

補助事業番号 2020M-114

補助事業名 2020年度 電磁波レーダとAIによるコンクリート内部診断システムの開発 補助事業

補助事業者名 仙台高等専門学校 園田 潤

1 研究の概要

近年、トンネルや橋梁など社会インフラ劣化が問題になっている。このようなコンクリート構造内部の診断には、打音、X線、電磁波等が用いられるが、打音やX線では探査範囲や深さ等に問題あり、また人手による判定であり精度の高い診断はできていなかった。本研究では、電磁波レーダのレーダ画像を高速高精度シミュレーションで大量に生成し、人工知能に学習させることで、広範囲・深部までを高精度に画像化し内部診断をするシステムを開発する。

2 研究の目的と背景

2012年の笹子トンネル崩落事故や2016年の博多駅前道路陥没事故など、社会インフラの老朽化による被害が社会問題になっており、今後さらに老朽化が進んでいく深刻な問題である。このようなインフラ点検には現在は打音検査が主流であるが、深部まで検査できないなどの問題があった。電磁波レーダは深部までを検査できるが、レーダ画像からの内部推定が課題であった。このようなレーダ画像からの内部推定による異常箇所検出について、本研究ではシミュレーション画像で生成した学習用レーダ画像から検出・可視化することを目的とする。

3 研究内容

レーダ画像からの内部推定・画像化によるコンクリート診断システム開発のために以下を実施する。

① 高速電磁波レーダシミュレーションによる学習用レーダ画像生成に関する研究

深層学習によりAIが内部の異常箇所を検出・可視化するためには、学習用の教師データが必要である。深層学習では一般的に検出精度は学習データ量に依るため、多くの教師データが必要である。しかし、電磁波レーダでは実験によって教師データを生成するのは現実的には困難であるので、ここでは電磁波シミュレーション法のFDTD (Finite-Difference Time-Domain)法を用いて数値シミュレーションで生成する。FDTD法は時間量領域の差分法であり、レーダのような時間応答の解析が可能であることや比較的モデリングがしやすい特長がある。一方で、FDTD法は時間と空間の差分法であるので計算コストが増大する問題があり、3次元問題を高速に計算することが課題であった。特に、電磁波レーダのように地上でアンテナを走査するような問題では、通常の3次元FDTD法を走査点数分だけ実行する必要があるが、計算時間はさらに増大する問題がある。本研究のような1万画像程度のレーダ画像を生成する問題では、さらに計算時間が増大する。このようなFDTD法の計算時間の問題に対して、我々は画像処理プロセッサGPU (Graphics Processing Unit)を複数台使用するGPUクラスタのタスク並列により、複数モデルのシミュレーションをモデル毎に並列に行う。

本研究では、FDTD法により亀裂入りコンクリート骨材をモデル化し教師用レーダ画像を大量生成する。実際のコンクリートは、母材となるモルタルペーストと骨材から構成される。骨材は実際のコンクリートを図1に示すように、大きさが5 mm以上の粗骨材と5 mmより小さい細骨材で構成される。骨材の数や大きさは粒度曲線で定められている。ここでは2600 MHz帯のレーダを扱うので、例えば比誘電率が8.0 のコンクリート中では波長は4 cm 程度になる。そこで波長に比べ大きさが1/10以下で、影響がより小さいと考えられる5 mmより小さい細骨材は扱わず、大きさ5 mm以上の粗骨材とペーストでコンクリートをモデル化する。FDTD法でモデル化する骨材は、大きさを $m \times m \times m$ とし m は一様乱数でランダムに、また位置 (x, y, z) も一様乱数でコンクリート中にランダムに配置する。粗骨材の大きさ m と個数は粒度曲線から、25~30 mmを12個、15~25 mm を583個、5~15 mm を4422個コンクリート中にランダムに配置する。



図1 コンクリート断面の骨材（左）と実際の骨材（右）

FDTD法で教師用レーダ画像を生成するモデル図を図2に示す。ここでは、中心周波数2600 MHzの電磁波レーダにより、大きさ500 mm × 500 mm × 100 mmのコンクリート中の深さ d の位置にある亀裂によるレーダ画像を生成する。亀裂は厚さ h を1 mm, 2mm, 3mm, 大きさ w と l を50, 100, 150, 200 mm, 深さ d を30, 40, 50 mmとする。コンクリート母材のモルタルの比誘電率は、乾燥状態を4.0, 湿潤状態を8.0, その中間の6.0 の3種類とする。このようなモデルで図2右のような学習用レーダ画像を生成する。

