

4章 データ科学の利活用

1節 データ科学の利活用の現状と将来

1.1 データ科学とパワエレ

キーワード: 人工知能 (AI), 機械学習 (ML)

データ科学とは新しい学問体系であり、現実のデータを分析し、そこから事象の本質を明らかにすることを目的とする。データから引き出される有益な知見や洞察を様々な現実の問題解決に応用することで、あらゆる既存分野への波及効果を持つ。統計学、プログラミング、AI、ML など、既存学問体系の技術を分野横断的に組み合わせることで様々な問題解決に役立てる。

AI とは、人間の知的な振る舞いをコンピュータ上で実現しようとする技術の総称であり、その中核にある ML はデータからパターンや規則性を学習してモデルを構築する手法を指す。従来は人間がプログラムの中で明示的に与えていた「判断ルール」を、機械学習では大量のデータを用いてアルゴリズム自らが発見する。例えば画像認識や音声アシスタントで用いられるディープラーニング (深層学習) は、多層の人工ニューロン (ニューラルネットワーク: NN) によって複雑なパターンを自動抽出・学習する機械学習の一種である。これにより AI システムは、人間のように試行錯誤しながら予測精度を高めることが可能となる。つまり、AI とは広義には知的処理全般を指し、ML はデータに基づきモデルを改善していく AI の手法群といえる。

こうした AI/ML 技術は近年急速に進歩し、様々な産業分野で活用が広がっている。パワエレ分野でも例外ではなく、設計の自動化や制御の高性能化、故障予知による保守最適化などへの応用が模索されている⁽¹⁾⁽²⁾。本節では、パワエレ分野における AI/ML 活用事例を、設計・磁性部品・制御・故障予知・設計最適化の観点から紹介し、最後に将来の展望と課題について述べる。

文献

- (1) “Researchers use AI to find new magnetic materials without critical elements”, <https://www.ameslab.gov/news/researchers-use-ai-to-find-new-magnetic-materials-without-critical-elements#:~:text=Machine%20learning%20,a%20material%20maintains%20its%20magnetism>
- (2) K. A. Ibrahim, P. C.-K. Luk, Z. Luo, S. Y. Ng, and L. Harrison: “Revolutionizing power electronics design through large language models: Applications and future directions”, *Computers and Electrical Engineering*, Vol.123, Part D, DOI: 10.1016/j.compeleceng.2025.110248. (2025)

1.2 パワエレ回路設計における AI/ML 活用

キーワード: 回路設計, シミュレーション, 設計空間探索

パワエレ機器の回路設計プロセスは、要件定義からトポロジー選定、部品値の決定、熱設計、信頼性評価まで多岐にわたり、設計者の経験に頼った反復的試行を必要としていた。従来は熟練技術者の知見に基づき手作業でパラメータ調整やトポロジーの検討を行うため、目標性能に収束させるまでに時間を要した。AI/ML の導入によって、この設計プロセスの一部を自動化・効率化する取り組みが進んでいる⁽¹⁾。

具体的には、サロゲートモデル (代理モデル) の活用が挙げられる。高精度な回路シミュレーションや物理モデル計算は時間を要するが、その振る舞いを模倣する ML モデルを用意すれば計算コストを大幅に削減できる。例えばニューラルネットワークを用いて回路や部品の特性を近似することで、設計パラメータを入力すると出力性能や熱特性を即座に予測できるようになる。文献⁽²⁾では、FFNN (フィードフォワード NN) による熱特性と劣化予測モデルを構築し、設計パラメータから半導体素子の接合部温度変動や年間の劣化度合いを高速に見積もることに成功している。このように AI ベースの近似モデルによって、シミュレーションに要する時間を減らし設計の試行回数を増やすことで、設計サイクルの短縮が可能となる。

さらに、ML は設計空間の探索にも活用されている。設計目標 (損失最小化や効率最大化など) と制約条件を定義した上で、最適なトポロジーや部品値を探索する問題は、しばしば組み合わせ爆発を伴う問題として扱える。この解決に、遺伝的アルゴリズム (GA) や粒子群最適化 (PSO) 等のメタヒューリスティクス (進化的アルゴリズム) が利用されてきた。AI 技術を用いることで、人間の直感に頼らずデータ駆動で広範な設計候補を評価でき、従来見落としていた高性能な設計解を発見で

きる可能性がある。総じて、AI/MLの導入により回路設計の初期段階から自動評価・最適化が進み、試作とテストに費やす労力を削減しつつ設計精度を高めることが期待される。これについては第2節にて詳しく述べる。

もっとも、AIがあれば何でも解決できるわけではなく、従来の解析モデルを基盤とすることは依然として不可欠である。解析モデルにAIを統合することで、理論的裏付けとデータ駆動の強みを兼ね備えた実用的かつ信頼性の高い設計支援が可能となり、過度なブラックボックス依存を避けつつ設計サイクルの革新を実現できる。

文献

- (1) S. Zhao, F. Blaabjerg and H. Wang : “An Overview of Artificial Intelligence Applications for Power Electronics”, IEEE Trans. Power Electron, Vol.36, No.4, pp.4633-4658, DOI: 10.1109/TPEL.2020.3024914, (2021)
- (2) T. Dragicevic, P. Wheeler, and F. Blaabjerg : “Artificial intelligence aided automated design for reliability of power electronic systems”, IEEE Trans. Power Electron., Vol.34, No.8, pp.7161-7171, DOI: 10.1109/TPEL.2018.2883947 (2019)

1.3 磁性部品の特性予測・材料開発へのAI/ML応用

キーワード: 磁性部品, 磁性材料

パワエレで重要な役割を担うインダクタや変圧器などの磁性部品についても、AI/MLの活用が進んでいる。磁性材料の振る舞い(例えば磁心の磁化特性や磁心損失)は非線形かつ周波数依存性が強く、従来の物理モデルだけでは高い精度で再現することが困難であった⁽¹⁾。この課題に対し、機械学習による磁性材料特性のモデリングに取り組む研究が多くみられる。

例えば、オートエンコーダ型の深層学習モデルを用いて、周波数数 MHz 領域・飽和領域まで含む磁心特性(B-Hカーブや損失特性)を学習し、広範な条件で高精度に磁気特性を再現する手法が提案されている⁽²⁾。このようなモデルを使うことで、実測データに基づき磁性部品の特性を精密に予測でき、設計時に鉄損やインダクタンス変動を迅速に見積もることが可能となる。実際、適切に構成した深層NNにより磁心損失を高精度にモデル化する研究成果もあり、高周波動作時の鉄損推定にAIが有用であることが示されている⁽³⁾。

また、大規模データベースとAIを組み合わせた磁性部品開発も進展している。プリンストン大学では磁性材料の実験データを集積したオープンデータベース「MagNet」を構築し、これを用いて磁性体部品の効率的な設計や磁性材料特性の高精度モデリングを行うプロジェクトが進められている⁽⁴⁾。MagNetのような豊富なデータとディープラーニングを組み合わせることで、従来手作業では困難だった磁性部品設計の最適化が加速されている。

さらに材料研究の分野では、新しい磁性材料(磁石材料)の探索にもAIが活用されている。アメリカ・エイムズ研究所のチームは、レアアース(希土類)などのクリティカル素材を含まない新規永久磁石を発見するために機械学習モデルを開発した。そのモデルは様々な組成の材料のキュリー温度を予測し、高温でも磁性を保つ有望な組成を絞り込むことに成功している⁽⁵⁾。ここで重要なのは、単に新しい材料を探索するのではなく、最終的なアプリケーション側の要求、つまり「出口の要求」から逆算して必要な材料プロパティを定義し、その条件を満たす候補をAIで効率的に抽出する点である。このようにAIを用いることで、実験に頼った従来の材料探索よりも効率的に高性能磁性材料の候補を発見でき、将来のインダクタやモータ用磁石の飛躍的性能向上につながるが見込まれる。

文献

- (1) P. Leszczynski, K. Kutorasinski, M. Szewczyk and J. Pawlowski : “Machine-Learned Models for Power Magnetic Material Characteristics”, IEEE Trans. Power Electron, Vol.40, No.1, pp.1554-1562, DOI: 10.1109/TPEL.2024.3333333, (2025)
- (2) H. Li, D. Serrano, T. Guillod, S. Wang, E. Dogariu, A. Nadler, M. Luo, V. Bansal, N. K. Jha, Y. Chen et al : “How MagNet: Machine learning framework for modeling power magnetic material characteristics”, IEEE Trans. Power Electron, Vol.38, No.12, pp.15829-15853, DOI: 10.1109/TPEL.2023.3333334, (2023)
- (3) X. Shen, H. Wouters and W. Martinez : “Deep Neural Network for Magnetic Core Loss Estimation using the MagNet Experimental Database”, 2022 24th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'22 ECCE Europe), Hanover, Germany, pp.1-8, DOI: 10.23919/EPE22ECCEurope.2022.1234567, (2022)
- (4) “DataX - researchers use machine learning to model power magnetic material characteristics in advanced power electronics”, <https://partnerships.princeton.edu/news/2023/datax-researchers-use-machine-learning-model-power-magnetic-material-characteristics>
- (5) “Researchers use AI to find new magnetic materials without critical elements”, <https://www.ameslab.gov/news/researchers-use-ai-to-find-new-magnetic-materials-without-critical-elements>

1.4 リアルタイム制御（インバータ制御・モータドライブ等）への ML 応用

キーワード：ファジィ制御，強化学習，AI 制御

パワエレの制御分野でも，AI/ML は高機能な制御アルゴリズムの実現に活用されている。インバータやコンバータのスイッチング制御，モータドライブのベクトル制御，再生可能エネルギー用パワコンの最大電力点追従（Maximum Power Point Tracking: MPPT）制御など，高度な制御には専門的な知識と経験が必要とされていた。AI/ML はこれらの制御則をデータから学習させたり，最適化手法でチューニングしたりすることで，人手では得がたい性能を引き出すポテンシャルを持つ。

初期の応用例としてはファジィ制御が挙げられる。ファジィ推論は専門家の知識を「If~Then~」形式のルールに落とし込み，多少の不確実性があっても安定な制御を実現する AI 手法と言える。パワエレ分野でも古くから導入が進み，例えばモータ速度制御や太陽光発電の MPPT 制御にファジィ制御を適用した事例が多数報告されている⁽¹⁾。ファジィ制御は非線形性の高いシステムでもロバストに動作可能であるが，ルール設計に専門知識が要するなどの課題もあり，近年ではニューラルネットワーク制御や強化学習制御への移行が進んでいる。

NN を用いた制御則はブラックボックス近似とも呼ばれ，システムの厳密な数理モデルが不明でも入力出力データから最適な制御関数を学習できる点が利点と言える。NN ベースの制御器は十分な訓練データがあれば任意精度で非線形関数を近似可能であり，モデル知識をあまり要しないことが逆に適応性の向上につながるとされている。例えばスライディングモード制御特性を NN に学習させ，チャタリング現象を軽減する研究が報告されている⁽²⁾。また GA による PID ゲイン自動調整では，人手調整では困難な最速応答が得られている⁽³⁾。これらは制御パラメータの調整を最適化問題とみなし，メタヒューリスティクスで解決した例である。

一方，制御分野の最新トレンドとして強化学習（Reinforcement Learning: RL）の活用も注目されている。強化学習は試行錯誤により「報酬」が最大となるような方策を自律的に学ぶ手法で，予め用意した訓練データを必要としないため，環境と対話しながらリアルタイムに最適制御則を獲得できる。例えば風力発電システムの MPPT 制御に Q 学習型の RL を適用し，風の変動に応じて逐次的に発電最大化を図る手法が提案されている⁽⁴⁾。RL は動的に変化する状況下での最適化に強みを持ち，将来的にはモータドライブの高効率運転やマルチコンバータシステムの協調制御などへの応用が期待される。

これら AI 制御の効果を示す具体例として，メタヒューリスティクスを用いた制御最適化の成果が報告されている。例えば，局所極大に陥りがちな部分影下の太陽光 MPPT 問題に蟻コロニー最適化（Ant-Colony Optimization: ACO）を適用すると，グローバルな収束性と陰影パターンへのロバスト性が向上することが示されている⁽⁵⁾。また単相インバータの PWM 波形最適化において免疫アルゴリズム（Immune Algorithm: IA）を用いたところ，低い高調波歪み（THD 0.79%）を達成し，ヒステリシス制御（THD 1.23%）などと比較して良好な性能が得られることも報告されている⁽⁶⁾。これらは AI アルゴリズムによる制御が従来手法を上回る性能やチューニング効率を示した一例である。ただし一方で，実時間での演算処理や制御の安定保証といった課題もあり，産業応用には慎重な検証とハードウェア実装上の工夫が必要である。

文献

- (1) M. G. Simoes, B. K. Bose, and R. J. Spiegel : "Design and performance evaluation of a fuzzy-logic-based variable-speed wind generation system", IEEE Trans. Ind. Appl., Vol.33, No.4, pp.956-965, DOI: 10.1109/28.605737, (1997)
- (2) R. J. Wai and L. C. Shih : "Adaptive fuzzy-neural-network design for voltage tracking control of a DC-DC boost converter", IEEE Trans. Power Electron., Vol.27, No.4, pp.2104-2115, DOI: 10.1109/TPEL.2011.2178411, (2012)
- (3) L. Galotto, J. O. P. Pinto, J. A. B. Filho, and G. Lambert-Torres : "Recursive least square and genetic algorithm based tool for PID controllers tuning", in Proc. Int. Conf. Intell. Sys. Appl. Power Syst., DOI: 10.1109/ISAP.2007.4441623, (2007)
- (4) C. Wei, Z. Zhang, W. Qiao, and L. Qu : "Reinforcement-learning-based intelligent maximum power point tracking control for wind energy conversion systems", IEEE Trans. Ind. Electron., Vol.62, No.10, pp.6360-6370, DOI: 10.1109/TIE.2015.2420792, (2015)
- (5) L. L. Jiang, D. L. Maskell, and J. C. Patra : "A novel ant colony optimization-based maximum power point tracking for photovoltaic systems under partially shaded conditions", Energy and Buildings, Vol.58, pp.227-236, DOI: 10.1016/j.enbuild.2012.12.001, (2013)
- (6) J. Yuan, B. Chen, B. Rao, C. Tian, W. Wang, and X. Xu : "Possible analogy between the optimal digital pulse width modulation technology and the equivalent optimisation problem", IET Power Electron., Vol.5, No.7, pp.1026-1033, DOI: 10.1049/iet-pel.2011.0276, (2012)

1.5 故障予知・異常検知への AI/ML 活用

キーワード：経年劣化，予知保全，使用可能寿命

パワエレシステムの信頼性を高度に向上させるため，故障予知・異常検知の分野でも AI/ML が活用されている。パワエレ機器内部のコンデンサや半導体素子は経年劣化し性能低下を起こすが，AI/ML を使ってセンサデータからその兆候を早期に検出できれば，計画的な部品交換によって不意のダウンタイムを防ぐことができる。近年，エネルギーインフラや製造装置など

で予知保全を導入する動きがあり、AI/MLによって長期的な劣化を予測し、様々なシナリオで機器をテストし始めている⁽¹⁾。

異常検知のアプローチは大きく教師あり学習と教師なし学習に分けられる。教師ありの場合、過去の故障データを用いて正常・異常の分類器（例えば NN やサポートベクタマシン（SVM））を訓練し、新たなデータに対して故障モードを自動判別する。例えば、入力電圧・電流と出力電流を入力とし出力電圧を推定する FFNN を構築することで、整流回路の異常を検知する試みがある⁽²⁾。これは NN が正常な入出力関係を学習し、実測出力との誤差が閾値を超えれば異常とみなす方式で、センサデータから人間の熟練工のように異常兆候を察知する。

