

人工知能 (AI) 技術と電磁気学を用いた最適設計 [II・完]

—— 深層学習・モンテカルロ木探索の応用 ——

Design Optimization Based on Electromagnetism
and Artificial Intelligence (AI) [II・Finish]:
Deep Learning and Monte Carlo Tree Search

五十嵐 一 佐々木秀徳

Abstract

深層学習により、モータの断面画像からトルク特性を予想できる。構築した深層学習機を計算コストが大きい電磁界解析の代わりに用いることで、トポロジー最適化を高速化した。また最適化結果の説明のために Grad-CAM により設計感度の高い領域を可視化した。モンテカルロ木探索を用いた自動設計は様々な対象に適用できると期待される。自動車用モータの例を紹介する。

キーワード：深層学習，代替モデル，トポロジー最適化，Grad-CAM，モンテカルロ木探索，自動設計

1. はじめに

人工知能 (AI) は今後、我々の社会にどのように影響を与えるだろうか。囲碁・将棋の世界では、AI を用いた対戦ソフトの出現により、棋士による対戦が意味のないものになると危ぶむ声もあった。しかし現在では、AI の手筋を学ぶことで若手棋士が頭角を現し、棋界は逆に活況を呈しているように思われる。

囲碁・将棋と同様に、高度な知識と創造性が必要な開発・設計にも、AI の有効活用が期待される。AI による設計支援に加え、AI が生成した新奇な構造・組成を、

開発者が現実世界に適合させることで新しい製品を生み出す—このような次世代の開発スタイルも期待される。また開発者が AI から学んだ知見を逆に AI に反映させることで、両者が成長することも可能だろう。

AI 技術の中でも特に深層学習は、画像・音声などの高い認識性能を上げており、大きな注目を集めている。設計・開発にも深層学習の応用が進んでいる。2. ではその一つの例として、深層学習による最適設計の高速化について紹介する。計算コストの高い電磁界解析を深層ニューラルネットワーク (NN) による特性推定で代替することで、効率的な最適化が可能となる。他の例として、深層 NN により多様な構造を生成し、低次元の潜在空間でそれらの評価を行うことで、最適設計を実現する方法がある。例えば既存の分子化合物データを用い、オートエンコーダを構成する方法がある。これにより実在する分子を潜在空間の点に埋め込み、各点に対応する分子の特性を予測する。更に求める特性を持つ最適解を潜在空間中で探索し、それをデコーダで分子構造に戻す⁽¹⁾。この方法により、従来ない組成の化合物の発見が期待できる。このような生成ネットワークは機械部品のトポロジー最適化にも適用されている⁽²⁾。また、敵対的ネットワークにより生成した構造の適否を判断し、実現可能な構造に絞ることで、効率的に最適解を探索する方法も提案されている⁽³⁾。

AI の難点の一つに、AI がなした判断の理由を知ることが難しいことが挙げられる。2. 後半では、深層 NN

目次

- [I] トポロジー最適化 (1月号)
- [II・完] 深層学習・モンテカルロ木探索の応用 (2月号)

五十嵐 一 正員 北海道大学大学院情報科学研究センターシステム情報科学部門

E-mail igarashi@ssi.ist.hokudai.ac.jp

佐々木秀徳 法政大学理工学部電気電子工学科

E-mail hsasaki@hosei.ac.jp

Hajime IGARASHI, Member (Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University, Sapporo-shi, 060-0814 Japan), and Hidenori SASAKI, Nonmember (Faculty of Science and Engineering, Hosei University, Koganei-shi, 184-8584 Japan).