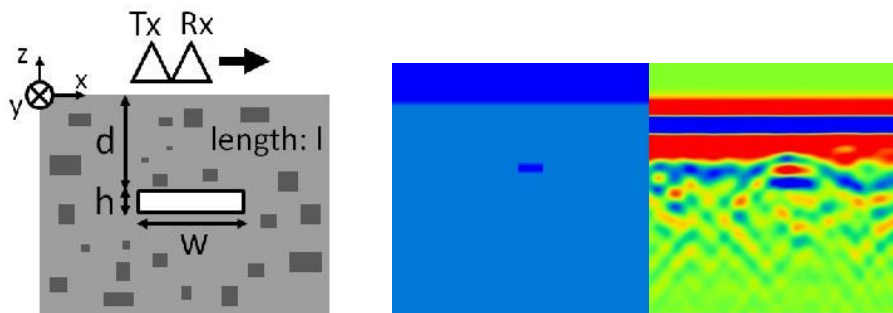


図2 FDTD解析モデル（左）と生成するレーダ画像例（右）

FDTD法を用いて生成した学習用レーダ画像を図3に示す。図3は骨材無・骨材有モデルから大きさ・深さ・位置を変えて生成したレーダ画像例であり、図3上は骨材無モデルで左が w , l , h がそれぞれ50, 100, 3 mmで深さ30 mmの、右が w , l , h がそれぞれ150, 150, 1 mmで深さ40 mmのレーダ画像である。図3下は骨材無モデルで左が w , l , h がそれぞれ200, 100, 3 mmで深さ40 mmの、右が w , l , h がそれぞれ50, 150, 2 mmで深さ40 mmのレーダ画像である。図3から亀裂の大きさや深さによりレーダ画像が大きく変わることが確認できる。また骨材の影響によりレーダ画像が複雑になり、亀裂が検出しにくくなることが想像できる。図3のようなレーダ画像の生成に、比較的高速なGPU TITAN Vを用いてもレーダ画像1枚あたり5時間程度を要する。骨材の有無で各10000枚ずつ計20000枚のレーダ画像を学習用に生成した。

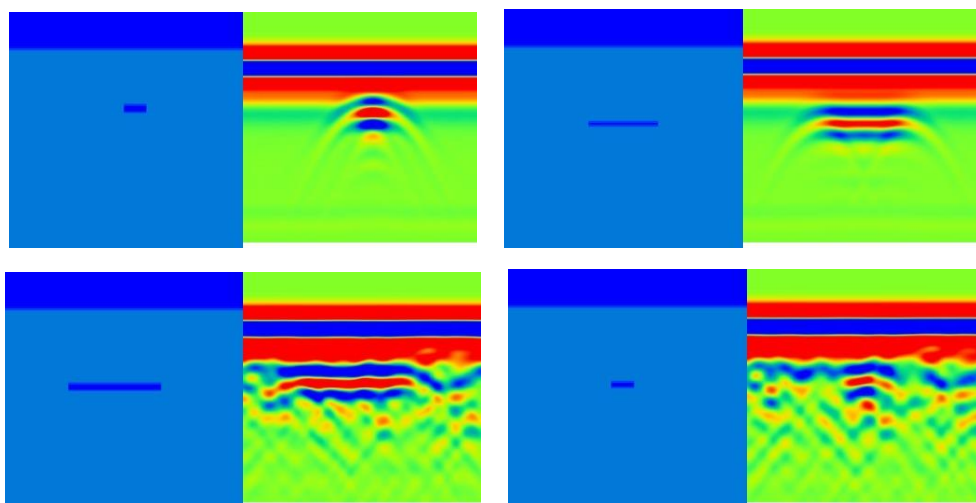


図3 FDTD法で生成した学習用レーダ画像例（上：骨材無，下：骨材有）

② 敵対的生成ネットワークによるコンクリート亀裂検出・画像化に関する研究

本研究では、深層学習のうち敵対的生成ネットワークGAN (Generative Adversarial Networks)を用いてレーダ画像中の亀裂を検出し画像化する。GANの概要図を図4に示す。GANでは、入力 x から生成器Generatorで画像 $G(x)$ を生成し、識別器Discriminatorで真の画像 y か生成した画像 $G(x)$ かを判定する。生成器 G と識別器 D における学習を複数回くり返すことで、本物に近い画像を生成する。GANの原理で画像を変換生成するpix2pixがある。pix2pixは図4に示すように、入力した画像 x を生成器 G のネットワークで疑似画像を生成し、識別器 D で画像の真偽判定をくり返し学習することにより、精度のよい疑似画像を生成するものである。GANの学習では、変換前後の入出力となる画像のペアを複数枚用意する必要がある。本研究では図2に示したFDTDシミュレーションで生成したレーダ画像とそのモデル図のペアを用いることで、入力したレーダ画像から亀裂を画像化し出力する。