一方、故障データが十分揃わない場合には教師なし学習（異常度検知）が有効となる。正常時データのみを学習しておき、そこから外れた振る舞いを異常とみなす手法で、クラスタリング（k-means）や自己組織化マップ（SOM）、Isolation Forest などが用いられる。例えば、Isolation Forest アルゴリズムを用いた異常検知モデル「ResFaultyMan」が提案されており、多様な故障シナリオに適応可能であることが示されている⁽³⁾。このモデルはツリー構造により外れ値（異常挙動）を効果的に隔離し、One-Class SVM や局所外れ値因子法よりも高い精度でパワエレ装置の異常を検出できる。

故障予知では、現在の劣化状態から残りの使用可能寿命（RUL: Remaining Useful Life）を推定する研究も進められている。例えば、DC-DC コンバータの RUL を予測するため、グレイウルフ最適化とサポートベクタ回帰（SVR）を組み合わせた手法が報告されている⁽⁴⁾。このように統計的データ駆動手法によって、コンデンサの容量低下や半導体のオン抵抗上昇などの劣化指標の推移を予測し、故障に至る時間を定量的に見積もることができる。予測結果はメンテナンス計画の最適化に活かされ、必要となしに必要部品交換を行う予知保全が可能となる⁽¹⁾。

既に産業界でも、一部の先進的なパワエレ製品には自己診断や予兆検知の機能が取り入れられつつある。例えば大規模な再生可能エネルギー設備や産業用インバータでは、温度・振動・電流センサ等のデータをクラウド上に収集し、機械学習モデルで劣化を分析する試みが進んでいる。こうした PHM（Prognostics and Health Management）技術は、IEEE の標準フレームワークとも整合しつつ発展しており⁽⁵⁾、今後パワエレ分野における信頼性向上のキーテクノロジーとなることが期待される。

文献

- (1) “Predictive maintenance of power electronic devices”, <https://www.power-and-beyond.com/predictive-maintenance-of-power-electronic-devices-a-d65a313b45cee52f31419111a211cdd4/>
- (2) T. Dragicevic, P. Wheeler, and F. Blaabjerg : “Artificial intelligence aided automated design for reliability of power electronic systems”, IEEE Trans. Power Electron., Vol.34, No.8, pp.7161-7171, DOI: 10.1109/TPEL.2018.2877820, (2019)
- (3) A. Safari, M. Sabahi, A. Oshnoei : “ResFaultyMan: An intelligent fault detection predictive model in power electronics systems using unsupervised learning isolation forest”, Heliyon, Vol.10, No.15, DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e35243, (2024)
- (4) L. Wang, J. Yue, Y. Su, F. Lu, and Q. Sun : “A novel remaining useful life prediction approach for superbuck converter circuits based on modified grey wolf optimizer-support vector regression”, Energies, Vol.10, No.4, DOI: 10.3390/en10040459, (2017)
- (5) “IEEE Standard Framework for Prognostics and Health Management of Electronic Systems”, IEEE Standard 1856-2017, pp.1-31, DOI: 10.1109/IEEESTD.2017.8227036 (2017)

1.6 トポロジー選択・パラメータ最適化への AI/ML 応用

キーワード: トポロジー選択, 多目的最適化, パレート解

パワエレ回路のトポロジー（回路方式）選択やパラメータ最適化の領域でも、AI/ML が有力なソリューションとして注目されている。従来、設計者は要求仕様に基づいてブーストやフライバックなど適切なコンバータトポロジーを選び、経験と解析に基づき部品値を調整してきた。AI/ML を用いることで、この過程を自動化し最適解を探索するシステムが提案されている。

最新の研究例として、ミシガン大学などのグループが開発した「ML-ACCEPT」システムでは、ML を用いて与えられた仕様に適した DC-DC コンバータの回路方式クラスを自動で推奨し、その後 RL と深層 NN を組み合わせて最終的な素子値を最適化するという枠組みが示されている⁽¹⁾。このシステムでは複数の AI 技術をハイブリッドに用いることで、設計者の入力から高精度に最適トポロジーと設計パラメータを提案できる。従来は専門家の経験や手引きに頼っていた初期回路選定を、データ駆動型で自動化できる革新性がある。

また、別の手法ではディープラーニングを用いたサロゲートモデルで各種トポロジーの性能指標を予測し、最も効率の高いコンバータ方式を選択する試みも行われている⁽²⁾。この論文では、代表的な DC/AC コンバータについて大量のシミュレーションデータを用いて個別に DNN モデルを学習させ、入力仕様から各トポロジーの予想効率を即座に出力できるようにした。その上で強化学習エージェントが DNN による予測結果を評価しながら探索を行い、追加の大規模シミュレーションを行うことなく最適な方式を高速に決定できる。このようなアプローチにより、複数トポロジー間の比較検討に要する時間を飛躍的に短縮できる。

パワエレ設計の多目的最適化にも AI/ML が活用されている。例えば、電力変換器の効率・コスト・重量といった複数目標

を同時に最適化する際には、パレート最適解の集合を求める必要がある。この問題に対し、遺伝的アルゴリズムの一種である非劣ソート GA (NSGA-II) などがたびたび用いられる。文献⁽³⁾では、IGBT パワーモジュールの設計最適化に NSGA-II を適用し、熱特性や寿命特性を考慮した最適なデザイン集合を得ることに成功している。このような進化的手法は AI というより最適化アルゴリズムであるが、広義の AI 技術として位置付けられ、近年は GA や PSO の改良型も含め積極的に活用されている。さらに、ディープラーニングや強化学習と組み合わせることで離散的なトポロジーの自動生成を視野に入れた研究も現れている⁽⁴⁾。

以上のように、AI/ML はパワエレの設計最適化プロセス全般に浸透しつつある。トポロジーの選定から部品値算出、レイアウトの最適化（配線パターンの最適化）や熱設計に至るまで、様々なステップでデータ駆動の自動最適化は、設計に要する時間とコストの大幅削減に直結する。

文献

- (1) “ML-ACCEPT: Machine-Learning-enhanced Automated Circuit Configuration and Evaluation of Power Converters”, <https://www.suwencong.com/Home/ml-accept>
- (2) A. S. Gabriel, V. Bui, and W. Su : “A Deep-Neural-Network-Based Surrogate Model for DC/AC Converter Topology Selection Using Multi-Domain Simulations”, *Energies*, Vol.17, No.24, DOI: 10.3390/en17246467, (2024)
- (3) B. Ji, X. G. Song, E. Sciberras, W. P. Cao, Y. H. Hu, and V. Pickert : “Multiobjective design optimization of IGBT power modules considering power cycling and thermal cycling”, *IEEE Trans. Power Electron.*, Vol.30, No.5, pp.2493-2504, DOI: 10.1109/TPEL.2014.2347319, (2015)
- (4) S. Wang, Y. Murphey, W. Su, M. Wang, V. H. BUI, F. Chang, C. Huang, L. Xue, F. L. Silva, and R. Glatt : “An Intelligent System for Automatic Selection of DC-DC Converter Topology with Optimal Design”, <https://openreview.net/forum?id=bKfkgrx0mRI>

1.7 今後の研究トレンドと技術的課題・展望

キーワード: トポロジー選択, 多目的最適化, パレート解

パワエレ分野に AI/ML を本格導入するにあたり、いくつかの技術的課題と克服すべき挑戦的課題が指摘されている⁽¹⁾。第一に計算量の問題が挙げられる。ディープラーニングや進化的アルゴリズムは高い演算コストを要する場合があり、マイクロ秒オーダーの制御周期で動作するパワエレ制御へ直接適用するのは困難である。今後は FPGA や専用 AI アクセラレータの活用、モデル軽量化（蒸留や量子化）といったリアルタイム実装技術の発展が不可欠と言える。第二に学習データが十分に確保できないという問題がある。特に故障予知ではレアな故障データが十分存在しないケースが多く、シミュレーションやデータ拡張によるデータ補強が求められる。デジタルツイン技術で仮想データを生成し AI を訓練するといったアプローチも有望であり、深く検討されるべきである⁽²⁾。第三に実装上の制約への対応が挙げられる。産業界で AI を導入するには、安全性・信頼性の検証や既存システムとの統合が課題となる。ブラックボックスモデルである深層学習の説明可能性 (XAI) を高め、予測結果に対するエンジニアの理解と信頼を得ることも重要なテーマと言える。その意味でも解析モデルは依然として重要であり、解析モデルと AI の統合は有力な方向性である。

こうした課題を踏まえつつ、将来的なトレンドとしてはいくつかの方向性が期待される。異分野融合と総合最適がその一つと言える。パワエレ分野の専門知識（ドメイン知識）と AI 分野の知見を掛け合わせ、物理法則に反しない形で学習を行う物理インフォームドな AI や、制約条件を考慮した最適化アルゴリズムの開発が進むと考えられる。実際、電力工学とデータ科学の研究者が協働する例が増えており、高度なモデルベース制御と機械学習を統合したハイブリッド手法が発展していくと考えられる。さらに、例えば磁性素子の物理パラメータから特性を導出するサロゲートモデルを逆方向に伝搬させることで、出口要求を満足するための物理パラメータを予想することができる。これにより、磁性素子の開発目標を定める「逆問題」アプローチへつながる。

また、大規模言語モデル (LLM) の活用も新たな方向性として重要である。2024 年には GPT のような生成 AI を用いて、与えられた要件からパワエレ回路の設計パラメータを自動算出する試みが報告された⁽³⁾。この研究では OpenAI の基盤モデルを用いた設計が既存文献と同等の性能を示し、設計プロセスの自動化に LLM が有望であることが示唆されている。2025 年には、GPT を中核とし API を介して回路シミュレータや Python ベースの最適化プログラムと連携する対話型設計ツールが提案されている。ここでは、あらかじめ代表的な回路トポロジーを登録しておき、設計者との自然言語対話を通じてトポロジー選択や最適化制御を実現する。さらに、目的関数も対話の中で柔軟に設定できるため、LLM が従来の GUI に代わる高度なユーザインタフェースとして機能している⁽⁴⁾。このように、専門知識を学習した LLM が設計者のアシスタントとして振る舞い、仕様書から自動的に回路図や制御則のドラフトを生成する未来はそう遠い話ではない。

最後に、産業応用への展開について検討する。再生可能エネルギーシステム、電気自動車用パワエレ機器、データセンター電源など、実社会でパワエレ装置が大量に設置される領域では、AI による効率最適化運転や予知保全サービスがビジネスとして拡大する。例えばスマートグリッドでは各電力変換器が IoT でつながり、クラウド AI が需給予測と機器制御を最適化する

るといったシナリオも現実味を帯びている。これによりエネルギー利用の効率化・安定化に寄与でき、カーボンニュートラル社会の実現にも貢献するはずである。

AI/ML のパワーエレクトロニクス分野への活用は、設計・制御・保守のライフサイクル全般にわたり大きな潜在力を持っている。現時点では研究段階の技術も多いものの、基盤となるデータの整備や計算資源の進歩に伴い、学術研究と産業応用の双方でブレークスルーが加速すると期待される。今後の課題に対処しつつ AI とパワーエレクトロニクス融合が深化することで、より高効率で信頼性の高いパワーエレクトロニクスシステムの実現に向けた新たな展開が期待される。

文献

- (1) K. Neelashetty and V. Dakulagi : “Artificial intelligence in power electronics: Trends and applications”, ShodhKosh: Journal of Visual and Performing Arts, Vol.5, No.4, pp.1375-1385(2024)
- (2) “Predictive maintenance of power electronic devices”, <https://www.power-and-beyond.com/predictive-maintenance-of-power-electronic-devices-a-d65a313b45cee52f3141911a211cdd4/>
- (3) K. A. Ibrahim, P. C.-K. Luk, Z. Luo, S. Y. Ng, and L. Harrison : “Revolutionizing power electronics design through large language models: Applications and future directions”, Computers and Electrical Engineering, Vol.123, Part D, DOI : 10.1016/j.compeleceng.2025.110248. (2025)
- (4) F. Lin, X. Lim, W. Lei, J. J. Rodriguez-Andina, J. M. Guerrero, C. Wen, X. Zhang, and H. Ma : “PE-GPT: A New Paradigm for Power Electronics Design”, IEEE Trans. Ind. Electron., Vol.72, No.4, pp.3778-3791(2025)

2 節 パワエレ回路設計への AI/ML の利活用

2.1 AI/ML 視点からの回路設計の問題記述

キーワード：回路モデル，評価関数，最適回路設計，微分方程式ソルバ，ヒューリスティック最適化

一般的に、パワーエレ回路は定常状態において $\dot{x} = f(x, \theta, \lambda)$ で表される。ここで、 x は回路の状態変数、 $\theta = \omega t$ は角変位、 λ は回路パラメータを示す。さらに、パワーエレ回路の条件は定常状態で議論されることが多く、任意の θ において $x(\theta) = x(\theta + 2\pi)$ を満足するとき、時刻 θ は定常状態にあると言える。この定義のもと、パワーエレ回路の設計問題の多くは、評価関数 $F(x, \theta, \lambda)$ を最大化（または最小化）するパラメータ λ を求める最適化問題に帰着する。ここで F には、出力電力、電力変換効率、スイッチング電圧、素子体積等、計算機上で表現できるものはほぼ含めることができる。

この最適化問題を解くにあたり、伝統的な解析アプローチでは限界があり、計算機による解探索が効果的である。ソフトウェアとして必要な要素は評価関数を推定するシミュレーション部と最適化アルゴリズムである。

2.2 AI/ML による最適化ソフトウェアの構成例

キーワード：最適回路設計，微分方程式ソルバ，ヒューリスティック最適化

図 4.2.2.1 に最適化ソフトウェアの概念図を示す。この中で、「回路モデルの記述」では回路トポロジと素子に応じた回路方程式を与えるユニットである。例えば、スイッチングデバイスの出力容量の寄生容量の非線形性や、ダイオードのフォワード電圧等を考慮することができる。たとえば、磁性素子の幾何物理パラメータ（鉄心形状、巻線径、巻数）と電気パラメータ（自己インダクタンス、相互インダクタンス、等価直列抵抗）を関連付けるモデルを用意すれば、回路モデルの中に磁性素子設計パラメータを含ませることもできる。

「波形導出」はいわゆる回路シミュレータであり、Spice 等の汎用ソフトウェアはもちろんのこと、オイラー法、Runge-Kutta 法に基づく微分方程式ソルバを自作することも可能である。ここで、回路モデルに基づく電圧／電流波形が導出できれば、様々な回路応答を評価することができる。出力電力、電力変換効率⁽¹⁾、AC 電流の THD (Total Harmonic Distortion)、スイッチングデバイスが耐圧以下であることも条件に含めることができる⁽²⁾。

得られた評価関数値に応じて回路パラメータを変更し、最

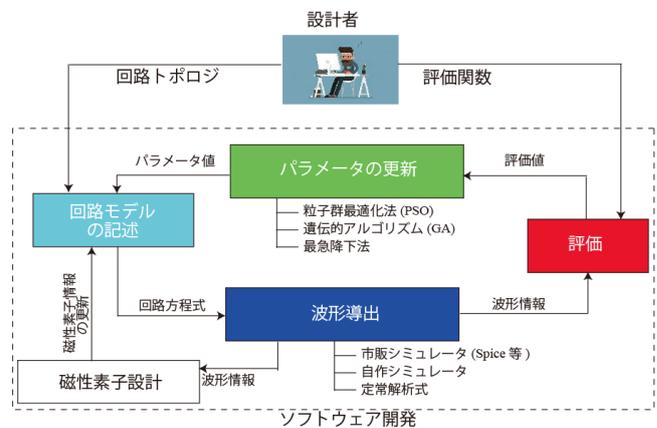


図 4.2.2.1 ソフトウェア構成

適なパラメータを探索していく。ここで、パラメータ空間は高次元となるため効率の良い解探索が求められる。例えば、粒子群最適化法 (Particle Swarm Optimization: PSO)、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)、焼きなまし法 (Simulated Annealing: SA) などのヒューリスティック最適化アルゴリズムが良く知られている。この更新されたパラメータ更新は「回路モデルの記述」に反映され、回路方程式が更新される。このループを繰り返すことで、評価関数を最小化するパラメータを導出することができ、それは最適な回路設計と同義となる。

