

## 機械学習を用いた電磁散乱体の形状認識 Shape Recognition of Electromagnetic Scatterers Using Machine Learning

○劉立成<sup>1</sup>, 吳迪<sup>2</sup>, 大貫進一郎<sup>3</sup>\*Licheng Liu<sup>1</sup>, Di Wu<sup>2</sup>, Shinichiro Ohnuki<sup>3</sup>

Abstract: With the aim of assisting shape recognition of objects and so on by the current radar system, the shape of the scatterers from electromagnetic wave scattering data can be predicted by machine learning. This report is to process corresponding scattering data of normal shape, which is obtained through numerical analysis, into machine learning model through AI development platform, by which the shape recognition of electromagnetic can be performed.

### 1. はじめに

現在のレーダシステムによる物体の形状認識の補助等を目的として、電磁波散乱データから散乱体の形状の識別を機械学習により行う。

本報告では、電磁界解析より求めた規範形状に対する散乱数値データを、AI 開発プラットフォームを通じて機械学習モデルとして処理し、電磁散乱体の形状の予測を行う。

### 2. 解析手法

本報告の開発言語には Python を用いる。機械学習のアルゴリズムには K 近傍法<sup>[1][2]</sup>を利用する。

K 近傍法とは特徴空間における最も近い訓練例に基づいた分類の手法である。ある散乱体形状の分類は、その近傍のオブジェクト群のラベルによって決定される。本報告の場合で、予測する電磁散乱体の形状は、その近傍の  $k$  の訓練データの形状によって決められる。

本報告では電磁界解析法の一つである FDFD (Finite-Difference Frequency-Domain)法<sup>[3]</sup>を用い、電磁波散乱画像を作成する。

### 3. 解析結果

本報告で解析する画像は FDFD 法に基づく電磁界解析より求めた散乱画像であり、解析領域は  $10\text{m} \times 10\text{m}$ 、空間分解数は  $100 \times 100$  とする。

本報告で学習させる散乱体の形状は正方形、長方形、三角形と丸である。ただし散乱体のサイズと重心は変化しないものとする。散乱体を重心に沿ってランダムに与えた角度だけ回転させる。一つの角度をデータセット中の一つのデータとして、その周りの電界強度の数値を画像の左上から右下まで順番に取得する。電界強度の数値データの例は図 2 に示す。各形状に対する

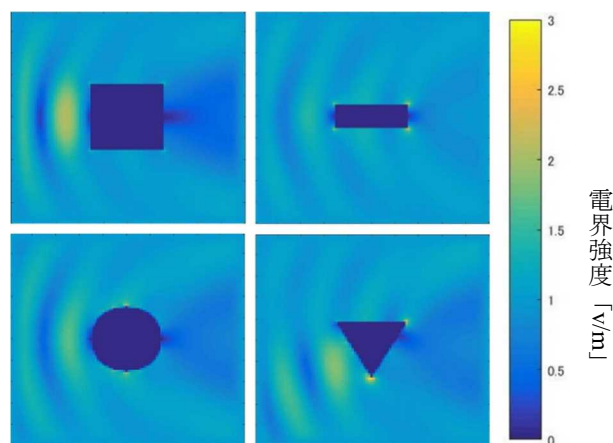


図 1 学習に用いた電磁波散乱画像

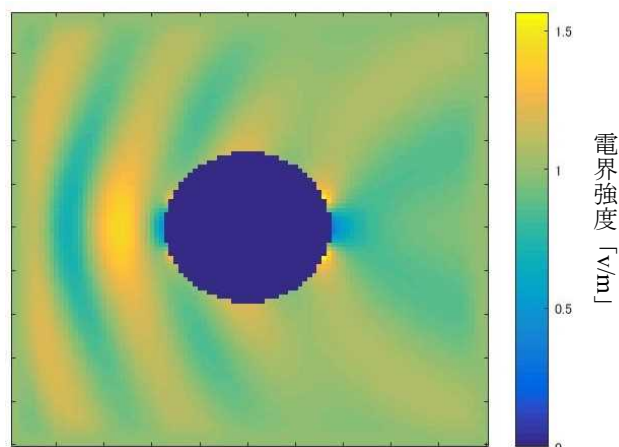


図 2.1 長方形の予測例(1)