電子情報通信学会誌 Vol.105 No.2 pp.150-155 2022年2月

©電子情報通信学会 2022

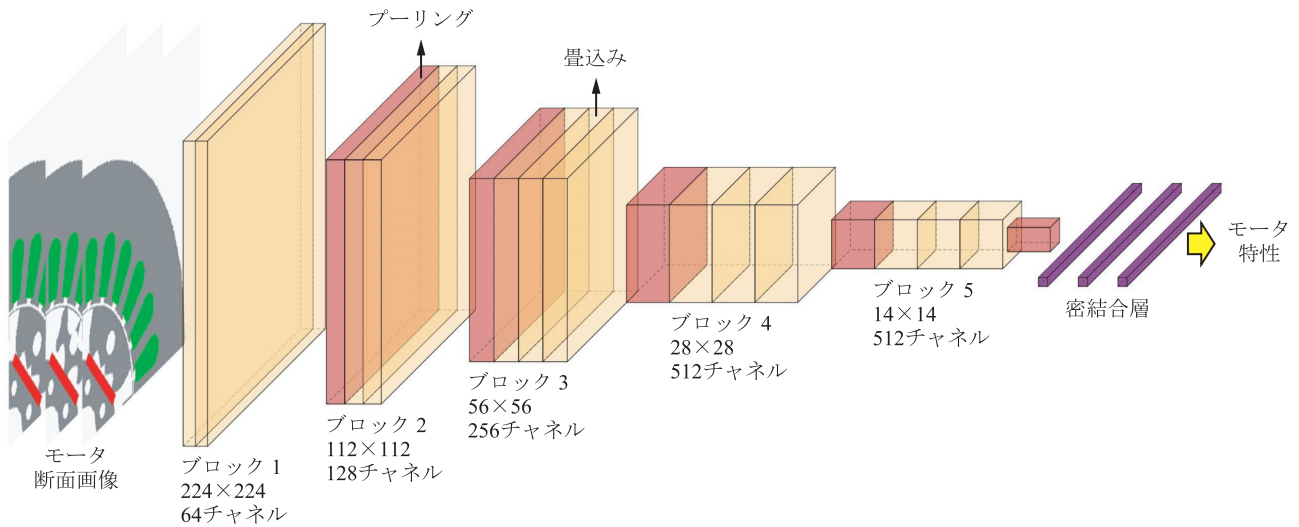


図1 深層ニューラルネットワークVGG16による永久磁石モータ特性の推定 ブロック1~3の重み(フィルタ)は一般画像データ ImageNet で学習し、それらに続く層にモータ断面画像を教示した。密結合層の構成は分類(モータ特性のクラス分類)または回帰(特性値出力)により異なる。

による分類に強い影響を与えた領域を Grad-CAM により可視化する方法を紹介する。また3.では、囲碁・将棋などのゲーム AI に用いられるモンテカルロ木探索を、自動設計に応用した例について述べる。木構造にすることで、AI が学んだ情報を構造化・可視化できるため、設計者の知識獲得にもつながると期待される。

2. 深層学習のトポロジー最適化への応用

前回の解説⁽⁴⁾で述べたように、トポロジー最適化は対象物体を、穴の生成・消滅を含めて自由変形することで、要求仕様を満たす機器構造を求める。電気電子機器のトポロジー最適化では、局所解が多数ある問題を解くことが多いため、遺伝的アルゴリズムなど大域探索が可能な集団的・確率的最適化法が適すると考える。しかし、多数の個体特性を評価するため、計算コストが高い電磁界解析を適用すると、最適化全体の計算コストは非常に大きくなり得る。そこで、電磁界解析の代替モデルとして深層 NN を用いることを考える。すなわち、最適化過程で生成された全個体の特性を深層 NN で予測し、進化に大きく影響を与える良好な個体を選び、それらについては電磁界解析を実施して、高精度な評価を行う。トポロジー最適化では多様な個体が生成されるため、形状を直接入力できる深層 NN が代替モデルに適している。

筆者らは、深層 NN の一つである畳込み NN (CNN) を電気自動車の推進用などに広く使用される永久磁石モータの特性推定に適用した⁽⁵⁾。この方法では図1に示すように、モータ断面の RGB 画像を入力する。CNN では図2のように、フィルタとの畳込み演算を通して、