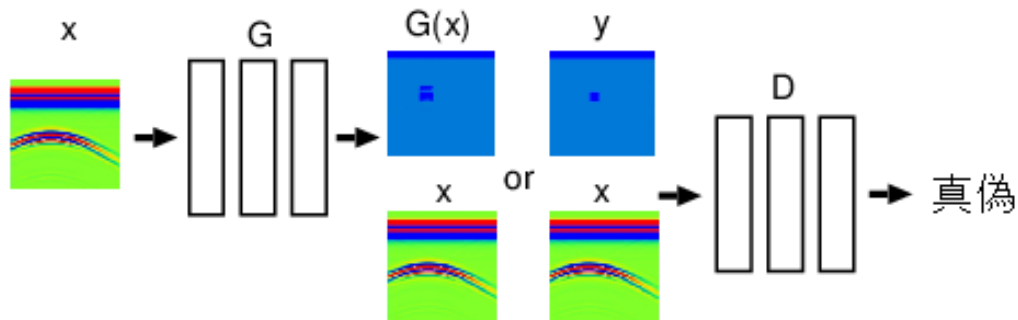


図4 敵対的生成ネットワークの概要

図3のように生成したレーダ画像を学習させることで、レーダ画像の亀裂を検出・画像化を評価する。ここでは、骨材無モデル、骨材有モデル、実際のレーダ画像について、学習用レーダ画像5000枚をランダムに選択して学習させることで、未学習のレーダ画像からの亀裂検出・画像化を評価する。

図5に、骨材無モデルのシミュレーション画像からの亀裂検出・画像化例を示す。図5は、左から正解モデル、入力レーダ画像、AI推定モデルであり、上が成功例で下が失敗例である。図5上は、 w, l, h がそれぞれ50, 50, 1 mmで深さ30 mmの場合であるが、亀裂モデルは小さいが浅いこともあり反射画像も強いことからをほぼ正解どおりに出力できていることが確認できる。一方、図5下の w, l, h がそれぞれ50, 50, 1 mmで深さ50 mmの場合は、亀裂モデルを出力しているものの小さい。これは、反射強度が大きい亀裂モデルの大きいモデルの場合には亀裂モデルの出力ができていることから、大きさが小さく深さも深いことから図5の上と比べレーダ画像の反射画像も弱いためであると考えられる。このような反射強度が弱くなるSNが低いレーダ画像の高精度化が課題である。

図6に骨材有モデルの亀裂検出・可視化例を示す。図5と同様に、左から正解モデル、入力レーダ画像、AI推定モデルであり、上が成功例で下が失敗例である。図6上は w, l, h がそれぞれ50, 50, 2 mmで深さ50 mmの場合であるが、亀裂モデルも小さくかつ深い位置にあり、また骨材の反射によりレーダ画像が複雑になり亀裂モデルの反射が確認できにくくなっているが、ほぼ正解どおりに出力できていることが確認できる。一方、図6下の w, l, h がそれぞれ50, 50, 1 mmで深さ50 mmの場合は、亀裂からの反射は骨材からの反射に埋もれており亀裂モデルの反射を識別困難であるが、このような場合は亀裂モデルの出力も小さく検出・画像化が困難になる。

最後に、実際のコンクリート中の亀裂を可視化するための実際のレーダ画像への適用例を示す。ここでは、模擬亀裂として発泡スチロール入りコンクリート供試体を作成し、模擬亀裂入りレーダ画像の亀裂検出・可視化をテストする。コンクリートは、500 mm × 500 mm × 100 mm の大きさで、模擬亀裂として深さ30 mmの位置に厚さが5 mm で大きさ50 mm × 200 mm の発泡スチロールを設置したものである。この模擬亀裂入りコンクリートによる用2600 MHzレーダ画像と亀裂検出・画像化の結果を図7示す。図7の結果から、シミュレーション画像し

か学習していないが実際のレーダ画像に対しても、模擬亀裂の大きさや位置を出力できていることが確認できる。今後は、実験のレーダ画像に対する亀裂検出・画像化を検討する。例えば、シミュレーション精度の向上による実験のレーダ画像の模擬、またシミュレーション画像を実験画像に変換するAIを開発している。

