

# 渦電流探傷試験の高度化のためのニューラルネットワークの適用可能性の検討

## —ニューラルネットワークを応用した欠陥深さと長さの同定—

Feasibility study of neural network technology applied to advanced eddy current testing

—Depth and length sizing of defects using neural networks—

|             |       |                  |                |
|-------------|-------|------------------|----------------|
| 東北大学工学研究科   | 周 新武  | Xinwu ZHOU       | Student Member |
| 東北大学流体科学研究所 | 高木 敏行 | Toshiyuki TAKAGI | Member         |
| 東北大学流体科学研究所 | 内一 哲哉 | Tetsuya UCHIMOTO | Member         |

This paper proposes a neural network to achieve automated data analysis target. A neural network, which is commonly used as an artificial intelligence technology, possesses excellent feature recognition and logistic regression ability, which are very important to implement automated data analysis. In this paper, the principle and characteristics of the neural network are presented. A neural network is established to discern the depth and length of slits automatically, and it is verified whether the ANN can work in ECT data analysis or not. According to the discussion and verification, it is evident that the trained neural network can accurately and efficiently offer quantitative analysis of defects.

**Keywords:** Neural network, NDT, Eddy current testing, Artificial intelligence, Defect sizing

## 1. はじめに

産業界では人工知能技術 (AI) やモノのインターネット (IoT) の活用が急進に進みつつある。産業界の歴史では、Industry 1.0 は水と蒸気力で動く機械生産設備に基づいている。電気エネルギーの使用とエレクトロニクスの使用はそれぞれ Industry 2.0 と Industry 3.0 を生み出した。今のところ、AI やビッグデータ技術など最先端技術の迅速な開発は、Industry 4.0 のコンセプトを可能にする<sup>[1]</sup>。Industry 4.0 では機能は相互接続されている。それは産業設備、生産ライン、産業、供給者、製品および顧客を接続できることを要求する。そのような中で、非破壊評価の領域においても、Industry 4.0 に対応して NDE 4.0 の概念が提案されている<sup>[1]</sup>。保全の最適化と安全性に寄与する非破壊検査法も人工知能、ビッグデータ技術、IoT などと組み合わせる必要がある。

渦電流探傷試験 (ECT) は、電磁現象による非破壊検査の手法の一種である。材料の損傷や材料の不均質性に伴い、ECT のインピーダンスが変化し、この検出信号の変化により検査対象部品中の欠陥を検出する。ECT の長所として次の 2 点が挙げられる。①操作が容易であるため自動検査システムを構築できる。②非接触の探傷である

ため、カプラントを必要としない。ECT は航空宇宙、製造業、エネルギーなどの分野で広く利用されている。

本論文では、非破壊評価に適用するためニューラルネットワークの原理を紹介し、ECT におけるニューラルネットワーク適用の可能性を議論する。

## 2. 理論

人工ニューラルネットワーク (ANN) は、生物学的ニューラルネットワーク (動物の中樞神経系、特に脳) の構造および機能を模倣する数学的モデルまたは計算モデルである。ANN は入力層、出力層、隠れ層で構成されている。各層には、上層のニューロンから入力データを受け取り、それらの入力データに行列演算した結果を出力するニューロンが複数存在する。

ANN は、トレーニングプロセスによって重み  $W$  と偏差  $b$  を連続的に調整し、関数を組み合わせることで期待の効能を達成する<sup>[2]</sup>。重さや偏差の調整方法は、予め設定されたアルゴリズムによって制御する。調整機能は、主に学習関数、適応学習関数および性能関数に基づいて実現される。学習関数は主にニューラルネットワーク全体の重みと偏差を調整し、適応学習関数はニューラルネットワークの各層の各ニューロンの重みと偏差を調整し、性能関数は、

ニューラルネットワークの目標値と出力値の誤差を判断するのに使用する。性能関数は、学習関数と適応学習関数の調整基準を提供する。誤差の大きさに応じて、全体調整と各層調整の二種類のトレーニングプロセスが重みの大きさと偏差の変動を制御する。

