

地中レーダ信号の深層学習と解析学的信号処理による埋設管の三次元位置情報の推定

東京大学 学生会員 ○山口 貴浩
東京大学 正会員 水谷 司

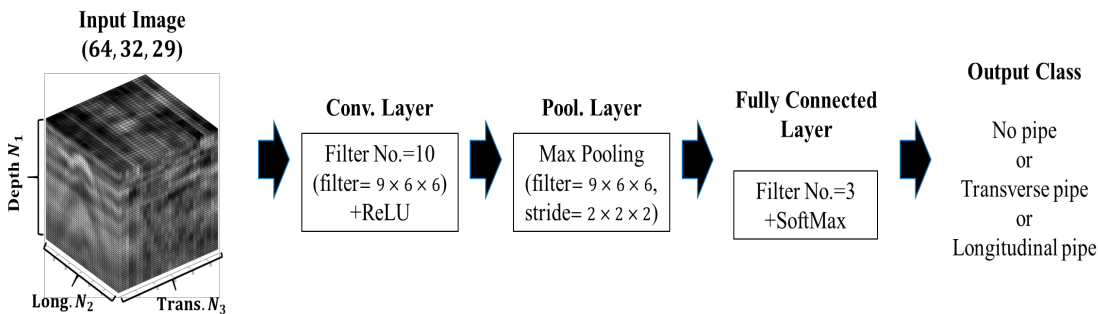
1. はじめに

近年、地中埋設管の急速な老朽化が問題となっている。現在、47 万 km に及ぶ下水道管の内、約 3%が耐用年数 50 年を経過しており、20 年後には約 30%に達する¹⁾。老朽化した埋設管は空洞の発生による路面陥没を引き起こし、年間約 4,000 件が報告されている。一方で、図面に存在しない埋設管の存在や図面の誤りが多く、道路工事における工期の遅れや管の損傷を招き、大きな経済的損失を与える場合がある。そこで、埋設管の三次元位置情報を正確に把握する検査技術が必要である。

路面下の埋設管を検知するため、地中レーダによる手法が推奨されている¹⁾。本研究では、走行速度 80km/h で cm オーダーの解像度の三次元データが得られる車載型のマルチチャンネルレーダシステムを用いた。地中レーダ法の課題として、レーダ画像の解釈の難解さと、膨大なデータ量が挙げられる。そこで、三次元の深層学習モデルにより埋設管の有無・方向の推定を行い、逆解析手法であるマイグレーションにより位置を特定、三次元空間上に自動的かつ高速にマッピングする新たなアルゴリズムを提案する。

2. 学習データ

本研究では、検査員が収集した約 2,600 本の走行直角方向及び 700 本の走行方向埋設管データを用いた。走行方向は走行直角方向に対して少ないが、走行方向埋設管は数 m～数十 m に及ぶため、学習データ数は同等である。非埋設管部の学習データは埋設管以外の領域からランダムに同程度の数を抽出した。



3. 学習結果

図1 提案する 3D-CNN による深層学習モデル

本研究では、三次元の Convolutional neural network (3D-CNN) による深層学習モデルを用いた²⁾。3D-CNN は動体検知や MRI 画像において適用例があるが、レーダ画像ではない。図 1 に提案するモデルを示す。各数字はフィルタ数及びピクセル数である。入力三次元データであり、三次元の畳込みフィルタ及びプーリング層、全結合層を経てカテゴリが出力される。出力クラスは走行直角・走行方向埋設管・非埋設管部の 3 クラスである。本研究では TensorFlow 及び GPU を用いた計算機環境を構築し、学習の効率化を図った。

1 層の NN モデルに対して、2 層の深層の 2D-CNN モデルでは 10～15%分類精度が向上した。また、3D-CNN では 3～5%程度向上し、走行直角・走行方向埋設管の最終的な分類精度はそれぞれ

Output Class	No pipe	435	40	39	84.6%
	Trans.	52	657	0	92.7%
	Long.	13	1	304	95.6%
	Precision	87.0%	94.1%	88.6%	90.6%
		No pipe	Trans.	Long.	Recall
		Target Class			

図2 混同行列

キーワード 地中レーダ, 地中埋設管, 深層学習, マイグレーション, 自動推定, 位置情報

連絡先 〒153-0041 東京都目黒区駒場 4-6-1 東京大学生産技術研究所 TEL 03-5452-6008

れ約 93%, 86%であった。深層モデルを用いて、入力データの三次元的な特徴を利用することで、分類精度が向上した。走行直角方向ピクセル数が走行直角方向埋設管、走行方向ピクセル数が走行方向埋設管の分類精度に影響を与えることが分かった。各方向の入力データサイズを最適化した3カテゴリ分類モデルに対して、図2に混同行列を示す。全体の分類精度は約91%と高精度で、それぞれの方向の埋設管の中間程度であった。また、方向の誤分類が極めて少なく、提案するモデルは方向を高精度に判定可能であった。