文献

- (1) W. Xu, H. Osawa, D. Miyagi, A. Komanaka, A. Konishi, W. Zhu, K. Nguyen and H. Sekiya : “Modeling of Magnetic Component with Low Permeability Core and Its Application to Machine Learning-Based High-Frequency Converter Designs”, IEEE Energy Convers. Congr. Expo. (ECCE2025), (2025)
- (2) N. Fukuda, Y. Komiyama, W. Zhu, Y. Xie, A. Komanaka, A. Konishi, K. Nguyen and H. Sekiya : “ML-Based Fully-Numerical Design Method for Load-Independent Class-EF WPT Systems”, IEEE Trans. Circ. Syst.- I, (2025)

2.3 高周波コンバータの最適設計例

キーワード: E²級コンバータ, スwitchングデバイスモデル, 磁性素子モデル

例題として、高周波コンバータの最適設計を実施する。図 4.2.3.1 に示す E² 級コンバータに対し、ソフトウェアを用いた最適設計を行った。設計の精度の高さは各デバイスのモデリングに依存し、例えばスitchングデバイスとして用いた GaN Systems GS66516 について、オン抵抗、寄生インダクタ、寄生容量 C_{oss} の非線形性などをモデルとして組み込んでいる。また、磁性素子 (絶縁変圧器 L_1 - L_2 および共振インダクタ L_0) についても、鉄心 (比透磁率, スタインメッツ方程式のパラメータ), 巻線径, 巻数を選択肢として準備し, その組み合わせから自己インダクタンス, 相互インダクタンス, 等価直列抵抗を産出する数理モデルに組み込んでいる。このような準備のもと, 動作周波数 4 MHz において定格出力電力 1 kW, 電力変換効率を最大化する素子値をソフトウェアで導出した。図 4.2.3.2 にソフトウェアが導出した最適波形, およびそれにしたがつた実験波形を示している。回路実験の結果はソフトウェアの推定値と良く一致している。効率最大化を目指した最適化の結果, 本実験では電力変換効率 95.3 % を達成, その時点でのトップデータを出すことができた⁽¹⁾。

図 4.2.3.2 の波形から, スイッチ波形が ZVS を満足していることが分かる。また, 絶縁変圧器および共振インダクタにおいて鉄損と銅損の比率がほぼ等しくなるパラメータを最適解として提示している。ソフトウェアはただ効率を最大化することを目的として動いただけである。つまり, 最適化ソフトウェアは人から特別な理論 (知識) を何ら与えられることなく, これまで我々が理論的に正しいとしてきた効率最大化技術と同じ結論をきわめて短時間で身に着けていることになる。この事実は設計の AI 化の威力と可能性を十分示している。

文献

- (1) W. Xu, H. Osawa, D. Miyagi, A. Komanaka, A. Konishi, W. Zhu, K. Nguyen and H. Sekiya : “Modeling of Magnetic Component with Low Permeability Core and Its Application to Machine Learning-Based High-Frequency Converter Designs”, IEEE Energy Convers. Congr. Expo. (ECCE2025), (2025)

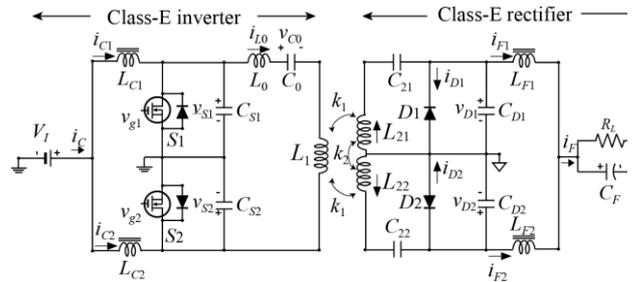


図 4.2.3.1 E²級コンバータ

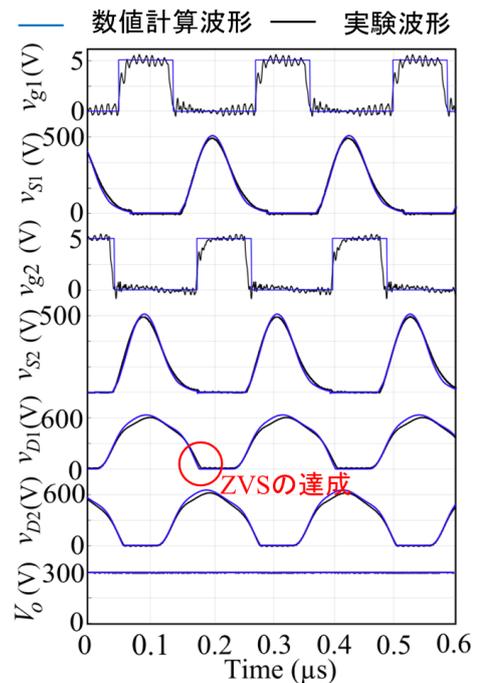


図 4.2.3.2 最適化された E²級コンバータの動作波形

2.4 AI/ML 設計の逆問題への展開

キーワード: 磁性素子モデル, 逆問題

多くのパワーエレクトロニクス回路設計では、回路設計と受動素子設計は、連動はしているが一体化しているとは言えない。磁性素子の電気パラメータ、例えば損失を決める等価直列抵抗は流れる電流に依存するが、電流は磁性素子の電気パラメータに依存するという相互依存性問題が内在する。この問題は、磁性素子設計と回路実験を交互に繰り返すことで平衡解に収束する。この繰り返しの、計算機シミュレーションを用いて繰り返し計算をさせることは自然な発想である。

一方で、前述の最適化は、回路設計の設計仕様と最適化条件から、それを実現するための磁気デバイスの物理パラメータ、幾何学パラメータ、つまり鉄心の種類、巻線径、巻数、ギャップ長などを導出しているとみられる。つまり、受動素子の物理パラメータ、幾何学パラメータを電気パラメータに変換する数理モデルまたはサロゲートモデルが存在すれば、逆向き、つまりパワーエレクトロニクス回路の設計条件を与えたとき、それを満足する磁性素子の「理想的な」物理パラメータを与えられる。これを「逆問題」と定義する。ここで提示される物理パラメータは、回路設計の立場から「達成してほしい」磁性素子の物理パラメータを示唆するものである。これにより、回路開発とデバイス開発の方向性が一致し、ミスマッチ解消につながる事が期待される。一方で、回路側から提示された物理パラメータを、現実に材料として実現できるかは別問題であり、算出したパラメータに対する材料側からのフィードバックが必要である。これを繰り返すことにより、回路側と材料側の建設的な議論が生まれる。つまり、AI/ML が回路側と材料側の開発者の仲介役を担う。これもパワーエレクトロニクス回路設計における AI 活用の一つである。

[関屋大雄]

3 節 機械学習モデリング

3.1 はじめに

キーワード: マテリアルズ・インフォマティクス, 物理モデル, 拡張型自由エネルギーモデル

マテリアルズ・インフォマティクスの進展により、物質材料の機能設計が飛躍的に進展している。近年は磁性材料を対象に、構造と機能の階層接続や、効率的な材料探索、また隠れた情報の発見など様々な研究開発が活発に行われている。とりわけ複雑な物性をデータ駆動的に解析して、新たな発見につなげるのがマテリアルズ・インフォマティクスの大きな利点である。

パワーエレクトロニクス受動素子用途の軟磁性材料は、求められる鉄損や透磁率などの機能設計が進められているが、その実現には多くの課題が残されている。特に結晶構造と磁区構造が鉄損に与える影響は非常に複雑であり、従来の解析では困難を極める。異常過電流損失はその一例であり、スタインメッツ式は高速磁化反転を扱えるものの、空間的不均一性や異常渦損を正確に取り扱うことは難しい。その背後には、様々な近似やデータの不足など、多くの問題が存在している。特に、急激な磁区構造の変化に伴う鉄損の解析手法が欠如しており、磁壁の移動速度と損失エネルギーの関係性についての基礎的な理解も十分ではなかった。その反面このような課題は、データ駆動型アプローチによるマテリアルズ・インフォマティクスの絶好のターゲットと言える。

2024年のノーベル物理学賞では、スピングラスにおける磁気相互作用の研究が、人工ニューラルネットワークの構築へと発展し、その成果が評価された。さらに同年のノーベル化学賞では、その人工ニューラルネットワークを用いたタンパク質の構造予測が達成された。これらの事例は、データ科学と磁性材料科学が本質的に高い親和性を有することを示している(図4.3.1.1)。その中で、近年磁気物理と情報科学を融合した「拡張型ランダウ自由エネルギーモデル」が開発され、鉄損のメカニズム解析が進展している。

本モデルは、鉄損の背後にある自由エネルギー地形をデータ空間で解析するもので、マクロ機能とマイクロ構造を階層を超えて接続することができる。モデルは物理に根差したホワイトボックス型で設計するため、損失メカニズムを理解することができ、機能の原因を可視化することもできる。大量のデータを活用し、隠れた相関関係や因果関係を明らかにすることで、軟磁性材料の先進的な解析と機能設計が可能とされる。本稿では、マテリアルズ・インフォマティクスの概要を述べた後、材料開発の幾つかの事例に触れると共に、自動的なデータ取得技術を述べる。そして拡張型ランダウ自由エネルギーモデルの基本原理解を説明し、様々な軟磁性材料での解析事例を述べる。また最後にマテリアルズ・インフォマティクスから見たパワーエレクトロニクスへの期待にも触れる。

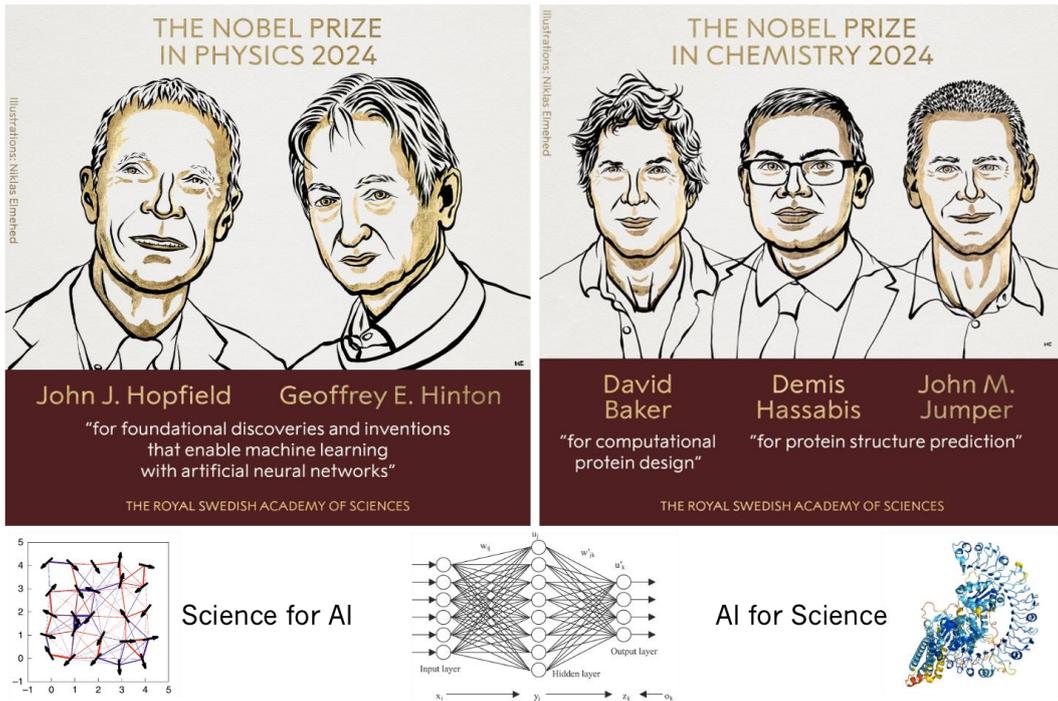


図 4.3.1.1 2024 年ノーベル物理学賞とノーベル化学賞。いずれも AI による研究成果に対して授与された。

3.2 マテリアルズ・インフォマティクスの概要

キーワード: マテリアルズ・インフォマティクス, 計測インフォマティクス

マテリアルズ・インフォマティクスは、計算と実験を統合し、高効率で高精度の材料開発を行う技術である。従来、計算と実験は独立して発展してきたが、近年ではこれらの両者を活用し、材料開発に活用する動きが加速している（図 4.3.2.1）。従来、材料開発は研究者の専門的知識や経験、さらには直感に大きく依存してきた。しかし近年、計算や実験の高速化に伴い、生成される研究データは飛躍的に増大している。このため、データ科学を導入することで、材料に内在する本質的な特徴を体

マテリアルズ・インフォマティクス: 材料科学と情報科学の融合



図 4.3.2.1 マテリアルズ・インフォマティクスの概要

系的に抽出し、従来の経験則や物理モデルだけでは捉えきれなかった知見の獲得が期待されている。また、その対象は磁性材料に限らず、電池、高分子、触媒、半導体など様々な材料に広がっている。

次に、マテリアルズ・インフォマティクスで実際に行われているアプローチをいくつか紹介したい。第一に、計算シミュレーションと機械学習を組み合わせる膨大な材料候補の中から最適な材料を探索する手法をバーチャルスクリーニングと呼び、有望な組成や構造を迅速に選別できるため新材料探索の発見に貢献している。プロセス・インフォマティクスは、製造プロセスの膨大なデータを解析し、最適な合成条件やパラメータを予測することで、安定した高性能材料の生産を実現する。計測インフォマティクスは、磁気イメージング、スペクトル解析、X線構造解析などの計測データを活用し、材料の微細構造や特性を高精度で評価することで、開発のフィードバックループを強化する。因果関係の解析には物理インフォマティクスが有望であり、近年、物理ベースの深層学習である Physics-Informed Neural Networks (PINNs) などが盛んに開発されている。本稿で紹介する拡張型ランダム自由エネルギーモデルも物理インフォマティクスの一手法である。まとめると、現在以下のような場面で MI (マテリアルズ・インフォマティクス) の活用が進んでいる。

- **新材料探索**：計算と実験のデータを統合し、機械学習モデルで高性能材料を予測する。
- **プロセス最適化**：製造プロセスのパラメータを最適化し、安定した高性能材料生産を実現する。
- **実験計画**：従来の試行錯誤的な実験計画を効率化し、最適な条件を迅速に見出す。
- **因果関係の解析**：データ駆動型アプローチにより、物性と構造の関係を明らかにする。

このように、マテリアルズ・インフォマティクスは計算と実験の融合を促進し、材料開発の効率と精度を飛躍的に向上させている。次に計算と実験を活用したマテリアルズ・インフォマティクスのアプローチについて、概要を説明する。

3.2.1 計算アプローチ

計算材料科学の発展により、第一原理計算 (Density Functional Theory, DFT) や磁区構造計算 (Micromagnetic Simulation) が広く用いられるようになった。第一原理計算は、電子構造の詳細な解析を可能にし、結晶構造や磁気異方性などの物性予測に貢献する。一方、磁区構造計算は、磁壁運動やスピン配置の変化をシミュレーションすることで、磁化ダイナミクスを理解するのに有効である。マテリアルズ・インフォマティクスでは、これらの計算手法を活用して、材料の電子状態や磁性特性を精密に予測し、実験との整合性を確認する。さらに、ベイズ推定などの機械学習を組み合わせることで、大規模データを活用し、新規材料の探索を加速することができる。

3.2.2 実験アプローチ

実験アプローチでは、材料のプロセス制御と計測技術のハイスループット化が重要となる。プロセスの最適化においては、合成条件 (温度、圧力、組成) の精密な管理により、所望の物性を実現することが求められる。また、高精度なプロセスパラメータをデータベース化することで、製造工程のデータ駆動型制御が可能となり、再現性の向上や最適な製造条件の探索が迅速化される。

計測技術の進化も、MI の発展に重要である。特に、磁気イメージング、スペクトル解析、X線構造解析といった計測手法が、実験データの精度向上に貢献している⁽¹⁾。磁気イメージングでは、Kerr 顕微鏡や放射光光電子顕微鏡 (PEEM) を用いることで、磁区の詳細な観察が可能になり、スピン構造や磁壁運動の視覚的な解析が実現される⁽²⁾⁻⁽¹²⁾。スペクトル解析では、磁気円二色性 (XMCD) やスピン分解角度分解光電子分光 (SARPES) によって磁気異方性や電子スピン状態が定量的に評価され、材料の磁性特性の理解が深まる⁽¹³⁾⁽¹⁴⁾。さらに、X線構造解析を用いることで、結晶構造の解析を通じて磁性材料の物性と構造の相関を詳細に評価し、異方性や応力の影響を定量的に測定することが可能となる。このようなマルチモーダルな計測技術を活用することで、マルチスケールの特性解析が可能となり、ミクロな結晶構造や磁区構造とマクロな鉄損との関係性を総合的に理解することが可能となる。

これらの技術で作成された大規模データを活用することで、より精密な材料設計が可能となる。このように、マテリアルズ・インフォマティクスは、材料科学とデータ科学を融合し、材料開発や開発プロセスを効率化するための学際的アプローチである。AI 技術の進展と計算や計測技術の向上により、材料開発にイノベーションをもたらしている。

文献

- (1) Iwasaki Y, Kusne AG, Takeuchi I. Comparison of dissimilarity measures for cluster analysis of X-ray diffraction data from combinatorial libraries. NPJ Comput Mater. 2017;3(1).
- (2) Bauer E. Ultramicroscopy LEEM and UHV-PEEM: A retrospective. Ultramicroscopy [Internet]. 2011;1-6.
- (3) Kotsugi M, Wakita T, Kawamura N, et al. Application of photoelectron emission microscopy (PEEM) to extraterrestrial materials. Surf Sci. 2007;601:4764-4767.

