

DNNを用いた初期波形推定による二次元磁気
特性測定用単板磁気試験器の磁束波形制御高
速化に関する研究

黒田, 優輝 / KURODA, Yuki

(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)

65

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

7

(発行年 / Year)

2024-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00030697>

DNN を用いた初期波形推定による二次元磁気特性測定用 単板磁気試験器の磁束波形制御高速化に関する研究

ACCELERATION OF WAVEFORM CONTROL OF SINGLE SHEET TESTER FOR TWO-DIMENSIONAL
MEASUREMENT OF MAGNETIC PROPERTY USING DEEP NEURAL NETWORK

黒田 優輝

Yuki KURODA

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

In recent years, research on improving power efficiency has been attracting attention to reduce the greenhouse gas (CO₂) emissions due to technological innovation in many countries. Among these, research is being conducted to improve the efficiency of motors, which account for more than half of electricity consumption in Japan. The development of high-efficiency motors requires information on the magnetic properties of electrical steel sheets. One of the methods to measure these magnetic properties is the two-dimensional single sheet tester. In the measurement of the testing method, the magnetic flux sinusoidal condition defined by the Japanese Industrial Standards must be satisfied. Therefore, convergence properties of waveform control are bad and the measurement time tends to be long. In this paper, a waveform control method using a deep neural network (DNN) is proposed. As a result, the number of feedbacks is reduced and the measurement time is shortened.

Key Words : *electrical steel sheet, two-dimensional single sheet tester, method of waveform control, deep neural network*

1. はじめに

近年、各国の技術革新による温室効果ガス (CO₂) の排出量の増加が問題となっている。そこで、154 カ国・1 地域が 2050 年までにカーボンニュートラルを実現することを表明し、電化や水素化、CCUS (Carbon dioxide Capture, Utilization and Storage) などの地球温暖化対策の取り組みを進めている^[1]。それに伴い、自動車業界では、ガソリン車・ディーゼル車から電気自動車 (EV) に切り替える動きがみられ、日本では、2035 年までに新車販売を電気自動車のみとする方針が打ち立てられた^[2]。それによって、電気自動車の普及に伴う、国内の電力消費量の増加が懸念されるため、国内の総電力消費量の 50% 以上を占めているモータの高効率化を目指した研究が注目されている^[3]。

高効率なモータの開発には、駆動時におけるモータ内部の磁化状態を正確に把握する必要がある。通常、それらの磁化状態の解明には、数値解析手法などを用いた解析が用いられる。その際、モータの鉄心材料である電磁鋼板の磁気特性データが必要となる。従来、それらの磁気特性測定

では、エプスタイン試験器や単板磁気試験器などが採用されていた。しかし、これらは、試験器の構造上、一方向の励磁しか行えず、実際に駆動しているモータの磁化状態を正確に把握できない^[4]。そこで、二次元単板磁気試験器が開発された。これは、4 つの励磁コイルを用いて、電磁鋼板の圧延方向 (RD) と圧延方向に垂直な方向 (TD) の二方向から励磁することができる。さらに、励磁電圧波形の振幅値や位相を変化させることで、駆動時において、交番磁束と回転磁束を組み合わせた二次元的な磁化状態となるモータの磁気特性を正確に測定することができる。

当該試験法の測定では、他研究機関との整合性などの観点から、誘導起電力波形を日本産業規格により定められた磁束正弦波条件を満たさなければならない。そのため、波形制御法^[5] (従来手法) を用いて、励磁電圧波形を過少緩和法により反復修正する必要がある。しかし、高磁束密度領域では、磁気飽和などの影響により、誘導起電力波形に高調波成分が多く重畳するため、修正量が大きくなり、フィードバック回数が著しく増加する傾向にある。さらに、当該試験法は二方向から試料を励磁するため、軸同士で干

渉し合い、誘導起電力波形が著しく歪んでしまい、フィードバック回数が更に増加する [6]。また、二次元磁気特性測定では、試料の圧延方向に対して、励磁角度を任意の刻み幅で測定する必要があり、励磁方向が固定されたエプスタイン試験器や単板磁気試験器と比較して、磁気特性測定に多くの時間を要する。

そこで本論文では、Deep Neural Network [7] (DNN) を採用した波形制御法を提案する。これは、測定開始時の誘導起電力波形をもとに収束後の励磁電圧波形を初期波形として推定する手法である。それによって、従来手法で増加傾向にあったフィードバック回数を低減し、測定時間を短縮することができる。さらに、フィードバック開始時から収束値付近に制御するため、収束過程を間引くことができ、波形制御中に生じていた他軸干渉による歪率や励磁電圧波形のオーバーシュートを抑制できる。その結果、電磁鋼板の圧延方向に対して 45 度方向に励磁した条件で提案手法の初期波形推定を行った際に、フィードバック回数が低減され、測定時間の短縮を実現し、有用性が確認されたので報告する。