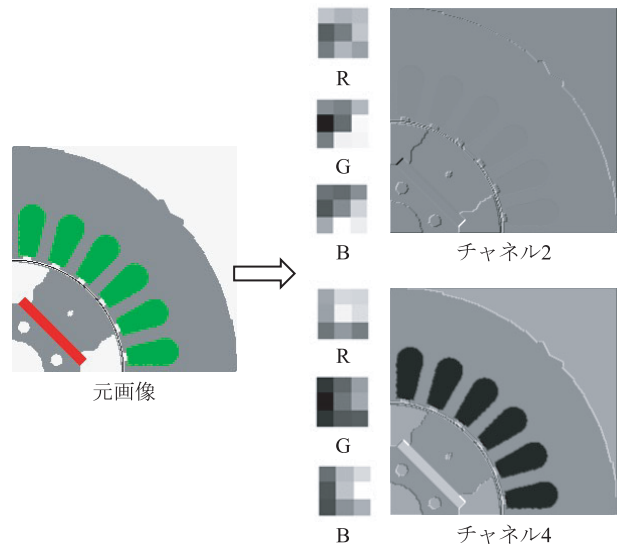
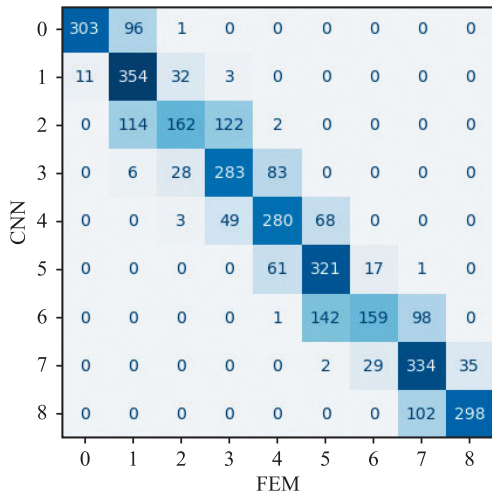


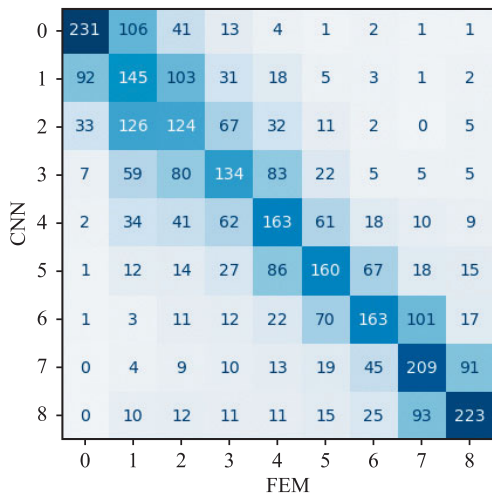
図2 モータ画像とフィルタの畳込み (VGG16の初段)

特徴を抽出する。そして教師データに出力が近づくように、フィルタを逆伝搬法により修正する。さて、モータは永久磁石とコイルが作る回転磁界の関係に依存し、回転子が受けるトルクが回転角とともに変化する。このとき平均トルクを増加させ、トルクの変動(トルクリプル)を減少させることが望ましい。このような二つのトルク特性を深層 NN により推定した。結果を図3に示す。この推定では、断面画像から推定されるトルク特性を9クラスに分類した。トルクリプルはモータ形状に敏感であるため、平均トルクに比べ推定精度がやや劣っているが、全体としては良好な推定ができた。

学習データを教示した CNN をトポロジー最適化に適

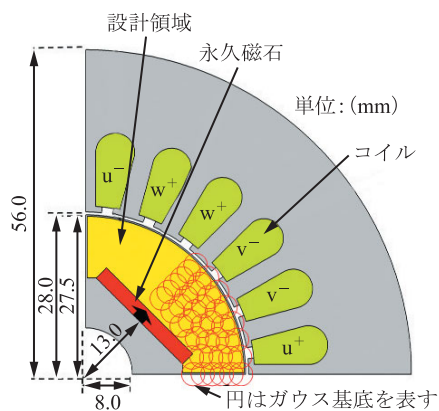


(a) 平均トルクのカテゴリ

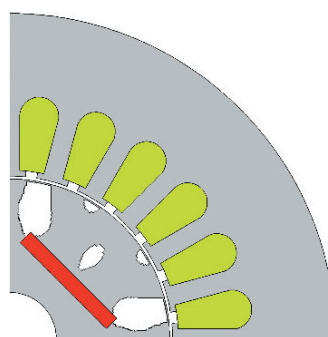


(b) トルクリップルの分類

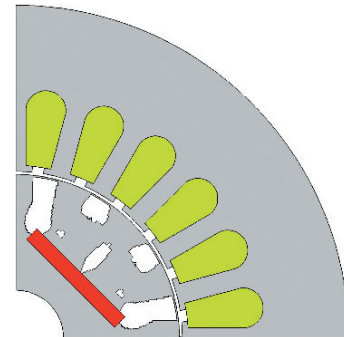
図3 深層学習による永久磁石モータのトルク特性の分類結果 (テストデータに対する結果) 図1のように永久磁石モータの断面画像から、トルク特性を推定した。横軸は有限要素法による計算値、縦軸はCNNによる予測値を示す。