- (4) Bernhard P, Maul J, Berg T, et al. Nondestructive full-field imaging XANES-PEEM analysis of cosmic grains. 2006;1-8.
- (5) Kotsugi M. Easy-axis rotation in meteoritic iron probed by photoelectron emission microscope (PEEM). 2007;601:4326-4328.
- (6) Yamamoto S, Yonemura M, Wakita T, et al. Magnetic-Domain Structure Analysis of Nd-Fe-B Sintered Magnets Using XMCD-PEEM Technique. 2008;49(10):2354-2359.
- (7) Schramm SM, Pang AB, Altman MS, et al. Ultramicroscopy A Contrast Transfer Function approach for image calculations in standard and aberration-corrected LEEM and PEEM. Ultramicroscopy [Internet]. 2011;1-21.
- (8) Aikoh K, Tohki A, Matsui T, et al. MFM and PEEM observation of micron-sized magnetic dot arrays fabricated by ion microbeam irradiation in FeRh thin films results of the photoelectron microscopy combined with x-ray magnetic circular dichroism reveal that the easy axis of the magnets.
- (9) Soldatov I V., Schäfer R. Advanced MOKE magnetometry in wide-field Kerr-microscopy. J Appl Phys. 2017;122(15).
- (10) Schmidt F, Hubert A. Domain observations on CoCr-layers with a digitally enhanced Kerr-microscope. J Magn Magn Mater. 1986;61(3):307-320.
- (11) Yamamoto S, Taguchi M, Fujisawa M, et al. Observation of a giant Kerr rotation in a ferromagnetic transition metal by M-edge resonant magneto-optic Kerr effect. Phys Rev B Condens Matter Mater Phys. 2014;89(6).
- (12) Yamamoto S, Taguchi M, Someya T, et al. Ultrafast spin-switching of a ferrimagnetic alloy at room temperature traced by resonant magneto-optical Kerr effect using a seeded free electron laser. Review of Scientific Instruments [Internet]. 2015;86(8).
- (13) MCD Study on Materials without Magnetic Order. 2001;70(10):2977-2981.
- (14) Lashell S, McDougall BA, Jensen E. Spin Splitting of an Au (111) Surface State Band Observed with Angle Resolved Photoelectron Spectroscopy. 1996;(111):3419-3422.

3.3 磁気素子のモデリングと鉄損解析

キーワード：磁区構造，磁壁，ヒステリシス損失

磁気素子の動作原理を理解し、効率的に設計するためには、磁区構造や磁化反転過程の解析が不可欠である。磁区構造とは、磁性材料内部で磁化が異なる領域が形成する微細組織であり、その変化が鉄損メカニズムの鍵となる。特に、磁壁（異なる磁区が接する境界）の移動が磁気特性や鉄損に大きな影響を及ぼすことが知られている。

磁化反転は、外部磁界の印加により磁区が成長・縮小する過程であり、磁壁の移動や回転によって進行する。特に、高周波環境下では磁壁の移動が急激になり、鉄損の主要因となる。鉄損は、磁性材料が磁界の変化に伴って失うエネルギーのことであり、主にヒステリシス損失、渦電流損失、異常過電流損失の3つの要素から成る。ヒステリシス損失は、磁化反転時の磁壁移動に伴うエネルギー損失であり、実材料の保磁力に依存する。一方、渦電流損失は、磁場変化により誘導される電流が磁性材料内部でエネルギーを熱として放出することで生じる。異常過電流損失は、高周波での磁壁の動的挙動に起因し、従来のモデルでは十分に記述できなかった。従来の鉄損解析ではスタインメッツ式が広く用いられてきたが、このモデルは均一な磁場印加を前提としており、磁区構造の局所的な影響や異常過電流損失を正確に取り扱うことが難しいとされてきた。

そこで近年、データ駆動型の解析手法が注目されており、磁区構造を直接解析することで、より詳細な損失メカニズムの理解が進んでいる。次項では、これらの課題を克服するために開発された拡張型ランダウ自由エネルギーモデルについて述べ、磁性材料のより精密な解析手法を紹介する。

3.4 拡張型ランダウ自由エネルギーモデルによる磁化反転解析

キーワード：拡張型ランダウ自由エネルギーモデル，パーシステントホモロジー，エネルギー解析，可視化

3.4.1 モデルの概要

拡張型ランダウ自由エネルギーモデル（**図 4.3.4.1**）は、従来のランダウ自由エネルギーモデルにデータ科学の手法を融合し、ミクロな磁区構造とマクロな磁気機能を合理的に接続する手法である⁽¹⁾⁻⁽¹⁰⁾。このモデルは、従来のランダウ自由エネルギーモデルを、情報科学のアプローチで再構成し、構造の変化と自由エネルギーの変化をデータ空間で関係接続することで、ミクロな構造とマクロな機能の関係性をホワイトボックス的に接続するものである。磁性材料では、磁化反転過程におけるピニング現象や鉄損の発生メカニズムを詳細に把握することができ、自由エネルギー地形の偏極点や勾配をデータ駆動的に解析できる。

従来のランダウ自由エネルギーモデルは、磁化反転をエネルギーランドスケープ上の遷移として表現してきたが、完全結晶を前提としていたため、磁区構造の不均一性や局所的なピニング現象を十分に扱えない、という限界があった。これに対し本モデルは磁区構造を物理に根差した特徴量として定式化し、特徴量（情報）空間におけるエネルギーランドスケープを解析することで、磁化反転のダイナミクスを包括的に記述する。特に、位相幾何学的手法であるパーシステントホモロジー（PH）を用いて磁区構造の形状・連結性を定量化し、PHと自由エネルギー変化の相関を解析することで、磁壁の移動やピニング現象を支配する要因を明確化できる。このアプローチは、自由エネルギーおよび位相幾何学に基づく解釈可能な特徴量を用いる

拡張型ランダウ自由エネルギーモデルによる鉄損解析

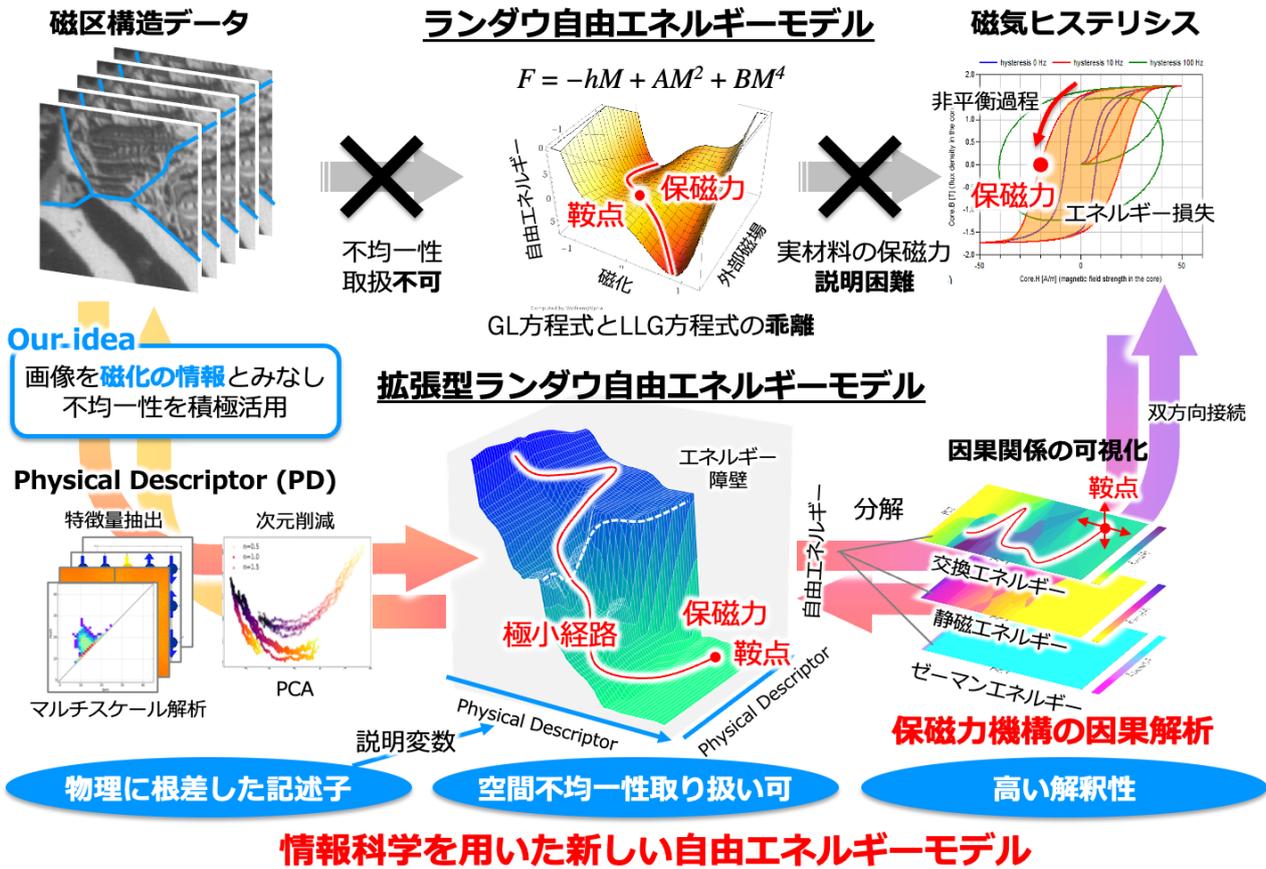


図 4.3.4.1 拡張型自由エネルギーモデルの概要

点に特色があり、ミクロな構造とマクロな機能ならびにその発現機構をホワイトボックス的に結び付ける。

具体的には、PH を用いて磁区構造の不均一性を記述し、主成分分析 (PCA) を用いて、磁区構造の変化を特徴ベクトルとして抽出する (図 4.3.4.2)。得られた構造の特徴量と自由エネルギーの関係性を構築することで、ミクロな構造とマクロな機能を接続する。さらに自由エネルギーの勾配を構造の特徴量で解析することで、エネルギー障壁を多次元のベクトル量として抽出する。得られたエネルギー障壁を用いて、磁区構造の微細な特徴がエネルギー地形上でどのように影響するかを定量的に評価できる。さらに、自由エネルギーの成分分解を行うことで、静磁エネルギーや交換エネルギーなどの異なる寄与を分離する。具体的には、それぞれの物理的役割をアダマール積を活用して PH ベクトルを再構築し、それを元の磁区構造に遡って可視化する。これにより磁化反転メカニズムを深掘りして詳細に解析可能となる。その結果、エネルギー障壁の構造や磁化反転の促進・抑制要因を因果解析の観点から評価できるようになる。また、本モデルは説明可能な機械学習を組み込んでおり、ミクロな磁区構造とマクロな磁気機能を相互に変換しながら解析できる点が特徴である。この双方向の解析により、磁性材料の設計において、単なるブラックボックス的な予測ではなく、物理的背景に基づいた最適化が可能となる。

このアプローチは、物理に基づくホワイトボックス型のモデルであるため、磁壁の移動や異常過電流損失のメカニズムを説明しやすく、従来の経験則に基づく手法よりも高い予測精度を実現する。さらに、磁性材料の設計指針を明確にすることができ、パワーエレクトロニクス向け材料の最適化にも応用可能である。このモデルの特徴は以下の通りである。

- **情報空間上でのエネルギー地形描画**: 磁区構造の変化をデータ空間上のエネルギーランドスケープとして視覚化。
- **双方向接続の実現**: ミクロな磁区構造とマクロな磁気機能を統合的に解析する。
- **因果関係の解析**: ピニング現象の支配因子を特定し、欠陥や磁壁移動との関係を明らかにする。

