# 法政大学学術機関リポジトリ

## HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-07-09

## 深層学習を用いた永久磁石磁化推定手法に関 する基礎検討

高須, 大地 / TAKASU, Daichi

(出版者 / Publisher) 法政大学大学院理工学研究科 (雑誌名 / Journal or Publication Title) 法政大学大学院紀要.理工学研究科編 (巻 / Volume) 63 (開始ページ / Start Page) 1 (終了ページ / End Page) 7 (発行年 / Year) 2022-03-24 (URL) https://doi.org/10.15002/00025341

### 深層学習を用いた永久磁石磁化推定手法に関する基礎検討

#### A FUNDAMENTAL STUDY ON ESTIMATION METHOD FOR MAGNETIZATION DISTRIBUTION IN PERMANENT MAGNET USING DEEP LEARNING

#### 高須大地

Daichi TAKASU 指導教員 岡本吉史

#### 法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

Since the performance of a permanent magnet synchronous motor depends on the magnetization distribution in the permanent magnet, it is essential to estimate the magnetization distribution at the previous stage of the practical design. When the magnetization is nondestructively identified by the electron back-scattered diffraction patterns or X-ray diffraction, the estimation time becomes so long. In contrast, an effective method, which is based on the minimization of the measured and calculated fluxes, has been proposed. The method based on mathematical programming has been proposed as a nondestructive estimation method. Although the method can estimate the magnetization distribution fast, this method has the possibility to derive unphysical magnetization distribution when some parameters are not adequately adjusted. Subsequently, to suppress the non-physical magnetization, an estimation method for magnetization distribution sing deep learning is proposed to suppress the nonphysical magnetization. *Key Words : Biot-Savart low, Deep Learning, Magnetization Estimation, Nd-Fe-B Magnet* 

#### 1. はじめに

永久磁石同期モータ(PMSM: Permanent Magnet Synchronous Motor)はカーボンニュートラルの観点から 様々な用途で使用され,高トルク・低振動な特性が要求 されている. PMSM のトルク特性は,装荷される永久磁 石の磁化配向に大きく依存する.しかし磁化配向に擾乱 のある永久磁石をモータに装荷した場合,モータの振 動・騒音を誘発することが懸念される<sup>[1],[2]</sup>.そのため, モータの実設計における前段階で,永久磁石内部の磁化 分布を事前に把握することが重要である.

永久磁石内部の磁化分布の評価方法として,結晶観察 により計測する手法と,永久磁石の外部磁束密度を計測 し,計測データから磁化分布を逆推定する手法が挙げら れる.結晶観察に基づく手法<sup>[3],[4]</sup>は,磁石を切断する など破壊的なアプローチが含まれ,更に,計測に数日間 が必要となる.他方,数値解析により磁化分布を逆推定 する手法は,永久磁石を破壊することなく,数分で磁化 推定が可能である.しかし,計測点上の指定された磁束 密度分布を再構成するために用いる磁化分布の解が,無 数に存在するという不定性が欠点として挙げられる.

磁化分布の不定性の解消に有効な手法は多岐にわたる. Tikhonov 正則化<sup>[5]</sup>法を用いた逆問題では,正則化パラメータの設定により非物理的な分布を抑制できるが,

完全に除去することはできない. 特異値分解を用いた推 定手法 [6], [7] では、ノイズの増幅を抑えるために、非物 理的な磁化分布を含む高次モードを打ち切ることで、現 実的な磁化分布が推定可能である.しかし、打ち切りの 見極めはエンドユーザに委ねられるため、実際の製造プ ロセスへの適用が困難である.また,非線形計画法を用 いて最適化問題を解く推定手法<sup>[8],[9]</sup>も提案されている. この手法では、磁化分布を高速に推定することが可能で ある.しかし、外部磁束密度の観測点が少ない状態で推 定を行うと、端部における磁化推定精度が低くなるた め、外部磁束密度の計測点を多くとる必要がある. そこ で本稿では、深層学習<sup>[10]</sup>を用いた、新たな磁化推定手 法を提案する. あらかじめ Biot-Savart 則で生成したデー タを用いて,外部磁束密度分布を入力とし,内部磁化分 布を出力する深層学習モデルを構築する. 深層学習へ学 習させるデータを現実的な磁化分布に限定することで、 ある外部磁束密度に対して,現実的な磁化分布のみが予 測される DNN を構築することが可能であると考える. 本モデルの高精度化には学習データの生成方法が重要で あることから、この点について子細な検討を行った. さ らに、永久磁石起因の外部磁束密度を実測し、磁化推定 を行った. その際, Biot-Savart 則で生成した学習データ で、学習を行った DNN が、測定誤差を含んでいる実測 された外部磁東密度データを入力しても,精度よく磁化 推定をすることが可能であるか,実用的な側面から検証 を行った.

