

画像認識による鋼材の腐食領域の検出手法

NTT アクセスサービスシステム研究所 正会員 ○内堀 大輔, 渡邊 一旭
 NTT アクセスサービスシステム研究所 非会員 櫻田 洋介, 荒武 淳

1. はじめに

日本では高度経済成長期に道路、トンネル、ダム、下水道等の社会インフラが整備されたため、ここ数年間で建設後50年以上経過するインフラの数量が急増し、設備の老朽化が懸念されている。設備の安全な維持管理のために定期的な点検を行う必要があるが、規模の小さい自治体では点検員を確保できないという問題が発生している。そのため、国土交通省では技術導入による点検の効率化を推進している。

社会インフラのうち、日本の情報通信を支えている施設に通信用マンホールがある。施設管理者は通信用マンホールの点検方法を従来の点検員の内部入孔による目視から、内部画像を小型カメラによって取得し、取得画像から状態を確認する非入孔方法に変更し効率化に取り組んでいる。しかし、近年の専門点検員不足の問題から、更なる効率化のために取得画像の自動解析方法が求められている。

本稿では、画像認識を用いて通信用マンホールの点検項目のうち、内部に設置されている通信用ケーブルを支持する鋼材の腐食検出手法を提案する。

2. 既往研究

渡邊ら¹⁾は実地の通信用マンホールの点検時に撮影された画像に対して、微小な腐食を高精度に検出する手法を提案している。渡邊らの手法は深層学習によるセマンティックセグメンテーションを用いており、学習により構築した検出器の学習データ数量に対する性能依存性の検証と、検出器の結果に対する後処理により誤検出を低減させて、提案手法の実用性向上を図っている。しかしながら、地下構造物特有の腐食に色合いが似た泥汚れに発生した誤検出が問題であった。

そこで、本検討では画像中から鋼材の画素領域を検出し、鋼材以外の領域で発生する誤った腐食検出を抑制するモデルの提案と有効性の検証を行う。

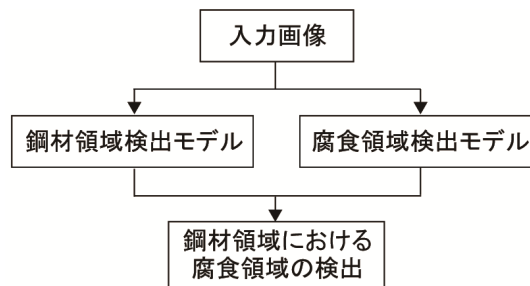


図-1 提案モデルの構造

3. 鋼材の腐食領域の検出モデル

図-1 に提案モデルの構造を示す。鋼材検出モデルと腐食検出モデルによって構成され、それぞれのモデルの検出結果の論理積によって、鋼材領域における腐食領域が検出される。それぞれのモデルは深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションの手法であり、鋼材と腐食は画素領域で検出される。図-2 に深層学習で用いている畳み込みニューラルネットワークモデルの構造を示す。図-2 の例は鋼材領域の検出例を示しているが、腐食領域の検出も同様である。本モデルは畳み込み処理 (conv.) とプーリング処理 (max pooling) を行う前半部のエンコーダと、逆畳み込み処理とアンプリーング処理 (up sampling) を行う後半部のデコーダに分かれており、各階層においてエンコーダの特徴マップをデコーダの特徴マップに連結させることにより、エンコーダ側の特徴マップの情報がデコーダ側に伝わり、検出精度が向上する特徴を有している。

4. データセットと検証条件

実地点検にてデジタルカメラで取得したマンホール内部のカラー画像 7164 枚を用意した。このうち、鋼材に腐食が発生していたカラー画像は 6608 枚であった。取得した各画像において鋼材の画素領域に情報を付与したデータを用意した。さらに、腐食の画素領域にも情報を腐食したデータを用意した。データの付与はカラー画像を目視によって確認し、鋼材