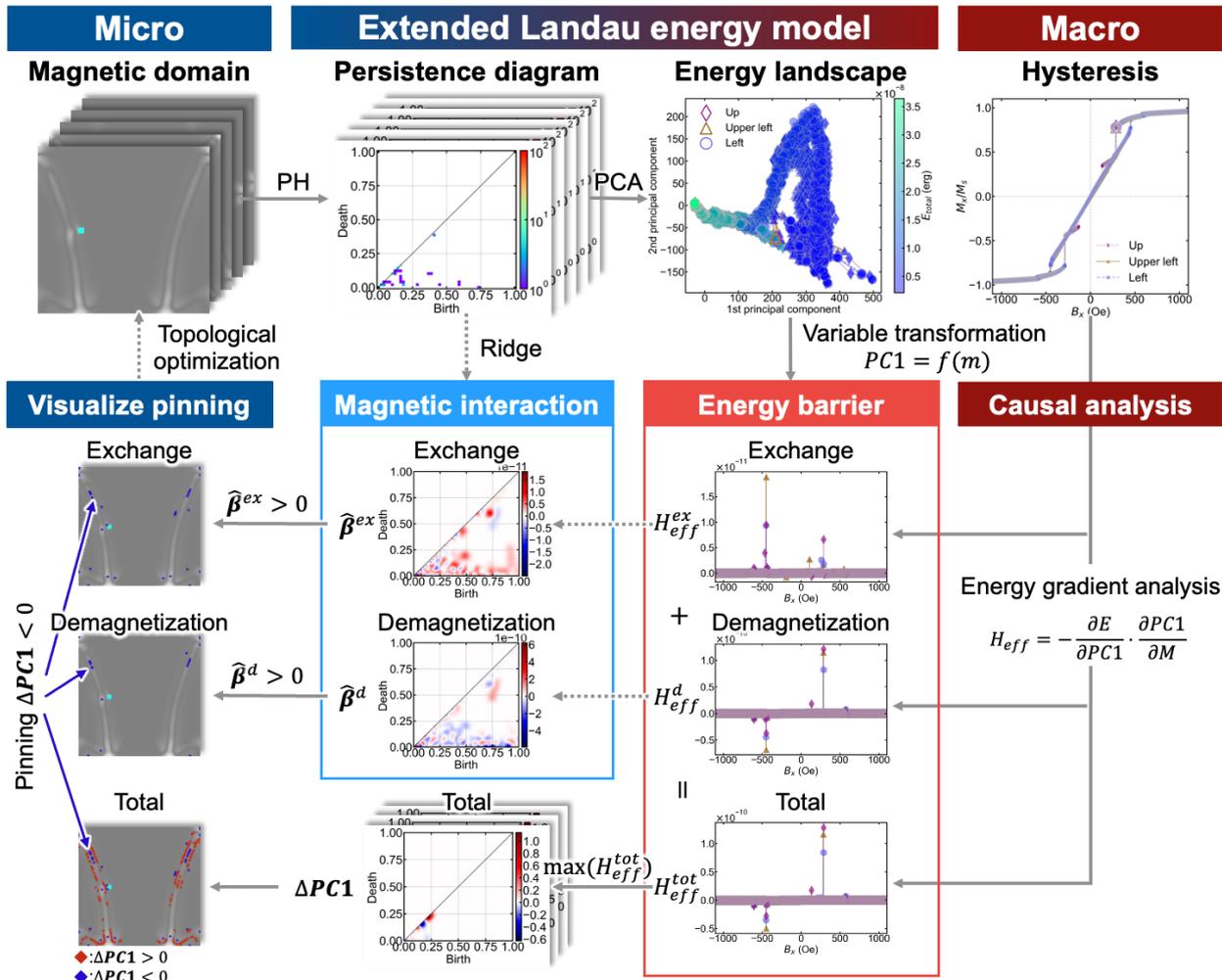


図 4.3.4.2 拡張型自由エネルギーモデルの設計方法

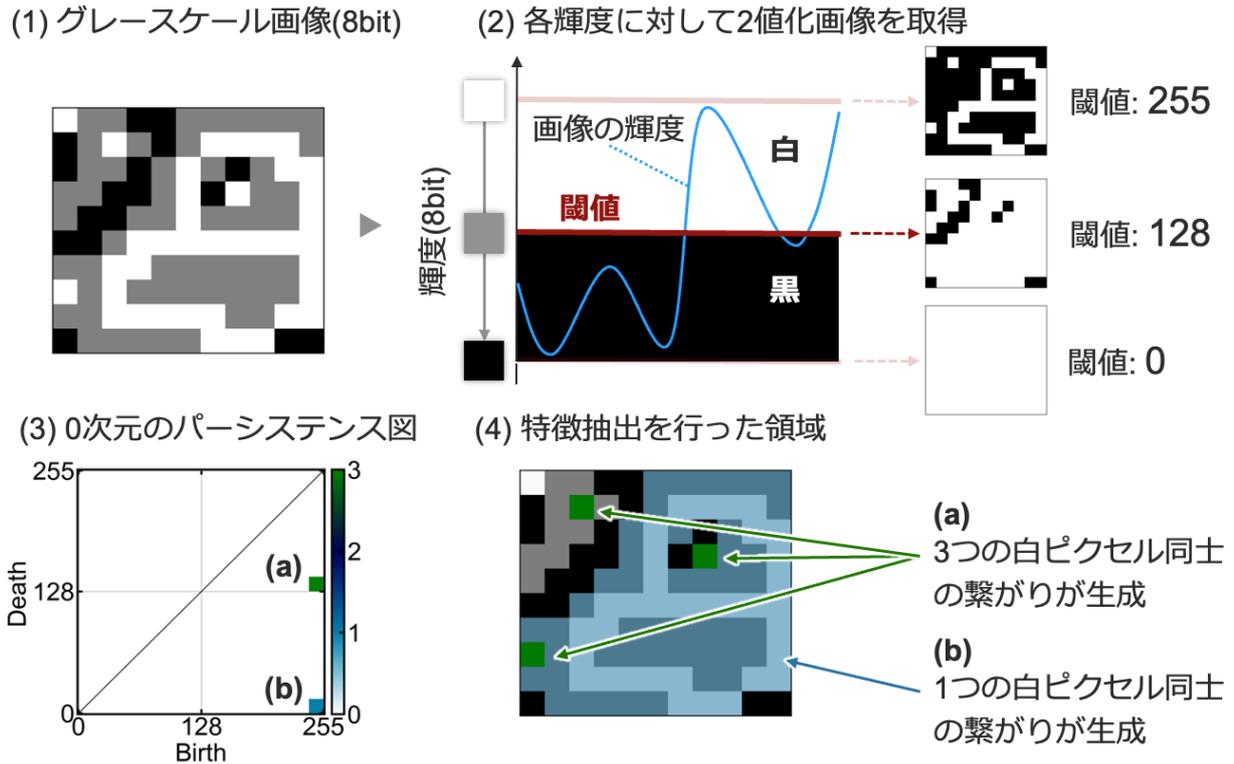
3.4.2 モデリング手法

(1) パーシステントホモロジーを用いた磁区構造解析

データ科学の発展により、近年画像解析の手法が大きく進化している。従来では、粒径などを用いて材料の物性を評価してきた。しかし、こうした手法では、複雑な空間的特徴を十分に捉えることができず、構造と物性の関係を詳細に理解するには限界があった。そこで近年注目されているのが、トポロジーを用いたパーシステントホモロジー (PH) による構造解析である (図 4.3.4.3) (6)(11)-(16)。

PH は、データの形状的特徴を数理的に捉える手法であり、磁区構造の幾何学的な特徴を定量化することができる。従来の画像解析とは異なり、PH はデータの幾何学的特徴をベクトル量として記述することができる。そのため、磁区の複雑な構造を数値的に表現し、その変化を追跡できる点にある。

具体的には、PH は、画像の閾値を連続的に変えて二値化し、構造がいつ現れ (誕生)、いつ他と結び付いて消える (消滅) を記録する。図では 8 bit のグレースケール画像から出発し、輝度の高い方から閾値を下げる「グレースケール・フィルトレーション」を行っている。閾値を上げるにつれて黒画素の島が次々に誕生し、やがて隣の島とつながって消滅する。各島の誕生 (Birth) と消滅 (Death) の輝度を点で表したのがパーシステンス図 (PD) で、(a) や (b) は特定の連結イベントに対応する。対応する領域を元画像上に逆解析することで、どこでつながりが生じたかを示し、磁区構造の空間的不均一性 (つながり・広がり) を定量化できる。その結果、磁壁の移動や磁気渦の誕生・消滅を、パーシステンス図として記述でき、磁区構造の変化を定量的に解析することが可能になる。つまり、磁区構造の変化が鉄損や磁化反転に大きな影響を与えるため、PH を活用することで、磁区の誕生や消滅がどのように起こるのかを詳細に解析できる。



面直磁化の空間的不均一性（繋がり・広がり）を定量化可能

図 4.3.4.3 パーシステントホモロジーによる画像解析

(2) 機械学習によるエネルギーモデルの設計

磁区構造データに対して、主成分分析 (PCA) やリッジ回帰 (Ridge Regression) などの機械学習を適用し、構造とエネルギーの関係性を解析する。これにより、エネルギー障壁の算出や、磁化反転過程における因果関係の解析が可能となる。

具体的には、PH によって抽出された特徴量を機械学習モデルと統合することで、磁区構造の時間発展や磁化反転過程の予測が可能となる。特に、パーシステンス図の変化と自由エネルギーの変化と相関を解析すれば、磁壁の移動やピンニング現象がエネルギー障壁とどのように関係するかを明らかにすることができる。この際に、解釈性の高い機械学習モデルを活用することで、磁壁の形成・移動とエネルギー地形の関係を詳細に解析し、ミクロな磁区変化とマクロな磁気特性を合理的に接続できる。このアプローチにより、磁区構造とエネルギーの関係がより明確になり、鉄損や磁化反転のダイナミクスを物理的に解釈しながら最適化することが可能となる。

(3) エネルギー地形の解析

得られた特徴量を情報空間上でマッピングし、エネルギー地形を描画する (図 4.3.4.4)。エネルギー地形の解析は、磁化反転過程を詳細に理解するための重要な手法である。特に、拡張型ランダウ自由エネルギーモデルでは、磁区構造の変化をエネルギーランドスケープとして表現することで、磁壁の移動やピンニング現象のダイナミクスを解析できる。

図 4.3.4.4 の散布図における各点は、ある状態の磁区構造を特徴量空間へ写像したものであり、点の移動量は時系列における磁区構造の変化量を表す。移動が大きいほど、磁区配置の更新が大きいことを意味する。各点には同時に全自由エネルギーが付与されているため、磁区構造の変化に要する自由エネルギーの変動を可視化できる。例えば図の右側領域では、データ点の移動は大きいにもかかわらず全エネルギーの変化は小さい。この領域はエネルギー障壁が低く磁化反転が容易に起こることを示しており、エネルギー損失が小さいという点で実材料のオペレーション上、有用な動作領域であることを示している。このように、本モデルを用いて、磁区構造の変化に対して、消費 (あるいは蓄積) されたエネルギーの関係性を定量的に結び付けることができる。このアプローチにより、ミクロな磁区構造とマクロな磁気機能の関係性を構築し、鉄損のメカニズムを定量的に議論することが可能となる。

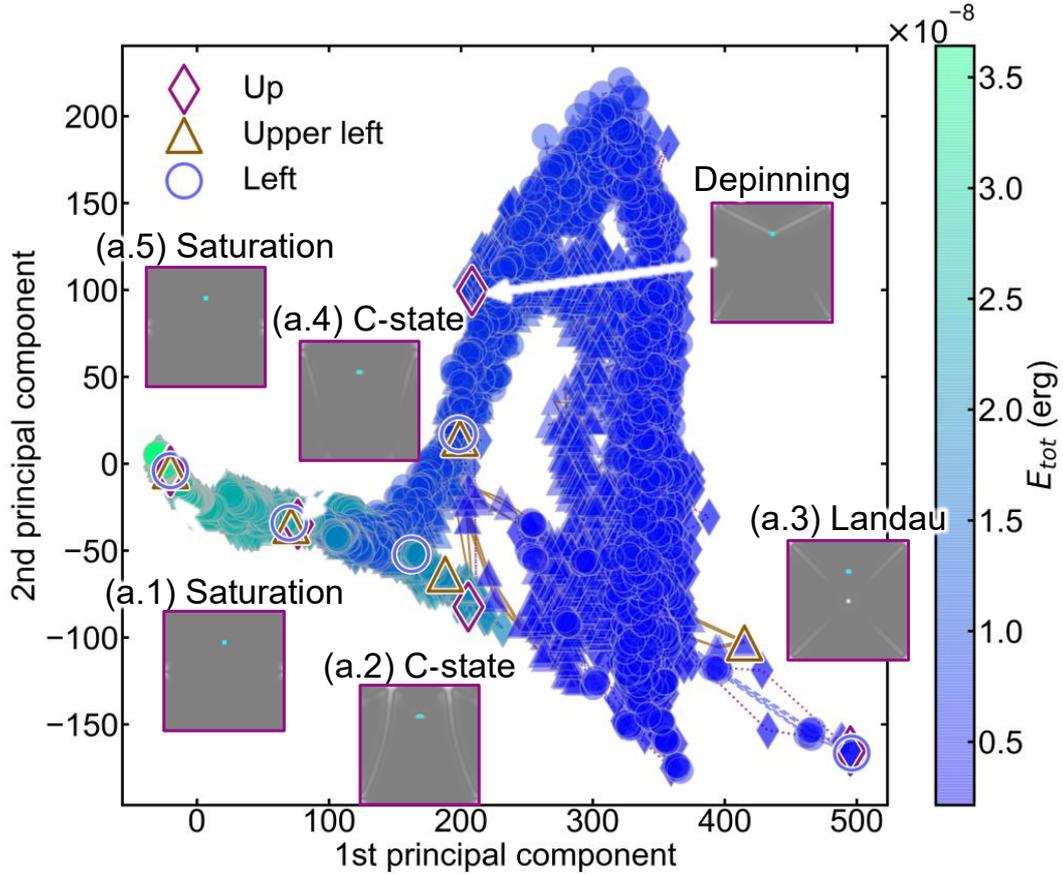


図 4.3.4.4 拡張型自由エネルギーモデル

さらには磁気自由エネルギーを成分分解することで、磁壁や反磁界の成分に分けて解析することができる。具体的には、磁壁の移動やピンギング現象のメカニズムを解析できる。自由エネルギーの汎用性に着目することで、様々なエネルギー項を取り込むことができ、マルチフィジクス解析が可能である。このような物理に根差したモデル設計によって、材料設計における新たな知見を得ることが可能となる。この手法を活用することで、磁性材料の設計指針を明確化し、最適な材料特性を持つ磁性体の開発に貢献できると期待される。

(4) エネルギー障壁の抽出による鉄損要因分析

エネルギー障壁の傾斜を微分解析することで、ピンギングメカニズムの支配因子を深掘りして解析する(図 4.3.4.5)。この解析手法を応用することで、鉄損の要因分析にも活用できる。特に、エネルギー勾配の局所変化を定量的に評価することで、磁壁移動に伴うエネルギー損失を細かく解析し、鉄損に寄与する物理的要因を明確化することが可能となる。

そもそもエネルギー障壁は、磁壁が移動する際に越えなければならないエネルギーのハードルであり、その大きさや分布は磁性材料の特性に大きな影響を与える。従来のランダウ自由エネルギーモデルでは、エネルギー障壁すなわち有効場は全エネルギーを秩序因子の磁化で微分することで、エネルギー障壁を定義付けていた。

$$H_{eff} = -\frac{dE_{tot}}{dM} \quad (4.3.4.1)$$

一方、本モデルでは、全エネルギーを構造の特徴量(PC)で微分することで、有効場を以下のように変形する。

$$H_{eff} = -\frac{\partial E_{tot}}{\partial PC} \cdot \frac{dPC}{dM} \quad (4.3.4.2)$$

第一項は情報空間におけるエネルギー勾配であり、構造変化に対するエネルギー障壁を直接与える。第二項は特徴量と磁化の結び付き(相関)を表す比例係数で、適切な規格化により定数として吸収できるため、詳細解析や可視化では第一項に着目して議論することができる。このように、全エネルギーを構造の特徴量で微分して障壁を評価する枠組みは、ランダウ理論と数理的整合性(連鎖律)を保ちつつ、マイクロ構造とマクロ機能の関係性を解釈可能な形で扱える、物理ベースのAIモデルとなっている。

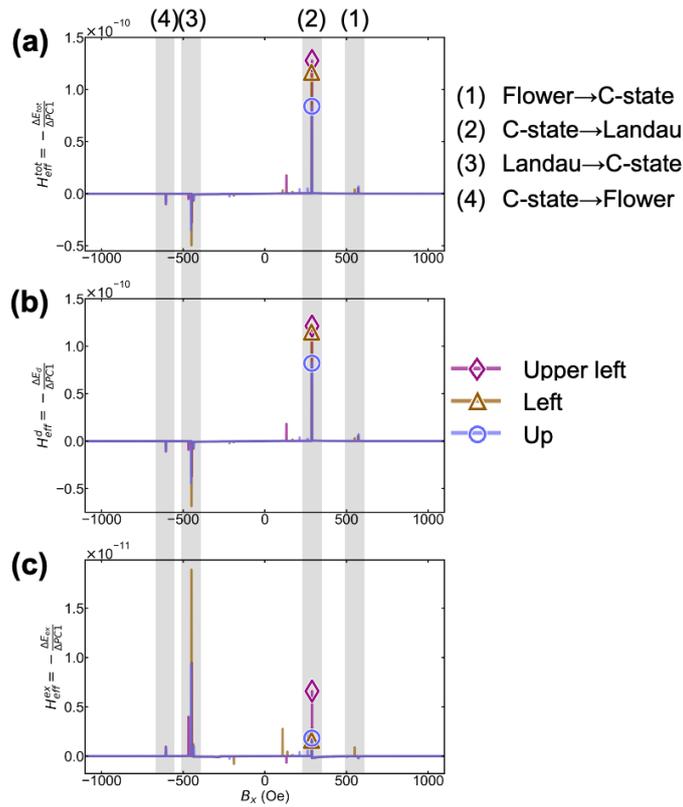


図 4.3.4.5 エネルギー勾配解析

図 4.3.4.5(a)は、全自由エネルギーから導出したエネルギー障壁の分布を示す。これにより、磁壁のピンングがエネルギー消費（損失）にどのように関与するかを定量的に検討できる。特に $H \approx 300$ Oe 付近に鋭いピークが外れ値として抽出されており、これは実験で観測されるバルクハウゼンジャンプに対応する。したがって、本 AI モデルはバルクハウゼン効果を自動的に同定・可視化できることを示している。

