

研究終了報告書

「機械学習を用いた磁石同期モータの構造最適化」

研究期間：2020年12月～2023年3月

研究者：清水 悠生

加速フェーズ期間：2023年4月～2024年3月

1. 研究のねらい

近年、環境問題への配慮から様々な製品の電動化や再生可能エネルギーの普及が推進されており、その動力源には電気エネルギーを力学的エネルギーに変換する電動モータが用いられる。現在、このようなモータの中でも特に高出力、高効率、高信頼性といった利点から、回転子に永久磁石が埋め込まれた埋込磁石同期モータ(IPMSM: Interior Permanent Magnet Synchronous Motor)が自動車駆動用、産業用、航空機用として主流となっている。IPMSMは永久磁石を回転子に埋め込んでいるため設計自由度が高く、構造検討には多くの経験的知見や試行錯誤を必要とする。またIPMSMの特性解析には、構造を細かな要素に分割し特性計算を実施する有限要素法を用いたシミュレーションが一般に用いられ、解析計算に多くの時間を要する。これらの理由から、モータの製造会社はIPMSMの設計開発期間の長期化という問題を抱えており、その短縮が急務となっている。

上述した設計開発期間の短縮には、モータの運転特性の正確な予測による解析量の低減が必要不可欠である。そのため、この問題はAI等の情報科学技術の活用により解決できうる。機械学習や深層学習などの数理モデリング技術は、ビッグデータから所望の入出力関係を高精度に関数化する。モータの形状等と運転特性の関係を高精度にモデリングできれば、有限要素解析に比べて短時間での特性予測が可能となるため、有限要素解析の回数を最小限に留めた最適設計により短期間のうちに設計開発が完了する。そのため、本研究では深層学習により設計パラメータと電磁界特性の非線形な関係を数理モデル化し、有限要素解析なしで効率的に設計できるような短時間IPMSM自動設計システムの構築を目指す。

加速フェーズではIPMSMの新たな数値表現手法の検討を実施する。本研究において、IPMSMの数値表現手法として、設計パラメータによる表現、画像による表現の2種類に言及した。特に本研究の自動設計システムでは、表現自由度の高い画像による表現を中心に扱っていた。画像による表現は、様々なトポロジーを表現できる利点がある一方、生成難易度が高く、ノイズのような製造不可能な形状が生成されるデメリットも存在する。実際に、提案したシステムで設計最適化を実施した際、崩壊した製造不可能な設計案が提案される条件も存在した。またACT-Xの領域会議等では、画像表現や深層生成モデルは本目的に対しては自由度が高すぎないか、という意見もあり、IPMSMの数値表現としてより適した手法がある可能性が示唆された。

そこで本研究では、表現自由度と製造性の両立を目指して、グラフ構造によるIPMSM設計の数値表現を提案する。グラフ構造とは、ノードと呼ばれる点と点のつながりに着目する構造であり、隣接行列と特徴ベクトルという二つの構成要素がある。グラフ構造を用いてIPMSMの形状を表現する方法は、磁石や空気形状の各頂点と辺をグラフ構造に落とし込む構成であり、この場合の特徴ベクトルは各頂点の座標と隣接閉領域の材料情報を表現する。



グラフ構造を扱う機械学習ではノード数の異なるグラフを統一的に扱えるため、設計パラメータ表現に比べて多種多様な形状を表現可能となる。また生成するノード数などに制限を設けることで、画像表現で問題となっていた製造不可能なノイズのような形状の発生も防止でき、上述した課題を解決できうる。そのため加速フェーズの研究では、グラフ構造を活用した IPMSM の自動設計システムを構築し、画像表現のシステムと同等レベルの計算速度、性能で、従来より安定して解形状を出力することを目的とする。

2. 研究成果

(1) 概要

図1に代表的なIPMSMの構造を示す。従来のモータ設計では、IPMSMの構造データと電磁界解析を活用して運転特性を算出し、要求仕様を満足する最適な形状を検討する。しかし、「1. 研究のねらい」で説明したように、最適設計には設計自由度や解析時間による設計期間の長期化問題が存在するため、本研究では機械学習を活用した自動設計システムを提案する。