### 3. シミュレーション実験

#### 3.1 パラメータ設定

本論文では、フランスのCEAで開発されたECTシミュレーションソフトCIVAを用いて、自己誘導自己比較プローブとステンレス鋼(SUS316)の試験片を含める計算モデルを構築した。試験片とプローブの構造を図1に示す。解析において、試験片の導電率は $1.39 \text{ MS} \cdot \text{m}^{-1}$ 、比透磁率は1.0である。図1に示すように2つの走査経路を用いて、それぞれ深さと長さの信号を収集した。周波数は50、60、70、80、90、100 kHzである。①深さ情報に関する信号を収集する時、欠陥の長さとは幅はそれぞれ15 mm および0.3 mm とし、深さは0.5、1、1.5、2、2.5、3 mm に設定した。②長さ信号に関する情報を収集する時、欠陥の深さと幅はそれぞれ1 mm および0.3 mm とし、長さは1、5、10、15、20 mm に設定した。

#### 3.2 シミュレーション実験の結果

信号処理については電気協会指針 JEAG-4217 の信号処理方法の通りを行う。それぞれの周波数で深さ1 mm の欠陥信号を回転させ、拡大し、最大振幅の点を( $V_x=0, V_y=1 \text{ V}$ )とするように変換する。図2より欠陥の深さとECT信号の $V_y$ 信号の最大振幅は、非線形関係がある。長さのECT信号の $V_x$ 信号から、振幅の変化の幅と最大振幅は長さに関係があることがわかる。

### 4. ニューラルネットワーク

#### 4.1 ニューラルネットワークの構築と訓練

深さ信号と長さ信号を識別でき、信号に対応する欠陥の深さと長さを出力できる誤差逆伝播ニューラルネットワークを構築する。学習関数、適応学習関数、および性能関数はそれぞれレーベンバーグ・マルカート法、最急降下法、および最小二乗回帰分析法に基づいている。異なる深さの $V_y$ 信号と異なる長さの $V_x$ 信号をトレーニングデータとし、対応するターゲットデータはそれぞれの深さと長さである。

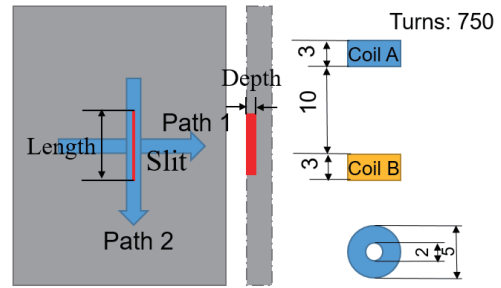


Fig. 1 Diagrammatic sketch of specimen and probe

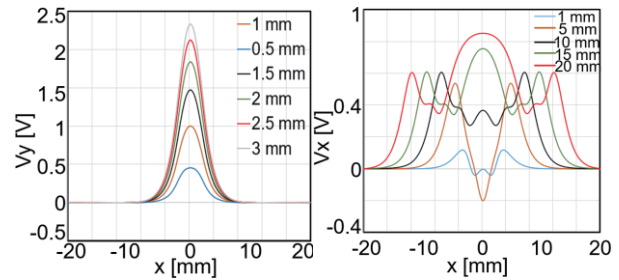


Fig. 2  $V_y$  signals with different depth slits (Left) and  $V_x$  signals with different length slits (Right)

#### 4.2 検証と考察

表1に示されるデータをトレーニングしたニューラルネットワークの検証のために用いる。出力結果より、訓練されたニューラルネットワークは精度良く欠陥信号の長さとは深さを正しく識別できることが分かる。

Table 1 Verification of neural network

| Input  | Depth   | Depth   | Length | Length  |
|--------|---------|---------|--------|---------|
|        | 1.7 mm  | 2.3 mm  | 7 mm   | 17 mm   |
| Output | 2.00 mm | 2.32 mm | 7.5 mm | 17.3 mm |

### 5. まとめ

ニューラルネットワークは優れた特徴認識機能を持ち、入力データと出力データのマッピング関係をよく認識することができる。検証実験を通じて、ニューラルネットワークを用いたECT信号の自動解析と渦電流探傷試験の高度化の可能性を示した。

#### References

- [1] N.G.H. Meyendorf, L.J. Bond, J. Curtis-Beard, S. Heilmann, S. Pal, R. Schallert, C. Wunderlich, "NDE 4.0 – NDE for the 21st Century-", 15th Asia Pacific Conference for Non-Destructive Testing, Singapore, ID89, 2017.
- [2] 周新武、浦山良一、高木敏行、内一哲哉、"非渦電流探傷試験における誤差逆伝播ニューラルネットワークを用いた欠陥の定量的評価"、「電磁力関連のダイナミクス」シンポジウム、23C3-2、2019.