さらに、異方性エネルギーや交換エネルギー、静磁エネルギーの成分分解を行い、それぞれの寄与を明確にすることで、磁壁移動がどのエネルギー成分によって阻害または促進されるのかを特定することができる（図 4.3.4.5(b), (c)）。その結果、バルクハウゼン効果は静磁エネルギーと交換エネルギーの両方が寄与していることが明らかとなる。また -500 Oe 近傍のエネルギー障壁では、静磁エネルギーと交換エネルギーが逆符号を示しており、両者が拮抗している振る舞いが可視化されている。これは飽和に至る過程で、磁化反転の促進と阻害がお互いに打ち消し合いながら飽和に至ることを示している。

さらに、機械学習を活用してエネルギー勾配の変化をモデル化し、鉄損の予測精度を向上させる試みも進められている。本手法では、PH を用いて磁区構造の特徴量を抽出し、それを自由エネルギーの勾配と結び付けることで、鉄損の発生メカニズムを詳細に解析する。従来の手法では、エネルギーの変化を時間的な平均や単純な経験則に基づいて評価していたが、本モデルでは構造の特徴量を用いてエネルギーを微分することで、局所的なエネルギー障壁の特性や磁壁のピンング現象がどのように鉄損に影響を与えるかを明確にすることが可能となる。

このアプローチにより、磁区構造の局所的な変化と鉄損の因果関係を直接的に結び付けることができる。また、エネルギー勾配の解析を通じて、どの磁区パターンが鉄損を増大させ、どの条件が低減に寄与するのかを明らかにすることで、磁性材料の最適設計に向けた具体的な指針を提供する。特に、説明可能な AI 手法を用いることで、鉄損に影響を与える微視的な構造要因を統計的に解析し、その結果を直感的に理解できる形で可視化することが可能となる。このアプローチにより、鉄損低減に向けた磁性材料の設計指針を明確にし、より高効率な材料開発へとつなげることが期待される。

(5) 鉄損要因の可視化

エネルギー障壁解析で得られた特徴量を用いて、アダマール積を活用し PD を再構築し、元の磁区構造上に投影する（図 4.3.4.6）。この手法により、鉄損の寄与因子を直接的に磁区構造に結び付けることが可能となる。まず、エネルギー障壁解析では、磁壁の移動やバルクハウゼンジャンプに関するデータを収集し、それらのエネルギー変化を特徴量として抽出する。この特徴量をアダマール積と呼ばれる数学的手法で PD に組み込み、磁区構造の微視的な特性とエネルギー障壁の関係を視覚

化する。このアプローチにより、磁壁の移動やバルクハウゼンジャンプが鉄損の発生にどのように寄与するかを詳細に解析できる。例えば、特定の磁区パターンがエネルギー障壁を増大させる要因となっているのか、あるいは逆に鉄損を低減する効果を持つのかを、磁区画像上で直感的に理解することが可能となる。

図 4.3.4.6 (a)は、上述のエネルギー障壁を PD として再構成したものである。本図はアダマール積で得られた実際の特徴量であり、磁区構造とエネルギーの両情報を同時に記述している。PD の各ジェネレータは元の空間座標に逆解析が可能であり、全エネルギーの「負荷因子」(損失への寄与度)を磁区構造上に可視化した結果を図 4.3.4.6 (b)に示す。青色で示したジェネレータがエネルギー損失に寄与する領域であり、その点を定量的かつ視覚的に比較できる。解析の結果、Left に欠陥 (point defect) が示す箇所)を有する試料はジェネレータの総数が最も少なく、なおかつ欠陥近傍でもジェネレータの数が最も少ないことが確認された。さらに磁壁に着目すると、ジェネレータは磁壁の中央およびその左右に分かれて 3 本の線状に分布することが確認された。これは、損失に寄与する領域が磁壁の中央のみならず、その周辺部にも広がることを示している。従来の目視解析では磁壁を 1 枚の境界として捉えることが多かったが、本結果は AI 支援によって得られた新しい知見であり、磁壁周辺の役割を含めたエネルギー損失機構の再考を促すものである。

本手法により、バルクハウゼン効果におけるピンニング現象について、欠陥位置と磁区形状の関係性を詳細解析できるようになった。バルクハウゼン効果は、そもそも磁区が不連続に動く際に発生する現象であり、鉄損における重要な損失因子の一つである。本解析では、バルクハウゼンジャンプが発生する位置とそのエネルギー障壁との関係を明らかにすることができ、バルクハウゼン効果の発現場所とその起源を自動的に明らかにすることができた。具体的には、欠陥位置に応じて磁壁の急激な

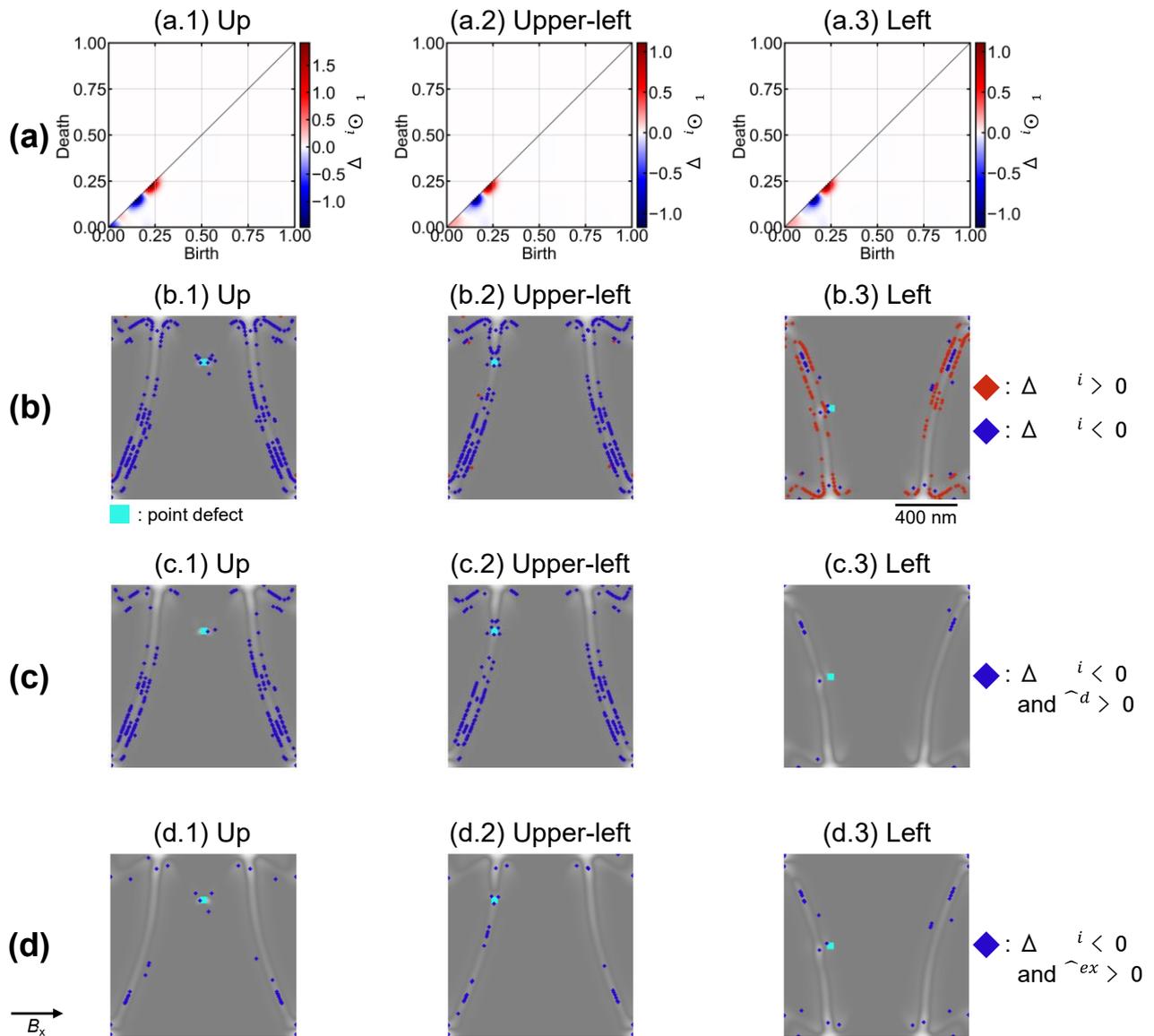


図 4.3.4.6 可視化結果

移動が引き起こされ、エネルギー消費の増加に寄与することが示された。

また本解析では、各エネルギー項ごとにアダマール積を構成し、その結果を可視化できる。図 4.3.4.6 (c),(d) は、全エネルギーを静磁エネルギーと交換エネルギーに成分分解したうえで、磁区構造上にそれぞれのエネルギー負荷因子をマッピングした例である。これにより、先述と同様の視覚的かつ定量的な解釈が可能となる。

例えば、ジェネレータの数を比較すると、静磁エネルギーでは欠陥位置“Left”の試料が最も少ない一方、交換エネルギーでは“Upper-left”の系がわずかに少ないという差異が観察される。さらに、エネルギーの負荷量を定量評価すると、交換エネルギーの寄与は静磁エネルギーに比べて約2桁小さいことが分かった。つまりエネルギー障壁の大部分は静磁エネルギーの影響を受け、磁壁の移動やピンング現象に直接的に関与することがわかった。特に、静磁エネルギーが局所的なピンングサイトを形成し、磁区の不連続な動きを引き起こす要因となることが明らかになった。一方で、交換エネルギーは磁壁移動の補助的な役割を果たしており、磁化反転を促進または抑制する要因として働くことがわかった。特定の磁区パターンでは、交換エネルギーが局所的に増大し、磁壁の移動を抑制することでピンングを強化する場合がある。一方で、特定の条件下では交換エネルギーの分布が磁壁の移動を円滑にし、磁化反転を促進することが観察された。

また欠陥配置に着目すると、欠陥の位置がピンング特性に大きく影響を与えることもわかる。先述のエネルギーの比較から、Left が最も望ましいこともわかる。つまり、磁壁と欠陥の相互作用がピンング強度を決定し、エネルギー障壁の局所的な変動を引き起こしていることが、解析を通じて定量的に評価された。特に、欠陥が存在する領域ではエネルギー障壁が高くなり、磁壁の移動が抑制される傾向が確認された。これは、欠陥による局所的なエネルギーバリアが磁区構造の安定性に大きく寄与していることを示唆している。本手法は、損失メカニズムの論理的な解釈と、最適な材料構造の指針を示すものとなる。

エネルギー障壁の可視化は、材料設計において重要な指針となる。鉄損の低減を目的とした磁性材料の最適化において、どのような磁区構造が望ましいのかを明確にすることで、より効率的な材料設計が可能となる。さらに、機械学習と組み合わせることで、磁区構造の変化と鉄損の関係を自動的に学習し、最適な磁性材料の設計を支援することが期待される。今後の研究では、これらの手法を応用し、より広範な磁性材料の最適設計を行うと共に、鉄損低減を目的とした受動素子のデバイス開発へと展開することが求められる。

文献

- (1) Mitsumata C, Kotsugi M. Interpretation of Kronmüller Formula using Ginzburg-Landau Theory. *Journal of the Magnetism Society of Japan*. 2022;46(5):2209R001.
- (2) Mitsumata C, Foggianto AL, Kotsugi M. A Data-Driven Extended Landau Theory Method for the Coercivity Analysis of Magnetic Materials. 2024 IEEE International Magnetic Conference - Short papers (INTERMAG Short papers). IEEE; 2024. p.1-2.
- (3) Foggianto AL, Kunii S, Mitsumata C, et al. Feature extended energy landscape model for interpreting coercivity mechanism. *Commun Phys*. 2022;5(1):277.
- (4) Kunii S, Foggianto AL, Mitsumata C, et al. Super-hierarchical and explanatory analysis of magnetization reversal process using topological data analysis. *Science and Technology of Advanced Materials: Methods*. 2022;2(1):445-459.
- (5) Kunii S, Masuzawa K, Foggianto AL, et al. Causal analysis and visualization of magnetization reversal using feature extended landau free energy. *Sci Rep*. 2022;12(1):19892.
- (6) YAMADA T, SUZUKI Y, MITSUMATA C, et al. Visualization of Topological Defect in Labyrinth Magnetic Domain by Using Persistent Homology. *Vacuum and Surface Science*. 2019;62(3):153-160.
- (7) Nagaoka R, Masuzawa K, Taniwaki M, et al. Quantification of the Coercivity Factor in Soft Magnetic Materials at Different Frequencies Using Topological Data Analysis. *IEEE Trans Magn*. 2024;60(9):1-5.
- (8) Foggianto AL, Nagaoka R, Taniwaki M, et al. Analysis of the Excess Loss in High-Frequency Magnetization Process Through Machine Learning and Topological Data Analysis. *IEEE Trans Magn*. 2024;60(9):1-5.
- (9) Taniwaki M, Alexandre FL, Mitsumata C, et al. Analysis of Magnetization Reversal Process of Non-Oriented Electromagnetic Steel Sheet by Extended Landau Free Energy Model. 2023 IEEE International Magnetic Conference - Short Papers (INTERMAG Short Papers). IEEE; 2023. p.1-2.
- (10) Foggianto AL, Mizutori Y, Yamazaki T, et al. Visualization of the Magnetostriction Mechanism in Fe-Ga Alloy Single Crystal Using Dimensionality Reduction Techniques. *IEEE Trans Magn*. 2023;59(11):1-4.
- (11) Obayashi I, Nakamura T, Hiraoka Y. Persistent Homology Analysis for Materials Research and Persistent Homology Software: HomCloud. *J Physical Soc Japan*. 2022;91(9).
- (12) Hiraoka Y, Nakamura T, Hirata A, et al. Hierarchical structures of amorphous solids characterized by persistent homology. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2016;113(26):7035-7040.
- (13) Li D, Nguyen P, Zhang Z, et al. Tree representations of brain structural connectivity via persistent homology. *Front Neurosci*. 2023;17.
- (14) Li Y, Wang D, Ascoli GA, et al. Metrics for comparing neuronal tree shapes based on persistent homology. *PLoS One*. 2017;12(8):e0182184.
- (15) Minamitani E, Obayashi I, Shimizu K, et al. Persistent homology-based descriptor for machine-learning potential of amorphous structures. *J Chem Phys*. 2023;159(8).
- (16) Kimura M, Obayashi I, Takeichi Y, et al. Non-empirical identification of trigger sites in heterogeneous processes using persistent homology. *Sci Rep*. 2018;8(1):3553.