#### 2. 磁化分布推定手法

#### (1) Biot-Savart 則

Biot-Savat 則<sup>[11]</sup> により生成した.永久磁石内の磁化ベクトル *M* により,測定点における磁束密度 *B* は次式の Biot-Savart 則より計算される.

$$\boldsymbol{B} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{M} \tag{1}$$

ここで, *A*は, 解析積分公式<sup>[12]</sup>を用いて計算される長方 形行列を示す.

#### (2) 永久磁石モデル

本研究では、パラレル配向、多極配向に着磁された二 種類の Nd-Fe-B 磁石の磁化推定を目標とする.磁化推定 に用いる永久磁石の寸法及びメッシュを図 1 (a) に示 す. x, y, z 方向の長さは、IPM モータのベンチマークモ デル (IEEJ-D モデル<sup>[13]</sup>) に搭載された永久磁石を基準と している.分割数は x 方向に 17 分割、y 方向に 48 分 割、z 方向に 2 分割し、セル数  $N_c$ は 1632 個とした.本 研究で使用する永久磁石(品名:N50M-F)は磁化強度 1.416 T で着磁された、信越化学工業製の永久磁石であ る.自作の磁界測定システムを用いて、測定を行う測定 点配置を図 1 (b) に示す.計測点は、永久磁石から 2 mm 離れた平面上に 1 mm 間隔に配置した.計測点数は合計 1350 点である.

図 2 に磁化がパラレル配向 (+z 方向) に着磁されてい る永久磁石内外の物理量を示す.図 2 (a) はパラレル配 向の磁化ベクトルを示している.また,図 2 (b) は Bio-avart 則を用いて図 2 (a) の磁化から得られる外部磁 束密度を示す.次に,多極配向に着磁されている永久磁 石の概要を図 3 に示す.図 3 (a) に理想的な磁化分布を 示す.また,図 3 (b) は Bio-Savart 則を用いて,図 3 (a) から得られる外部磁束密度を示す.本検討ではテストデ ータとして本計測により得られた外部磁束密度分布を用 いた.

#### (3) ディープニューラルネットワーク

教師あり機械学習の一つであるディープニューラルネ ットワーク (DNN: Deep Neural Network)を用いた磁化推 定手法を提案する. DNN の概要を図 4 に示す.本検討 では、Biot-Savart 則を用いて、磁化分布から得られる永 久磁石外側の磁束密度 ( $B_x, B_y, B_z$ )を入力値として、磁化 分布を出力する DNN を構築する.なお、第 $\beta$ 層の $\alpha$ 番目 のニューロンの持つ値  $\phi_{\alpha}^{\beta}$ を以下の式で定義する<sup>[14]</sup>.

$$\phi_{\alpha}^{\beta} = \sum_{\gamma}^{N_{\beta-1}} w_{\gamma}^{\beta-1} f(\phi_{\alpha}^{\beta-1})$$
(2)

ここで,  $N_{\beta-1} \ge w_{\gamma}^{\beta-1}$ はそれぞれ第 $\beta-1$ 層のサイズと第  $\beta-1$ 層の $\gamma$ 番目のニューロン $\phi_{\beta}^{\beta-1}$ と間の重みである.活 性化関数はハイパボリックタンジェントを採用した.

