

## 観測画像と環境情報を活用した高精度 GPR データ生成モデルの提案 A High-Precision GPR Data Generation Method Utilizing Observation Images and Environmental Information

谷口 功<sup>1)</sup> 辰巳 嵩豊<sup>1)</sup> 村田 大智<sup>1)</sup> 安藤 健人<sup>1)</sup>  
Ko Taniguchi Takato Tatsumi Daichi Murata Kento Ando

### 1 はじめに

地中レーダー（Ground Penetrating Radar, GPR）は、地下構造や埋設物を非破壊で探査する技術であり、道路やトンネルの埋設管調査など幅広い分野で利用されている。近年、深層学習を GPR データに応用することで、大量データから特徴を抽出し、高精度な検出を実現する試みが進んでいる。しかし、汎用性の高いモデルを構築するためには、湿度、土壌の導電率、地盤の密度といった多様な状況やデータ取得条件を反映した「環境情報」を用いた学習が不可欠である。一方で、観測データの収集には膨大なコストと時間がかかり、網羅的な環境情報を含むデータが不足しているのが現状である。その結果、検知モデルの汎用性に課題が生じており、例えば、湿潤な土壌や高導電性地盤といった電磁波の減衰が著しい特異な条件下では、従来のモデルが十分に機能しない場合がある。このように、データ不足による汎用性の限界が、従来の性能向上を阻む重要な課題として指摘されている。

本研究では、観測画像と環境情報を組み合わせた新しいデータ生成手法を提案する。具体的には、GPR シミュレーションソフトウェア gprMax[1] を用いて観測画像と環境情報のペアデータを作成し、それを多ドメイン対応生成モデルである StarGAN[2] に適用することで、幅広い環境情報に適応した合成画像を生成する。本手法では、環境情報を入力するだけでなく、複数の異なる環境情報を統合し、中間的な特性を持つ観測条件を生成する。この機能により、異なる環境間の特性を効果的に融合し、より多様で現実的な観測条件を反映したデータ生成が実現可能となる。生成画像を深層学習モデルの学習に活用することで、埋設物検出精度の向上を図る。

### 2 データセット

本研究では、地中レーダー（GPR）画像と環境情報のペアデータを作成するために、電磁波シミュレーションソフトウェア gprMax を用いた。gprMax は、FDTD (Finite-Difference Time-Domain) 法に基づき、地中構造を高精度にモデル化できるツールである。

#### 2.1 環境情報の設定

作成される GPR 画像に多様な観測環境を反映させるため、以下の環境情報（envInfo1~4）を設定した（表 1）。環境情報のうち、envInfo1 は GPR 画像の生成に特に大きな影響を与えるため、組み合わせを慎重に設計し、A パターンから G パターンまでの複数の組み合わせを作成した。具体的には、地中領域の相対誘電率  $\epsilon$  および導電率  $\delta$  を設定することで、GPR 画像のコントラストを効果的に制御した（表 2）。一方、envInfo2、envInfo3、envInfo4 は乱数を用いて一括で設定した。また、埋設物の大きさ、座標、数などのその他の環境情報についても、一様乱数を用いてランダムに生成した。

1) 株式会社日立製作所 Hitachi, Ltd.

これらの設定により、異なる地中条件に対応した多様な GPR 画像の生成が可能となり、深層学習モデルの学習に必要な多様なデータセットを構築することができる。

#### 2.2 作成データの例

各 envInfo1 の設定に基づき、トレーニングデータとして 1,800 枚、テストデータとして 180 枚の画像を作成した。画像サイズは  $9 \times 450$  に固定している。図 1 は、envInfo2 が “box” の場合における envInfo1 が “A”、“B”、“C” の各設定で作成された画像例を示している。図 2 は、envInfo1 が “C” の場合における envInfo2 が “sphere”、“triangle”、“box” の各形状で作成された画像例を示している。

表 1 環境情報の設定

環境情報	設定内容
envInfo1	領域に応じた $\epsilon$ (比誘電率) と $\delta$ (導電率) を指定。A~G の 7 つの条件を用意。
envInfo2	埋設物の形状 (sphere, triangle, box)。素材は空気 (free_space)。反射波が画像中央付近に来るよう座標を指定。
envInfo3	パルス波の周波数: $0.75 \times 10^9$ Hz ~ $3.0 \times 10^9$ Hz の範囲で一様乱数を生成し、正規化。
envInfo4	送信機の移動量: 0.0125~0.05 の範囲で一様乱数を生成し、正規化。

表 2 envInfo1 に関する設定

envInfo1	比誘電率 $\epsilon$	導電率 $\delta$
A	3	0
B	6	0
C	12	0
D	3	0.01
E	6	0.01
F	12	0.01
G	6	0.05