2. 磁気特性測定手法

(1) H コイル法

磁界の導出は、試料の近傍に配置した H コイルの誘導起電力の積分値を用いた。また、RD, TD 方向の磁界を検出するため、試料の表面に TD 方向用、裏面に RD 方向用の H コイルを配置した [8]。磁界 H の算出式を (1) 式に示す。

$$H(t) = -\frac{1}{\mu_0 N_H S_H} \int_{t_0}^{t_0+T} v_H(t) dt \quad (1)$$

ここで、 μ_0 は真空の透磁率、 N_H は H コイルの巻数、 S_H は H コイルの実効断面積、 t_0 は積分開始点、 T は一周期の時間である。

(2) 磁束密度算出法

磁束密度の導出は、試料の中心付近に 4 つ穴をあけ、直接巻いた B コイルの誘導起電力の積分値を用いた [9]。磁束密度 B の算出式を (2) 式に示す。

$$B(t) = -\frac{1}{N_2 S} \int_{t_0}^{t_0+T} v_B(t) dt \quad (2)$$

ここで、 N_2 は B コイルの巻数、 S は B コイルが巻かれている範囲の試料断面積、 t_0 は積分開始点、 T は一周期の時間である。

(3) 高速フーリエ変換

磁気特性測定において、励磁電圧波形や H コイル、B コイルの誘導起電力波形には、測定機器内部の回路やコイルと試料の空隙などの影響によりノイズが生じる。これにより、本来の磁気特性とは異なった測定結果となることが懸念される。そこで、高速フーリエ変換 (FFT) と逆高速フーリエ変換 (IFFT) を用いてノイズの原因である高調波成分を除去することで、測定データを精確に再現する。高速フーリエ変換の定義式を (3) 式に、逆高速フーリエ変換の定義式を (4) 式に示す [10]。

$$c(k) = \sum_{i=0}^{N-1} f(i) e^{-j \left(\frac{2\pi}{N} \right) ik} \quad (3)$$

$$f(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} c(k) e^{j \left(\frac{2\pi}{N} \right) ik} \quad (4)$$

ここで、 $f(i)$ は測定波形、 $c(k)$ は FFT により周波数成分表示した測定波形、 N は測定点数である。

(4) 波形制御法

日本産業規格では、他研究機関との整合性などの観点から、誘導起電力波形を日本産業規格により定められた磁束正弦波条件を満たさなければならない。しかし、高磁束密度領域における測定では、磁気飽和の影響により、B コイルの誘導起電力波形が歪む傾向にある。そのため、波形制御法 [11] を用いて、励磁電圧波形を過少緩和法により反復修正し、誘導起電力波形を正弦波近似する。波形制御法の方程式を (5) 式に示す。

$$v_c^{(j+1)} = v_c^{(j)} - K \frac{V_{c1}^{(j)}}{V_{B1}^{(j)}} (v_B^{(j)} - v_{Br}) \quad (5)$$

ここで、 v_c は励磁電圧波形、 v_B は B コイルの誘導起電力波形、 V_{c1} 、 V_{B1} は、 v_c と v_B 波形の基本波、 v_{Br} は目標磁束密度から逆算した B コイルの誘導起電力波形、 K はフィードバック係数、 j はフィードバック回数である。なお、フィードバック係数は $0 < K < 1$ の任意定数である。

(5) 最大値制御法

波形制御時には、全高調波歪率が収束条件を満たしても、目標磁束密度の振幅値との誤差率が収束しない場合がある。そのため、最大値制御法を用いて、フィードバック毎に v_c の最大値が V_c になるように、波形全体を相対的に変化させ、新たに求めた v_c を印加して、 B_m を所望の B_r になるように制御する。最大値制御法の方程式を (6)、(7) 式に示す。また、図 1 に励磁電圧と最大磁束密度の関係性を示す。

$$V_c = V_1 - \frac{\varepsilon_1}{k_\varepsilon} \quad (6)$$

$$k_\varepsilon = \frac{(\varepsilon_2 - \varepsilon_1)}{(V_2 - V_1)} \quad (7)$$

ここで、 ε_1 、 ε_2 は v_c の最大値が V_1 、 V_2 の時の B_m の誤差、 V_c は B_m と B_r の誤差が 0 となる v_c の最大値である。

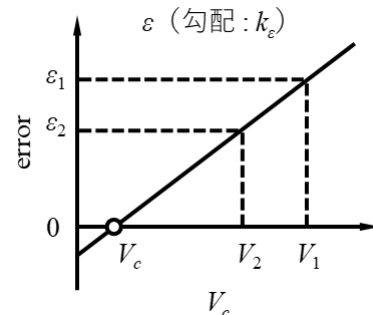


Fig. 1. Relationship between exciting voltage and flux density.

