22Ca01

機械学習を用いたマイクロ波複素振幅分布からの画像再構成
Image reconstruction from distributions of microwave complex amplitude using machine learning

古賀 麻由子
Mayuko Koga

兵庫県立大学
University of Hyogo

１．はじめに

核融合プラズマ研究においてプラズマ乱流の高速高精度な実験的観測が求められている。我々はマイクロ波イメージングの手法として、レンズレス計測を提案している。レンズレス計測は光学系を使用しないため計測器の設置スペースを小さくすることができる利点の他、画像再構成を利用することにより、受信機の分解能以上の高分解能画像が得られる可能性がある。

レンズレスマイクロ波イメージングの模式図を図1に示す。マイクロ波は$\boldsymbol{P_s} = (x_0, y_0, z_0)$の座標から対象の物体へ入射され、物体内の座標$\boldsymbol{P_t} = (x, y, z)$の粒子により反射される。この時、物体の散乱率分布を$f(\boldsymbol{P_t})$とすると、$\boldsymbol{P_s}$から$\boldsymbol{P_t}$を介して検出器$\boldsymbol{P_d} = (x', y', z')$に伝搬する基本波$S_{std}$は次のように表すことができる。

$$S_{std} = S_T f(\boldsymbol{P_t}) S_R \qquad (1)$$

ここでS_TとS_Rはそれぞれ$\boldsymbol{P_s}$から$\boldsymbol{P_t}$、$\boldsymbol{P_t}$から$\boldsymbol{P_d}$への波の伝搬を表す関数である。実際に取得される受信信号$g(\boldsymbol{P_d})$は対象物体上の全ての点で反射された信号の重ね合わせとなる。

$$g(\boldsymbol{P_d}) = \Sigma S_{std}\, d\boldsymbol{P_t}$$
$$= \Sigma S_T f(\boldsymbol{P_t}) S_R\, d\boldsymbol{P_t} \qquad (2)$$

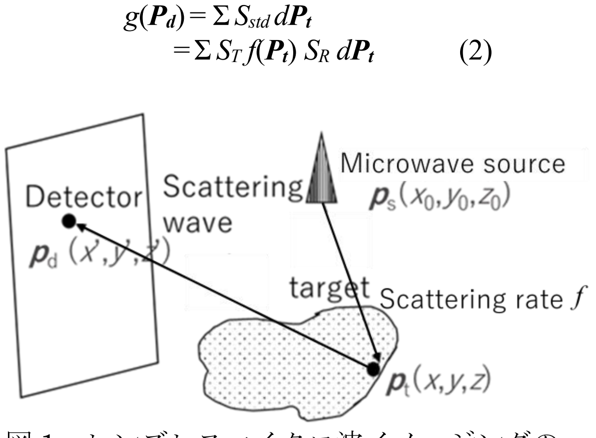

図１　レンズレスマイクロ波イメージングの模式図

ここで$S_T S_R\, d\boldsymbol{P_t}$、つまり発振源、対象物体、検出器によって決まる係数行列を$\boldsymbol{H}$と置くと、

$$\boldsymbol{H} f(\boldsymbol{P_t}) = g(\boldsymbol{P_d}) \qquad (3)$$

と表すことができ、対象物体の反射率分布fについての線型方程式となる。しかしながら、一般的な実験の条件では、未知数に対して方程式の数が不足しており、数学的に解くことは困難である。そのため、本研究では画像再構成に機械学習を導入する試みを行った。

２．機械学習による画像再構成

機械学習のニューラルネットワークにはConvolutional Neural Networkを、ライブラリにはKerasを用いた。30 GHzのマイクロ波を表面反射率1の対象物体に入射したとして、反射された受信信号を三次元電磁界計算により求めた。対象物体画像（128×128 pixel）と受信信号分布（16×16 pixel）のセットを機械学習の教師データとして使用した。

３．　再構成結果

図2に表面に波型の凹凸を持つ対象物体について学習したモデルの画像再構成結果の一例を示す。この時活性化関数はtanh関数を、入力信号は複素振幅の絶対値を使用した。左側が受信信号、中央が対象物画像、右側が機械学習によって予測した対象物画像である。かなり精度よく対象物画像を予測できていることがわかる。

予測の精度はエラー値（正解との差分の二乗平均平方根）で評価される。図3は4つの異なる活性化関数を用いて行った学習モデルのエラー値を示したものである。このような波模様の対象物画像に対してはtanh関数が最も適しているといえる。

