



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	深層学習を用いた回転機のトポロジー最適化に関する研究 [全文の要約]
Author(s)	佐々木, 秀徳
Description	この博士論文全文の閲覧方法については、以下のサイトをご参照ください。 https://www.lib.hokudai.ac.jp/dissertations/copy-guides/
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(工学)
Dissertation Number	甲第14578号
Issue Date	2021-03-25
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/81681
Type	doctoral thesis
File Information	Hidenori_Sasaki_summary_210617.pdf



学 位 論 文 内 容 の 要 約

博士の専攻分野の名称 博士(工学) 氏名 佐々木 秀徳

学 位 論 文 題 名

深層学習を用いた回転機のトポロジー最適化に関する研究
(Study on topology optimization for electrical machine using deep learning)

近年、世界的な環境規制によりエネルギーの高効率化が求められ、自動車、鉄道、船舶や航空機等の輸送機器や産業機器のエンジン機構及び油圧機構の電動化が図られている。電動機器の多くはモータを有しており、機器全体に占めるモータの消費電力が大きく、高効率化が求められる。モータの種類・用途は多種多様であり、それぞれの用途に対して求められる構造や特性が異なる。モータ単体で評価すべき項目は、平均トルク、トルクリップル等に対する回転速度特性や電流特性、電磁加振力、効率、振動、騒音など多岐に渡る。これらの特性はトレードオフな関係を持つ場合が多く、複数の特性の均衡点を狙ったモータ機器設計することは容易ではない。また、機器の軽量化や小型化の要求も強く、高効率、高出力密度を両立した限界設計が必須となってきた。

また、計算機技術の向上により、大規模計算が広く盛んに用いられている。それに伴い、数値シミュレーション技術に関する研究が盛んとなり、電磁界設計分野においても様々な解析技術が開発されている。特に有限要素法(FEM: Finite Element Method)はコンピュータ支援設計(CAD: Computer aided design)との親和性も高く、広く普及している。さらに、最適化技術を FEM と連成することで、より効率的に適切な磁気構造を探索する手法が研究、開発されている。最適化手法として設計パラメータを変数とし、遺伝的アルゴリズム(GA: Genetic Algorithm)を用いて所望の特性を有する形状を探索するパラメータ最適化が主流である。本手法は製品開発の下流である詳細設計において有効な手段であるが、上流である概念設計ではパラメータを設置できず、適用しにくい。そこで、設計パラメータを用いず、適切な材料分布を物性の増減も考慮しながら最適化するトポロジー最適化が注目されている。しかし、本手法は探索空間が多次元となり複雑になる場合が多い。そのため、探索に必要な FEM による解析回数が膨大となり、現実的な最適化時間で解が得られない場合がある。

そこで、電気機器磁気特性を同定するために FEM などによる電磁界解析の代用として、何らかの代理モデル(Surrogate model)を用いる求解手法に関して研究されている。代表的な代理モデルとして、応答局面法、クリギング法、空間写像法などがある。これらの手法は様々な物理現象を簡易表現するために広く適用検討がなされている。しかし、非線形性問題や高次元問題に対して高精度に代理モデルを作成することは難しく、新たな手法が求められている。

これらの課題の突破口となる技術として、脳の神経細胞(ニューロン) から構成する神経回路を模倣したニューラルネットワーク(Neural network: NN) による代理モデルが提案されている。特に畳込みニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)は画像の特徴量抽出能力に優れており、機械学習(ML: Machine Learning)における物体認識精度向上が期待されている。設計分野では CAD を代表とした図面作成ソフトを用いる場合が多く、CNN で用いるデータと親和性が高いと考えられる。

以上の背景から、電気機器磁気特性を同定するために FEM の代わりに CNN を用い、トポロジー最適化時間を短縮することに着目している。CNN は自動的に特徴量を抽出することができ、特徴量設計が困難なデータに対して有効である。しかし、回転機の二次元断面材料分布とトルク特性の関係を CNN に学習させた場合の推定値は FEM をはじめとした電磁界解析に代わる推定精度を有してはならず、更なる推定精度向上が求められる。また、様々な回転機への適用が望まれるが、形状汎化に関する検討は少ない。さらに、CNN を設計に適用するにあたり、推定結果に対する根拠が明確ではないため、最適化結果に対する信頼性が失われてしまう課題がある。

以上の背景から、以下の三点に注目し検討を行った。

- (1) CNN を用いたモータ特性推定精度向上手法の提案
- (2) CNN による推定可能モータ形状汎化と複数磁石配置を考慮した最適化手法の提案
- (3) CNN 推定根拠可視化技術のモータへの適用と新たな局所探索手法の提案

本研究では製造可能な形状を生みやすい NGnet-ON/OFF 法を形状表現手法として用い、大域的な最適解を得やすい GA で解を探索する。GA の交叉手法として REXstar, 世代交代モデルとして JGG を用いている。また、学習を行う CNN として、構造が単純な VGG16 を用いている。また設計対象は 4 極 24 スロットの分布巻 IPM モータの回転子コアとし、回転機の主特性である平均トルクおよびトルクリップルを最適化対象とした。