(a) 最適化モデル
 $T_{avg} = 2.08 \text{ N}\cdot\text{m}$, $T_{rip} = 0.57$ (最適化前)



(b) CNNと有限要素法で最適化
 $T_{avg} = 2.30 \text{ N}\cdot\text{m}$, $T_{rip} = 0.19$



(c) 有限要素法のみで最適化
 $T_{avg} = 2.24 \text{ N}\cdot\text{m}$, $T_{rip} = 0.17$

図4 深層学習を用いたトポロジー最適化 (b)ではCNNの評価値が高い個体のみ有限要素法解析したので、計算量は(c)の約10%である。

用した。最適化対象の永久磁石モータモデルと最適化結果を図4に示す。この問題は、電磁鋼板から成る回転子に穴(フラックスバリア)を空け、磁束の局所的な還流を防ぎ、コイルがある固定子へ向かう磁束を作るのと同時に、トルク変動が少ない磁束分布を実現する問題である。両者は相反するため、経験者でも設計の難易度は高い。図4(b)は遺伝的アルゴリズムによるトポロジー最適化において、生成した全個体をCNNにより評価し、上位約10%を有限要素法により精密評価する方法で求めた最適解である。図4(c)は全個体を有限要素法で評価して求めた最適解である。図4(b),(c)の特性には大きな差がないため、CNNにより最適化の質を落とすことなく1/10の計算量で最適解が得られた。(CNNの学習データの設定には追加的な計算コストが必要である。しかし、いったん学習済みのCNNが構成できれば、目的関数や拘束条件を変えた最適化を高速に実行できる。)図4では、CNNによるトルク性能の分類を示しているが、図5に示すように平均トルクなど特性量の実数値を求める回帰も可能である⁽⁶⁾。また鉄心の磁気飽和を考慮し、トルクを電流の非線形関数として推定することも可能である⁽⁷⁾。

上記のように、深層学習によりモータ断面画像からトルク性能を推定することが可能である。モータを設計する技術者は、モータ断面形状からトルク性能の良し悪しを判断することができるだろう。しかし深層NNのような細かなクラス分類は難しいかもしれない。一方、モータ技術者はトルク性能の良し悪しの判断理由を説明できるが、深層学習をはじめとするAIは一般に理由の説明が難しい。深層NNがなした識別の理由を知るための手掛かりを与える方法にGrad-CAMがある⁽⁸⁾。この方法では、入力画像があるクラスに分類されたとき、その分類に強く寄与した画像領域を可視化する。すなわ

ち、分類に際し深層 NN が注目した領域を可視化する。そこで Grad-CAM を用い、永久磁石モータの平均トルク T_{avg} を上位と判断したときの注目領域を可視化した。結果を図 6 に示す。深層 NN は永久磁石端部の穴を含む領域に注目していることが分かる。この領域は平均トルクへの寄与が大きいと考えられるため、この領域を除外した設計領域を設定して、トルクリプルの最小化を行うことで、平均トルクを保ちつつ、トルクリプルを低下させることができた⁹⁾。しかし、Grad-CAM により深層 NN の注目領域は抽出できるが、最適形状の「良さ」を説明することは難しい。形を言葉で表すことに難しさはあるが、最適化過程から得られる定性的な知識をテキストとして生成できれば、最適化結果の理解に有効だと思われる。