基本となる機械学習のタスクは、IPMSMの構造情報を入力として、その運転特性を予測することである。そのため、IPMSMの構造を数値的に表現する必要があり、本研究では2種類の表現手法を使用する。図2に本研究で扱う数値表現手法を示す。設計パラメータによる表現は、磁石の幅や厚さなどの寸法パラメータをベクトルとして扱い、画像による表現は、各極座標の材料(磁石、鋼板、空気)を画像のRGBにそれぞれ割り当てた表現である。

まず、設計パラメータに基づく機械学習について記述する。設計パラメータ表現は、形状の物理的特徴をそのまま扱える一方、扱える形状の自由度に限りがあるという欠点が存在する。(例えば、使用する磁石の数が変われば、次元が変わるため同じ特徴ベクトルでは扱えない。)そこで本表現法を使用した機械学習は、基本設計を終え、ある程度形状が決まった後に実施する、特定形状に特化した詳細設計用として位置付けた。形状を限定するため必要データ数も数千オーダーで十分であり、電磁界解析による学習データ生成から予測モデルの学習、学習済みモデルを用いた最適設計までを設計開発期間内で行う想定とした。本研究成果では、平均トルク・限界駆動速度・永久磁石減磁特性・トルクリプル・鉄損・効率マップといった様々な特性を高精度に予測する手法を提案し、例えばトルクと磁石量の最適設計に関しては、データ生成の時間を含めても、有限要素解析を用いた従来手法に比べて14分の1から35分の1の設計時間の短縮を図った。

続いて、画像表現を用いた深層学習について記述する。画像表現では、設計パラメータによる表現で問題であった形状自由度の問題を解決することが可能であり、様々なトポロジーを统一的に扱えるという特徴を有する。一方、画像を入力とする高精度な回帰モデルとしては深層学習がメインとなり、また設計という観点からは画像を生成する深層生成モデルの活用が想定され、ビッグデータによる学習が大前提となる特徴が挙げられる。本研究では、上述したパラメータ表現の機械学習モデルを活用して、有限要素解析結果から半教師的に学習用ビッグデー

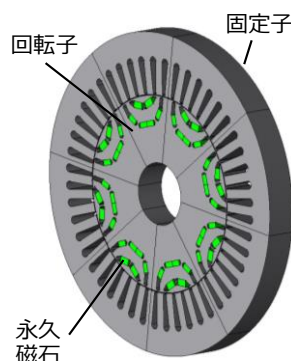


図1 代表的なIPMSMの構造
(周辺部品は省略)

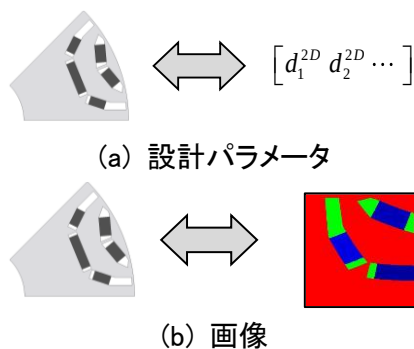


図2 IPMSMの数値表現法

タを短時間で生成し、複数のトポロジーを扱う大規模な自動設計システムを学習できた。提案した自動設計システムは、磁石量とトルクに関する最適設計は 14 秒、効率に関する最適設計は 5.6 分と、従来数日～数週間を要した最適設計期間の大幅な短縮を達成した。

最後に、加速フェーズでのグラフ構造を用いた自動設計システムについて記述する。グラフ構造を用いると、設計パラメータ表現に比べて多種多様な形状を表現可能となる。また生成する頂点の数を限定することで設計空間の自由度を必要最低限に抑えることができ、画像表現で問題となっていた製造不可能なノイズのような形状の発生も防止できる。そこで本研究では、IPMSM の回転子構造のグラフ表現方法、グラフ構造からモータ特性を予測するグラフニューラルネットワークの学習方法、およびグラフ構造に基づく IPMSM 回転子の設計システムを提案する。提案したグラフ表現を使用することで、複数の回転子トポロジーを必要最低限の表現自由度の設計空間で扱うことができ、安定して構造を出力することが可能となった。また、特性予測にグラフ畳み込みニューラルネットワークを活用することで、画像を介することなく必要最低限のグラフ情報のみでシステムを構成することができ、システムの計算コストを最小限に抑えることができた。

(2) 詳細

本研究事業の提案時の目標は、「要求性能(トルク、速度)と各種制限(電流、電圧制限)を与えた時、それらを全て満足しつつ従来構造よりも高効率となる IPMSM を短時間で自動設計するシステムの構築」であった。本研究は、一部実施しなかったものも存在するが、ほとんど研究計画通りに進んだため、研究計画時に立案したテーマごとに詳細を記述する。