(6) 目標磁束密度波形の振幅値との誤差率

波形制御時に使用する収束判定パラメータに目標磁束密度の振幅値との誤差率 ε_{Bm} を用いた。これは、測定時に得られる磁束密度波形の振幅値と目標磁束密度の振幅値との誤差率を表す。目標磁束密度の誤差率 ε_{Bm} の算出式を (8) 式に示す。

$$\varepsilon_{Bm} = \frac{B_m - B_{target}}{B_{target}} \times 100 [\%] \quad (8)$$

ここで、 B_m は波形制御毎に得られる磁束密度波形の振幅値、 B_{target} は目標磁束密度波形の振幅値である。

(7) 全高調波歪率

波形制御時に使用する収束判定パラメータに全高調波歪率 THD を用いた。これは、測定波形の基本波成分に対して、第3次調波以降の成分が含有する割合を示す。目標磁束密度波形は基本波成分のみの正弦波であるため、全高調波歪率は目標磁束密度波形との誤差率と等価である。全高調波歪率 THD の算出式を (9) 式に示す。

$$THD = \frac{\sqrt{\sum V_{total}^2 - V_1^2}}{V_1} \times 100 [\%] \quad (9)$$

ここで、 V_1 は B コイルの誘導起電力波形の基本波成分の振幅値、 V_{total} は、第3次調波成分以降の振幅値の和である。

3. 磁気特性測定システム

(1) 二次元単板磁気試験器 (2D-SST)

図2、図3にそれぞれ二次元単板磁気特性試験器とその構造図を示す。ヨークには方向性電磁鋼板 23P100 を使用し、I 字ヨークと L 字ヨークを交互に組み合わせ、中心に試料を置き、平板型の閉磁路を形成した。また、I 字ヨークの先端は試料に磁束を通しやすくするため、三角形に加工した。試料の寸法は 90 mm × 90 mm とし、I 字ヨークの横幅を 80 mm とすることで、試料の四隅に流れる磁束を低減した。試料とヨークの間は各軸の磁気抵抗の誤差を低減するため、0.2 mm の空隙を設けた。H コイル、B コイルにはコイルに対して垂直に磁束が通ることが望ましい。そのため、試料の四隅に流れる磁束を検出しないように、磁束検出領域は 20 mm × 20 mm とした。励磁コイルには、ポリエステル銅線 $\phi 1$ mm を用いて、258 巻きの 4 層構造とし、合計 4 つ製作した。励磁コイルは 1 軸に対して 2 つ使用し、それぞれのコイルは直列接続した。

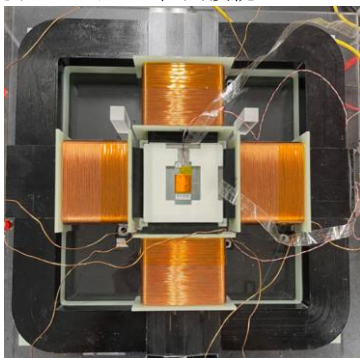


Fig. 2. Two-dimensional single sheet tester.

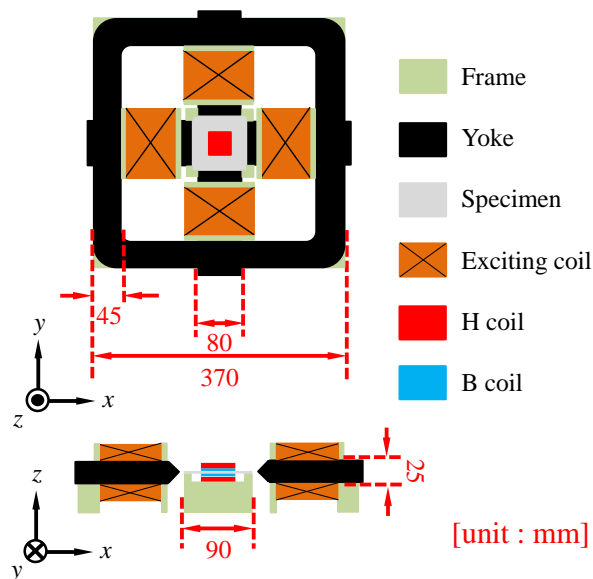


Fig. 3. Structural drawing of two-dimensional single sheet tester.

(2) 測定システム

図4に LabVIEW の制御画面を示す。図5に測定回路図を示す。測定システムは、試料を励磁する励磁部、測定データ検出部、測定データ処理部の3つから構成されており、全行程は実験システム開発ソフトウェアの LabVIEW [12] を用いて制御した。励磁部では LabVIEW により作成した正弦波のデジタル信号をファンクションジェネレータにてアナログ信号に変換し、バイポーラ電源で信号を 100 倍に増幅したあと、信号に重畳している直流成分を除去するため、変圧器を通し、励磁コイルに電圧を印加し、試料を励磁した。測定データ検出部では、検出した H コイル、B コイルの誘導起電力波形をアイソレーションアンプにより 100 倍に増幅し、オシロスコープにてデジタル信号に変換し、LabVIEW に転送した。測定データ処理部では、測定機器内部の回路やコイルと試料の空隙などによって生じるノイズを除去するため、測定波形に対して高速フーリエ変換を行い、52 次以降の高調波成分を除去した。その後、磁界 H と磁束密度 B を求め、ヒステリシスループを作成し、鉄損値を算出した。

