

機械学習を利用したサブテラヘルツ波による非破壊検査結果の評価方法に関する基礎的研究

リハビリテーション工学分野
村岡永寿

機械学習 ニューラルネットワーク 鉄筋コンクリート
サブテラヘルツ波 非破壊検査 金属探知

1. はじめに

近年、多くの分野で機械学習の活用が進んでいる。機械学習は、データの処理速度向上や、人間には気づくことの難しいルールを発見等の効果をもたらす。コンクリート分野においても活用することが増え、コンクリートの調合から圧縮強度を予測できることが確認されている¹⁾。また、構造物の非破壊検査手法の1つに、サブテラヘルツ波を用いた非破壊検査がある。サブテラヘルツ波は、波の透過性と直進性を併せ持つため、構造物内部の欠陥検出への適用が期待されている²⁾。一方で、サブテラヘルツ波は、現状では測定可能な深度が浅く、十分な範囲まで調査診断を行うことが難しい³⁾。

以上より本論文では、サブテラヘルツ波を利用した非破壊検査の結果に対して、機械学習を利用し、サブテラヘルツ波を用いた非破壊検査の、適用可能なかぶり厚さを拡張した。

2. サブテラヘルツ波を用いた測定概要と測定結果

2.1 作製試験体

図-1 に作製試験体の寸法をそれぞれ示す。埋設した鋼板は厚さ1 mmのSPCC、鉄筋はD13を用いた。鉄筋を配筋した試験体(以下、鉄筋試験体)は、それぞれの面で複数のかぶり厚

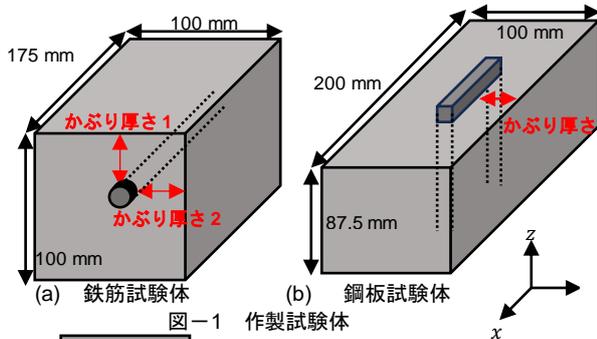


図-1 作製試験体

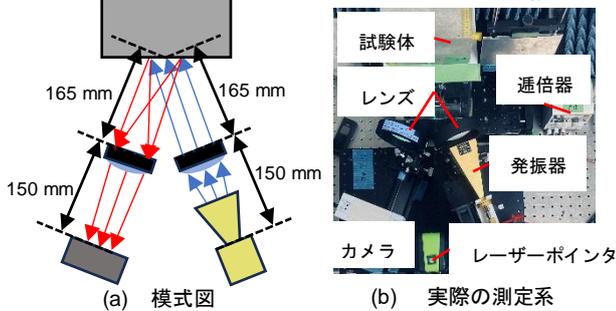


図-2 測定系概要

さが測定できるように配筋した。鉄筋試験体はかぶり厚さ10-20 mmと30-40 mmの2種類を、鋼板を配筋した試験体(以下、鋼板試験体)はかぶり厚さ10 mm、20 mm、30 mmの3種類を作製した。

2.2 測定手法

図-2 に構築した測定系を、図-3 に測定位置を示す。測定系は小林らの検討⁴⁾の反射測定系をもとに構築した。サブテラヘルツ波は30~50 GHzまで1 GHzずつ連続的に周波数を変化させ照射した。測定位置は鉄筋試験体が7箇所、鋼板試験体が14箇所である。

3. 機械学習の概要

ここでは、測定した試験体ごとに機械学習モデルを作成し、各モデル間の予測精度の差を比較考察した。

3.1 作成データセット

撮影した画像と周波数、金属の有無をまとめたデータセットを作成した。測定した画像をもとに構築したデータセットのうち、75%を学習用データとして用いた。残った25%を試験用データとして用い、学習済みモデルに金属の有無を予測させた。学習用データは、鉄筋試験体は各かぶり厚さで588データ、鋼板試験体は各かぶり厚さで1176データである。試験用データの正答率および平均F値、混同行列を算出し、予測精度の評価を行った。正答率とは予測したすべてのデータ数のうち、正解と予測結果が一致していたデータ数の割合である。混同行列とは、モデルが予測した結果と、その正解をデータ数ごとにまと