#### (4)中間層のパラメータ

DNN のハイパーパラメータを決定するため、中間層の 層数やニューロン数に対してグリッドサーチを行った. グリッドサーチについて、中間層数は5 層から10 層、 ニューロン数は、1024 から 16384 の範囲で様々な DNN を構成し、探索を行った.表1に示す組み合わせにおけ る DNN で学習を行い、損失関数が最も低くなったパラ メータを採用した.本検討で採用した DNN の構造を表 2 に示す.本モデルは中間層が10層で構成されている.入 力層のサイズは、Nd-Fe-B 磁石の外部磁束密度分布サン プリング点数に依存する.計測点 i において計測された 外部磁束密度ベクトル $B^{i} = (B^{i}_{x}, B^{i}_{y}, B^{i}_{z})$ は3成分である ため,入力層 Nin のサイズは計測点数の 3 倍となる. ま た,出力層において要素 j の各磁化ベクトルに対して,  $M^{j} = (M^{j}_{x}, M^{j}_{y}, M^{j}_{z})$ が出力される. 磁化ベクトルの出力数 は使用するメッシュに依存する.本検討では、1632 点の 磁化ベクトルで考えるため、出力層サイズを4896 点とす る.



Fig. 1. Analysis model of permanent magnet. (a) Size and calculation cells. (b) Measurement points.



Fig. 2. Distribution of M and B in parallel orientation. (a) Ideal magnetization distribution. (b) Ideal magnetic flux density.



Fig. 3. Distribution of M and  $\hat{B}$  in multipole orientation. (a) Ideal magnetization distribution. (b) Ideal magnetic flux density.



Fig.4. Deep Neural Network

Table 1.GRID SEARCH FOR DNN

$\mathbf{X}$	Leyer Number									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	2 <sup>10</sup>	211	2 <sup>12</sup>	2 <sup>13</sup>	2 <sup>14</sup>					
	$2^{14}$	2 <sup>13</sup>	$2^{12}$	$2^{11}$	$2^{10}$					
ze	$2^{10}$	211	$2^{12}$	$2^{13}$	$2^{13}$	$2^{14}$	$2^{14}$			
Si	$2^{10}$	$2^{10}$	$2^{11}$	$2^{11}$	$2^{12}$	$2^{13}$	$2^{14}$			
	$2^{10}$	$2^{10}$	$2^{11}$	$2^{11}$	2 <sup>12</sup>	$2^{12}$	$2^{13}$	$2^{13}$	$2^{14}$	$2^{14}$
	$2^{10}$	$2^{10}$	$2^{11}$	$2^{11}$	2 <sup>12</sup>	2 <sup>12</sup>	$2^{13}$	$2^{13}$	$2^{13}$	$2^{14}$

Table 2.SIZE OF DNN								
Leyer Number	eyer Number Input		2	3	4	5		
Size	9450	1024	1024	2048	2048	2048		
Leyer Number	6	7	8	9	10	Output		
Size	4096	4096	8192	8192	16384	4896		

#### (5) 学習データ生成手法

本研究では、DNN の学習データを以下に示す2つの方 法で生成し、磁化推定に対する親和性を検討する.なお、 以降学習データの磁化強度*M*は1.416 T で統一する. 一つ目の方法では、図5に示すような磁化角*θ*に設定し

た学習データ(入力値:**B**,出力値:**M**の組み合わせ)を 生成する.まず,図5(a)に示すように,全セルでθを 統一し、0~360°の範囲で0.05°ずつθを変化させる.こ れにより、パラレル配向の磁化を持つ学習データが 7200 個生成される. 同様に、永久磁石モデルの左右半分ずつ の磁化角差が180°になるよう0~360°の範囲で0.05°ず つ $\theta$ を変化させた. その時の磁化角  $\theta$  の設定を図 5 (b) に示す.これにより、多極配向の磁化特性を補完するこ とができる学習データが 7200 個生成される.以上の方法 から,パラレル配向と多極配向の磁化特性を補完しうる 合計 14400 個の学習データセットが生成される. これら の学習データを"Simple data"とする. さらに多様な磁化 配向データを生成するため, フーリエ級数展開を用いて 磁化角θを決定した学習データを作成する.一次元フー リエ級数展開により磁化角θ(x)を以下のように定義す る.