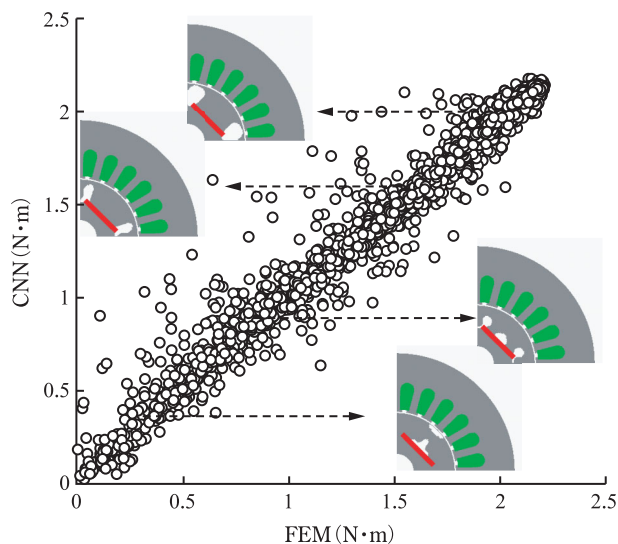


図 5 CNN による平均トルク T_{avg} の回帰 各トルクに対応する典型的な断面画像を示す。

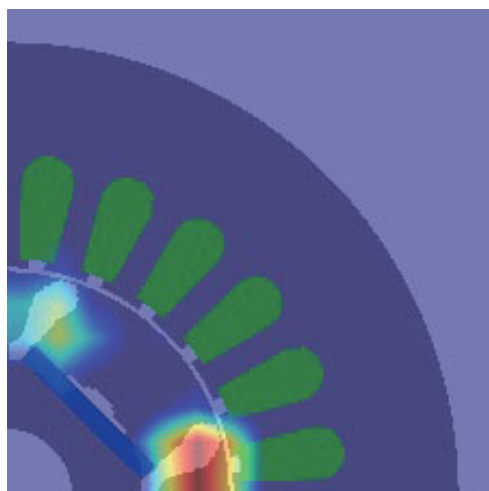


図 6 Grad-CAM を用いた可視化 平均トルクの感度が領域を可視化した。

3. モンテカルロ木探索による自動設計

囲碁・将棋の AI ソフトでは、現状の盤面から指数関数的に広がる展開を木構造で表し、有望な枝を重点的に探索しつつ、広域的な探索を併せて行う。このような木構造の探索を行う方法として、モンテカルロ木探索がある。機器設計においても、囲碁・将棋と同様、全体構造から順に部分を決める手続きを踏むとき、その選択枝は指数的に広がる。したがって、設計にもモンテカルロ木探索が有効であると思われる。この方法の利点は、①最適設計の過程で得た評価値が木に埋め込まれるため、設計者による参照・理解がしやすい、②異なるパラメータセットで表される対象を一括して考慮できる、③構築した木構造を、異なる目的関数や拘束条件に対する問題に流用できる、などがある。文献(10)では傾斜機能材料の構造を木構造で表し、群知能 (PSO) を用いて最適設計する方法を提案している。文献(11)では木構造によりリニアモータの構造を表し、強化学習により自動設計を実現する方法を提案している。

図 7 にモンテカルロ木探索を永久磁石モータの設計に応用した例を示す¹²⁾。この最適設計では、極数 (永久磁石が作る磁界の NS 極の数)、電流位相角、永久磁石の構成を第 1~3 層で表し、第 4 層では永久磁石位置・形状をパラメータで表す。これらパラメータは磁石構造により異なる。第 4 層の下で回転子のフラックスバリア (鉄心の穴) のトポロジー最適化を行う。最適化では、最終層で得た平均トルク T_{avg} の評価結果を上位層に伝搬させ、各ノードのスコアを更新する。上位層から順に