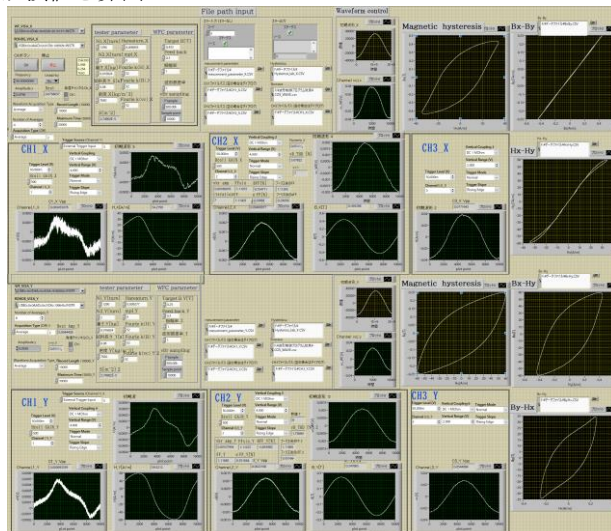


Fig. 4. Measurement display designed using LabVIEW.

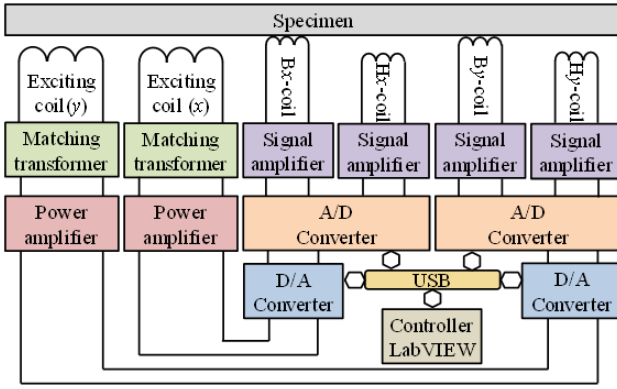


Fig. 5. Measurement system using 2D-SST.

4. DNNによる初期波形推定を用いた波形制御法

(1) DNNの概要

本研究では、測定で得られたBコイルの誘導起電力波形を用いて励磁電圧を予測するため、教師あり学習の中でも、回帰を採用し、中でも予測精度が高いDeep Neural Network (DNN)を用いた。DNNはNeural Network (NN)の一種であり、入力層、隠れ層、出力層で構成され、隠れ層が多層化したものである。フレームワークは、フロントエンドにはKeras^[13]を、バックエンドにはTensorFlow^[14]を用いた。

図6にDNNの構成図を示す。説明変数は、波形制御開始前のBコイルの誘導起電力波形の基本波成分から51次までの奇数調波成分の振幅値とx, y軸を区別するための任意定数である。任意定数は、説明変数で使用するデータの値が0~1.0の間であることを考慮して、x軸は0.5, y軸は1.0とした。Bコイルの誘導起電力波形の基本波成分から51次までの奇数調波成分の振幅値の定義式を(10)式に示す。

$$v_B(t) \approx \sum_{k=0}^{25} V_{B(2k+1)} \sin((2k+1)\omega t + \theta_{B(2k+1)}) \quad (10)$$

ここで、 $V_{B(2k+1)}$ はBコイルの誘導起電力波形の振幅値、 $\theta_{B(2k+1)}$ は位相角である。

目的変数は、収束時の励磁電圧波形を離散コサイン変換(DCT-II)した周波数成分の1次から200次の要素である。離散コサイン変換は、離散フーリエ変換を実数のみに対して行うことで、データサイズを圧縮することができる。また、DNNを用いて推定された結果に対して、逆DCT変換(IDCT)することで初期波形を生成した。DCT-II及びIDCTの定義式を(11)式に示す^[15]。

$$\begin{aligned} F(u) &= \sqrt{\frac{2}{N}} C(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \\ f(x) &= \sqrt{\frac{2}{N}} C(u) \sum_{u=0}^{N-1} F(u) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \\ C(u) &= \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & (u=0) \\ 1 & (u \neq 0) \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、 N は測定点数、 $F(u)$ はDCT($f(x)$)の u 番目要素、 $f(x)$ は元波形の x 番目要素である。なお、 $u=0 \sim N-1$ である。

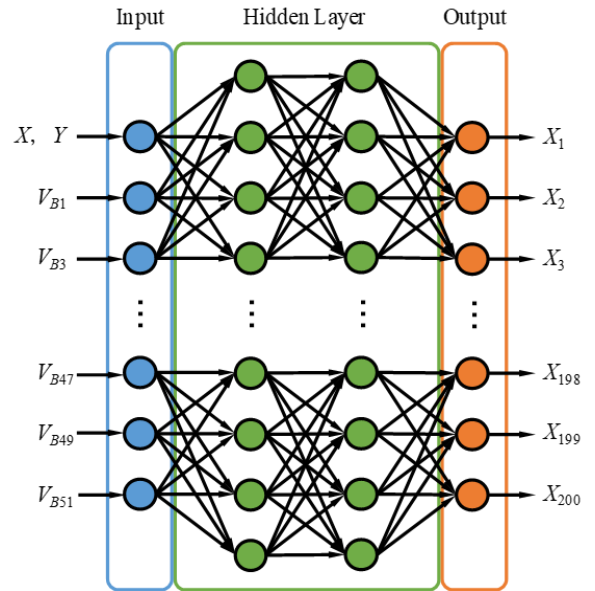


Fig. 6. Schematic diagram of DNN.