$$\theta(x) = \sum_{m=1}^{N_F} \left\{ a_m \cos \psi_m(x) + b_m \sin \psi_m(x) \right\}$$

$$\psi_m(x) = m \frac{\pi}{h_x} (x - x_0)$$
(3)

 $M_{2_y}^{\Lambda}$ ここで、 $N_F$  はフーリエ級数展開の次数、 $a_m$  と $b_m$  は展開  $M_{2_y}^2$  係数、 $h_x$  は三角関数の一周期長さであり、パラレル配向 と多極配向の磁化分布を再現するという観点から 30 mm  $M_x^{Nout}$  とした.また、x 座標の原点を  $x_0$  として、永久磁石の中  $M_y^{Nout}$  心に配置した.(2) 式に基づいて学習データを生成するに  $M_z^{Nout}$  あたり、標準偏差を 91.32 とした正規乱数を用いて、展開 係数 $a_m$ と $b_m$ を-180 ~ 180°の範囲でランダムに変化させ た.また、 $N_F$ を0 ~ 14 の範囲で1ずつ増加させ、各 $N_F$ 毎に 500 個のデータセットを生成した.これにより、合 計 7500 個の学習データが生成を生成した.これらの学習 10 データを"Fourier data"とする.



Fig. 5. Definition of magnetization angle. (a) Parallel orientation. (b) Multipole orientation.

#### (6) DNN の学習

学習パラメータを表 2 に示す.また, DNN を学習する ための損失関数 *L* は以下のように定義される.

$$L = \frac{1}{N_{train}} \sum_{n}^{N_{train}} \left| \boldsymbol{M}_{n} - \hat{\boldsymbol{M}}_{n} \right|^{2}$$
(4)

ここで、 $M_n$ ,  $\hat{M}_n$  および $N_{train}$ はそれぞれ、データ nの全点において、対応する実際の磁化分布、推定された 磁化分布および学習データ数である. DNN は L につい て誤差逆伝搬法<sup>[15]</sup>を適用することで学習する. 学習ア ルゴリズムには Adagrad<sup>[16]</sup>を用いた. このとき、結合の 重み w を更新するアルゴリズムは以下のように定義され る.

$$s^{t} = \frac{\partial L}{\partial w^{t}} \tag{5}$$

$$\Delta \boldsymbol{w}^{t} = -\frac{\eta}{\sqrt{\sum_{u}^{t} (\boldsymbol{s}^{u} \odot \boldsymbol{s}^{u})}} \odot \boldsymbol{s}^{t} \tag{6}$$

$$\Delta \boldsymbol{w}^{t+1} = \boldsymbol{w}^t + \Delta \boldsymbol{w}^t \tag{7}$$

ここで, *t* および  $h = 1.0 \times 10^3$  はぞれぞれ, 学習ステップ および学習率の初期値である. ただし,  $\odot$  はアダマール 積とする. 本研究では, まず, "Simple data" から 200 個 体をランダムに抽出し, テストデータとし, 残りのデー タを学習データとしている. 次に, "Fourier data"では, 学習データとは別に, 1500 個体を生成しテストデータと して用いる. したがって,  $N_{train}$  は"Simple data"と"Fourier data"でそれぞれ 14200 と 7500 に設定する. 学習の際に は各層で Dropout <sup>[17]</sup> を実行した. このとき, Dropout 率 を 0.2 に設定した. また, DNN は機械学習ライブラリで ある Keras <sup>[18]</sup> を用いて構築・学習を行った.

