

(3) 画像認識を用いた通信用管路のさびレベル推定手法の基礎検討

工藤 史登¹・内堀 大輔²・荒武 淳³・櫻田 洋介⁴

¹正会員 NTT アクセスサービスシステム研究所 (〒305-0805 茨城県つくば市花畑 1-7-1)

E-mail:fumito.kudou.dk@hco.ntt.co.jp

²正会員 NTT アクセスサービスシステム研究所 (〒305-0805 茨城県つくば市花畑 1-7-1)

E-mail:daisuke.uchibori.tn@hco.ntt.co.jp

³非会員 NTT アクセスサービスシステム研究所 (〒305-0805 茨城県つくば市花畑 1-7-1)

E-mail:atsushi.aratake.hf@hco.ntt.co.jp

⁴非会員 NTT アクセスサービスシステム研究所 (〒305-0805 茨城県つくば市花畑 1-7-1)

E-mail:yousuke.sakurada.fc@hco.ntt.co.jp

埋設された金属製の通信用管路を対象として、管路内面に発生したさびの進行レベルを推定する画像認識手法の検討を行った。小型カメラにより取得した 14 か所の管路内部の画像から、さびの進行レベルに応じて Class1 から Class4 の 4 つのクラスに分割した。各クラスはさびの発生要因となる地下水等の浸水の有無と、既に発生しているさびの大きさから定義した。この定義に従い作成した 3925 枚の画像からなるデータセットを用いて、提案手法によるクラス分類検証を行った。検証結果から、正しい Class に画像を分類できる精度は 73%であり、提案手法による管地下環境下におけるさびレベルに応じた画像分類の有効性が確認できた。

Key Words: *image recognition , deep learning , communication pipe , rust level classification*

1. はじめに

近年、日本における社会インフラ構造物の急激な老朽化が進む中、維持管理に関わる技術者の減少が深刻な問題となっている。社会インフラ構造物の中でも、我々の日常生活に不可欠な水道や通信といったライフライン設備は、地下に膨大な数量が設置されている。例えば、日本全国における上水道管きよは総延長が約 72 万 km、下水道管きよは約 49 万 km にも及ぶ。これらの管きよは主に高度経済成長期以降に建設が始まっており、50 年以上を超える上水道管きよの割合は 2018 年度には 17.6%に達している¹⁾。下水道管きよは、2040 年には全体の 39%が建設後 50 年を経過することが報告されている²⁾。このように、上下水道設備の老朽化が進行している。また、通信設備に着目すると、通信用ケーブルを収容している通信用管路の総延長は約 62 万 km (2015 年度末時点)であり、2030 年代には全体の約 80%が建設後 50 年を経過することが報告されている³⁾。これらのデータが示すように、今後さらに設備の老朽化が進行する中、効果的かつ効率的に設備を維持管理していくことが求められている。

管きよや管路の維持管理において、設備状態を把

握するため、点検は重要な工程である。しかし、これらの設備は埋設されており、さらに一部の下水道管きよを除き、作業員が内部に進入し点検作業を実施可能な十分なスペースを有していない。そのため、点検には管きよ内を飛行する無人航空機 (UAV) や小型カメラ (パイプカメラ) により、映像を取得しそれを点検員が目視点検で行う方法が主流である。そのため、取得した映像から管きよや管路に発生した変状を自動的に認識する手法構築は点検効率化に有効な方法である。

既往研究では、Kumar ら⁴⁾は下水道管きよの内部映像から、画像認識手法を用いて管きよ内部に進入した木の根などの異物や管きよの隙間や腐食孔から流入し堆積した土砂、ひび割れ等の破損を画像認識により自動的に検出する方法を提案しており、設備機能が損失するような変状を自動的に検出できることを示している。しかしながら、管きよや管路には金属製のものも多くあり、点検では機能損失に至る前の主要な変状であるさびを自動的に検出する必要がある。既往研究では画像認識により、橋梁に使用されている鋼材に発生したさびを検出し、進行レベルを推定する手法が提案されている⁵⁾⁶⁾。しかしながら、管きよや管路は地下にあるため、設備内部に

は地下水とさびが混じったさび汁や、土砂の付着による汚れ等が画像中に多く映りこんでおり、汚れが付着しやすい地下環境下におけるさびの検出の検証が必要である。

そこで、本論では通信用の金属製管路を対象として小型カメラで撮影した画像から、金属製管路内面に発生したさびを検出し、さびの進行レベルに応じて分類する画像認識手法の検討を行うことを目的とする。本検討により、さびの進行レベルを効率的かつ定量的に把握することができるため、管路機能が損失する孔食等が発生する前の事前補修に役立てることが可能となり、設備の安全な維持管理の実現につながる。