研究テーマ1「モータ特性予測モデルの検討」

本テーマでは、設計パラメータ表現と画像表現の 2 つの表現における特性予測モデルの検討を実施した。予測対象のモータ特性は速度—トルク特性・永久磁石減磁特性・トルクリプル・鉄損・効率マップとした。

まず、設計パラメータ表現について述べる。紙面の関係上、速度—トルク特性についてのみ詳述する。速度—トルク特性の予測モデルを構築する場合、ある駆動電流条件における発生トルクと限界速度を予測するモデルを学習すればよい。しかし、そのまま入力形状と出力特性の関係を機械学習で学習すると、図 3 の青点のように、精度の低い学習モデルとなった。要因は、特に限界速度が、ある駆動条件で理論上無限大にまで発散する、非線形の強い特性であったためである。そこで本研究では、従来のモータ理論に従い限界速度ではなくモータパラメータ(インダクタンスと磁石磁束)を予測対象とし、モータパラメータから限界速度を算出する構成とした。図 3 の赤点がその予測結果であり、青点に比べて予測精度の向上を図ることができた。このように融合領域に位置する本研究では、従来のモータ理論を活用した学習構成を検討する必要がある。

続いて、画像表現を用いた深層学習について記述

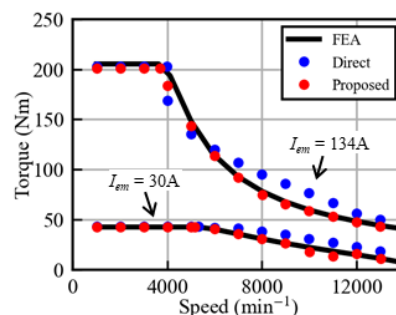


図 3 速度—トルク特性の予測結

する。モータ分野において深層学習を活用した事例はあまり多くは存在しない。その主たる理由は十分なデータ量の確保である。教師データは有限要素解析によって生成するが、そのデータ生成自体に長時間を要するためである。そこで本研究では、上述したパラメータ表現の機械学習モデルをデータ生成に活用した。図4に概念図を示す。本手法では、ある典型的な形状に対して、比較的少ない有限要素解析データから機械学習モデルを構築し、この予測モデルを用いて数万程度のデータを生成する。このプロセスを複数の典型的構造に適用することで、16.5万形状の限界速度とトルクに関するデータセットを3.6時間で確保した。このデータセットを用いて、畳み込みニューラルネットワークベースの深層学習モデルを学習することで、複数のロータトポロジーに対する高精度な特性予測モデルを構築できた。

研究テーマ2「モータ設計用生成モデルの検討」

画像表現では、様々なトポロジーを统一的に扱えるという特徴を有する一方、設計のためには所望の画像を生成する必要がある。そこで本研究では、深層生成モデルを用いたモータ設計手法を提案した。

本研究では、Lightweight GAN を用いて、画像表現したロータ形状した。GAN の学習データは上述した16.5万枚の形状画像(3x256x256)である。図5に学習したGANによって生成された形状の一例を示す。GANの出力画像には、3つのトポロジーの形状画像が出力されており、GANを用いることで複数のトポロジーを潜在変数空間で统一的に扱えることがわかった。

