

## GAN を用いた地中レーダデータ拡張による深層学習ベースの自動埋設管検出

東京大学 学生会員 ○鈴木 慎人  
株式会社カナン・ジオリサーチ 非会員 加藤 祐悟  
東京大学 正会員 全 邦釘

本研究は、深層学習ベースの地中レーダ探査結果の自動分析において、アノテーション作業を自動化した教師データ拡張を行い、検出精度を向上させた物体検出手法を構築した。本手法は、実務において時間とコストのかかる教師データ拡張の省力化に資することができ、検出精度向上に貢献する。

## 1. 目的

地中レーダは、埋設管の位置情報を非開削で得られるという点で有用である。地中レーダによって取得されたデータは、図1のように反射波波形へと変換される。地中に埋設管が存在する場合は波形に双曲線が現れ、技術者が双曲線を確認することで埋設管に関する情報が得られる。業務効率化のための波形の自動分析についての研究は活発に行われている。本研究は、特に深層学習ベースの地中レーダ探査結果の自動分析において、アノテーション作業を自動化した教師データ拡張により、実務における教師データ作成の時間とコストを減らした、検出精度を向上させた物体検出手法の構築を目指す。本研究の提案手法は、実務において、学習に用いる教師データ作成のためのデータ収集及びアノテーションの作業を省力化でき、検出精度の向上に貢献できる。

## 2. 手法

本研究で提案する手法の流れ図を図2に示す。まず、初めに準備した、アノテーションされたデータセットを用いてYOLOv5の学習を行う。YOLOv5は本研究で、地中レーダの反射波波形から埋設管による双曲線を検出するために用いる物体検出手法であり、その検出の速さが特徴である。初めに準備したデータセットの内8割をYOLOv5の学習に使い、2割を検証データとして分ける。学習したYOLOv5のモデルを用いて、分けていた検証データの検出を行い、検出の結果をもとに誤検出と未検出のデータを抽出する。

これらの誤検出と未検出のデータは、学習したYOLOv5が検出を苦手とするデータであると考えられる。YOLOv5が検出を苦手とするデータには、波形の極性が明瞭ではない、双曲線が乱れているなどの特徴があると考えられる。このような特徴を持つデータがYOLOv5の教師データに占める割合を大きくすることにより、効率的なデータ拡張が可能であると考えた。本手法では、Stylegan2-adaを用いて疑似画像の生成を行う。Stylegan2-adaは、学習時にデータ拡張を用いることによって、他の画像生成を行うGANと比較して少ない教師データで学習を行えることが特徴である。得られた誤検出と未検出のデータを教師データとして、それぞれStylegan2-adaで学習を行う。さらに疑似画像を生成することによって、誤検出の反射波波形の疑似画像と、未検出の反射波波形の疑似画像が得られる。疑似画像は、教師データに用いた反射波波形と似た特徴を持つ別の画像となる。

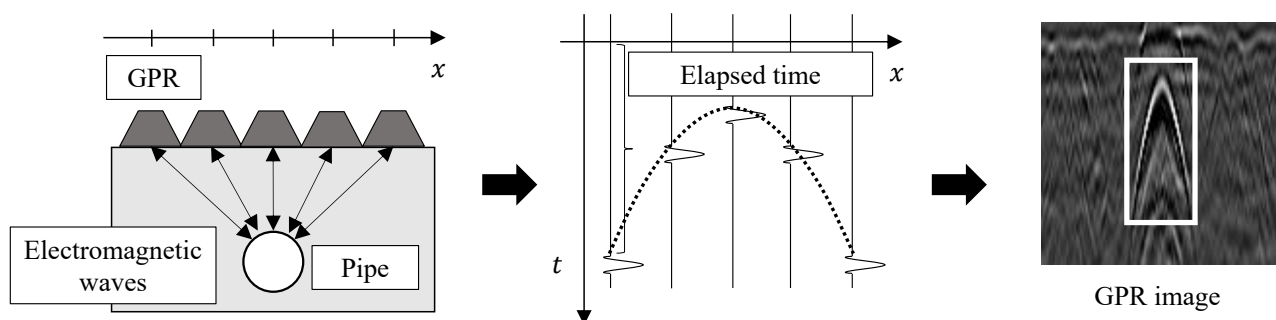


図1 地中レーダデータの反射波波形への変換

キーワード 地中レーダ, 埋設管, ディープラーニング, データ拡張, YOLO, GAN

連絡先 〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1 東京大学 i-Construction システム学寄付講座 TEL 03-5841-0442