2. 画像データセット

地震により被災した通信用の金属製管路 14 か所の内部を小型カメラで撮影した映像から画像を取得した。これらの管路は約 150 m~250 m の長さである。映像取得に用いた小型カメラの解像度は約 30 万画素であり、カメラの先端には照明をつけた。図-1(a)に取得した管路画像の例と、図-1(b)に画像の分割方法を示す。小型カメラで取得した画像はカメラの進行方向に向かって撮影されており、管路奥が写った領域は画素分解能が小さくなり、さびの進行レベルによる画像分類が困難であると考えられる。また、管路内壁面のさびは、内壁面に対して面的に広がる場合もあれば、局所的に進行している場合もある。孔食等、管路機能の損失につながる恐れがあるさびは急激に進行することがあるため、管路内壁面のさびの進行レベルは局所的に評価する必要がある。しかし、小型カメラの画像は管路の内壁全面を写しているため、1枚の画像から局所的なさびを評

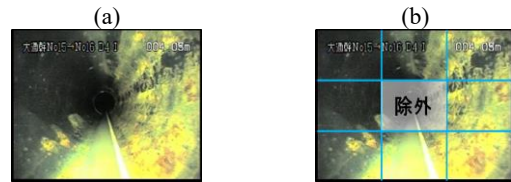


図-1 画像例：(a)小型カメラの取得画像、(b)画像分割方法とデータセットに用いる領域

価することは難しい。そこで、小型カメラによる取得画像を 9 分割し、中央部の管路奥が写った分割画像を除いた 8 か所の分割画像を用いることとした。表-1にさびの進行レベルの定義と分割画像を振り分けた画像データセットを示す。さびの進行レベルは発生要因となる地下水の浸水有無と、既に発生しているさびの大きさから 4 つのクラスで設定した。Class 1 はさびが発生していない正常状態とした。軽微な汚れは Class 1 に含んだ。Class 2 は管路内の水とさびが混じったさび汁が壁面に付着した状態、もしくはさび汁が乾いて壁面に付着した状態とした。当該の管路壁面の状態は正常である。Class 3 は微小な凹凸を伴う、粒形のさびが発生している状態とした。Class 4 は一定領域以上の凹凸を伴うさびが発生している状態とした。これらのクラスに従って、図-1(b)の方法で生成した分割画像を振り分けた。作成した画像データセットは、Class 1 が 1018 枚、Class 2 が 841 枚、Class 3 が 1430 枚、Class 4 が 636 枚の合計 3925 枚となった。このデータセットを用いて検証を行った。

3. 提案手法

さびの進行レベルを判定する提案モデルを図-2

表-1 各クラスの定義と画像データセットの内訳

	Class1	Class2	Class3	Class4
定義	正常な状態（軽微な汚れを含む）	さび汁またはさび汁の付着跡	微小な凹凸を伴う粒形さび	一定領域以上の凹凸を伴うさび
画像例				
画像枚数	1018	841	1430	636

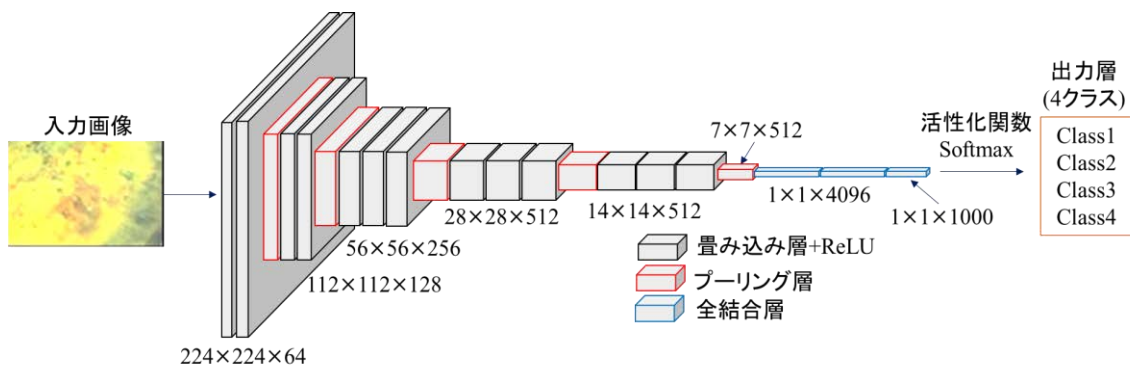


図-2 提案モデル

に示す。提案モデルでは、深層学習手法の畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いた。本検証では図-2 に示すように、Simonyan らが提案している畳み込み層 13 層，全結合層 3 層から構成される VGG16⁷⁾を用いて検証を行った。提案モデルにおける入力画像は，小型カメラで取得された画像を図-1(b)の方法で分割した後のものを使用し，さびの進行レベルの Class1 から Class4 までの 4 つのクラスで結果を出力する。提案モデルの活性化関数は Softmax 関数を用いた。