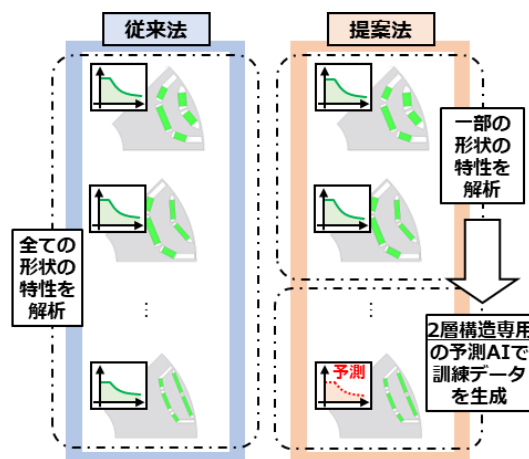


図4 教師データ生成の概念図

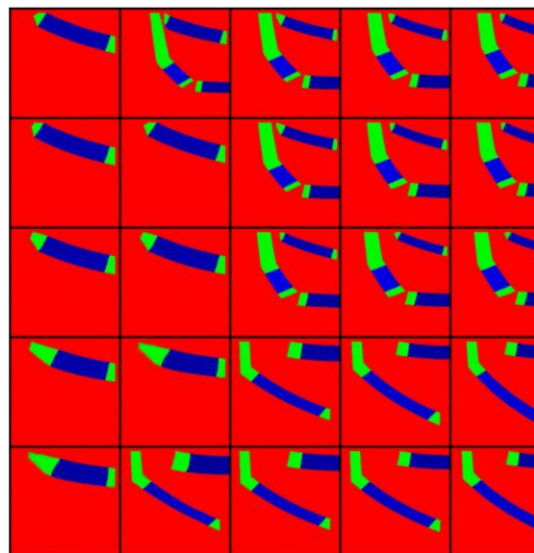


図5 学習済み GAN の生成形状

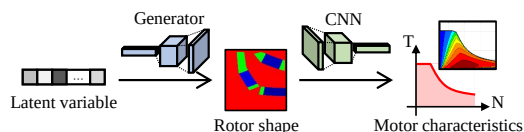


図6 自動設計システムのデータの流れ

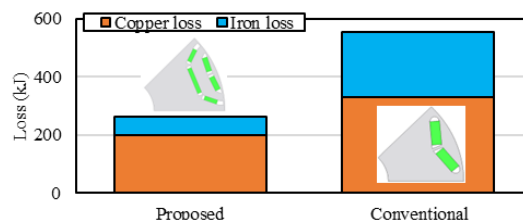


図7 最適化形状と従来形状のWLTCモード走行時の損失比較

研究テーマ 3, 4「最適化アルゴリズムの検討」「提案構造の評価」

上述した特性予測モデルと形状画像生成モデルを組み合わせると、図 6 のような構成となる。すなわち、潜在変数空間を探索空間とし、予測特性と評価値とした最適化問題に帰着できる。本システムを用いて、速度・トルクに関する制約下のもと、低速時と高速時の 2 点における効率に関する最適設計を実施すると、図 7 に示す回転子形状が得られた。本形状に関して、世界統一の自動車走行モードである WLTC モードを想定した損失評価を実施し、図 7 にその結果を示す。最適化形状は同体格の 3 代目プリウス駆動用モータよりも 52.6%の損失低減を達成すること

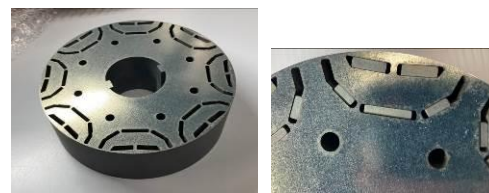


図 8 試作機の外観

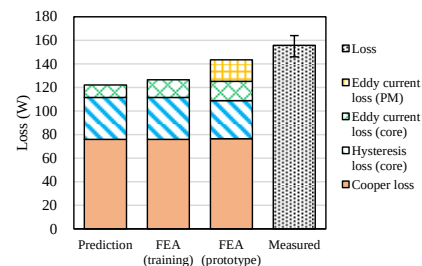


図 9 走行評価点での損失特性 (3500 r/min, 20 Nm)

がわかった。また本形状を得るのににかかった演算時間は 5.6 分であり、数日から数週間の期間を要した従来の最適化手法と比較して、本研究の成果は設計期間の短縮という面で、絶大なインパクトを与えることがわかった。

最後に、最適化形状の妥当性検証のため、試作機を作製し実機評価を実施した。図 8 に試作したロータコアの外観、図 9 に走行評価点 (3500 r/min、20 Nm) における損失特性を示す。機械学習の予測損失 (Prediction) と測定した損失 (Measured) はそれぞれ 122.2 W、146.1 W と誤差が大きい。この誤差の要因を検討するため、最適形状の有限要素解析を、特性予測モデルの訓練データと同条件 (FEA training data)、製造性を考慮した試作機と同形状 (FEA prototype)、PWM 高調波を考慮した解析 (FEA w/ PWM prototype) の 3 段階で実施した。結果を比較すると、試作形状で PWM を考慮した FEA では測定値との誤差が 6.3% で、製造誤差として許容可能な範疇の結果であった。そのため、システム予測と測定結果の誤差は、そもそもの機械学習の訓練データのモデリング精度の影響と結論付けられる。訓練データは有限要素解析を繰り返し実施することで入手しており、十分量のデータを入手するため条件を簡略化した解析を実施していた。システムの予測結果を実事象に近づけるためには、より詳細な有限要素解析データによる予測モデルのファインチューニングなどが必要となる。