Number of data (Simple / Fourier)	14400 / 5700
Batch	32
Epoch	300

#### 3. 計測システム

#### (1) 自動計測システム

前章の設定で構築した DNN は, Biot-Savat 則により生 成したデータを用いて学習した.実際に本モデルを使用 する際は、実測の外部磁束密度分布を入力として用いる ことが想定される. そこで、本モデルが実測の磁束密度 分布による永久磁石内部磁化推定の可能性を検討した. 図 6 に本検討で用いた自動磁界測定システムを示す.本 測定システムのフレームと3つのステッピングモータは, 図 6 (a) に示すように、市販の 3D プリンタ (HIC TOP 社製 型番: 3DP-26) のキットを援用したものである.本 測定システムでは、永久磁石を移動板に保持し、マイク ロコンピュータ (Sanguino) で3つのステッピングモータ を制御することで、高精度にホールセンサを任意の計測 点座標に移動させている. また, 図 6 (b) は Infenion Technologies AG 社製の, TLE493-W2B6 のホールセンサ である.本構成により,任意の座標で,部磁束密度を測 定可能である. また, 図 6 (c) はホールセンサの初期測 定位置を決めるための L 型ストッパーである. 可動板の 材質はアルミニウム合金 (A2017) あり,永久磁石搭載面 の普通交差は±0.05 mm 以下で加工されている.本システ ムのステッピングモータの位置制御とホールセンサの同 期プログラムは Python により実装した.また,本計測シス テムを用いて,図 2 および図 3 の永久磁石の外部磁束密 度を計測した.図7(a),図7(b) にそれぞれ,パラ レル配向磁石と多極配向磁石の計測結果を示す.



Fig. 6. Automatic measurement system. (a) Schematic diagram of system. (b) Hall sensor. (c) Moving plate.



Fig. 7. Measured magnetic flux density by in-house system. (a) Parallel orientation (b) Multipole orientation.

#### 4. 磁化推定結果

以下に示す結果は Google Colaboratory によって割り当 てられた, GPU Tesla V100 SXM2 (CUDA コア数 5120, 12 GB) で実行されたものである.

#### (1) "Simple data"による推定結果

はじめに、"Simple data"により学習した DNN ヘテスト データを入力した.このとき、推定値と真値の平均二乗 誤差は  $4.2 \times 10^{-4}$  であり、十分に精度よく推定ができてい る.さらに、図 2 (b) および図 3 (b) に示すパラレル 配向と多極配向の理想的な外部磁束密度データを入力し た際の, 推定値と真値の平均二乗誤差は 3.9×10-4 と 6.0× 10<sup>-4</sup>であった. これらの結果から、"Simple data"で DNN を学習した場合、高精度に磁化分布を推定できることが 確認できる. また, 図 7 (a) と図 7 (b) の磁束密度分 布を入力した際に出力された磁化分布を図8に示す.図 8(a), (b) はそれぞれパラレル配向磁石, 多極配向磁 石の推定結果である.磁化ベクトルの大きさおよび方向 は真値とほぼ一致していることが確認できる. このこと から、学習データに、推定対象となる磁束密度及び磁化 分布が含まれていなくても,磁化推定が可能であること が分かる. 図 9 に自作の磁界測定システムから得られた 磁束密度(図 7 (a) および図 7 (b))を DNN に入力 した際の磁化分布推定結果を示す. 推定された磁化ベク トルの方向は真値とほぼ一致しているが、大きさが疎ら な分布となっていることが確認できる.実測には測定誤 差に起因するノイズが含まれており、推定結果に影響し たものと考えられる.



Fig. 8. Estimation results of Magnetization distribution using the DNN trained by "Simple" (input: theoretical magnetic flux density). (a) Parallel oriented magnet. (b) Multipole oriented magnet.



Fig. 9. Estimation results of Magnetization distribution using the DNN trained by "Simple" (input: measured magnetic flux density). (a) Parallel oriented magnet. (b) Multipole oriented magnet.

#### (2) "Fourier data"による推定結果

次に"Fourier data"により学習した DNN ヘテストデー タを入力した.その結果,平均二乗誤差は 0.038 となり, "Simple data"を用いて学習をした DNN に比べて推定精 度が悪化した.図 2 (b) および図 3 (b) の理想的な磁