(2) DNNの学習データ作成方法

本研究では、学習データ作成にかかる時間を短縮化するため、実測データを極力減らし、実測データ間を補間することで学習データを疑似的に生成した。Bコイルの誘導起電力波形の振幅値は目標磁束密度に対して、非線形的に増加する傾向にあるため、補間にはスプライン補間^[16]を用いた。また、二次元磁気特性測定では、測定再現性を担保することが困難であるため、初期波形推定の精度を向上させる目的で、一様乱数補間も併用して用いた。

図7にスプライン補間を用いた学習データ拡張方法を示す。また、図8に一様乱数補間を用いた学習データ拡張方法を示す。実測データは、磁束密度1.5 Tから2.0 T (0.1 T刻み)であり、スプライン補間は0.001 T刻みである。そして、スプライン補間で拡張した学習データに対して、乱数付加割合 $\pm 2.5\%$ 、補間数5倍の一様乱数補間を施した。乱数付加割合は、同条件で5回測定し、誘導起電力波形の主要成分である基本波成分と第3次調波成分の変化量をもとに決定した。なお、一様乱数補間は、説明変数にのみ適応し、x, y軸を区別するための任意定数は、拡張後の学習データに対して、それぞれ付与した。

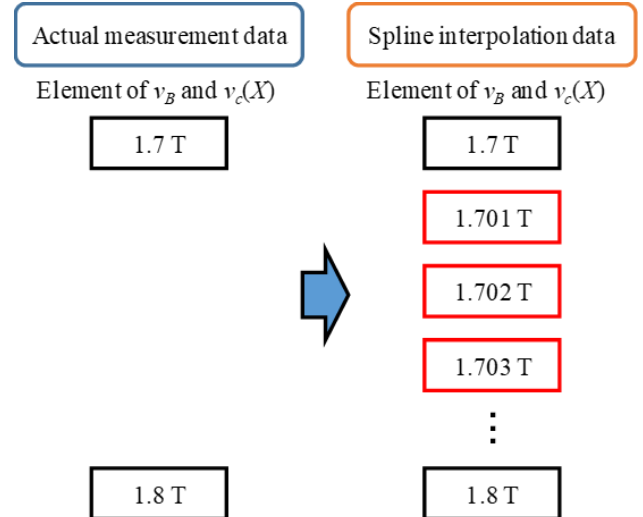


Fig. 7. Training data expansion using spline interpolation.

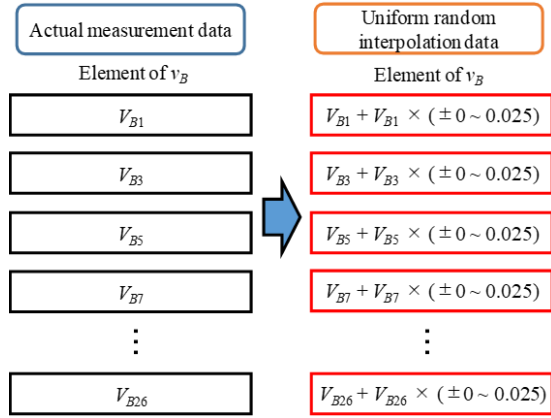


Fig. 8. Training data expansion using uniform random interpolation.

(3) Optuna を用いたハイパーパラメータの最適化

表1にOptunaを用いたハイパーパラメータの最適化結果を示す。機械学習モデルでは、ハイパーパラメータを事前に設定する必要があり、推定精度に大きな影響を及ぼす。しかし、ハイパーパラメータの調整には多くの時間と専門知識を要するため^[17]、本研究では、Optunaを用いた。Optunaは、ベイズ最適化^[18]に基づいて、損失関数や最適化対象を設定することで、自動で最適なハイパーパラメータを探ることができる。これにより、人為的干渉を削減し、前処理にかかる時間を短縮した。

Table 1. Results of hyperparameter optimization.