データを  $n$  セット用意し、四つの形状では、 $4n$  セットとなる。本報告では  $n = 100$  として解析を行った。

今回用いた機械学習では、400 セットのデータセットを 7 対 3 の割合で訓練セットとテストセットに分割する。機械学習する場合は、各テストデータと訓練セット内のすべてのデータを順番に、二つのマトリックス間のユークリッド距離を計算する。距離が近いほど、二つの画像が類似したとみなすことができる。最後に、そのテストデータと最も近い  $k$  の訓練データを探し、各訓練データに対応する正しい形状によって、最終予測を行う。

図 2.1, 図 2.2 に解析結果の一例を示す。解析データは図 2.1 のように散乱体の形状を隠した。プログラムはこのデータに対して、長方形を予測した。図 2.2 より、予測が成功したことを確認した。

パラメータ  $k$  のオプション値についての検討は、表 1, 2, 3 に示す。  $k = 3$  の場合で、エラーレートが一番低いのを確認した。

以上より初期検討としてプログラムの正常に実行することを確認できた。

#### 4. まとめ

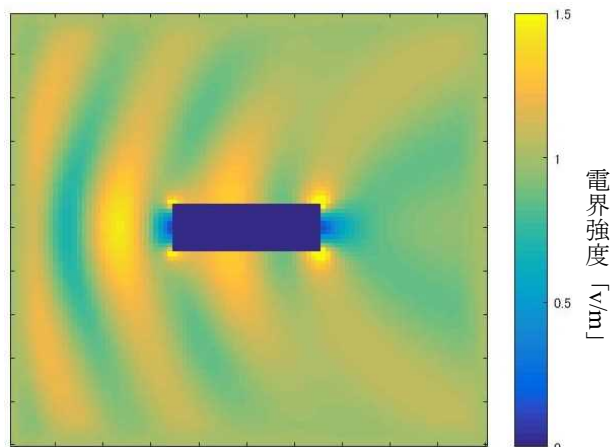
本報告では、電磁界数値解析より求めた規範形状に対する電磁波散乱データを、AI 開発プラットフォームを通じて K 近傍法モデルとして処理し、電磁散乱体の形状の予測を行った。

#### 5. 謝辞

本研究の一部は、科研費基盤(C)17K06401, 及び日本大学理 工学部プロジェクト研究助成の援助を受けて行われた。

#### 6. 参考文献

[1] Ian Goodfellow and Yoshua Bengio and Aaron Courville, “Deep Learning”, MIT Press, p.96-161.  
 [2] Christopher Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning”, Springer, p.58-218.  
 [3] D. Wu, R. Takahashi, K. Nagasawa, T. Takeuchi, T. Yamaguchi, S. Ohnuki, IEICE Technical Report EMT2016-45, pp.33-36, 2016.  
 [4] 劉立成, 大貫進一郎, “機械学習を用いた電磁散乱体の高精度形状認識”, 電気学会, 2018 第 9 回学生研究発表会, 3-2, 2018.



予測形状 長方形      正解形状 長方形  
予測成功

図 2.2 長方形の予測例(2)

表 1  $k = 3$  の場合の形状予測の正解数

正方形と予測した数	正解数	長方形と予測した数	正解数
30	30	30	30
三角形と予測した数	正解数	丸に予測した数	正解数
30	30	30	30
合計予測数	合計正確数	エラー予測	エラーレート
120	120	0	0.000000%

表 2  $k = 10$  の場合の形状予測の正解数

正方形と予測した数	正解数	長方形と予測した数	正解数
29	29	30	30
三角形と予測した数	正解数	丸に予測した数	正解数
30	30	31	30
合計予測数	合計正確数	エラー予測	エラーレート
120	119	1	0.991667%

表 3  $k = 20$  の場合の形状予測の正解数

正方形と予測した数	正解数	長方形と予測した数	正解数
28	28	30	30
三角形と予測した数	正解数	丸に予測した数	正解数
30	29	32	30
合計予測数	合計正確数	エラー予測	エラーレート
120	117	3	0.975000%