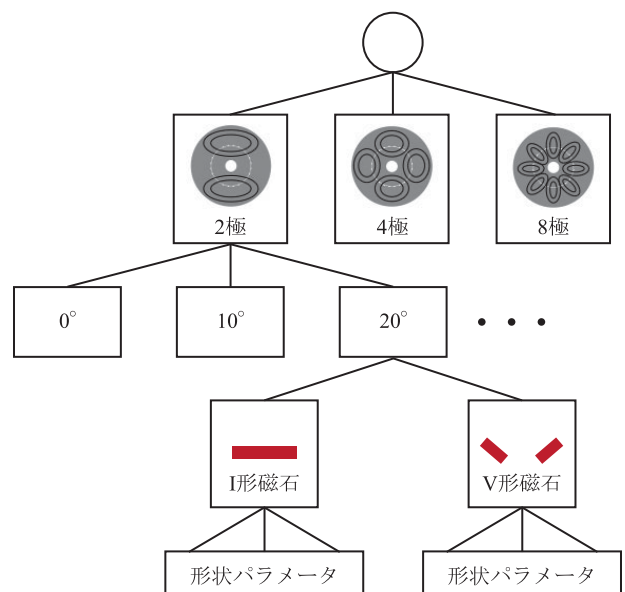


図 7 モンテカルロ木探索を用いた最適設計 第 1, 2, 3 層はそれぞれ極数、電流位相角、永久磁石の構成を表す。第 4 層では永久磁石の位置をパラメータにより決め、その下でフラックスバリア (鉄心の穴) のトポロジー最適化を行う。

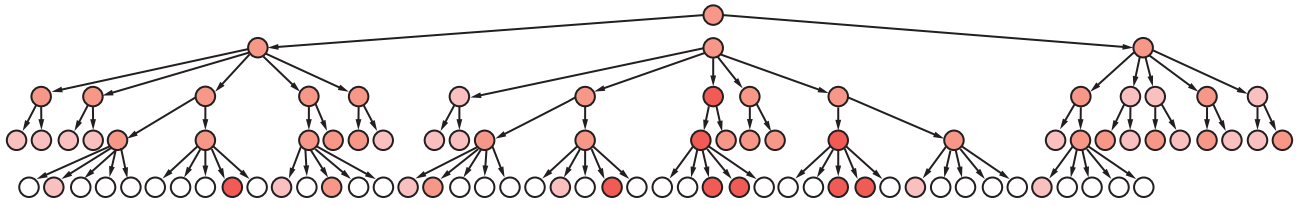


図8 構成した木構造 色が濃いほど、探索回数が多いことを表す。

ような木を構築しておけば、設計候補を探索する時間を大幅に短縮できると考える。

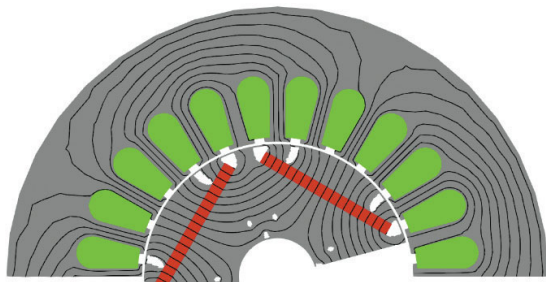
4. まとめと今後の課題

深層学習のトポロジー最適化への応用と、モンテカルロ木探索を用いた自動設計について述べた。前者の課題として、広い対象の機器に適用するために深層 NN の汎化能力を改善することや、トルクリプルなど形状に敏感な特性の予測精度向上が挙げられる。後者については、構築した木のデータベース化や、回路や機械システムなど、より一般の対象への適用が今後の課題である。

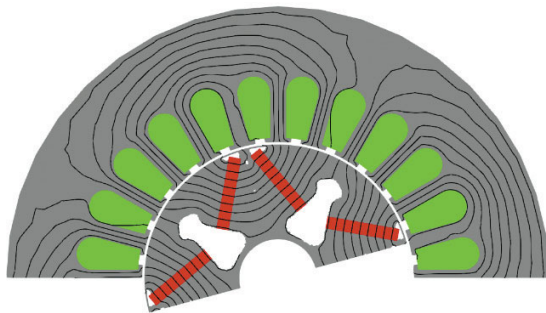
謝辞 本研究の一部は科研費 18K18840 の支援を受けて行った。また本稿を作成する上で北海道大学大学院生 佐藤駿輔氏と技術職員 今井適氏の協力を得た。