Unit size		Batch size	Epoch	Activation function
1	2			
80	40	12	900	tanh

(4) DNN の損失関数と評価関数

本研究では、損失関数には、平均二乗誤差 MSE を使用し、評価関数には、平均絶対誤差 MAE を使用した。損失関数とは、予測結果と正解の誤差を求める関数であり、評価関数とは、学習モデルの性能を測る関数である。それぞれの定義式を (12)、(13) 式に示す^[19]。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - Y_i)^2 \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - Y_i| \quad (13)$$

ここで、 y_i は目的変数の実測値、 Y_i は推定された目的変数の予測値、 N は学習データ数である。

(5) DNN を実装した測定フロー

図9に、DNNを実装した自動測定のフローチャートを示す。Step1では、目標磁束密度の発生させる印加電圧波形の形状と振幅値を設定する。Step2では、試料に励磁したことによって得られたHコイルとBコイルの誘導起電力波形と印加した励磁電圧波形をもとに、磁界 H 、磁束密度 B 、目標磁束密度との振幅値の誤差率 ε_{Bm} や全高調波歪率 THD を算出する。Step3では、 ε_{Bm} が条件を満たさない場合、Step1に戻り、再度、印加電圧波形の形状と振幅値を設定する。Step4では、測定で得られた磁束密度波形の振幅値と目標磁束密度波形の振幅値との誤差率 ε_{Bm} が 1.0% 未満になった

際に、DNNを用いた初期波形推定を実行する。Step5では、波形制御法を用いて、測定で得られた磁束密度波形を目標磁束密度波形に近づけるため、励磁電圧波形を過少緩和法により修正する。Step6では、 ε_{Bm} と THD が条件を満たさない場合、Step5に戻り、再度、波形制御を行う。そして、条件を満たすまでStep5、Step6を繰り返す。

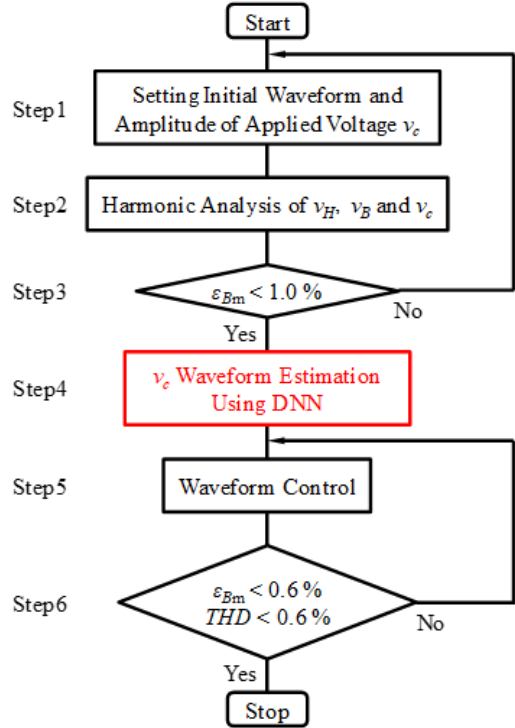


Fig. 9. Flowchart of measurement with DNN.

5. 測定結果

本測定において、交番磁束密度と B_x 軸がなす角を傾角 θ_B と定義した^[20]。図10に傾角 θ_B の模式図を示す。DNNを用いた初期波形推定を実装し、従来手法とフィードバック回数や収束過程における収束判定パラメータの推移を比較した。なお、本測定は商用周波数である 50 Hz で行った。

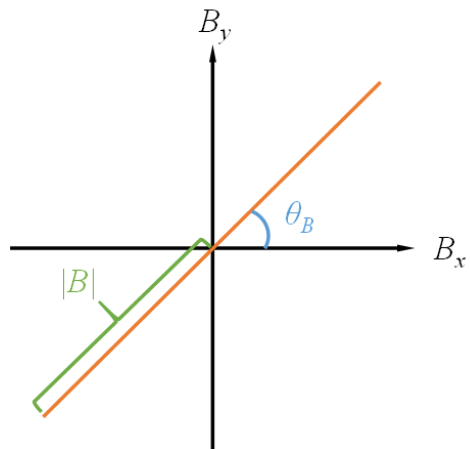


Fig. 10. Inclination angle θ_B .

(1) ラベル付けした磁束密度での推定結果

実測データとして使用した磁束密度 (1.8 T) において DNN を用いた初期波形推定を行った。図11 (a) から (d) に THD と ε_{Bm} の推移を示す。また、図12 (a), (b) に DNN

を用いて推定した v_c 波形と収束時の v_c 波形を示す。なお、収束条件は、 $THD_x = \varepsilon_{Bmx} = THD_y = \varepsilon_{Bmy} < 0.6\%$ とした。図 11 より、従来手法では、波形制御途中で THD や ε_{Bm} が著しく増大する箇所が確認された。これは、他軸干渉により、本来の修正量に加えて他軸の磁束が重畳したことによるものだと考えられる。それゆえに、フィードバック回数は 28 回となったが、初期波形推定を行うことで、フィードバック回数が 5 回となり、測定時間を約 1/6 に短縮できた。さらに、従来手法で課題となっていた波形制御過程に起こる他軸干渉による歪率や励磁電圧波形のオーバーシュートを抑制でき、提案手法の有用性が確認できた。図 12 より、DNN により収束波形を初期波形として推定できていることが確認できた。しかし、 v_{cy} のほうが v_{cx} と比較して、推定精度が低くなった。それに伴って、初期波形推定時の THD の減少量も小さくなった。これは、作成した学習データが v_{cx} に偏った出力をしてしまったためであると考えられる。そのため、 x 、 y 軸を区別するための任意定数を変えることや y 軸の学習データ数を増やすことで改善可能であると考えられる。