4. マイグレーションによる位置推定

埋設管は前節で検知された三次元領域内に存在するが、領域は2m四方で、実用的な観点から位置推定を行う必要がある。そこで本研究では、一般的なマイグレーション手法であるKirchhoffマイグレーションを適用した³⁾。Kirchhoffマイグレーションは、微小な散乱体を仮定し、積分操作により反射体の形状を復元する。埋設管の方向は推定済みのため、各方向の二次元断面において、マイグレーション手法を適用した。埋設管の上面に対応する反射率の最大ピークを抽出し、三次元空間上にマッピングした。

本研究では、位置推定精度を検証するため、模擬埋設管フィールドを構築した。図3に走行直角・走行方向埋設管が1本ずつ存在する場合に3D-CNNによる検知結果を示す。いずれの方向の埋設管も適切に検知されている。つづいて、図4にマイグレーション手法の適用結果を示す。走行直角方向埋設管の方が浅層に存在するが、三次元的な配置が再現されていることが分かる。提案するアルゴリズムにより、cmオーダーで高精度に位置情報が推定可能である。また、深層学習と逆解析を組み合わせることで、500m区間を10分程度と高速に適用可能であった。

5. まとめ

本研究では、検査員が検知した走行直角・走行方向埋設管のレーダ画像から、約90%の分類精度で判定が可能な3D-CNNによる3カテゴリ分類モデルを提案した。マイグレーション手法を組み合わせることで、cmオーダーで高速かつ高精度に位置情報を推定し、三次元的な配置を再現可能なアルゴリズムを提案した。今後の課題として、大規模な実埋設管データへの適用や、土層の誘電率・管径の同時推定を行う。

参考文献

1) 国土交通省：下水道の維持管理

(http://www.mlit.go.jp/mizukokudo/sewerage/crd_sewerage_tk_000135.html 2020.3.26 アクセス)

2) K. Kamnitsas, C. Ledig, V. F. J. Newcombe, J. P. Simpson, A. D. Kane, D. K. Menon, D. Rueckert and B. Glocker: Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation, Medical Image Analysis, No. 36, pp. 61 - 78, 2017.

3) F. Soldovieri, A. Brancaccio, G. Prisco, G. Leone and R. Pierri: A Kirchhoff-based shape reconstruction algorithm for the multimono-static configuration: the realistic case of buried pipes, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 46, No. 10, pp. 3031 - 3038, 2008.

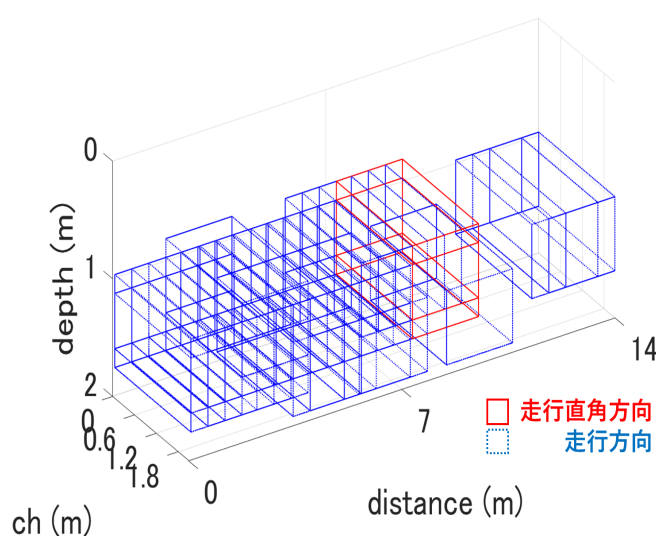


図3 3D-CNNによる検知結果

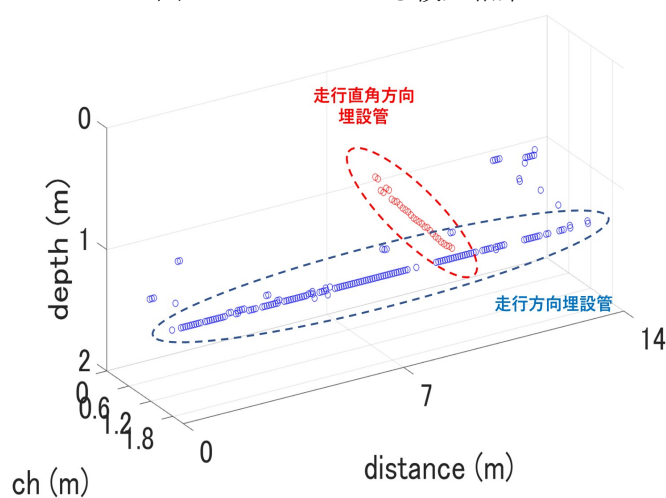


図4 マイグレーション結果