東密度分布を入力した際に出力された磁化分布を図 10 に示す.本推定値と真値の平均二乗誤差はそれぞれ 0.003, 0.114 となった.パラレル配向磁石の内部磁化ベクトルは, 真値に近い分布になっているが、多極配向に関しては分 布が大きく異なっている.特に、多極配向特有である磁 化角の急激な変化が再現できておらず、端部や磁化方向 が切り替わる部分の推定精度を向上させる必要がある. "Fourier data" により学習した DNN の推定精度が悪化し た要因として、"Fourier data"に含まれる磁化分布が "Simple data"に比べ多様であることや、テストデータが ランダムに生成したデータセットに、内包されていない 可能性が挙げられる.図 11 に自作の磁界測定システムか ら得られた磁束密度(図 7 (a) および図 7 (b))を, DNN に入力した際の磁化分布推定結果を示す. 図 11 (a) と図 11 (b) の推定結果と真値の平均二乗誤差はそ れぞれ 0.028 と 1.612 となった. 図 11 (a), (b) と 図 10 (a), (b) を比較すると、図 11 (a), (b) の 推定精度が低くなっていることが分かる.この精度差の 原因は、測定器の測定誤差による磁束密度データの擾乱 が起因していると考えられる.



Fig. 10. Estimation results of magnetization distribution by the DNN trained by "Fourier" (input: theoretical magnetic flux density). (a) Parallel oriented magnet. (b) Multipole oriented magnet.



Fig. 10. Estimation results of magnetization distribution by the DNN trained by "Fourier" (input: measured magnetic flux density). (a) Parallel oriented magnet. (b) Multipole oriented magnet.



Fig. 12. Reconstructed magnetic flux density using magnetization shown in Fig. 10. (a) Parallel oriented magnet. (b) Multipole oriented magnet.



Fig. 13. Reconstructed magnetic flux density on the line l. (a) Parallel oriented magnet. (b) Multipole oriented magnet.

#### (3) DNN による磁化推定結果の性能比較

図 9 および図 11 から再構成された外部磁束密度と, 実測した外部磁束密度分布を,図 1 (b)の線 *l*上で比較 した.図 13 に,結果を示す. "Simple data"により学習 した DNN を用いることで,実測に近い磁束密度分布を 得られることが確認できる.一方, "Fourier data"によ り学習した DNN を用いることで得られる推定結果は, 実測と大きく異なっており,データ生成手法や DNN モデ ルの改善が必要である.

#### 5. まとめ

本論文では、入力データを磁束密度、出力データを磁 化分布としたディープニューラルネットワーク(DNN) に基づく磁化推定法を提案した.提案手法により実測の 測定誤差を考慮しても、非物理的な磁化分布の発生を抑 制でき、さらに、目標に近い磁化分布を推定できること が明らかとなった.また、"Simple data"による推定結果 が"Fourier data"による推定結果に比べて、精度が高く 推定できることが分かった.しかし、今後、様々な磁化 配向に対応させていくことを考慮すると、"Fourier data" による推定精度を上げる検討や、他の関数を採用する必 要である.