図 1 envInfo1 が “A”、“B”、“C” の場合に作成された画像例。envInfo2 は全て “box” で統一。



図 2 envInfo2 が “sphere”、“triangle”、“box” の場合に作成された画像例。envInfo1 は全て “C” で統一。

### 3 提案手法

本研究では、観測画像と環境情報を組み合わせたデータ生成手法を提案する。提案手法は、StarGAN[2]をベースラインとし、生成器と識別器に観測画像と環境情報を入力できるようにモデルを改良した。従来のStarGANでは離散ラベルを利用していたが、本研究では損失関数を交差エントロピー誤差から平均二乗誤差に変更し、連続値の環境情報を活用可能とした。この改良により、複数の環境情報を統合し、中間的な特性を持つ画像を生成できるようになった。

モデルの概要を図3に示す。この図は、入力画像（実データ）に対して、envInfo1が“A”および“C”の誘電率を統合する処理を例示している。本手法では、異なる環境情報を統合し、それらの特徴を反映した画像を生成することで、幅広い観測条件への適応を実現する。

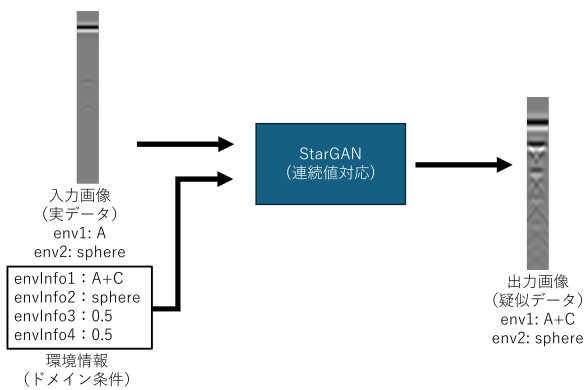


図3 提案手法のモデル概要。生成器と識別器に観測画像と連続値環境情報を入力し、それらを統合した画像を生成する。

### 4 評価実験

#### 4.1 評価対象タスクと実験設定

提案手法の性能を検証するため、以下の3つの観点で定性評価を実施した。また、学習設定の詳細を表3に示す。

- 実験①: パルス波の周波数や送信機の移動量が小さい条件下での画像変換性能を評価。envInfo1およびenvInfo2を固定し、envInfo3とenvInfo4を変動させた場合の変換性能を検証。
- 実験②: 導電率が異なる地中領域に対する画像変換性能を評価。envInfo2、envInfo3およびenvInfo4を固定し、envInfo1を変動させた条件での性能を確認。
- 実験③: 異なる地中領域間での中間的な画像生成性能を評価。envInfo2、envInfo3およびenvInfo4を固定し、envInfo1を変動させた条件での中間画像生成を検証。

#### 4.2 結果と考察

図4は、左側がgprMAXで作成された実画像と右側が提案手法による生成画像を比較したものであり、各envInfo設定が結果に与える影響を視覚的に確認できる。

- 実験①: パルス波の周波数が0.38から0.1、送信機の移動量が0.41から0.1に設定された条件下では、

実画像で埋設物の形状が維持されている一方、生成画像では形状が横方向に引き伸ばされる傾向が確認された。

- 実験②: 導電率の高い地中領域 (envInfo1がCからAに変更) では、実画像の下部で反射波の減衰が顕著に見られた。生成画像でも同様の減衰が確認され、導電率の影響が適切に反映されていることが示された。
- 実験③: 領域AとCの中間領域 (envInfo1がCからA+Cに統合) に対応する領域Bに類似した画像が生成された。実画像では領域Bの特徴としてコントラストの低下や反射波の変化が観察され、生成画像でもこれらの特徴が適切に再現されている。

表3 学習に用いた設定

項目	設定値
学習の反復回数	200,000回
バッチサイズ	16
GAN損失 ( $loss_{GAN}$ )	1
クラス分類損失 ( $loss_{cls}$ )	10
再構成損失 ( $loss_{rec}$ )	10
勾配ペナルティ ( $loss_{gp}$ )	10

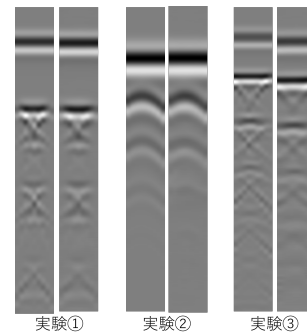


図4 3つの評価観点に基づく定性評価結果。左側が実画像、右側が生成画像。各画像はenvInfoの条件に基づいて生成されている。

### 5 おわりに

本研究では、観測画像と環境情報を組み合わせたデータ生成手法を提案し、その有効性を検証した。具体的には、gprMaxで生成した観測画像と環境情報のペアデータを対象にStarGANを活用し、複数の条件下での画像生成を実現した。評価実験の結果、提案手法は環境情報の特性を適切に反映し、中間的な領域の生成を可能にすることを確認した。今後は、生成画像の品質向上を目指すモデル構造の改良や、高解像度画像への対応を検討する。

#### 参考文献

- John Smith and Jane Doe. *gprMax: Open source software for GPR simulations*, 2023. Accessed on October 5, 2023.
- Yunjey Choi, Minje Choi, Munyoung Kim, Jung-Woo Ha, Sungjun Kim, and Jaegul Choo. *Stargan: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation*. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 8789–8797, 2018.