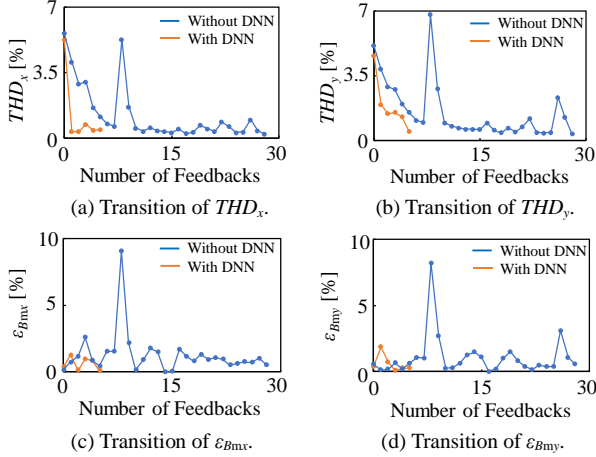


Fig. 11. Waveform control results with the proposed method (1.8 T).

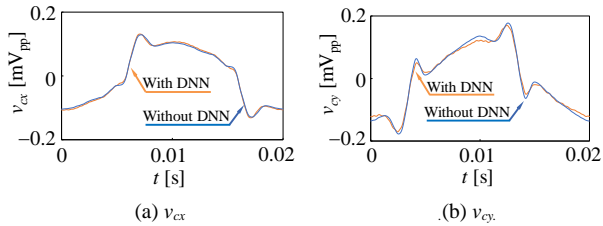


Fig. 12. Initial waveform estimation using DNN (1.8 T).

(2) ラベル付けしていない磁束密度での推定結果

実測データとして使用していない磁束密度 (1.85 T) において DNN を用いた初期波形推定を行った。図 13 (a) から (d) に THD と ε_{Bm} の推移を示す。また、図 14 (a), (b) に DNN を用いて推定した v_c 波形と収束時の v_c 波形を示す。なお、収束条件は、 $THD_x = \varepsilon_{Bmx} = THD_y = \varepsilon_{Bmy} < 0.6\%$ とした。図 13, 14 より、従来手法では、フィードバック回数が 35 回となり、1.8 T での測定におけるフィードバック回数より多くなった。これは、目標磁束密度が大きくなるにしたがって、波形の歪みが大きくなり、正弦波にするための修正量が多くなるためであると考えられる。しかし、初期波形推定を行うことで、フィードバック回数を 4 回に低減でき、

測定時間を約 1/9 に短縮できた。また、実測データとして用いていない磁束密度においても、一様乱数補間とスプライン補間を併用することで、ラベル付けありの磁束密度と同程度のフィードバック回数で収束することが確認できた。

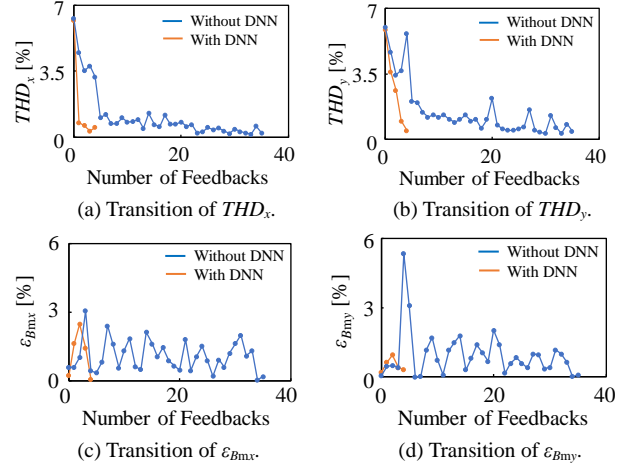


Fig. 13. Waveform control results with the proposed method (1.85 T).

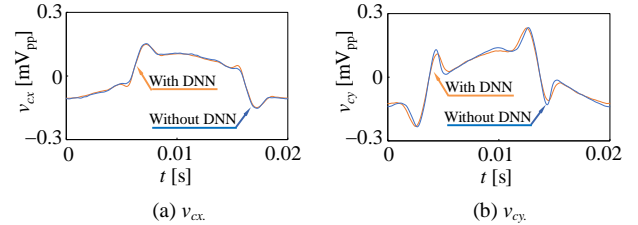


Fig. 14. Initial waveform estimation using DNN (1.85 T).