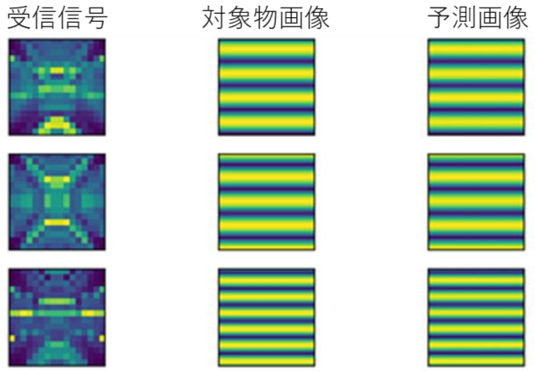

図 2　波型の凹凸を持つ物体の画像再構成結果の一例
（受信信号の色は信号強度を、対象物画像と予測画像の色は奥行方向の高さを示す）

次にランダムな楕円形の凹凸を持つ対象物体を設定した。図4に学習結果の一例を示す。この時使用した活性化関数はtanh関数、入力信号は複素振幅の絶対値である。図2と同様左端が受信信号、中央が対象物画像、右側が予測画像である。学習数データが増えるについて、より予測画像が対象物画像に近づいていることが見て取れる。

また、受信信号にランダムなノイズを加えた場合でも、SN比0.3程度までは十分画像の予測が出来ることが確かめられた。それ以上の悪条件においても急激にエラー値が上昇することはなく、本手法はかなりノイズ耐性があると言える。

詳細については講演にて報告する。

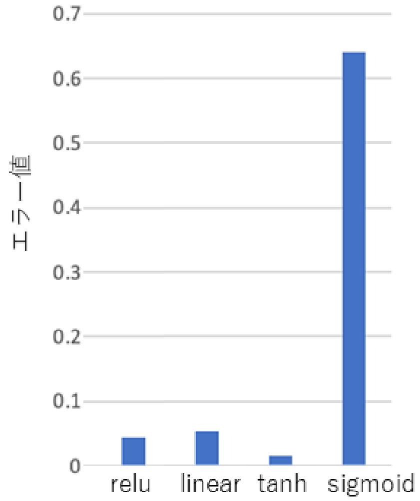

図 3　活性化関数によるエラー値の違い

4．謝辞

本研究は核融合科学研究所一般共同研究（NIFS22KIPP017）、九州大学応用力学研究所共同（2022S2-CD-7）の助成を受けたものです。

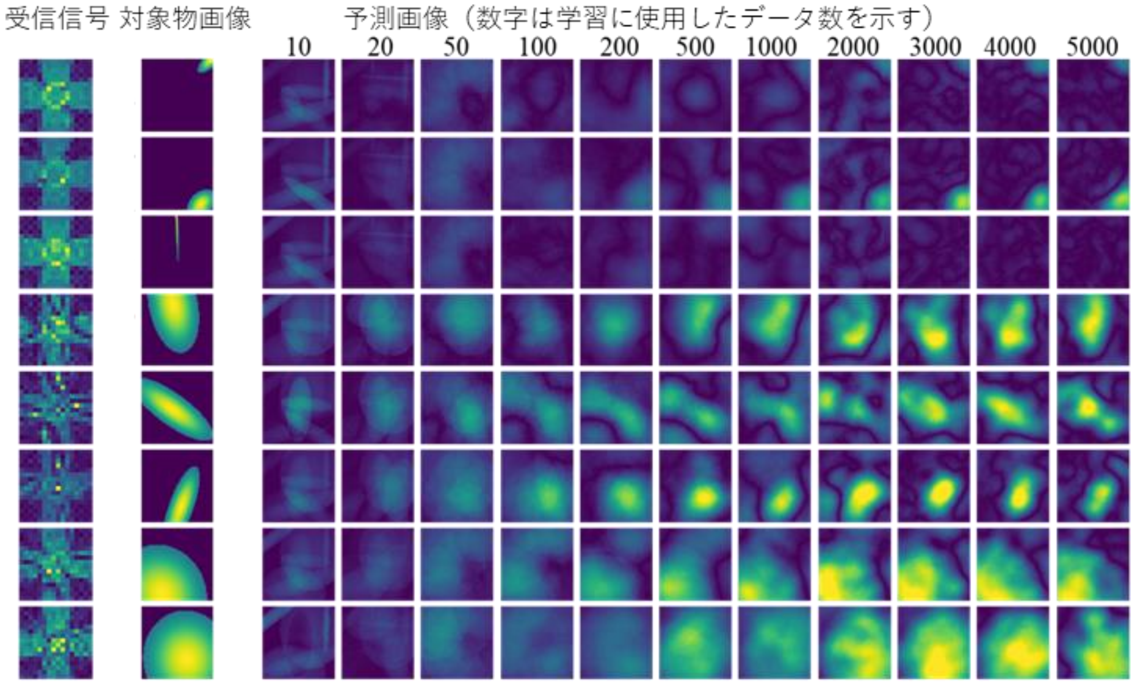

図 4　ランダムな楕円形凹凸を持つ物体の画像再構成結果の一例