加速フェーズ研究テーマ「グラフ構造を活用した自動設計システムの検討」

最後に、グラフ構造を用いた自動設計システムについて記述する。まず、上述の画像ベースの自動設計システムに用いた画像データセットから、頂点座標と材料情報を抽出し、隣接行列と各頂点の座標および材料情報を埋め込んだ特徴ベクトルを計算することで、16.5 万のグラフ構造データセットを作成した。

続いて、グラフ構造からモータ特性を予測する深層回帰モデルを学習する。図 10 に本研究で使用するグラフ畳み込みニューラルネットワークの構成を示す。ただし FC は Fully Connected、BN は Batch Normalization を意味する。グラフ構造のエンコーディングには、残差接続の有するグラフ畳み込みニューラルネットワークを使用した。出力側は、5 次元のベクトル

にエンコーディングした形状情報を電流、速度情報および材料情報と結合し、2 種類の特性を同時に予測するマルチタスク MLP 学習の構成とした。ただし、d, q 軸電流 i_d , i_q と回転速度 N は標準化している。本研究では、鎖交磁束とコア鉄損を予測する 2 種類の回帰モデルを学習した。

図 11 に、グラフベースと画像ベースの回帰モデルのテストデータに対する予測精度を示す。図 11 の結果を比較すると、画像ベースの先行研究モデルほど精度は高いものの、提案したグラフニューラルネットワークは高精度な予測を達成することがわかる。これは、先行研究のモデルが一般画像データセット ImageNet で事前学習した Swin-Transformer を用いたことで、優れた形状情報の特徴量抽出能力を有するためである。本研究ではグラフ構造のエンコーダ部分もモータデータセットのみで学習したため、更なる形状情報のエンベディング性能に改善が期待できる。

提案した回帰モデルを用いて、グラフベー

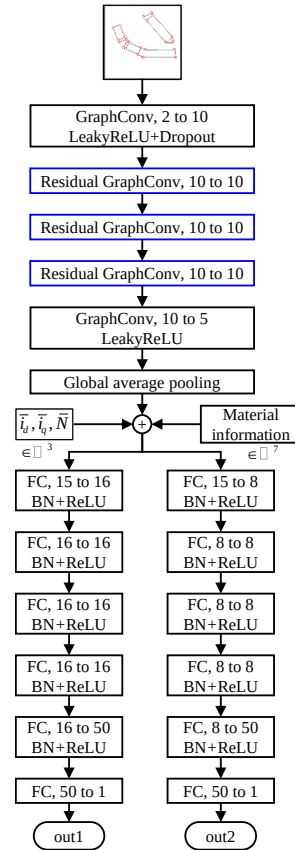
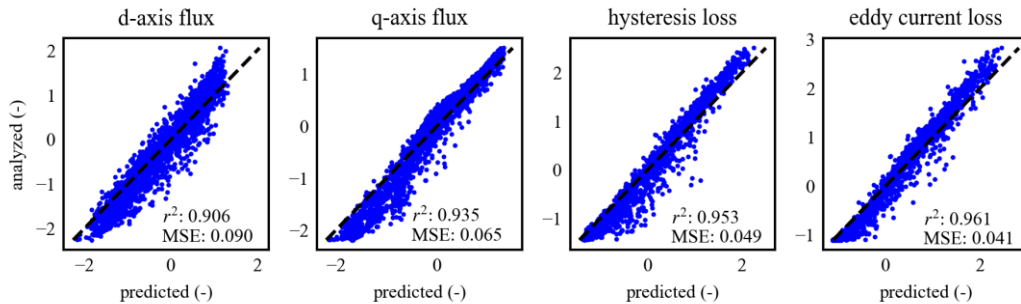
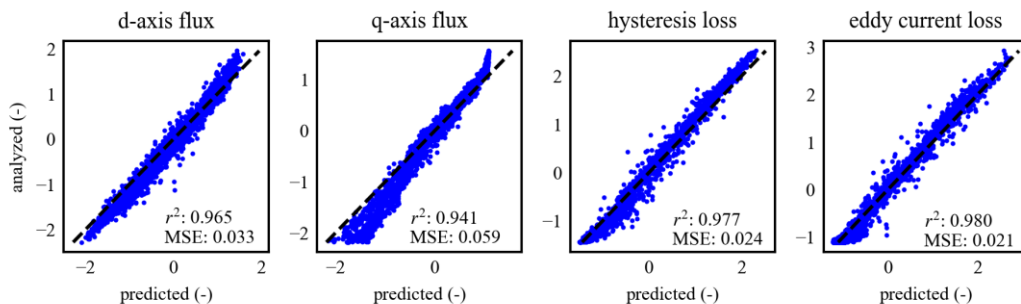