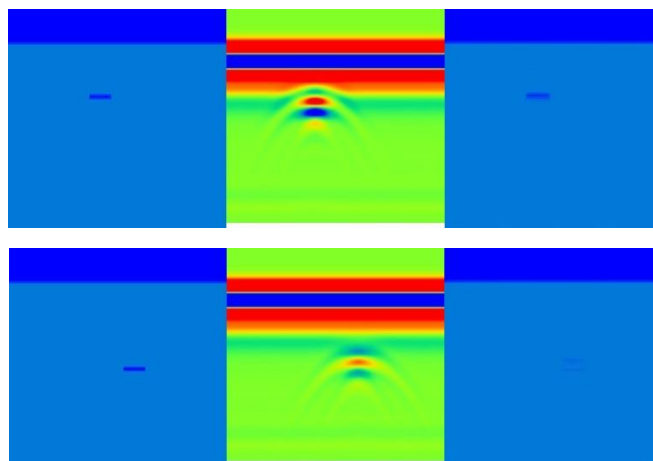


図5 骨材無モデルの亀裂検出・可視化の例（上：成功例，下：失敗例）

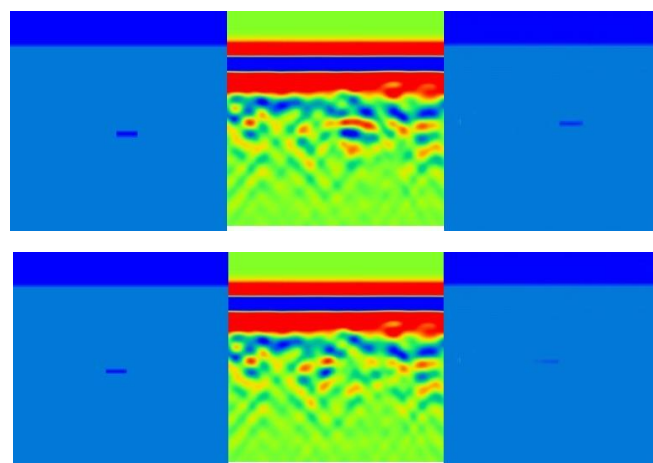


図6 骨材有モデルの亀裂検出・可視化の例（上：成功例，下：失敗例）

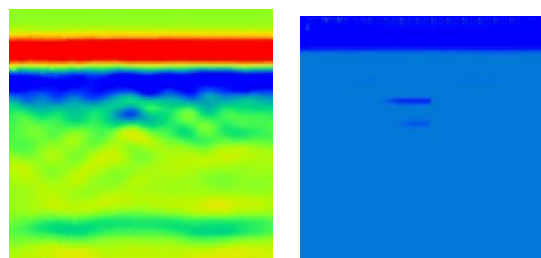


図7 模擬亀裂入り実験レーダ画像の適用例（右：レーダ画像，左：亀裂検出・画像化）

4 本研究が実社会にどう活かされるか—展望

本研究が実現できれば、これまでレーダ画像から熟練技術者が画像判読で内部を推定していた問題が自動化でき、高精度化や効率化できることから多くの場所での点検が可能なる。この結果、老朽化した社会インフラの効果的な補修工事など持続可能な社会の実現に貢献できると考えられる。また本研究により、本研究で対象としたコンクリート構造物だけでなく、道路の埋設管など工事現場での事故防止や、河川堤防の異常箇所早期発見による補修工事など防災・減災にも寄与できる。

5 教歴・研究歴の流れにおける今回研究の位置づけ

研究代表者はこれまで電磁波シミュレーションの高速化・高精度化を研究していたが、東日本大震災以降はレーダ技術を用いた行方不明者を実施していた。レーダによる行方不明者捜索でもレーダ画像の内部推定に問題があり広大な場所の捜索に課題があった。本研究は、レーダ捜索における画像識別の問題をインフラ点検に発展させたものである。

6 本研究にかかわる知財・発表論文等

園田潤, 山本佳士, “電磁波シミュレーションによる学習用レーダ画像の生成と敵対的生成ネットワークを用いたコンクリート亀裂検出”, 2021年電子情報通信学会ソサイエティ大会(発表予定)

7 補助事業に係る成果物

- ・AI学習用コンクリートレーダ画像一式
- ・コンクリート亀裂検出可視化プログラム一式

8 事業内容についての問い合わせ先

所属機関名: 仙台高等専門学校 (センダイコウトウセンモンガッコウ)

住 所: 〒989-3128

仙台市青葉区愛子中央4-16-1

担 当 者: 教授 (キョウジュ)

担 当 部 署: 園田 潤 (ソノダ ジュン)

E - m a i l: sonoda@sendai-nct.ac.jp

U R L: <https://www.facebook.com/sonodalab>