キーワード 画像認識, 鋼材, 腐食, 深層学習, 通信用マンホール, 点検

連絡先 〒300-0805 茨城県つくば市花畑 1-7-1 NTT アクセスサービスシステム研究所 TEL:029-868-6250

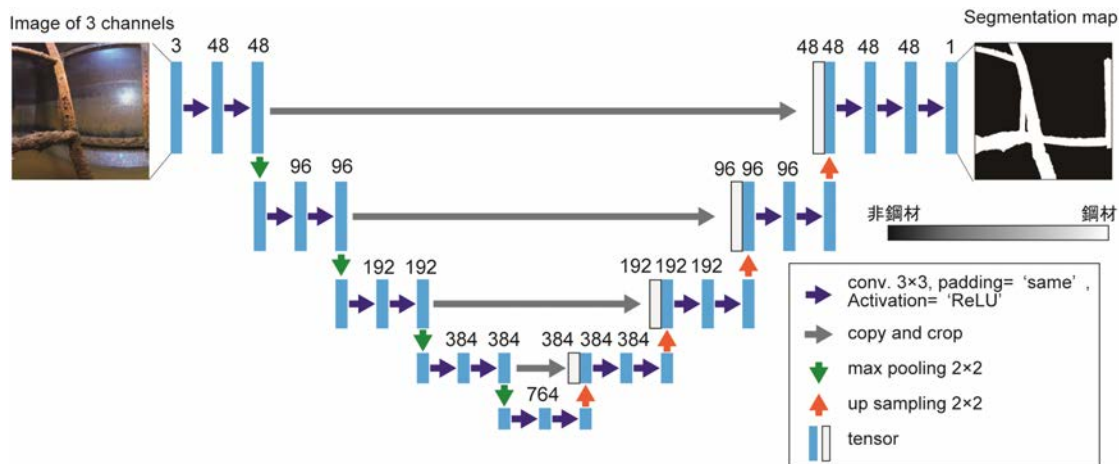


図-2 畳み込みニューラルネットワークモデルの構造

および腐食だと判断できる画素に対して実施している。鋼材はカラー画像と情報付与データで、7164 のデータセット、腐食はカラー画像と情報付与データで6608 のデータセットを作成した。

これらのデータセットを用いた検証条件を以下に示す。鋼材において7004 データセットを図-1 の提案モデルへの学習として使用する。腐食においては6448 データセットを学習として使用する。そして、160 データセットを提案モデルの評価として使用する。評価に用いる160 データセットは、鋼材に腐食があったものである。提案モデルの学習条件の損失関数において、鋼材検出モデルは Tversky²⁾、腐食検出モデルは AUC maximization³⁾を用いた。評価方法は図-3 とした。

5. 結果と考察

表-1 に検証結果を示す。鋼材領域検出モデルとは提案モデルにおける鋼材領域検出モデルでの鋼材の画像領域の検出結果、腐食領域検出モデルとは提案モデルにおける鋼材領域検出モデルでの腐食の画像領域の検出結果である。提案モデルによる腐食の検出結果は、REC のスコアが0.08 低下したが PRE は大幅に向上した。この理由は、図-4 に示すように、腐食領域検出モデルは、鋼材の画素領域以外に FP が発生しているが、鋼材領域検出モデルの結果を合わせることにより、腐食領域検出モデルの FP が抑制された。以上より、REC が8割以上であることから、鋼材の大部分に進行したような大きな腐食領域を完全に見落としていると状態は限りなく少ないと考えられる。そして、PRE が約8割まで向上している点を考慮すると、腐食領域検出モデル単体より総合的な性能は高く、実地で活用可能であると考えられる。

		混合行列	
		モデルの予測結果	
		鋼材 / 腐食	非鋼材 / 非腐食
実際のクラス	鋼材 / 腐食	TP	FN
	非鋼材 / 非腐食	FP	TN

評価指標	説明
$Recall(REC) = \frac{TP}{TP + FN}$	実際の鋼材 / 腐食をどれだけ正しく予測できたか
$Precision(PRE) = \frac{TP}{TP + FP}$	鋼材 / 腐食と予測したものがどれほど正しかったか

図-3 混合行列と評価指標

表-1 検証結果

モデル	REC	PRE
腐食領域検出モデル	0.91	0.42
鋼材領域検出モデル	0.88	0.90
提案モデル	0.83	0.76



図-4 提案モデルの検出例

参考文献

- 1) 渡邊一旭ら: U-net を用いた深層学習による通信用マンホール内の鉄筋露出および金物腐食検出技術, 令和2年度土木学会全国大会, VI-288, 2021.
- 2) Seyed, S. M. S. et al.: Tversky loss function for image segmentation using 3D fully convolutional deep networks, Preprint, submitted 17 Jun 2017.
- 3) Hanley, J. A. et al.: The Meaning and Use of the Area Under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve, *Radiology*, Vol.143, No.1, pp. 29 -36, 1982.