4. 検証条件

本検証では，さびの進行レベルに応じた画像分類に交差検証を用いた。交差検証では図-3 に示すように，データセットを k 個に分割し， $k-1$ 個のデータを学習に，1 個を評価データに使用する。これを k 個すべてのデータが評価データになるように繰り返し，後述の評価指標を用いて提案モデルによる画像分類精度を評価した。交差検証を用いることによりモデルの過学習を防ぎ，汎化性能を向上させることが可能となった。本検証においては分割数を $k=5$ とし，画像データセットを 8 割と 2 割に分割して 8 割を提案モデルの学習用，2 割を評価用に用いた。学習用と評価用の画像データセットが重複しないようにデータセットを分割し，提案モデルの学習と評価を 5 set 繰り返すこととした。各 set における画像データセットの内訳は表-2 に示す通りとなった。

本検証で用いる評価指標を式(1)，(2)，(3)に示す。また，混同行列は表-3 に示す通り定義した。本検証で用いる各評価指標により，以下のように検証結果を評価できる。評価指標の ACC は，推定クラスの全体が真のクラスと一致しているかの精度を示す。REC は，真のクラスに対して，提案モデルが正しく推定できた割合を示す。PRE は，提案モデルが推定した割合の中に，真のクラスがどの程度正しく含まれているかの割合を示す。これらの指標を用いて，各クラスの評価指標の平均から提案モデルによる画像分類精度の評価を行った。ただし，ACC は各ク

表-2 各 Set のデータセット内訳

	Class1		Class2		Class3		Class4	
	画像枚数		画像枚数		画像枚数		画像枚数	
	学習 評価		学習 評価		学習 評価		学習 評価	
Set1	830	188	693	148	1202	228	557	79
Set2	822	196	713	128	1053	377	528	108
Set3	775	243	689	152	1195	235	538	98
Set4	823	195	627	214	1141	289	500	136
Set5	798	220	663	178	1036	394	405	231

表-3 混同行列

		推定クラス	
		Class i	Class i 以外
真のクラス	Class i	TP	FN
	Class i 以外	FP	TN

$$REC = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

$$PRE = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (3)$$

ラスでは定義できないため，提案モデル全体の数値で評価する。

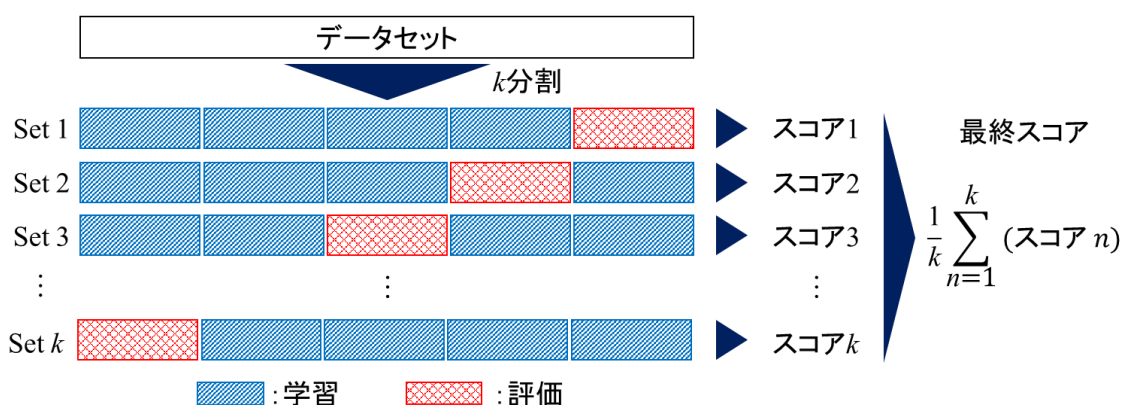


図-3 交差検証

5. 検証結果

検証結果を図-4に示す。検証結果から、全クラスにおけるACCは0.73となった。また、その他のスコアもRECはすべてのクラスで0.7以上、PREもClass2以外は0.7以上のスコアを示し、Class2についても0.68と概ね0.7に近いスコアを示した。全体のスコア結果から見ると、提案手法による画像分類が有効であると考えられる。

