HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	トポロジー最適化と人工知能技術を融合したモータ設計の高度化に関する研究［論文内容及び審査の要旨］
Author(s)	佐藤, 駿輔
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(情報科学)
Dissertation Number	甲第16021号
Issue Date	2024-03-25
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/92447
Rights(URL)	https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Type	doctoral thesis
File Information	Hayaho_Sato_abstract.pdf, 論文内容の要旨

Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

学　位　論　文　内　容　の　要　旨

博士の専攻分野の名称　　博士（情報科学）　　氏名　佐藤 駿輔

学　位　論　文　題　名

トポロジー最適化と人工知能技術を融合したモータ設計の高度化に関する研究
（Research on advanced motor design by integrating topology optimization and artificial intelligence techniques）

近年の環境問題を背景として, 電気機器の高性能化・高効率化が社会的に強く求められている. 特に, 永久磁石モータをはじめとするモータは日本産業用電力エネルギー消費の過半を占めるといわれており, その効率改善が喫緊の課題となっている. モータに求められる性能は用途によって多岐にわたる. 以上のことから, モータの最適設計を実現する計算手法が近年では強く求められている.
このような設計を実現する手法として, 形状最適化法が従来から研究されてきた. 形状最適化法では, モータの回転子や固定子を表現するパラメータ (設計変数) を定義したうえで,1. 設計変数にしたがってモータ形状を生成し,2. 形状を数値解析 (例えば有限要素法 (FEM: Finite Element Method) による解析) することでトルクなどの性能を評価し,3. 評価結果にしたがって形状を改善する, という手順を繰り返し実行する. これにより, 要求仕様に最適なモータ形状を得る. 形状最適化の中でもトポロジー最適化法は, 形状の寸法パラメータを仮定するパラメータ最適化とは異なり, 原理的に形状の自由変形を実現する. この特長から, 近年ではトポロジー最適化は新規的な形状を得る手法として注目を集めている. 中でも, 正規化ガウシアンネットワーク (NGnet: Normalized Gaussian network) on/off 法は高い自由度と結果形状の製造可能性を両立するとして, 近年では盛んに研究されている.
しかし, トポロジー最適化を含む形状最適化にはいくつかの課題が存在する.
I. 機器の基本構造を既定するパラメータの考慮が不可能. 形状最適化は機器の部品形状のみを最適化の対象としている. しかし, 機器の性能は部品形状のみならずその基本構造にも左右される. 例えば, 永久磁石モータにおいてはモータ極数や永久磁石形状種が基本構造に挙げられる. このような基本構造パラメータを部品形状と同様に最適化の対象とすることで, 飛躍的な性能の向上が期待される. 以降, このような最適化手法を統合最適化と呼称する.
II. 計算コストの増大.NGnet on/off 法を含む形状最適化法の多くは遺伝的アルゴリズムなど確率的最適化法によって実行される. 本手法は大域的探索能力に優れるなどの利点を有するが, 一方で多数の形状を FEM により解析する必要があり, これにより計算コストの増大, ひいては設計工程の長期化が問題となる. このような問題に対して, 高計算コストなモデル (ここでは FEM 解析) を低計算コストなモデル (代理モデル) に置き換える, 代理モデル法が一般的に用いられる. その有効性は様々な研究で示されているが, トポロジー最適化における適用範囲の限界は未だ不明であり, 様々な最適化問題の低コスト化のためには更なる研究が必要不可欠である.
これらの問題の一方で, 近年では深層学習技術に代表される人工知能 (AI: Artificial Intelligence) 技術が急速に発達しており, 画像認識や自然言語処理, ゲームプレイなど, いくつかの分野で人間を超える性能を発揮している. この発展した技術をモータの最適設計に応用することで, 上記の課題点を解決し, モータ設計の高度化を図ることができると考えた.
以上を踏まえ, 本研究では形状最適化, 特にトポロジー最適化の手法に AI 技術を融合させ, モータ

の最適設計の高度化・高速化を実現することを目的とする.
本論文の構成は以下の通り.
第 1 章では, 本研究の研究背景・研究目的・論文の構成について述べる.
第 2 章では, 本研究の対象となるモータの基礎理論, および形状最適化について述べる. また, 種々の形状最適化法を永久磁石モータの最適化問題に適用し, 比較を行う.
第 3 章では,I. の問題に対して, モンテカルロ木探索を用いた基本構造パラメータと部品形状の統合最適化法を提案する. 本手法では, 基本構造パラメータを木構造のノードに対応させ, ゲーム AI などで知られるモンテカルロ木探索のアルゴリズムにより選択する. 選ばれた基本構造パラメータのもとで部品形状を最適化することで, 統合最適化を実現する. 本章では特に, 統合最適化の多目的への拡張について述べる.
第 4 章では,II. の問題に対して, 代理モデル法によるトポロジー最適化の高速化を行う. 本章では特に, 代理モデル法の 2 つの学習法である, オフライン学習法とオンライン学習法の比較に主眼を置く. オフライン学習法では学習データを事前に準備し. そのデータを用いて構築した代理モデルを用いて, 設計者の興味となる最適化 (以降, 主最適化) を高速化する. 一方, オンライン学習法では事前に学習データを準備すること無しに, 主最適化の過程で得られたデータから代理モデルを逐次構築・更新する. 両手法を永久磁石モータのトポロジー最適化に適用し, その結果を比較する.
第 5 章では, 代理モデル法の一種として, 深層生成モデルを用いた潜在空間トポロジー最適化を提案する. 深層生成モデルの一種である変分オートエンコーダ (VAE: Variational Auto Encoder) では, 入力データを低次元の空間 (以降, 潜在空間) に次元圧縮する. これにより, 通常では高次元問題の傾向にあるトポロジー最適化を低次元化することが可能となる. 潜在空間上で代理モデル法 (オフライン学習法) を適用することで, 高速なトポロジー最適化を実現する.
第 6 章では, 本論文の総括と本研究の今後の展望を述べる.