図 10 グラフニューラルネットワーク構造



(a) グラフ畳み込みニューラルネットワーク



(b) 画像ベースの畳み込みニューラルネットワーク

図 11 テストデータに対する予測精度

スの自動設計システムを構築した。図 12 に設計システムの全体構成を示す。ただし、グラフの生成は、訓練データセットからカーネル密度推定により特徴ベクトルの確率密度関数を推定し、サンプリングにより実装した。図 13 に V トポロジーを指定して設計と特性評価を行った一例を示す。生成形状は各トポロジーの特徴をよく捉えた形状となっており、崩壊もしておらず、確率密度関数の推定が高精度に行えていることがわかる。また、グラフ生成から特性評価までの計算時間は 2.99 ± 0.16 秒であり、短時間での評価を実施できた。

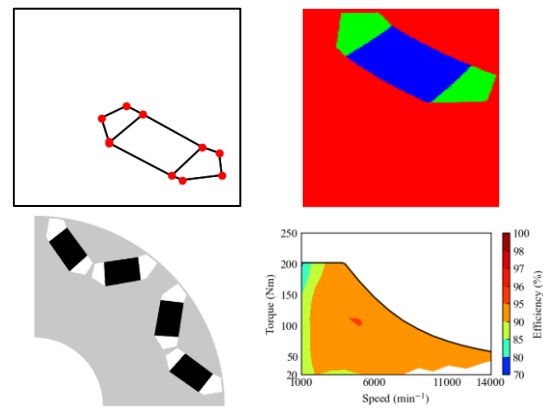


図 13 自動設計システムの設計結果の例

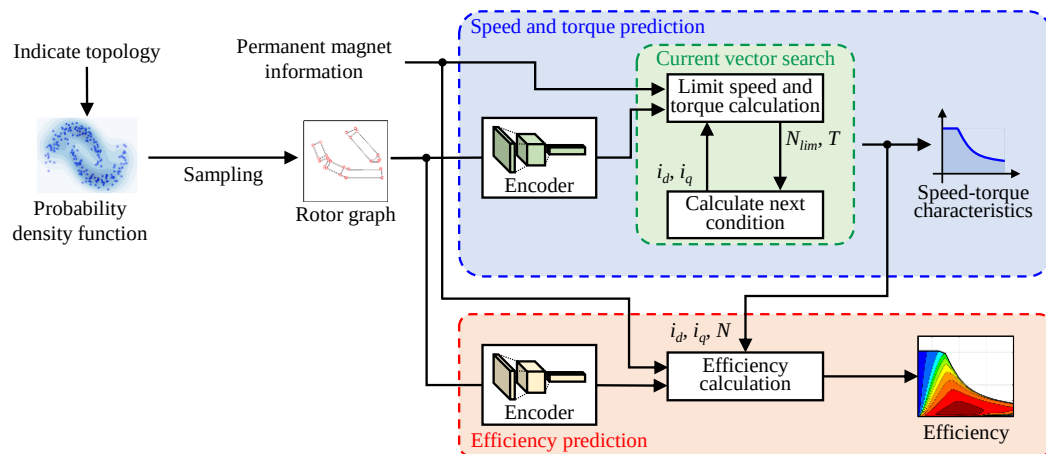


図 12 グラフベースのモータ自動設計システム

3. 今後の展開

本研究課題は、特にモータのエネルギー変換効率に着目した研究内容であった。そこで、今後の研究の展開の一つとして、モータに必要とされる全ての特性を考慮した汎用モータ設計 AI 構築に挑戦する。