#### 参考文献

- [1] M. Yousuf, F. Khan, J. Ikram, R. Badar, S. S. H. Bukhari, and J.-S. Ro, "Reduction of torque ripples in multi-stack slotless axial flux machine by using right angled trapezoidal permanent magnet," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 22760-22773, Feb. 2021.
- [2] G. Kucukyildiz, E. Yolacan, H. Ocak, and M. Aydin, "Detection of structural magnet defects for permanent magnet synchronous motors," *IEEE Trans. Ener. Conv.*, 2021. (Early access article)
- [3] Y. Zhang, Y. Zhang, J. Song, X. Qi, J. Du, W. Xia, J. Zhang, A. Yan, and J. Liu, "Magnetic domain structure of Sm(Co, Cu, Fe, Zr)<sub>x</sub> thick permanent magnetic films," *IEEE Trans. Magn.*, vol. 49, no. 7, pp. 3360-3363, July 2013.
- [4] N. Kitai, Y. Matsuura, R. Ishii, M. Natsumeda, and J. Hoshijima, "Relation between Nd2Fe14B grain alignment and coercive force decrease ratio in Nd-Fe-B sintered magnets," Hitachi Metals Technical Reviews, vol. 30, pp. 20-27, 2014. (in Japanese)
- [5] H. Igarashi, T. Honma, and A. Kost, "Inverse inference of magnetization distribution in cylindrical permanent magnets," IEEE Trans. Magn., vol. 36, no. 4, pp. 1168-1171, July 2000.
- [6] L. Arbenza, O. Chadebec, C. Espanet, Y. Rtimi, and G. Cauffer, "Characterization of permanent magnet magnetization," *IEEE Trans. Magn.* vol. 53, no 11, art. no. 8109504, 2017.
- [7] 菅原賢悟,黒川卓杜,日比野良彦,近藤康,矢野 博幸:「フェライト磁石の個体差分析のための磁 化分布推定」,電気学会静止器・回転機合同研究 会資料, SA-18-6, RM-18-6, pp.31-35, (2018).
- [8] N. Nakamura, Y. Okamoto, K. Osanai, S. Doi, T. Aoki, and K. Okazaki, "Nondestructive estimation of magnetization distribution in permanent magnet using quasi-Newton method based on 2-D Fourier series expansion," *IEEE Trans. Magn.*, vol. 56, no. 1, Jan. 2020, Art. no. 6700305.
- [9] N. Nakamura, Y. Okamoto, K. Osanai, S. Doi, T. Aoki, and K. Okazaki, "Magnetization estimation method for permanent magnet based on mathematical programming combined with sigmoid function," *Proceedings of the 23<sup>rd</sup> Conference on the Computation of Electromagnetic Fields COMPUMAG* 2021, Jan. 2022 (to be published).
- [10] Y. LeCun, Y. Bengio and G. Hinton, "Deep learning", Nature, vol. 521, pp. 436-444, May 2015.
- [11] N. Nakai, Y. Takahashi, K. Fujiwara, and H. Ohashi, "Estimation of magnetization distribution in a permanent magnet using genetic algorithm," *Proc. of XVII International Symposium on Electromagnetic Fields in Mechatronics, Electrical and Electronic Engineering (ISEF 2015)*, JP171, 2015.

- [12] 高速大規模電磁界数値解析技術報調査専門委員 会:「電磁界解析における高速大規模数値計算技 術」,電気学会技術報告, No 1043 (2016)
- [13] 回転機のバーチャルエンジニアリングのための 電磁界解析技術調査専門委員会:「回転機のバー チャルエンジニアリングのための電磁界解 析」,電気学会技術報告, No. 776 (2000).
- [14] L. Thomas, Manoj Kumar M V and Annappa B, "Discovery of optimal neurons and hidden layers in feed-forward Neural Network," *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Innovative Business Practices for the Transformation of Societies (EmergiTech)*, pp. 286-291, 2016.
- [15] J. Hertz, A. Krogh, B. Lautrup and T. Lehmann, "Nonlinear backpropagation: doing backpropagation without derivatives of the activation function," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, no. 6, pp. 1321-1327, Nov. (1997).
- [16] J. Duchi, H. Elad and S. Yoram, "Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization." *Journal of machine learning research*, vo. 12, no. 7, (2011).
- [17] M. Rahmani and G. K. Atia, "Data Dropout in Arbitrary Basis for Deep Network Regularization," 2018 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, pp. 66-70, 2018.
- [18] https://keras.io/ja/

#### 研究業績

- A. 国際会議論文(査読なし,〇印:発表者)
- [1] OD. Takasu, H. Sasaki, N. Nakamura, Y. Okamoto, "Nondestructive Estimation Method for Magnetization Distribution in Permanent Magnets Using Deep Learning", *The 15th Joint MMM-INTERMAG Conference*, New Oleans, America, Jan. 2022.
- B. 口頭発表論文(査読無し,〇印:発表者)
- [1] 〇<u>高須大地</u>,島嘉宏,中村勢到,岡本吉史:「3D プリンタを援用した静磁界自動計測器の開発と永 久磁石の非破壊磁化推定への応用」,電気学会全 国大会講演論文集,2-103 (2021).
- [2] ○<u>高須大地</u>, 佐々木秀徳, 中村勢到, 岡本吉史: 「深層学習を用いた永久磁石磁化推定手法に関す る検討」, 電気学会静止器・回転機合同研究会資料, SA-22-026/RM-22-026, pp. ???, (2022). (発 表予定)