

## 渦電流信号の深層学習による欠陥深さ同定

### Identification of flaw depth by deep learning of eddy current testing signals

\*堀 智之<sup>1</sup>、出町 和之<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 東京大学大学院

渦電流検査(ECT)は蒸気発生器の伝熱管の傷を検出するために使われている非破壊検査手法の1種であり、欠陥の形状推定に用いられる逆問題解析では計算時間を要する。本研究では深層学習により応力腐食割れ(SCC)やリフトオフ変動などのノイズを含むECT信号を解析しその精度を検証した。

**キーワード**：渦電流探傷法、深層学習、畳み込みニューラルネットワーク

- 1. 序論** ECT信号の逆問題解析による欠陥形状の推定には計算時間を要する。学習済み深層学習モデルの順伝搬は比較して計算時間が短く、ノイズのあるデータを学習することで汎化性能が高まる性質がある。本研究では画像解析に用いられる畳み込みニューラルネットワーク(CNN)によってECT信号の解析を行い、欠陥深さの推定を行うとともに、応力腐食割れ(SCC)やリフトオフ変動を想定した複雑な推定問題における有効性の検討を行うことを目的とする。
- 2. 渦電流探傷試験体系** 渦電流探傷試験の数値シミュレーションは遊佐ら<sup>1)</sup>によるFEM-BEM結合法とA-φ定式化に基づく3次元渦電流シミュレータの結果を用いた。シミュレーションに使用されたパラメータを以下の表1に、数値シミュレーションの体系を図1に示す。渦電流プローブがプレート表面のき裂を横切ってスキャンし、1mmピッチの測定点で信号を収集する。シミュレーションによって得られるピックアップコイル電圧V振幅の実数部分を $V_r$ 、虚数部分を $V_i$ 、絶対値を $|V|$ としてデータを収集している。

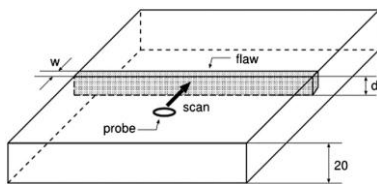


図1 渦電流試験の数値シミュレーションの構成

表1 シミュレーションで使用されたパラメータまとめ

Flaw	Depth, d[mm]	0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0
	Width, w[mm]	0.001, 0.002, 0.005, 0.010, 0.020, 0.050, 0.100, 0.200, 0.500
	Relative conductivity, s <sub>r</sub>	0.000, 0.0100, 0.0125, 0.0167, 0.0250, 0.0500 … 0.5000
Probe	Frequency, f [kHz]	25, 100, 400
	Coil diameter, ID [mm]	1, 3, 5, 7
	Liftoff, L [mm]	1, 3, 5

- 3. 深層学習の学習条件** SCCを想定して母材に対する傷領域の等価導電率( $S_r$ )を0~50%までの範囲で変化させた全てのデータを学習に使用し、リフトオフ変動を想定して各測定点のデータを1~3, 3~5mmの範囲でランダムに選択するようにデータを修正した。コイル径は7mm、励起周波数は25kHzのデータを使用した。
- 4. 欠陥深さの推定結果と考察** 図2は測定時のリフトオフ変動が1~3mmとした場合の正解の欠陥深さ(横軸)と深層学習が推定した欠陥深さ(縦軸)を表しており、1データの推定結果は青い点1点に相当する。欠陥深さ推定の平均2乗誤差は0.067mmと十分に小さく、CNNにおいて信号の大きさだけでなく信号の増減、同じ測定点における他の種類の信号データとの関係性が考慮されたことで高精度な推定ができたと考えられる。

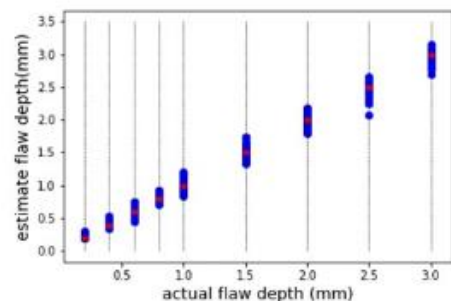


図2 リフトオフ変動1~3mmの学習結果

#### 参考文献

- 1) Norikita Yusa and Hidetoshi Hashizume, "Numerical investigation of the ability of eddy current testing to size surface breaking cracks", Nondestructive Testing and Evaluation, Vol. 32, No. 1, pp. 50 – 58, 2017

\* Tomoyuki Hori<sup>1</sup>, Kazuyuki Demachi<sup>1</sup> <sup>1</sup>Tokyo Univ.