現在、電動車や電動航空機等における搭載スペースや重量の観点から、モータの体積や質量は更なる低減が求められている。一般的にモータ体格を小さくするとトルクは低下するが、モータ出力は「トルク×回転速度」で計算でき、モータを高速化すればトルクが低下しても出力を維持できる。そのため、高速化による小型軽量化が現在のモータ開発の主流である。モータの更なる高速化のためには、強い遠心力に耐えうる高剛性な設計や、損失増大に伴う熱設計の成立性などの検証が必須となる。そのため、本研究で対象とした電磁気的な特性の他に、応力解析や熱解析までを活用したマルチフィジックスなモータ特性を考慮しなければならず、更なる設計期間の長期化が見込まれる。そのため、本研究で提案した自動設計システムの対象範囲を応力特性や熱特性にまで拡大し、短期間で様々な特性を考慮可能な汎用モータ自動設計システムの構築を目指す。本システムが完成すれば、短い計算時間という特徴を活かして様々な条件で設計最適化が実施可能となる。また入手できる解形状以外にも、設計過程からモータの高出力密度化に対する体系的で学術的価値の高い設計指針を得られる。モータの高性能化は脱炭素社会に向けて非常に重要な役割を果たすため、2030 年目標の SDGs を見据え、数年以内には本システムを実現する必要がある。

（加速フェーズ実施後追記）

加速フェーズでは、グラフ構造という新たな数値表現手法を活用した成果を創出した。グラフ構造は、パラメータ表現や画像表現では表現しづらい特徴量にも適用できる可能性があるため、本研究課題で蓄積した様々な技術を活用し、上述の汎用モータ設計 AI 構築を目指す。

4. 自己評価

「2. 研究成果」で説明した通り、本研究の目的は当初の計画通りほぼ達成することができた。研究費も「半数以上をモータ試作に充てる」という当初の方針からほぼ変わらず、計画通り執行することができた。

また本研究は、モータ分野と AI 等の情報科学技術分野という 2 つの分野の融合領域に属する。研究者は、発展途上である本分野で先駆的に研究成果を創出し、「5. 主な研究成果リスト」に後述の通りモータ分野から高い評価を受けている。更に自身で研究成果を創出するだけでなく、モータ分野に AI を普及するような社会貢献活動も積極的に実施している。例えば、投稿論文では構築したデータセット^[1-2]やプログラムを公開している。また特に、2022 年 4 月に学生から助教に兼任したことを皮切りに、分野の権威である電気学会の調査専門委員会で新たに AI 普及ワーキングを立ち上げたり、分野の AI 初心者向けのコミュニティを slack で主宰したり、年に一回の最も大きな国内会議で「モータ×AI」シンポジウムを計画したりと、モータ分野への AI 普及活動を先導して実施している。このように、研究成果の創出だけでなく、社会実装や社会への技術の普及を含めた包括的な活動に尽力している。

以上より、研究者の活動は、本事業の「新たな学問領域創成」という点を考慮しても、非常に高い評価を受けるべきと自己評価する。

[1] Y. Shimizu, “Dataset for motor parameters of IPMSM” IEEE Dataport, Oct. 13, 2021.

[2] Y. Shimizu, “Dataset for Iron Losses of IPMSMs.” IEEE Dataport, Aug. 19, 2022.

(加速フェーズ実施後追記)

加速フェーズ期間では、学会発表や論文投稿にとどまらず、『第 1 回「電機システム×AI」ワークショップ』の主催や学会でのシンポジウム運営、技術解説記事の寄稿(※成果リスト等参照)など、発展途上の学際領域を更に盛り上げるべく尽力してきた。このように、研究者は新たな学問領域の開拓と普及に最大限に貢献しており、非常に高い評価を受けるべきと自己評価する。

5. 主な研究成果リスト

(1) 代表的な論文(原著論文)発表

研究期間累積件数: 3件

研究期間累積件数: 4件(加速フェーズ実施後更新)

1. Y. Shimizu, “Efficiency Optimization Design that Considers Control of Interior Permanent Magnet Synchronous Motors based on Machine Learning for Automotive Application,” *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 41–49, 2023.

本論文では、モータ寸法からモータの鉄損を機械学習により高精度に予測する手法を提案し、2 時間程度で同出力点における効率最大化設計が完了することを明らかにした。本手法を 3 つのロータポロジを持つモータに適用し、WLTC モード走行時の損失特性が初期形状に対してそれぞれ 1.9%, 10.1%, 5.6%低減できることがわかった。

2. Y. Shimizu, S. Morimoto, M. Sanada, and Y. Inoue, “Automatic Design System with Generative Adversarial Network and Convolutional Neural Network for Optimization Design of Interior Permanent Magnet Synchronous Motor,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, Vol. 38, No. 1, pp. 724–734, 2023.

