

深層学習および電磁波レーダ法を用いたコンクリート内部の欠陥探査に関する基礎的検討

名古屋大学 学生会員○光谷 和剛
 名古屋大学大学院 正会員 山本 佳士
 仙台高等専門学校 非会員 園田 潤
 大分工業高等専門学校 非会員 木本 智幸

1. はじめに

現在、橋梁等、既設コンクリート構造物の点検および健全性評価は、目視を基本として実施されている。目視により表面ひび割れの性状等が得られるが、その表面に現れたひび割れが、角度、深さ等、内部でどのように進展しているかは、一般的には、劣化・損傷シナリオによって大きく変化する。内部ひび割れの性状が変われば、構造物の残存耐力、変形性能は大きく変化するため、既設コンクリート構造物の健全性を精度良く評価するためには、表面に現れるひび割れ情報のみならず、構造内部のひび割れの、角度、幅、間隔等を含む3次元分布情報が効率的に得られる検査手法が望まれる。

電磁波レーダ法は、入射した電波の反射波から対象の内部構造を推定する技術である。既にコンクリート構造内部の鉄筋あるいは空洞探査法として利用されており、内部ひび割れの3次元分布性状を検出できる可能性がある。しかしながら、現状では、レーダ画像から最終的に人手により欠陥の有無を判断する必要があるなど客観性に問題があり、また、ひび割れのような厚さが非常に小さい欠陥の探査手法としては十分検討されていない。

一方、園田らは、地中物体識別を目的としたレーダ画像を、ディープラーニングを用いて自動判定する手法を研究している¹⁾。土木分野へのディープラーニングの応用では、教師データの不足が課題であるが、園田らは、シミュレーションによって有用な教師データを大量に生成することで上記課題を克服し、地中内の物体を高精度で識別することに成功している。

本研究では、園田らが提案している、レーダ画像判定手法をコンクリートのひび割れ可視化手法として適用するための基礎的な検討を行った。具体的には、人工欠陥を埋め込んだコンクリート供試体を作成し、同手法の適用性を検証した。

2. 深層学習を用いた欠陥識別手法

2.1 手法の概要

本手法では、まず、欠陥の形状、サイズをランダムに変化させた大量のコンクリートモデルを作成し、FDTDシミュレーションにより、モデルに対応するレーダ画像を生成する。つづいて、ディープラーニングによる画像生成手法である、敵対的生成ネットワーク GAN(Generative Adversarial Networks) の一種である pix2pix²⁾に、上記のモデルおよび対応するシミュレーションレーダ画像のペアを教師データとして学習させる。学習後の pix2pix ネットワークに、実際のレーダ画像を入力することで、欠陥分布を示す画像が得られる。

2.2 pix2pix によるレーダ画像からのモデル推定

GAN は、入力 x から生成器(Generator) G で、描写像 $G(x)$ を生成し、識別機(Discriminator) D で真の画像 y か生成した画像 $G(x)$ かを判定する。 G による生成と D による識別を複数回学習し、より本物に近い画像を生成する。pix2pix は、GAN の入力にラベル情報を付加する Conditional GAN の一種であり、図-1 に示すように、入力した画像 x を G でノイズを付加して入力に近い画像 $G(x)$ を生成し、 D で画像の真偽判定を繰り返し学習することにより入力画

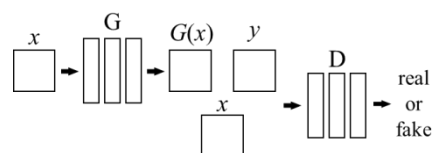
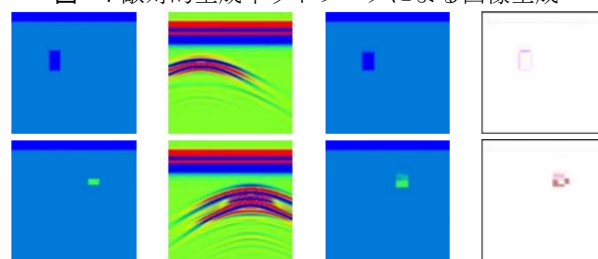


図-1 敵対的生成ネットワークによる画像生成



(a) FDTD モデル (b) レーダ画像 (c) 推定モデル (d) (a)(c)の差分

図-2 pix2pix によるレーダ画像からのモデル推定¹⁾

像を模擬した精度のよい画像に変換する．本研究では，pix2pix にシミュレーションにより得られた欠陥を含むコンクリートモデルと生成したレーダ画像のペアを学習させる．図-2 は，園田らが地中レーダに同手法を適用した例である¹⁾．(a)が FDTD で用いる埋設物を含む地中モデル，(b)が FDTD シミュレーションにより得られたレーダ画像であり，(c)は(a)と(b)のペアを学習した pix2pix に(b)を入力として得られた，逆問題の解として推定されたモデルである．園田らは，6000 枚の画像を使用して類似度の平均は 86.2%であったと報告している．