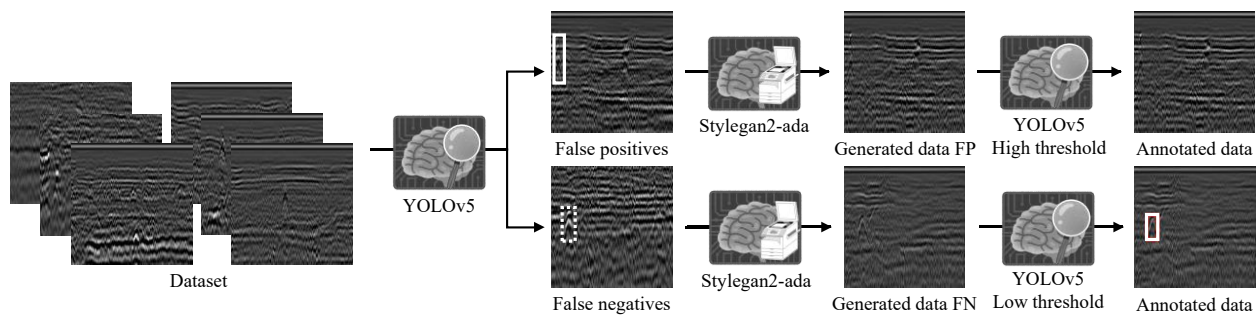


図2 本研究で提案する手法の流れ図

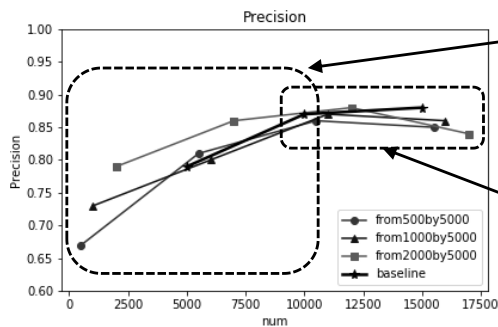


図3 教師データ拡張による検出精度向上

段階的な学習により、データ拡張なしと同等の検出精度向上  
→追加データ収集なし、アノテーション作業なしで精度向上が可能

初期の教師データの枚数が少ないほど精度向上の効果は大きい

Precisionが0.85付近を境に頭打ちになっている  
→精度向上の限度であると考えられる  
これ以上の教師データの拡張は効果が小さいと見込まれる

生成した疑似画像に対し、既に学習した YOLOv5 で検出を行い、その検出結果をもとにアノテーションを行う。この際、誤検出の疑似画像に対しては高閾値で検出を行い、未検出の疑似画像に対しては低閾値で検出を行う。高閾値で検出を行うことにより、YOLOv5 の検出の感度が低くなり、誤検出してしまうような反射波波形を検出しにくくなる。低閾値で検出を行うことにより、YOLOv5 の検出の感度が高くなり、未検出してしまうような反射波波形を検出しやすくなる。このように YOLOv5 の検出の感度を調整することで、結果として得られるアノテーションとして用いる検出結果は正確なものになることが期待される。

このようにしてアノテーションが施された疑似画像のデータセットと、初めの YOLOv5 の学習に用いたデータセットを統合し、新しいデータセットを得る。この新しいデータセットを用いて初めの手順に戻り、これまでの手順を繰り返すことにより、手作業でアノテーションを行わずに、教師データを拡張させて学習を進めることができる。

### 3. 実験

提案手法を用いて、YOLOv5 の段階的な学習を行った。学習の初めに用いる教師データの枚数と、Stylegan2-ada によって増やすデータの枚数のいくつかの組み合わせにおいて、学習の過程で検出精度がどのように変化するかを確かめた。教師データ拡張による検出精度向上のグラフと考察を図3に示す。

また、段階的な学習を行った YOLOv5 を用いて、実際の探査結果の分析も行った。全長約 1km の県道における探査結果を分析した結果、17本の埋設管の内、未検出の埋設管が2本、誤検出の埋設管が4本であった。検出された埋設管は、鈴木らの自動埋設位置推定手順<sup>1)</sup>に則って分析し、水平位置と埋設深さを推定できる。これらの分析により、地中レーダの探査結果を自動で分析し、埋設管の埋設位置を推定できる。加えて検出結果を3次元点群上で可視化することによって、検出結果を直感的に理解できるとともに、他のデータとの連携も行いやすくなる。

### 4. まとめ

本研究は、深層学習ベースの地中レーダ探査結果の自動分析において、教師データ拡張作業を省力化する手法を構築した。提案手法では、Stylegan2-ada を用いて疑似画像を生成することができるため、乱れを含む双曲線や、地層境界など、検出が難しい反射波波形も検出できる可能性もあり、様々な波形の検出への応用が期待される。

### 参考文献

1) 鈴木慎人, 加藤祐悟, 全邦釘: ディープラーニングを用いた地中レーダ探査による埋設管の位置推定, 土木学会論文集 F3(土木情報学), Vol.77, No.1, pp.39-48.