7. まとめ

本論文では、二次元単板磁気試験器を製作し、従来の波形制御法に DNN を用いた初期波形推定を実装し、波形制御の高速化について検討を行った。そして、ラベル付けした磁束密度とラベル付けしていない磁束密度の双方で波形制御の高速化が可能か検証した。本論文から得られた結果を要約すると、以下ようになる。

- (1) ラベル付けした磁束密度とラベル付けしていない磁束密度に対して、初期波形推定を実装した波形制御を行った際、フィードバック回数は 4~5 回となり、測定時間を大幅に短縮することができた。このことから、測定再現性の担保が困難な二次元磁気特性測定において、一様乱数補間とスプライン補間を併用して学習データを作成することは、非常に有効であるといえる。
- (2) ラベル付けした磁束密度とラベル付けしていない磁束密度の双方において、 y 軸の励磁電圧波形の推定精度が低かった。これは、学習モデルが x 軸に偏ったモデルが生成されたことを意味するため、 x 、 y 軸を区別するための任意定数を変えることや y 軸の学習データ数を増やすことで改善可能であると考えられる。

謝辞

本稿で述べた二次元単板磁気試験器の製作や測定方法

に関して、多数ご教授いただいた大分産業科学技術センターの下地広泰氏へ謝意を表します。

参考文献

- [1] 神戸洋史：「カーボンニュートラルに向けた取り組みの動向と鑄造技術への期待」, *J. JFS*, vol. 95, No. 6, pp. 274-280 (2023)
- [2] 中野優人・李志東：「日本における電動車の普及メカニズムの解明と導入拡大対策に関する計量経済分析」, エネルギー・資源学会論文誌, vol. 43, No. 3, pp. 94-102 (2022)
- [3] 坪井和男・廣塚功・長谷川勝：「モータ及びドライブシステムの高効率化技術」, 電気設備学会誌, vol. 29, No. 3 (2009)
- [4] 尹己烈：「電磁鋼板の二次元偏磁下磁気特性」, 日本 AEM 学会誌, vol. 26, No. 3 (2018)
- [5] 上野庄太郎・堀紘二郎・藤原耕二・石原好之・戸高敏之：「単板磁気特性試験用磁束波形制御法の高速化に関する検討」, *IEEJ, MAG-08-79* (2008)
- [6] 上野庄太郎・藤原耕二・石原好之：「単板磁気特性試験用磁束波形制御法の高速化に関する検討（その2）—初期波形推定を導入した制御法—」, *IEEJ, MAG-09-39* (2009)
- [7] Y. LeCun, Y. Bengio and G. Hinton, “Deep learning”, *Nature*, vol. 521, pp. 436-444 (2015).
- [8] 森隆広・高橋康人・藤原耕二：「回転機の固定子を利用した二次元磁気特性測定用単板試験器の開発」, マグネティック研究会, MAG-14-016 (2014)
- [9] 上野尚平・榎園正人・森祐司・山崎一正：「火星探査用モータ鉄心材料のベクトル磁気特性」, 日本 AEM 学会誌, vol. 25, No. 2 (2017)
- [10] 島田邦江・伊藤聡：「ベクトル計算機向け多次元高速フーリエ変換」, 日本応用数学会論文誌, vol. 4, No. 2, pp. 195-203 (1994)
- [11] K. Matsubara, N. Takahashi, K. Fujiwara, T. Nakata, M. Nakano and H. Aoki, “Acceleration technique of waveform control for single sheet tester,” *IEEE Trans. Magn.*, vol. 31, no. 6, pp. 3400-3402 (1995).
- [12] 堀桂太郎：「図解 LabVIEW 実習」, 森北出版 (2018)
- [13] Various Deep learning Software, “Keras”, <https://keras.io/>.
- [14] Google Software library, “TensorFlow”, <https://www.tensorflow.org/?hl=ja>.
- [15] 明上山温：「医用画像圧縮の基礎（その2）」, 日本放射線技術学会医療情報分科会雑誌, vol. 4, pp.46-56 (2005)
- [16] M. H. Schultz: *Spline Analysis* (1973) Prentice-Hall, Inc.
- [17] 尾崎空奈・大岡龍三・池田伸太郎・倉富匡弘・田中勝彦：「オートチューニングを用いた機械学習による電力需要予測に関する研究」, 空気調和・衛生工学会大会 学術講演論文集, 第9巻, (2021)
- [18] J. Snoek, H. Larochelle, and R.P. Adams, “Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp.2951–2959 (2012).
- [19] L.F.J Alvarez, S.R. Gonzalez, A.D. Lopez, D.A.H. Delgado, R. Espinosa and S. Gutierrez, “Renewable Energy Prediction through Machine Learning Algorithms,” *IEEE Andescon* (2020).
- [20] 浦田信也・榎園正人・戸高孝・下地広泰：「位相補正を考慮した2次元ベクトル磁気特性解析のためのE&SSモデルの改良」, *IEEJ, Trans. FM*, vol. 125, No. 12 (2005)

研究業績

A. 国内論文・発表（査読無し、○印：発表者）

- [1] ○黒田優輝・塩山将英・岡本吉史（法政大学）：「ヘルムホルツコイルを用いた二次元磁気特性測定用Hコイルの誤差角度測定に関する検討」, 令和5年電気学会全国大会, 対面, 2023年3月
- [2] ○黒田優輝・山口達也・岡本吉史（法政大学）：「DNNを用いた二次元磁気特性測定用単板磁気試験器の波形制御高速化に関する検討」, 令和6年電気学会全国大会, 対面, 2024年3月