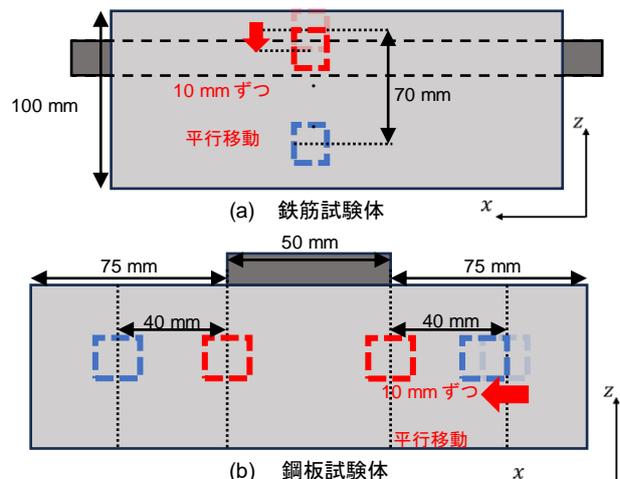


図-3 測定位置

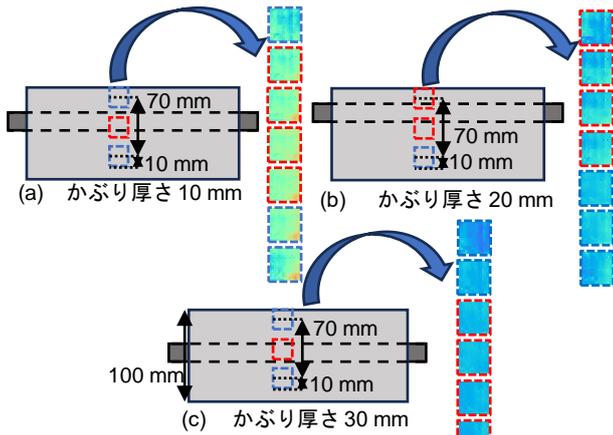


図-4 鉄筋試験体の測定画像

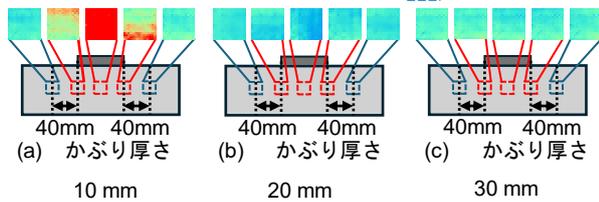


図-5 鋼板試験体の測定画像

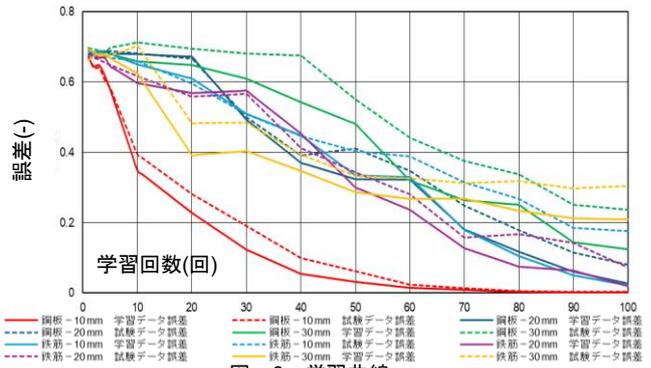


図-6 学習曲線

表-1 混同行列

(a) 鋼板-10mm			(b) 鋼板-20mm		
予測結果	金属なし	金属あり	予測結果	金属なし	金属あり
正解			正解		
金属なし	166	0	金属なし	162	7
金属あり	0	128	金属あり	2	123
F値平均: 1.00 正答率: 100.0%			F値平均: 0.97 正答率: 96.9%		
(d) 鉄筋-10mm			(c) 鋼板-30mm		
予測結果	金属なし	金属あり	予測結果	金属なし	金属あり
正解			正解		
金属なし	72	9	金属なし	137	20
金属あり	1	65	金属あり	13	124
F値平均: 0.93 正答率: 93.2%			F値平均: 0.89 正答率: 88.8%		
(e) 鉄筋-20mm			(f) 鉄筋-30mm		
予測結果	金属なし	金属あり	予測結果	金属なし	金属あり
正解			正解		
金属なし	82	4	金属なし	76	14
金属あり	1	60	金属あり	7	50
F値平均: 0.97 正答率: 96.6%			F値平均: 0.85 正答率: 85.7%		

めて示した表である。

3.2 モデルの構築

アルゴリズムは畳み込みニューラルネットワークを採用した。まず、画像データに畳み込み層を作用させ、画像の特徴量を抽出した。次に、最大プーリング層で頑健性を獲得し、全結合層と ReLU 関数を用いて、画像データを学習させた。学習した画像データと、測定周波数を入力結合層で結合し、Sigmoid 関数によって学習を行った。出力層に用いる損失関数には、2 値問題に適正を持つ、Binary Cross Entropy を用いた。

4. 測定結果および学習結果

4.1 測定結果

図-4に鉄筋試験体から、図-5に鋼板試験体の測定画像を示す。図中に示されている測定画像は、30 GHzで測定された画像である。かぶり厚さ10 mmの鉄筋試験体では、反射強度の違いが見られたが、かぶり厚さ20 mm以上の鉄筋試験体からは、反射強度の違いは見られなかった。鋼板試験体からも同様の傾向が確認された。20 mm以上のかぶり厚さが存在する試験体では、照射波が金属部分の前のコンクリートで反射・吸収されたと考えられる。