3.5 拡張型自由エネルギーモデルの応用研究：事例紹介

キーワード：無方向性電磁鋼板，熱安定性解析，エントロピー

3.5.1 無方向性電磁鋼板における磁区構造解析

無方向性電磁鋼板（NOES）におけるエネルギー損失は，電動モーターの効率向上に直結する重要な課題である⁽¹⁾。本節では，拡張型自由エネルギーモデルを NOES の磁区構造に適用し，エネルギー損失の微視的起源を明らかにした事例を紹介する（図 4.3.5.1）⁽²⁾。

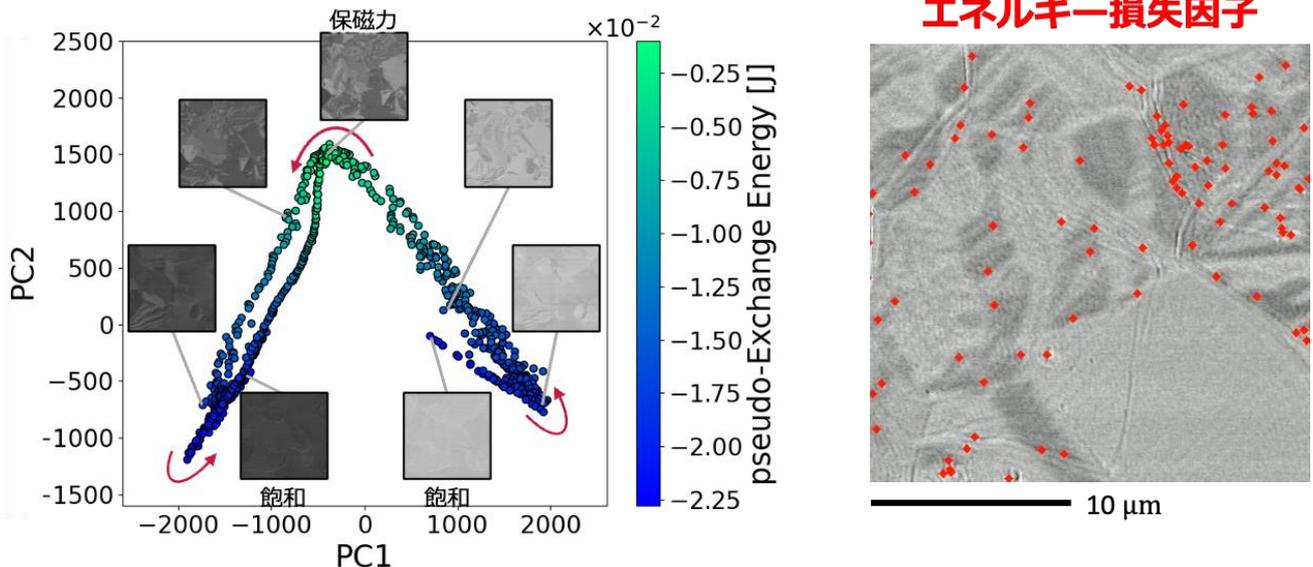


図 4.3.5.1 無方向性電磁鋼板における拡張型自由エネルギーの解析結果

本研究では，入力データとして Kerr 顕微鏡により取得した実験的な磁区画像を用いた。拡張型自由エネルギーモデルの構成は前節と同一であり，計算データで事前にロバスト性を検証しているため，実験データへの適用も円滑に行えた。得られたエネルギー地形を概観すると，磁化反転の進行に伴い各磁場のデータ点は PCA 空間上でも滑らかな軌跡を描いて移動しており，なおかつ磁区構造と磁壁エネルギーの変化が連続的であることが確認された。これらの結果は，軟磁性材料の典型的な磁化反転過程を適切に捉えていることを示している。また PC1 は磁化と単調な線形関係を示し，マクロな磁化の説明変数として機能する。一方 PC2 は磁壁エネルギー（交換エネルギー）と高い相関を示し，磁壁のエネルギーと形状をよく説明する変数であることが明らかとなった。これによりミクロな磁区構造とマクロな磁壁エネルギーの関係性を接続する基盤が構築された。

次に，磁壁エネルギーの寄与因子を磁区構造上に可視化した。PC2 の固有ベクトルとパーシステンス図のアダマール積を構成し，エネルギー損失の因子を定義して，元の磁区構造にマッピングした。これにより，どの領域が磁壁の移動を阻害するかを明示することができる。可視化の結果，粒界近傍には高密度のジェネレータが高密度に集積し，粒界がピン止めに強く寄与することが明確になった。さらに粒内に注目すると，特定の磁壁に沿ってジェネレータが連なり，反転を抑制する磁壁の存在が示された。その一方で，ほとんどジェネレータを伴わない磁壁も確認された。すなわち，磁壁にはエネルギー損失に寄与する磁壁と寄与の小さい磁壁があり，役割の違いの分類が可能である。可視化結果の動画は文献(2)に記載されているので，参照されたい。この分類は，物理ベース AI によって得られた新たな知見であり，磁化反転機構の理解を一段と深化させるものである。

総じて，拡張型自由エネルギーモデルは「構造—メカニズム—機能」を解釈可能な形で結び付け，粒界近傍のピン止めや粒内の分割磁区に伴う，磁壁の寄与を明確に描き出した。これにより，NOES のヒステリシス損失の一因を場所（どこで起きるか）とメカニズム（どの種類の磁壁が効くか）の両面から特定でき，材料設計や工程最適化に即した実践的な指針が得られる。この研究の成果は，NOES の鉄損低減のみならず，他の非均質磁性材料の解析や最適化にも応用可能である。今後，さらなる機械学習技術の導入により，エネルギーランドスケープの解釈精度向上が期待され，磁性材料の設計指針としての活用が期待される。

3.5.2 ソフト磁性材料における保磁力要因の可視化：磁壁運動とトポロジカルデータ解析による解析

ソフト磁性材料の磁化反転過程における保磁力の発生要因を解明するため、磁壁運動の詳細な解析が進められている⁽³⁾。磁区構造のダイナミクスをリアルタイムで観測する手法として、磁気光学 Kerr 顕微鏡 (MOKE) とハイスピードカメラを組み合わせた計測技術が活用され、外部磁場の変化に対する磁区の応答が高精度に記録された。さらに、トポロジカルデータ解析 (TDA) の一手法であるパーシステントホモロジー (PH) を用いることで、磁区構造の変化を数値的に定量化し、主成分分析 (PCA) と組み合わせて磁化反転過程の特徴を抽出した。その結果、磁壁の運動が保磁力に与える影響が明確になり、特定の磁区構造が磁化反転を抑制する要因となることが示された。特に、高周波磁場下における保磁力の変化が可視化され、磁区の微視的構造がエネルギー損失に及ぼす影響が定量的に評価された。この知見は、ソフト磁性材料の保磁力制御やエネルギー損失低減のための設計指針を提供し、より高性能な磁性材料の開発に寄与する可能性を示している。詳細は文献(3)にオープンアクセスにて記載されているため参照されたい。

3.5.3 ランダウ理論による磁化状態の熱安定性と磁化反転磁場の解析

磁化状態の熱安定性を維持しつつ磁化反転磁場を低減する方法について、ランダウ理論に基づく解析が進められている⁽⁴⁾。磁気異方性エネルギーの増減が熱安定性と記録性能の間にトレードオフを生じさせることが課題とされてきたが、ソフト相とハード相の接合によるエネルギー地形の平坦化が有効な手法として注目されている。特に、エネルギーランドスケープの傾斜形状が磁化反転磁場に与える影響を解析した結果、線形的な傾斜を持つエネルギー地形が最適であることが示された。温度上昇に伴うエネルギー障壁の低減や、磁化反転過程におけるエントロピーの影響を定量的に評価し、適切なエネルギー地形の設計によって磁化の安定性を損なうことなく低磁場での磁化反転を実現できることが明らかになった。この手法は、磁気記録媒体の高性能化に寄与するだけでなく、新規磁性材料の設計指針としても有用である。さらに、温度依存性を考慮したエネルギー地形の最適化により、より安定した磁化状態の維持が可能になることが期待される。詳細は文献(4)にオープンアクセスにて記載されているため参照されたい。

3.5.4 トポロジカルデータ解析を用いた磁化反転過程の超階層的かつ説明可能な解析

スピントロニクスデバイスの性能向上には、磁区構造の変化と磁化反転過程の詳細な解析が不可欠である。本研究では、トポロジカルデータ解析 (TDA) を活用し、磁化反転過程の超階層的かつ説明可能な解析手法を開発した⁽⁵⁾。パーシステントホモロジー (PH) を用いて磁区構造の複雑性を数値化し、主成分分析 (PCA) による低次元空間への可視化を通じて、磁化反転過程の特徴量を抽出した。その結果、第一主成分 (PC1) が磁化変化を表し、第二主成分 (PC2) が磁区構造の安定性の特徴付けることが明らかとなった。さらに、PC2 の解析により、安定・準安定状態の磁化反転プロセスにおける分岐要因を特定し、磁化反転の確率的・決定論的特性の理解を深めた。本手法により、磁区構造と磁気機能の階層的関係が明確になり、スピントロニクスデバイスの信頼性向上や新規設計の指針としての応用が期待される。詳細は文献(5)にオープンアクセスにて記載されているため参照されたい。

3.5.5 構造の特徴量の検討、および計算と実験データの接続

拡張型自由エネルギーモデルにおいて構造の特徴量を検討することは重要である。本研究では、フーリエ変換 (FFT) を活用し、磁区構造の周期性を保持しながら磁化反転過程の特性を解析した⁽⁶⁾。主成分分析 (PCA) を活用し、磁区構造の特徴を低次元空間に埋め込み、ヒステリシスループとの相関を明らかにした。解析の結果、特徴量空間内で磁化と交換エネルギーが強く相関するパターンが存在し、それが保磁力を反映していることが示された。また、シミュレーションと実験の両方で類似した傾向が観察され、エネルギーランドスケープの信頼性が確認された。本手法により、物理的特徴量を用いた可視化が可能となり、磁化反転過程におけるエネルギーバリアの特定や保磁力の起源をより詳細に理解することができる。さらに、FFT を用いたデータ変換により、周期的な磁区構造の情報が保持され、ランダウ理論の拡張が実現された。これにより、実際の材料における不均一性を考慮しながら、保磁力メカニズムの解明が進み、次世代の軟磁性材料設計への応用が期待される。詳細は文献(6)にオープンアクセスにて記載されているため参照されたい。

これらの研究は、拡張型自由エネルギーモデルやマテリアルズ・インフォマティクスを活用した磁性材料解析の最前線を示しており、今後のさらなる研究の発展に寄与することが期待される。

文献

- (1) Taniwaki M, Alexandre FL, Mitsumata C, et al. Analysis of Magnetization Reversal Process of Non-Oriented Electromagnetic Steel Sheet by Extended Landau Free

- Energy Model. 2023 IEEE International Magnetic Conference - Short Papers (INTERMAG Short Papers). IEEE; 2023. p.1-2.
- (2) Taniwaki M, Nagaoka R, Masuzawa K, et al. Automated identification of the origin of energy loss in nonoriented electrical steel by feature extended Ginzburg-Landau free energy framework. *Sci Rep.* 2025;15(1):23758.
 - (3) Nagaoka R, Masuzawa K, Taniwaki M, et al. Quantification of the Coercivity Factor in Soft Magnetic Materials at Different Frequencies Using Topological Data Analysis. *IEEE Trans Magn.* 2024;60(9):1-5.
 - (4) Mitsumata C, Kotsugi M. Interpretation of Kronmüller Formula using Ginzburg-Landau Theory. *Journal of the Magnetism Society of Japan.* 2022;46(5):2209R001.
 - (5) Kunii S, Foggianto AL, Mitsumata C, et al. Super-hierarchical and explanatory analysis of magnetization reversal process using topological data analysis. *Science and Technology of Advanced Materials: Methods.* 2022;2(1):445-459.
 - (6) Foggianto AL, Kunii S, Mitsumata C, et al. Feature extended energy landscape model for interpreting coercivity mechanism. *Commun Phys.* 2022;5(1):277.

3.6 まとめと今後の課題

本論文では、マテリアルズ・インフォマティクスを活用した磁性材料解析の新たな手法として、拡張型ランダウ自由エネルギーモデルを紹介した。従来の解析手法では捉えきれなかった磁区構造の特性やエネルギー障壁を、データ駆動型のアプローチによって詳細に解析し、ミクロな磁区構造とマクロな磁気機能を統合的に評価することが可能であることを示した。

磁化反転過程の解析において、パーシステントホモロジーを用いた磁区構造の特徴量抽出、エネルギー障壁の可視化、およびピニング現象の自動解析が実現された。また、エネルギーの成分分解を行うことで、静磁エネルギーや交換エネルギーの寄与を分離し、それぞれの役割を明確にすることができた。これにより、ピニング現象のメカニズムをより深く理解し、鉄損の発生要因を定量的に特定することが可能となった。

本研究で得られた知見は、磁性材料の最適設計に向けた指針を提供し、鉄損低減を目的とした高効率な磁性体の開発に貢献するものである。特に、エネルギー地形の解析を通じて、欠陥の位置や磁壁の移動特性がエネルギー障壁に及ぼす影響を定量的に評価することで、最適な磁区構造を設計するための具体的な知見が得られた。

パワーエレクトロニクス受動素子の材料設計においては、これらの成果は特に重要な意味を持つ。パワーエレクトロニクスは、電力変換や制御を担う技術の中核を成しており、そこで用いられる磁性材料の特性が、デバイスの効率や信頼性に大きく影響を与える。本研究の解析手法を活用することで、低鉄損・高透磁率を兼ね備えた軟磁性材料の開発が促進されるだけでなく、受動素子における電力損失の低減と動作安定性の向上にも寄与する。

具体的には、磁区構造の最適化によって、変圧器やインダクタのコア損失を低減し、より高効率な電力変換が期待される。また、エネルギー地形の詳細な解析により、磁壁移動の挙動を制御し、高周波環境下での損失を抑制する設計指針も期待される。特に、本研究では磁気弾性エネルギーの解析を通じて、磁歪が磁区構造に及ぼす影響を定量的に評価し、磁性材料の応力依存性を考慮した設計指針を提供することができる。さらに、高周波応答の観点からエネルギー地形をダイナミクスの視点で解析することで、磁壁移動の時間依存性や高周波磁場下でのエネルギー消費の特性を明確化することも期待される。これらの解析により、パワーエレクトロニクスにおける高周波動作時の損失低減を目的とした材料設計の新たな指針を示すことができる。

これらの発展により、磁性材料の高機能化が加速し、次世代のエネルギー効率向上に貢献できると考えられる。また、本研究で確立した手法は、磁性材料に限らず、他の機能性材料の設計にも応用可能であり、広範な材料科学分野において革新的な解析手法としての発展が期待される。

[小嗣真人, 山崎貴大]

4 節 磁性材料・磁気素子開発のための機械学習の利活用

4.1 軟磁性材料を用いた受動素子開発のための機械学習

キーワード: 機械学習, 軟磁性材料, 特性予測, データベース, 逆問題解析, 統合設計

パワーエレクトロニクス回路(パワエレ回路)は、シリコンカーバイド(SiC)、窒化ガリウム(GaN)といった新しい材料を用いたパワー半導体の活用による高周波化、小型化、高効率化が進んでいる⁽¹⁾⁻⁽³⁾。一方で、高周波帯域で低損失なトランスやインダクタ等の磁気素子の開発が課題であり、高周波帯域において必要な透磁率、飽和密度に加えて、低損失な磁心材料の創出が求められる⁽⁴⁾。

これまでに、目標の周波数帯域において必要な透磁率、飽和磁束密度等の特性を維持しつつ、損失を低減するための材料開発が行われてきた⁽⁵⁾⁻⁽¹⁰⁾。低損失な材料開発は常に大きな課題であり、損失の発生機構を解析するために様々な数理モデルが提案されてきた。なかでも、1892年に提案されたSteinmetzの実験式⁽¹¹⁾は、現在も材料開発の指標として利用されている。この式は、実験値とのフィッティングを通して磁心で生じる損失を、ヒステリシス損失、異常損失、渦電流損失の3つに分離す

る。これにより、材料設計の指針について検討することが可能になる。しかし、その適用範囲は限定的であり、正しく利用するためには知識や経験による補完が不可欠である。適用範囲を広げるために、動作温度、周波数、励振波形や振幅などのパラメータを追加する試み⁽¹²⁾⁽¹³⁾もあるが、測定や解析の大規模化が課題となっている。

こうした背景から、近年では機械学習を活用した交流損失の推定法や解析法が提案され⁽¹⁴⁾⁽¹⁶⁾、様々な磁心を複数の動作条件下で測定した波形データを収集したオープンソースデータベースも公開されるなど、新しいアプローチが広がりを見せている。

