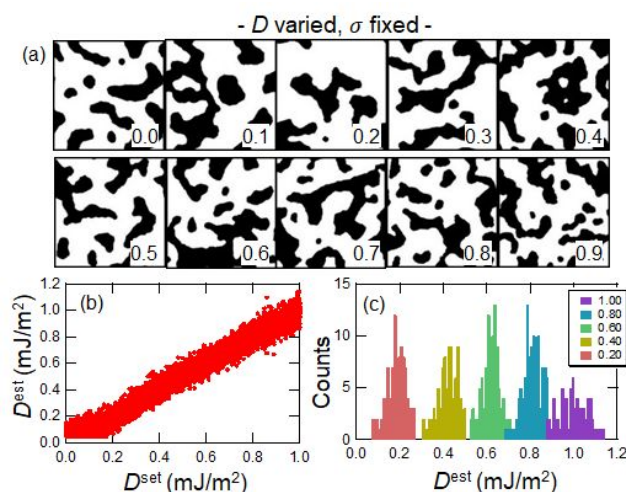


図3(a) シミュレーションによって作られた磁区画像。右下の数値はDMIの大きさを表し、単位は mJ/m^2 である。(b) DMIの設定値と機械学習によるDMIの推定値の関係。(c) 設定したDMIを固定した際に、推定値ばらつきをヒストグラムで表した。おおよそ推定値を中心にガウス分布をしている様子が見取れる。

次にDMI定数と異方性分散の2つのパラメータを変化させた場合、両方のパラメータの同時推定が可能かどうか調べた。この実験でも教師データ、テストデータ共にシミュレーションによって作製された磁区画像を用いた。図4(a)に示すのが、その時の磁区画像である。DMI定数のみを変化させていた場合、磁区サイズがDMI定数に依存している様子が見取れたが、異方性分散を変化させると、磁区サイズの依存性は主に異方性分散で決まるため、人の眼にはDMI定数と磁区構造に関係がないように見える。この画像データを用いることによって推定した結果が図4(b-c)である。DMI交換定数は0-1.00 mJ/m^2 に変えている。異方性分散は0-0.20に変えている。図4(b-c)を見ると設定値と推定値に比例関係が現れているのがわかる。推定誤差はおおよそ0.045 mJ/m^2 と0.005であり、高い精度で2つのパラメータの同時推定が可能であることが明らかになった。

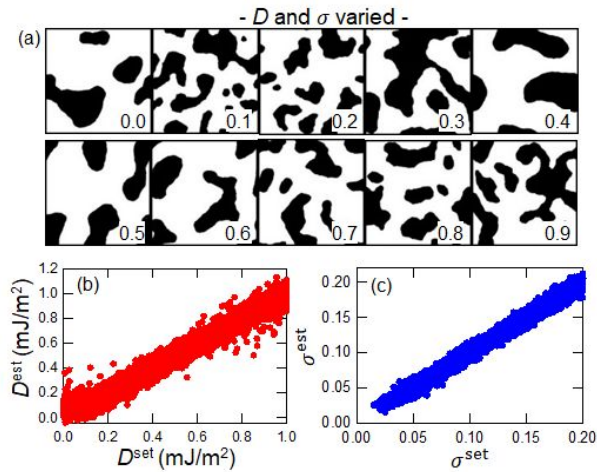


図 4(a) シミュレーションによって作られた磁区画像. 右下の数値は DMI の大きさを表し, 単位は mJ/m² である. このシミュレーションでは異方性分散はランダムに変化させている. (b) DMI の設定値と機械学習による DMI の推定値の関係. (c) 設定した DMI を固定した際に, 推定値ばらつきをヒストグラムで表した. おおよそ推定値を中心にガウス分布をしている様子が見て取れる.

次にテストデータに実際の実験画像を用いた研究を行った. 用いた素子構造は図 5(a) のようになっている. Co 薄膜の DMI の測定には面内磁場を印加しながら保磁力を測定する方法を用いた. 保磁力測定にはホール抵抗測定による方法を用いるために, フォトリソグラフィによって, ホールバー構造に加工した. 図 5(b) が保磁力の面内磁場依存性である. このデータをフィッティングすることによって DMI 値と磁気異方性定数を測定することができる. 測定された結果が, 図 5(c-d) であり下部の Ta 層の厚みに依存して変化しているのがわかる.