文 献

- (1) R. Gómez-Bombarelli, J.N. Wei, D. Duvenaud, J.M. Hernandez-Lobato, B. Sanchez-Lengeling, D. Sheberla, J. Aguilera-Iparraguirre, T.D. Hirzel R.P. Adams, and A. Aspuru-Guzik, "Automatic chemical design using a data-driven continuous representation of molecules," ACS Central Science, vol. 4, no. 2, pp. 268-276, Feb. 2018.
- (2) T. Guo, D.J. Lohan, and J.T. Allison, "An indirect design representation for topology optimization using variational autoencoder and style transfer," AIAA 2018-0804. <https://doi.org/10.2514/6.2018-0804>, 2018.
- (3) S. Oh, Y. Jung, S. Kim, I. Lee, and N. Kang, "Deep generative design : Integration of topology optimization and generative models," J. Mechanical Design, vol. 141, no. 11, 111405, 2019.
- (4) 五十嵐 一, 伊藤桂一, "人工知能(AD)技術と電磁気学を用いた最適設計 [I] ——トポロジー最適化——," 信学誌, vol. 105, no. 1, pp. 33-38 2022.
- (5) H. Sasaki and H. Igarashi, "Topology optimization accelerated by deep learning," IEEE Trans. Magn., vol. 55, no. 6, 7401305, 2019.
- (6) J. Asanuma, S. Doi, and H. Igarashi, "Transfer learning through deep learning : Application to topology optimization of electric motor," IEEE Trans. Magn., vol. 56, no. 3, 7512404, 2020.
- (7) T. Aoyagi, Y. Otomo, H. Igarashi1, H. Sasaki, Y. Hidaka, and H. Arita, "Prediction of current-dependent motor torque characteristics using deep learning for topology optimization," to be presented at COMPUMAG2021.
- (8) R.R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, and D. Batra, "Grad-CAM : visual explanations from deep networks via gradient-based localization," Proc. the IEEE Int. Conf. Computer Vision (ICCV), pp. 618-626, 2017.
- (9) H. Sasaki, Y. Hidaka, and H. Igarashi, "Explainable deep neural network for design of electric motors," IEEE Trans. Magn., vol. 57, no. 6, 8203504, 2021.
- (10) X.Y. Kou, G.T. Parks, and S.T. Tana, "Optimal design of functionally



(a) I字形永久磁石 $T_{avg}=2.35 \text{ N}\cdot\text{m}$



(b) V字形永久磁石 $T_{avg}=2.31 \text{ N}\cdot\text{m}$

図9 モンテカルロ木探索を用いた最適設計結果

ノードを選択して構造を決めていく過程で、このスコアが高い方の選択確率を高くする。また同時に、探索がなされていないノードも選択されるようにする。

通常の最適設計では、あらかじめ設定したパラメータで最適化対象を表す。一方、モンテカルロ木探索では、異なるパラメータで表される永久磁石構造を統一的に考慮することができる。最適設計で各ノードを訪問した回数を図8に示す。色が濃い方が、訪問回数が多いことを表す。今回の設定では、中央の4極機が比較的重点的に探索されている。図9に最適化で得られた二つの構造を示す。これらは4極機であり、異なる永久磁石構造を持っている。2極機、8極機の構造も得られたが、これらは T_{avg} が低かった。

最適化過程において、各ノードの目的関数以外の特性(今回の例ではトルクリプル、損失、コイルの誘起電圧など)も記録しておけば、構成済みの木を異なる最適設計問題に適応できる。計算機のバックグラウンドでこの

graded materials using a procedural model and particle swarm optimization,” Comput. Aided Des., vol. 44, pp. 300-310, 2012.

- (11) T. Sato and M. Fujita, “A data-driven automatic design method for electric machines based on reinforcement learning and evolutionary optimization,” IEEE Access, vol. 9, pp. 71284-71294, 2021.
- (12) 佐藤駿輔, 五十嵐 一, “モンテカルロ木探索を用いた永久磁石モータの自動設計,” 静止器回転機合同研究会, SA-21-021, RM-21-021, 2021.

(2021年7月30日受付 2021年8月30日最終受付)



い が ら し はじめ
五十嵐 一 (正員)

昭59 北大大学院了。現在、同大学情報科学研究教授。博士(工学)。平28 電気学会論文賞、科学技術分野の文部科学大臣表彰科学技術賞(開発部門)各受賞。電気学会フェロー、Int. COMPUMAG Soc. 副会長。著書「数値電磁力学」、「新しい計算電磁気学」など、近著「電気電子機器の最適設計(仮題)」。



さ さ き ひでのり
佐々木 秀徳

平30 北大大学院修士課程了。同年三菱電機株式会社先端技術総合研究所入社。令3 同大学院博士課程了。以来、モータ設計及び電気機器最適化に関する研究に従事。現在、法政大・理工・電気電子専任講師。博士(工学)。平29年度電気学会優秀論文発表B賞受賞。