2.3 材料の非均質性の影響

シミュレーションでは，コンクリートを，簡便に均質材料としてモデル化するが，実際には，材料の非均質性に起因して，シミュレーションによるレーダ画像と実際のレーダ画像との間にはギャップが生じる．そこで，別の pix2pix を用意し，シミュレーションにより得られたレーダ画像と実験レーダ画像のペア，あるいは均質材料として得たシミュレーションレーダ画像と，非均質性を考慮したシミュレーションレーダ画像のペアを学習させる．すなわち，ここで学習した pix2pix を用いて，実際のレーダ画像を，疑似シミュレーション画像に変換してから（非均質性に起因する不要散乱波を除去してから），2.2 で示した pix2pix を用いて欠陥推定を行う．

3 実験概要および欠陥識別率の検証方法

2. で示した，コンクリートの非均質性の評価，および手法の欠陥識別率の検証のために，既往の研究で得られているレーダ画像³⁾，および新たに作成した人工欠陥を有するコンクリート供試体のレーダ画像を用いる．図-3 および表-1 に新たに作成した供試体の概要を示す．A シリーズでは，コンクリート内に，人工欠陥として発砲スチロールを所定のサイズ，位置および角度で埋め込んだ．角度変化は，水平ひび割れ，せん断ひび割れ，曲げひび割れの検出を想定している．また，コンクリート供試体表面に作成した溝に水を満たし，別途作成したコンクリートパネルでふたをした供試体も用意した．B シリーズでは，無筋および鉄筋コンクリートパネルを 2 枚重ね，間のギャップを 1.5mm, 3.0mm および 4.5mm と変化させたものを用意した．これらのデータに基づいて，材料の非均質性の評価，および学習結果の

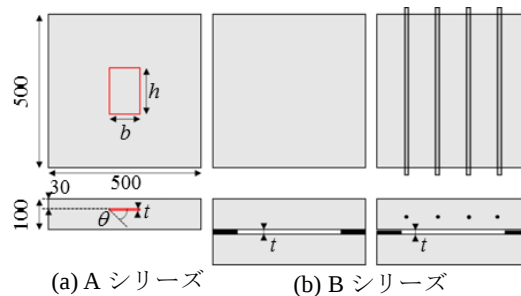


図-3 供試体概要

表-1 供試体一覧

供試体 番号	Aシリーズ						Bシリーズ					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
$\theta(^{\circ})$	0	45	90				0					
h (mm)	200		125	150			500					
b (mm)	50		25	100			500					
t (mm)	5.0		5.0	5.0	1.5	3.0	4.5	1.5	3.0	4.5		
隙間材	発砲スチロール						水					
母材	コンクリート						RC					

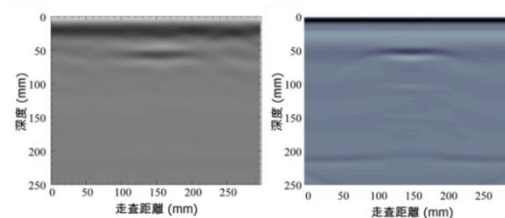


図-4 実験およびシミュレーション結果の例

識別率の検証を行う．実験結果およびシミュレーション結果の一例を図-4 に示す．図より，定性的ではあるが，FDTD 法により発砲スチロールを埋め込んだコンクリート供試体のレーダ画像を再現していることが分かる．一方で，実験レーダ画像には，コンクリートの非均質性に起因する対象の欠陥からの反射波とは異なる散乱波が確認できる．

4. まとめ

本稿では，電磁波レーダ法，FDTD シミュレーション，およびディープラーニングの一種である pix2pix を用いた欠陥識別手法について概説した．非均質の考慮が識別率に与える影響等，同手法の適用性の詳細な検討結果については当日発表を行う．

参考文献

- 1) 園田潤，木本智幸：敵対的生成ネットワークを用いた地中レーダ画像からのモデル推定，信学技報，vol.118, no.249, pp.115-119, 2018.
- 2) P. Isola., J. Y. Zhu., T. Zhou., A. A. Efros. : Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, arXiv : 1611.07004v1, 2016.
- 3) 多田祐希，三浦泰人，中村光：電磁波レーダを用いた鉄筋腐食に伴う内部ひび割れの検出に関する基礎的研究，Vol.39, No.1, pp.1771-1776, 2017.