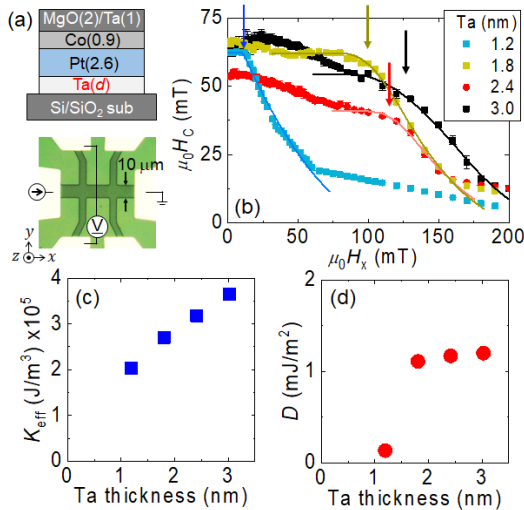


図 5(a) 素子構造の概念図. 下部の Ta 層の膜厚を変えることで, DMI を変調している. 下図は光学顕微鏡画像である. (b) 保磁力の面内磁場依存性. (c) フィッティングから求めた有効磁気異方性の Ta 膜厚依存性. (d) フィッティングから求めた DMI 定数の Ta 膜厚依存性.

図 6(a) は実験的に計測された磁区画像データである. この画像は, 磁気トンネル接合素子が先端についた特殊なプローブ顕微鏡を用いて取得された. 図 6(b) はこれらの画像データを用いて推定した DMI 定数である. 実験値である赤丸と比較すると, おおよそ一致する傾向が得られた. また図 6(c) は磁気異方性定数の推定結果であり, Ta 薄膜の増加と共に減少する傾向が現れた. Ta 層は主に膜のラフネスを抑える特徴があるため, この結果は定性的に説明できる.

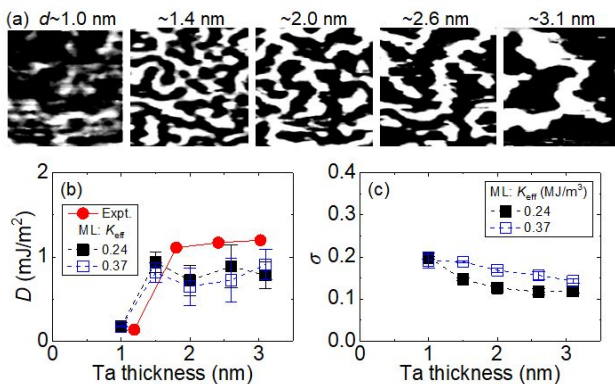


図 6(a) 実験的に計測された磁区画像. (b) 機械学習によって推定された DMI 定数と実験的に計測された DMI 定数の Ta 膜厚依存性. (c) 機械学習によって推定された異方性分散の Ta 膜厚依存性.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Kawaguchi Masashi, Tanabe Kenji, Yamada Keisuke, Sawa Takuya, Hasegawa Shun, Hayashi Masamitsu, Nakatani Yoshinobu	4. 巻 7
2. 論文標題 Determination of the Dzyaloshinskii-Moriya interaction using pattern recognition and machine learning	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 npj Computational Materials	6. 最初と最後の頁 20:1-7
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1038/s41524-020-00485-2	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計3件（うち招待講演 0件/うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Masashi Kawaguchi, Kenji Tanabe, Keisuke Yamada, Takuya Sawa, Shun Hasegawa, Masamitsu Hayashi, Yoshinobu Nakatani
2. 発表標題 Determination of the Dzyaloshinskii-Moriya interaction from a single magnetic domain image using image recognition
3. 学会等名 第68回応用物理学会春季学術講演会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 田辺賢士、河口真志、山田啓介、澤拓哉、長谷川隼、林将光、仲谷栄伸
2. 発表標題 機械学習を利用した磁気パラメータの推定
3. 学会等名 日本物理学会第76回年次大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Kenji Tanabe, Masashi Kawaguchi, Keisuke Yamada, Takuya Sawa, Shun Hasegawa, Masamitsu Hayashi, Yoshinobu Nakatani
2. 発表標題 Determination of the Dzyaloshinskii-Moriya interaction from a single magnetic domain image using machine learning INTERMAG 2021 Conference
3. 学会等名 INTERMAG 2021 Conference（国際学会）
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究 分担者	田辺 賢士 (Tanabe Kenji) (00714859)	豊田工業大学・工学(系)研究科(研究院)・准教授 (33924)	
研究 分担者	山田 啓介 (Yamada Keisuke) (50721792)	岐阜大学・工学部・助教 (13701)	
研究 分担者	河口 真志 (Kawaguchi Masashi) (90792325)	東京大学・大学院理学系研究科(理学部)・助教 (12601)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------