クラスごとの結果を比較すると、RECはClass1が最高スコアを示し、Class2が最低スコアを示した。また、PREはClass4が最高スコアを示し、Class2が最低スコアを示した。特にClass1とClass4の評価指標のスコアが比較的高いことから、提案手法によって正常状態と進行が著しいさびを区別して検出できると考えられる。しかし、Class2のスコアが他のクラスに比較して低く、特にPREについてはスコアの最大値との差が0.1と大きいことが分かる。その原因として、Class2はさび汁が付着または付着した跡がある状態であり、さび汁がClass3やClass4の画像特徴と類似している場合に、Class2がClass3やClass4に分類されていると考えられる。本ケースはより詳細な分析が必要である。

6. まとめ

本検証では、小型カメラを用いて取得した金属製の通信用管路内部の映像から、さびの進行レベルに応じた画像分類手法についての検証を行った。小型カメラ画像を矩形に9分割し、中央部を除いた8か所の画像を検証に用いることとした。さびの進行レベルから4つのクラスを定義し、検証に用いる画像をそれぞれのクラスに分類したデータセットを作成した。作成したデータセットを使用して、CNNを用いた提案モデルで画像分類の検証を行った。検証方法に交差検証を用いて学習と評価を行った。検証結果から、さびレベルごとに分類した画像の全体の正解率は0.73となり、基礎検討段階ではあるが、提案手法による地下環境下におけるさびレベルに応じた画像分類の有効性が確認できた。特に正常状態と一定領域以上のさびの分類精度が高いことから、提案手法によってさびの有無を検出できると考えられる。しかし、クラス間でREC、PREの結果を比較すると、Class2とClass3はREC、PREともに全クラスの平均を下回っている。両指標とも最低スコアがClass2となり、分類精度が比較的低い。特にPREにおいては、Class2とClass4とのスコア差が0.1と大きい。これは、Class2の画像特徴がClass3、Class4と類似し、スコアが低下したのではないかと考えられる。

今後の課題は、提案モデルによって正しく分類されなかった画像をClassごとに分析することで、正

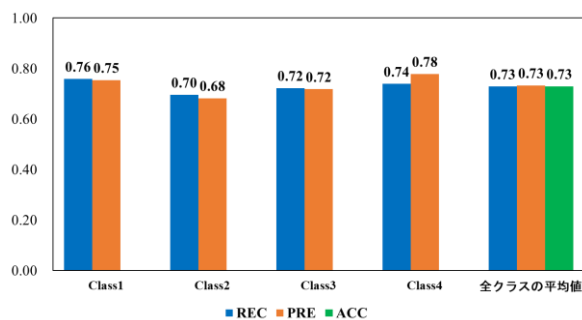


図-4 検証結果

しく分類される画像と誤って分類される画像特徴を把握し、提案モデル全体の精度向上させていくことである。

参考文献

- 1) 厚生労働省：資料3 水道行政の最近の動向等について、<<https://www.mhlw.go.jp/content/11130500/000866664.pdf>>, (入手2022年6月3日)。
- 2) 国土交通省：下水道の維持管理、<https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/sewerage/crd_sewerage_tk_000135.html>, (最終閲覧2022年6月9日)。
- 3) 杉野文秀：安全・安心なアクセスネットワークを支える通信基盤設備のR&D動向, NTT技術ジャーナル, Vol.25, pp.45-50, 2013.
- 4) Srinath Shiv Kumar, Mingzhu Wang, Dulcy M Abraham, Ph.D., Mohammad R. Jahanshahi, Tom Iseley, Jack C.P.Cheng : Deep Learning-Based Automated Detection of Sewer Defects in CCTV Videos, Journal of Computing in Civil Engineering, Vol.34, No.1, 04019047, 2020.
- 5) 蓮池里菜, 木下幸治：畳み込みニューラルネットワークを用いた腐食環境が異なる鋼材腐食部劣化度判定の試み, AI・データサイエンス論文集, 第1巻, pp.365-372, 2020.
- 6) 麻生稔彦, 後藤悟史, 田畑晃, 宮本文穂：実橋調査に基づく耐候性鋼橋梁の腐食要因とさびレベル推定に関する検討, 土木学会論文集F, 63巻4号, pp.460-468, 2007.
- 7) Karen Simonyan, Andrew Zisserman : Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, International Conference on Learning Representations, 2015.