磁性材料や磁気素子の開発における機械学習の活用については、現時点では、データ駆動型開発の導入段階にあり、将来的には自律的で試作を必要としない（試作レスな）磁性材料および磁気素子の開発や、回路との統合設計技術へと発展させるための基盤整備が重要である。具体的には、プロセスパラメータ、材料特性、電磁気的な特性および性能に関するデータを収集・整理し、データにおける個体差や測定誤差を除去する技術を確立する。その上で、材料における構造、飽和磁束密度、損失および透磁率等の特性を予測し、各工程に対するフィードバックを行う仕組みを構築する。次の段階では、この逆問題解析を行うことによりプロセスパラメータ等の最適化手法が高精度化し、回路との統合設計が実現するなど試作レス開発が加速すると考えられる。この最適化手法と実際のプロセスのシームレスな連携が進めば、自律型設計による高性能材料の発見が実現する。また、パワエレ回路の性能に関するパラメータに加えて、電磁環境両立性や持続可能性、耐環境性能に関連するパラメータも考慮して多目的化することも考えられる。

本節では、軟磁性材料および磁気素子開発のための機械学習の活用事例として、データ駆動型開発の導入段階の具体例を紹介する。データ駆動型開発の導入段階における主要な目的の一つは、教師あり学習や教師なし学習を駆使して、従来の経験則に依存しない新たな材料設計アプローチを確立し、プロセス最適化や自律設計への道を拓くことにある。

文献

- (1) J.M. Carrasco, L.G. Franquelo, J.T. Bialasiewicz : "Power-Electronic Systems for the Grid Integration of Renewable Energy Sources: A Survey", IEEE Trans, Vol.53, No.4, pp.1002-1016 (2006)
- (2) J.B.Casady, R.W.Johnson : "Status of silicon carbide (SiC) as a wide-bandgap semiconductor for high-temperature applications: A review", Solid-State Electron., Vol.39, No.10, pp.1409-1422 (1996)
- (3) S. Strite, M. E. Lin, H. Morkoç : "Progress and prospects for GaN and the III-V nitride semiconductors", Thin Solid Films, Vol.231, No.1-2, pp.197-210 (1993)
- (4) J. Biela, U. Badstuebner, J. W. Kolar : "Impact of Power Density Maximization on Efficiency of DC-DC Converter Systems", 7th int'l Conf. Power Electronics, pp.23-32 (2009)
- (5) H. Shokrollahi, K. Janghorban : "Soft magnetic composite materials (SMCs)", J. Mater. Process. Technol., Vol.189, No.1-3, #6 (2007)
- (6) H. Shokrollahi, K. Janghorban : "The effect of compaction parameters and particle size on magnetic properties of iron-based alloys used in soft magnetic composites", Mater. Sci. Eng. B, Vol.134, No.1, pp.41-43 (2006)
- (7) M. Anhal : "Systematic investigation of particle size dependence of magnetic properties in soft magnetic composites", J. Magn. Magn. Mater. Vol.320, No.14, pp.366-369 (2008)
- (8) T. Saito, H. Tsuruta, A. Watanabe, T. Ishimine, T. Ueno : "Pure-iron/iron-based-alloy hybrid soft magnetic powder cores compacted at ultra-high pressure", AIP Advances, Vol.8, No.4 (2017)
- (9) T. Takashita, N. Nakamura, Y. Ozak : "Influence of Particle Shape on Microstructure and Magnetic Properties of Iron Powder Cores", Mater. Trans., Vol.57, No.11, pp.1859-1867 (2016)
- (10) Y. Kodama, P. Nguyen, T. Miyazaki, Y. Endo : "Study on Magnetic Properties of Toroidal Cores Composed by Electrolytic Iron Powder with Different Shapes", IEEE Trans. Magn., Vol.59, No.11, pp.1-5, Art. no. 6100505 (2023)
- (11) C. P. Steinmetz : "On the Law of Hysteresis", Trans. Am. Inst. Electr. Eng., Vol.IX, No.1, pp.1-64 (1892)
- (12) J. Reinert, A. Brockmeyer, R. De Doncker : "Calculation of losses in ferro- and ferrimagnetic materials based on the modified Steinmetz equation", IEEE Trans. Ind. Appl., Vol.37, No.4, pp.1055-1061 (2001)
- (13) J. Li, T. Abdallah, C. R. Sullivan : "Improved calculation of core loss with nonsinusoidal waveforms", IEEE 36th IAS Annual Meeting, Vol.4, No.4, pp.2203-2210 (2001)
- (14) H. Li, S. R. Lee, M. Luo, C. R. Sullivan, Y. Chen and M. Chen : "MagNet: A Machine Learning Framework for Magnetic Core Loss Modeling", 2020 IEEE 21st Workshop on Control and Modeling for Power Electronics, pp.1-8 (2020)
- (15) X. Shen, H. Wouters and W. Martinez : "Deep Neural Network for Magnetic Core Loss Estimation using the MagNet Experimental Database", 2022 24th Euro. Conf. Power Electr. Appl., pp.1-8 (2022)
- (16) M. Liao, H. Li, P. Wang, T. Sen, Y. Chen, M. Chen : "Machine Learning Methods for Feedforward Power Flow Control of Multi-Active-Bridge Converters", IEEE Trans. Power Electr., Vol.38, No.2, pp.1692-1707 (2023)

4.2 機械学習を利用した磁性材料の解析事例

キーワード：ナノ結晶軟磁性材料、勾配ブースティング、要因分析、損失予測、逆問題解析、ベイズ推論、生成モデル、磁壁移動

4.2.1 解析事例

非晶質から微細な α -Fe 粒子を析出させたソフト磁性材料の損失低減に向けて機械学習を活用した事例を紹介する。関連する過去の論文における 1294 データと独自の実験結果 160 データから、特徴量として、材料組成、熱処理温度・時間などのプ

プロセス条件、透過型電子顕微鏡から決めた α -Fe の粒径、2章 1.3.5 節に示すようなアトムプローブ解析から得た体積分率などの組織情報、保磁力、飽和磁化、損失、電気抵抗値等の特性情報を収集し、保磁力、損失を目的変数として勾配ブースティング法による機械学習を実施した。結果の一例として、損失の実験値と機械学習による予測結果の比較を図 4.4.2.1 に示す。この結果は予測値と実験値が比較的良好な直線に乗っており良好な予測ができていることがわかる。また、重要な特徴量である保磁力、飽和磁化、損失などへの添加元素、熱処理条件の要因分析 (図 4.4.2.2, 相関係数の例) を行い、この分析結果を指針として添加元素、熱処理条件の最適化を実施し、損失低下を達成した。

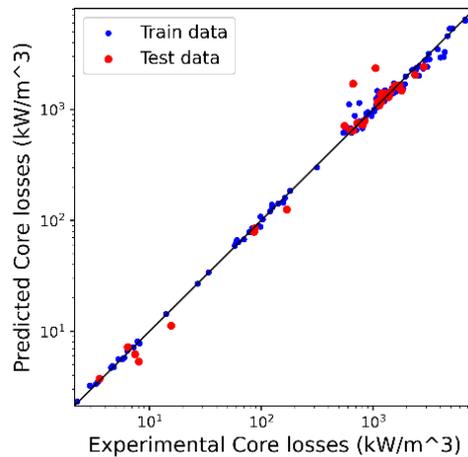


図 4.4.2.1 損失の実験値と機械学習による予測結果の比較例

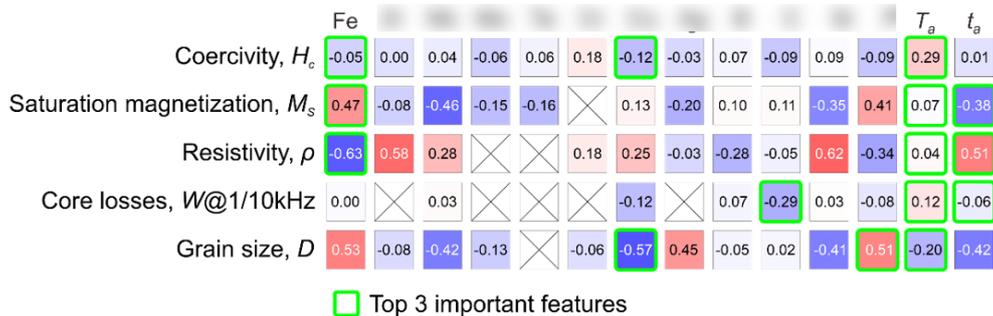


図 4.4.2.2 代表的な特徴量の要因分析結果

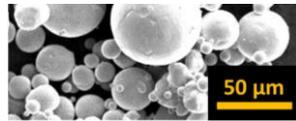
4.2.2 材料特性改善および逆問題解析の可能性

材料特性改善の可能性に関しては、鉄損低減に向けた新たな指針が見出されつつある。これまでナノ結晶軟磁性材料では、 α -Fe を高い体積分率で結晶化させることが想定されてきたが、近年、 α -Fe の体積分率が数%の領域で優れた低鉄損が得られることが明らかになった (PCT/JP2023/042606)。この背景には磁化反転機構の変化があり、最近の磁区像観察から、低鉄損の試料では磁壁の移動が抑制され、主として磁化ベクトルの回転で磁化反転が起きていることが示唆されている。すなわち、磁壁移動を抑制し、回転磁化を促進することが鉄損低減に直接貢献すると考えられる。これを積極的に達成するには、磁気異方性の付与や、構造・磁気的な揺らぎをもたらす組織形成などが有効であると考えられ、今後の研究が待たれている。

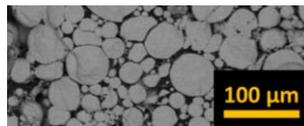
逆問題解析の可能性に関しては、材料・プロセス条件、組織、磁区構造が、特性を決定する上で重要な要因であり、それらを調整することで得られる特性が大きく変化する。これらの多くのパラメータと特性の相関を理解するには、材料・プロセス条件→組織→磁区構造→特性の流れに沿って、実験データを蓄積し、さらにシミュレーションデータを統合した上で、機械学習を活用した逆問題解析システムを構築、高度化し、それぞれの要因間の直接的な相関を明確化することが第一段階として重要となる。次の段階として、目標とする特性、例えば鉄損の値を設定し、それを達成するための逆問題解析を行う必要がある。この解析においては、必要な特性を得るための磁区構造や組織を明確化し、最終的には適切な材料・プロセス条件を提示することが目的となる。逆方向予測は、通常、複数の可能性を含むため、制約条件内で効率的に最適解を探索することが重要である。その際、バイズ推論や生成モデルを活用し、広範な探索領域から有望な候補を効率的に絞り込む手法が必要となる。これらの手法を活用することで、逆問題解析を通じた低鉄損材料のさらなる開発が可能になると考えられる。

4.3 機械学習を利用した磁気素子の解析事例

キーワード: 圧粉磁心, サロゲートモデル, ガウス過程 (GP), 目標値駆動型設計, EMC 設計, 統合設計



(a) 電解鉄粉の SEM 像



(b) 磁心断面の SEM 像

図 4.4.3.1 電解鉄粉の SEM 像および鉄粉を用いた磁心断面の SEM 像

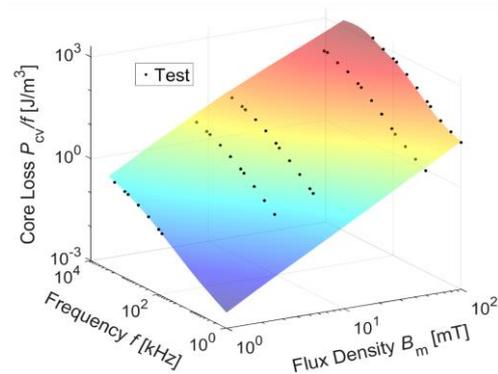


図 4.4.3.2 交流損失推定結果の一例

4.3.1 解析事例

鉄系圧粉磁心の性能を目標値としたプロセス条件の最適化システム構築を目指して、プロセス条件の異なる電解鉄粉を用いて圧粉磁心を試作・測定し、そのデータの機械学習を利用して磁心の交流損失を推定した事例を紹介する。このアプローチの目的は、実験と評価に多大なコストを要する物理的なプロセスを、サロゲートモデルに置き換えることにある。このサロゲートモデルは、説明変数（入力・条件）から、目的変数（出力・結果）を予測する数理モデルである。モデル構築のために、磁心の試作条件、測定条件、交流損失の測定値をデータセットとして整理し、回帰モデルを学習させた。回帰モデルは、少量のデータ学習に広く利用されている Gaussian Process (GP) モデル⁽¹⁾とした。

評価に用いたサンプルは、球状の電解鉄粒子からなる圧粉磁心である⁽²⁾。図 4.4.3.1 に、使用した電解鉄粉と作製した磁心断面の SEM 像を示す。粒子の粒子径 D_{50} は 10~40 μm 程度であり、個々の粒子が元の形状を保ちつつ密に充填された構造が形成されていることが確認できる。各径の粒子を、配合比 0.3~3.0 wt.% のシリコンで絶縁被覆し、金型を用いて 10 ton/cm^2 の圧力でリング状に成形した。その後、500~900 $^{\circ}\text{C}$ で 2 時間熱処理した。完成した圧粉磁心は、すべて外径 13 mm、内径 8 mm、高さはおおよそ 5 mm である。

説明変数として、プロセス条件の異なる 40 種類の磁心のプロセス条件（粒子径、樹脂配合比、アニール温度）、および損失の測定条件（周波数 1 kHz~4 MHz、印加磁束密度の振幅 1~100 mT）を用いた。目的変数は、測定した交流損失⁽²⁾とした。データセットは、合計 1900 個である。ここで、交流損失が周波数と印加磁束密度のべき乗則で近似できるという Steinmetz の実験式の知見に基づき、データセットの一部を対数に変換した。特定の磁心に関するデータセット（全体の約 5%）のみをテスト用とし、残りのすべてを用いて回帰器を学習した。

図 4.4.3.2 に、GP 回帰による交流損失の予測値と実験値の一例を、周波数および印加磁束密度の関数として示した 3 次元グラフを示す。この図から、低周波から高周波、低磁束密度から高磁束密度に至るまで、幅広い測定条件下で予測値が実験値と極めて良好に一致しており、物理法則の知見を取り入れた高精度なサロゲートモデルが構築できたことを実証した。

4.3.2 デバイス性能を目標値とした材料設計指針の構築の可能性

4.3.1 節（前節）で実証した高精度なサロゲートモデルは、材料開発を加速させるための第一歩である。しかし、このモデルを真に実用的な目標値駆動型設計システムへと昇華させるためには、モデルの「適用範囲」を拡張し、他分野の設計システムと「統合」する、という 2 つの大きな課題に取り組む必要がある。

このサロゲートモデルは、学習に用いた特定の圧粉磁心材料系に対しては高い予測精度を持つが、組成が異なる材料や未知の新規材料に対してその性能を予測することはできない。この限界を克服し、より普遍的な材料探索を可能にするためには、サロゲートモデルと材料データベースを連携させ、材料の組成（元素の種類や比率）そのものを説明変数（入力データ）としてモデルに組み込む方法が考えられる。膨大な材料データベースと連携することで、目標特性を満たすための新規材料組成そのものを提案することが可能になると期待される。

また、材料単体の最適化だけでは、デバイス全体としての性能が最大化されるとは限らない。したがって、材料開発と回路設計との協調・統合設計の実現が重要なステップとなる。特に、SiCやGaNなどの次世代半導体を用いた高速スイッチング回路は、効率やサイズの最適化だけでなく、EMC設計についても重要な要素であり、電磁ノイズの流出を適切に抑制・低減あるいは遮蔽する高性能な磁性体の開発が求められる。

この実現のためには、構築したサロゲートモデルを、回路最適化システムや電磁界シミュレーションと連動させることにより、最適な「材料」「回路・デバイス構造」「ノイズ対策部材の選定・配置」等を提案する統合システムの構築が期待される。

[室賀翔]

文献

- (1) C. E. Rasmussen : “Gaussian Processes in Machine Learning”, Advanced Lectures on Machine Learning, Vol.3176 (2003)
- (2) Y. Kodama, P. Nguyen, T. Miyazaki, Y. Endo : “Study on Magnetic Properties of Toroidal Cores Composed by Electrolytic Iron Powder with Different Shapes”, IEEE Trans. Magn., Vol.59, No.11, pp.1-5, Art. no. 6100505 (2023)