(1) CNN を用いたモータ特性推定精度向上手法の提案

教師データとして磁束密度分布を用いることで、コアの磁気非線形性を CNN へ学習し、平均トルクおよびトルク振幅に関して材料分布を用いる場合に比べ推定精度が向上することを示した。特に回転機の磁気特性は電磁鋼板の磁気的非線形特性が大きく影響される。磁束密度を用いることで磁気的非線形特性を CNN に学習させることが可能となり、二次元断面材料分布を学習させた場合よりも磁気特性の推定精度向上する。また、材料特性を入力とした場合に比べ固定子側の特徴量に対する情報が増加することも精度向上の要因として挙げられる。

また、トポロジー最適化へ CNN を用いた場合、CNN の推定性能への影響があることを示した。本最適化では CNN の推定結果に応じて FEM を用いた解析を行うことで、FEM の解析回数を削減し、最適化時間の短縮を図っている。本検討では IPM モータの平均トルク最大化、トルクリップル最小化問題を解いた。その結果、磁束密度を学習した CNN を用いた場合、材料分布を学習した CNN を用いた場合に比べ、評価値が良好な最適解を得ることができた。さらに磁束密度を学習した CNN を用いた場合、FEM のみで最適化した場合に比べ、約 52.5%の解析時間で最適解を得た。

(2) CNN による推定可能モータ形状汎化と複数磁石配置を考慮した最適化手法の提案

IPM モータの場合、磁石配置が異なると磁気特性が大きく異なるため、同一の CNN へ学習させた際にトルク特性に対する特徴量抽出可能か不明である。そこで、様々な仕様のモータを同一 CNN へ学習し、形状汎化させる学習手法を提案した。学習する手法として、複数の磁石配置を学習データに混合させ、1 回の学習で複数の磁石配置を学習させる手法が考えられる。本学習手法を同時学習と呼ぶ。ただ、最適化において随時新しい磁石配置やコア形状が形成されることから、学習済み教師データから逸脱した形状を同一 CNN に追加で学習できることが望ましい。この手法を追加学習と呼ぶ。追加学習および同時学習により異なる磁石配置に対する学習を一つの推定器で行うことで、推定器の選択を行う必要がなく扱いを簡単化することが可能である。本検討では I 字磁石形状および V 字磁石形状をもつ IPM モータを最適化対象とした。それぞれの教師データをトポロジー最適化によって得る。

追加学習において、CNN の学習で用いる Momentum SGD の更新幅を調整することで二磁石配置に対応させることができることを示した。さらに同時に学習した場合においても、高精度に推定可能な CNN を構築可能であることを示した。追加学習は随時 CNN を更新する手法として有用であるが、更新幅のパラメータを問題ごとに調整する必要があるため、本検討では同時学習に注目し、さらにその推定器を用いて複数磁石配置を考慮した新たなモータ形状トポロジー最適化手法を提案した。本手法により複数磁石配置を考慮した最適化を行うことが可能となった。また、従来探索手法の 6.4%の FEM による解析回数で探索可能であることを示した。得られた解は従来手法、提案手法ともに同様の特性値を持つことから、本探索手法は有用であることが示された。

(3) CNN 推定根拠可視化技術のモータへの適用と新たな局所探索手法の提案

説明可能な CNN の磁気特性への適用に関する検討を行った。説明根拠を可視化する技術として CNN へ入力した画像の推定要因となる領域を可視化する Gradient-weighted Class Activation Mapping(Grad-CAM) が提案されている。本手法により出力層の手前である最終畳込み層を用い

ることでトルク特性に寄与する領域の可視化が可能であることを示した。

さらに、Grad-CAM を組込んだ新たなトポロジー最適化手法を提案する。提案手法は二つの特性に対し Grad-CAM を用いて二段階で最適化を行う。本検討では提案手法を用いて平均トルクおよびトルクリップルに対する IPM モータの回転子の最適形状を求める。まず、一段階目最適化では平均トルク最大化問題を解く。得られた最適解に対し、あらかじめ学習した CNN を用いて Grad-CAM を適用する。Grad-CAM の結果を用い、平均トルクに寄与する領域は固定する。Grad-CAM の出力が小さい領域は第二段階最適化におけるトルクリップル最小化問題において形状最適化を行う。

Grad-CAM を二段階最適化に適用することで、オリジナルモデルに比べ平均トルク 15.4%増、トルクリップル 78.5% 減の形状を得ることができた、二段階目の最適化において初期の世代で平均トルクの制約を満たす形状が生成されやすく、従来の最適化に比べ評価値が高い形状を得ることが可能であることを示した。さらに、提案手法により多目的最適化に比べ、より良好な解を得た。