4.2 学習結果

図-6にそれぞれの作成モデルにおける学習曲線を示す。いずれの学習曲線も学習データおよび試験データにおける誤差は学習回数に伴いに低下し、学習を問題なく行ったと考えられる。表-1にそれぞれの作成モデルにおけるそれぞれの混同行列、平均F値、正答率を示す。鋼板試験体を予測したモデルに関して、すべてのかぶり厚さで、85 %以上の正答率と0.85以上のF値が得られた。鉄筋試験体を予測したモデルも同様に、すべてのかぶり厚さで、正答率85 %かつ0.85以上の平均F値が得られた。試験体内部の金属の形状にかかわらず、高い精度で予測

したため、金属探知可能なかぶり厚さを30 mmまで拡張可能であったといえる。一方で、鋼板試験体では、かぶり厚さが大きくなるほど、モデルの予測精度は低下する傾向にあった。かぶり厚さが大きくなるにつれて、金属とコンクリートの差による、反射強度の差に基づく、画像データからの特徴量の抽出が難しくなると考えられる。

同じかぶり厚さの試験体を予測したモデルでは、内部鉄筋に比べて、内部鋼板のほうが高精度で予測した。内部鉄筋は内部鋼板に比べて、金属部分からの反射波が曲面によって分散したことで、検出器であるサブテラヘルツカメラへ入射する反射波が減少したと考えられる。

5. 結論

本論文で得られた知見を以下に示す。

- 1) 機械学習をサブテラヘルツ波による非破壊検査に適用することで、内部金属の形状にかかわらず、かぶり厚さ30 mmまで金属探知範囲が拡張可能であった。
- 2) 鋼板試験体を予測したモデルでは、かぶり厚さの大きさと、モデルの予測精度には負の相関関係が見られた。
- 3) 内部金属の探知は、鉄筋に比べて鋼板のほうが、モデルは高精度で予測を行った。

[参考文献]

- 1) 小山頼ら, 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 38, 3F5-GS-10-03, 2024
- 2) 濱崎仁ら, 実験力学, Vol. 24, No. 2, pp. 50-58, 2024
- 3) H.Moriyama, et al. : NDT & E International, Vol. 120, 2021
- 4) 小林知大ら, コンクリート工学年次論文集, Vol. 45, No. 1, pp. 1438-1443, 2023