本論文では、深層学習を活用したモータ自動設計システムの学習方法と性能について明らかにした。当該研究ではビッグデータの入手が最も困難であった。深層学習用のデータセットはシミュレーションで入手するが、10 万のデータセットを生成するのに概算で 2 年以上の期間を要する。そのため、データ生成に機械学習手法を活用し、半教師あり学習の枠組みで 1 週間で 16.5 万のデータセットを生成し、深層学習を実施した。

3. Y. Shimizu, S. Morimoto, M. Sanada, and Y. Inoue, “Using Machine Learning to Reduce Design Time for Permanent Magnet Volume Minimization in IPMSMs for Automotive Applications,” *IEEJ J. Ind. Appl.*, Vol. 10, No. 5, pp. 554–563, 2021.

本論文では、モータ寸法から運転特性を機械学習により高精度に予測する手法を提案し、従来法より 100 分の 1 以下の時間で形状最適化が完了することを明らかにした。本分野での機械学習の活用事例は当時ほとんど存在せず、十分量(数千程度)のデータを取得する方法が確立されていなかった。そのため、有限要素解析ソフトと CAD, python を連携し、寸法情報から形状の生成、解析メッシュの生成、解析条件の生成、解析と結果の出力までの全ての処理を自動で行うプログラムを作成し、研究を遂行するための十分量のデータを自動で取得した。



4. Y. Shimizu, “Investigation of Iron Loss Prediction Model for Automatic Design System of IPMSMs,” *Proc. of the COMPUMAG 2023, in press.*

先行研究 2 では、自動設計システムの速度—トルク特性のみが対象であったが、本論文では、モータ効率を対象としたモータ自動設計システムを提案した。高精度な効率予測のため、Vision Transformer を活用した鉄損予測モデルを新たに提案し、5.6 分で効率に関する最適化を完了できることを明らかにした。

(2) 特許出願

研究期間全出願件数: 1 件(特許公開前のものも含む)

1	発 明 者	清水悠生
	発 明 の 名 称	設計システム、コンピュータ実装方法、及びコンピュータプログラム
	出 願 人	学校法人立命館
	出 願 日	2023/8/18
	出 願 番 号	特願 2023-133308
	概 要	モータをグラフ構造で表現し、グラフ畳み込みニューラルネットワークもしくは画像ベースの畳み込みニューラルネットワークにより特性を予測する自動設計システム

(3)その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

1. 国内/国外学会発表

Y. Shimizu, S. Morimoto, M. Sanada, and Y. Inoue, “Investigation of Irreversible Demagnetization Constraints in Magnet Volume Minimization Design of IPMSM for Automotive Applications Using Machine Learning,” *Proc. of the 2021 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*, A2L-3 (2021)

他 10 件

Y. Shimizu, “Investigation of Iron Loss Prediction Model for Automatic Design System of IPMSMs,” *Proc. of the COMPUMAG 2023*, OC2-3-379 (2023) ※加速フェーズ実施の成果

清水悠生:「グラフ構造と深層学習を活用した IPMSM の特性予測」, 静止器/回転機合同研究会, SA-23-078/RM-23-077 (2023) ※加速フェーズ実施の成果

2. 受賞

IEEJ Industry Applications Society Excellent Presentation Award @SAMCON2021 (2021 年 8 月)

他 5 件

3. 招待講演

清水悠生, 「モータを設計する AI —AI はモータ設計者の仕事を奪うか?—」, モータ技術シンポジウム, 2022 年 7 月 20 日

他 2 件

4. 総説

清水悠生:「深層生成モデルを用いた磁石同期モータの自動設計システム」, 電気学会誌, Vol. 143, No. 10, p. 636-639 (2023) ※加速フェーズ実施の成果

清水悠生:「深層生成モデルを用いた磁石同期モータの自動設計」, 日本ロボット学会誌, Vol. 41, No. 8, p. 684-687 (2023) ※加速フェーズ実施の成果

5. ワークショップ

第 1 回「電機システム×AI」ワークショップ, 立命館大学 梅田キャンパス, 2023/12/1-2 ※加速フェーズ実施の成果