¹⁰⁾ UAV を用いた砂防施設の ひび割れ検出技術に関する調査研究

西山 光1・宮崎 賢樹2・山岸 洋明3・梅原 喜政4・

肖 智蔵⁵・中畑 光貴⁵・松尾 龍平⁵・岡嵜 雄也⁵・ 大上 航平⁶・武内 克樹⁶・森 泰斗⁶

> ¹非会員 株式会社日本インシーク 防災インフラ事業部 (〒541-0054 大阪市中央区南本町 3-6-14 イトゥビル 4F) E-mail:nishiyama052@insiek.co.jp

> ²非会員 株式会社日本インシーク 防災インフラ事業部 (〒541-0054 大阪市中央区南本町 3-6-14 イトゥビル 4F) E-mail:miyasaki002@insiek.co.jp

> ³正会員 株式会社日本インシーク 技術研究所 (〒541-0054 大阪市中央区南本町 3-6-14 イトゥビル 4F) E-mail:yamagishi021@insiek.co.jp

 ⁴正会員 株式会社日本インシーク 技術研究所 (〒541-0054 大阪市中央区南本町 3-6-14 イトゥビル 4F)/
関西大学特別任命助教 先端科学技術推進機構 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-35)
E-mail:umehara017@insiek.co.jp

5学生会員 株式会社日本インシーク 技術研究所/関西大学大学院 総合情報学研究科

6非会員 株式会社日本インシーク 技術研究所/関西大学 総合情報学部

我が国では、砂防施設のストック効果を供用期間にわたって適切に発揮させるため、定期点検などが実施されている.現状の点検では、ひび割れ等を目視により確認するが、砂防施設のような大きな構造物を要領に従って点検する場合、点検員に多大な労力と危険が伴う課題がある.こうした背景の下、近年、国土交通省では、点検員の負担軽減を図るために、UAV を活用した、安全かつ効率的な点検手法の確立を推進している.しかし、UAV で砂防施設を撮影した画像に対するひび割れ検出手法は未だ確立されていない.そこで、本研究では、他分野において成果を上げている既存の深層学習やデータセットを調査し、それらが UAV を用いた砂防点検に対してどの程度適用できるかを検証する.

Key Words: sabo facility, maintenance, crack detection, UAV, deep learning

1. はじめに

我が国では、土砂災害を防止する施設として砂防施設 が数多く建設されており、その維持管理の社会的責務は 重大である.そこで、それら施設のストック効果を供用 期間にわたって適切に発揮させるため砂防施設の長寿命 化計画が策定 ¹され、定期的に砂防施設の変状の有無や その進行程度が点検されている.点検項目 ²は、ひび割 れ、漏水、洗掘、亀裂などがあるが、その中でも、ひび 割れを早期に確実に検出し、補修などの適切な措置を講 じることで砂防施設の長寿命化 ³につながるため、ひび 割れの現状を把握することが重要である.現状のひび割れの検出は、目視により位置、方向、規模、部位の変位方向を確認し、点検要領³に従って損傷箇所の変状レベルを評価している.そして、その結果から砂防施設全体の健全度を診断し、対策区分の判定を行っている.しかし、目視による点検は、高所などの人の立ち入りが困難な箇所を点検する場合に危険が及ぶ恐れがある上、個々の損傷箇所の変状レベルをその場で判断する必要があり、多大な労力を強いられる.そのため、昨今では、点検員の作業負担を軽減すべく、画像処理技術を用いてコンクリート構造物からひび割れを自動検出する研究^{4,5}が行わ

れている.しかし、これらの研究では、人手により撮影 した画像を対象としているため、点検員が危険な場所に 進入して点検箇所を撮影する必要があり、点検員に危険 が及ぶ課題が残存している.このような背景の下,国土 交通省では、砂防施設において、広範囲を安全かつ効率 的に調査できる UAV (Unmanned Aerial Vehicle) を活用し た点検方法を推進⁹している.砂防施設におけるUAVの 適用可能性を調査した研究^つでは、UAV により撮影した 画像を目視で確認することで、目視点検と同様の結果を 得られると示している. そのため、さらなる作業の効率 化や点検時の客観的評価の実現を目的として, UAV に より砂防施設を撮影した画像からひび割れを検出する技 術の開発が期待されている.橋梁施設においては, UAVによるひび割れ検出に関する研究®が行われている が、著者らが調査した限りでは、砂防施設を対象とした 既存研究や既存サービスは見当たらない. そこで、本研 究では、他分野において成果を上げている既存の深層学 習やデータセットを調査し、それらが UAV を用いた砂 防点検に対してどの程度適用できるかを検証する.

2. ひび割れ検出モデルに関する調査

本研究では、既存の画像分類モデルとコンクリート構 造物のひび割れに関するデータセットを調査する. 以降 では、本調査により得られた画像分類モデルとデータセ ットを詳述する.

(1) 深層学習を用いた手法

本調査では、画像解析技術に関するコンペティション である ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) において, 優秀な成績を収めた画像分類モデ ルである $VGG16^9$, Inception $V3^{10}$, Xception¹¹⁾ と EfficientNet¹²⁾を調査した.以降では、それらの画像分類 モデルについて詳述する.

a) VGG16

VGG16%とは、13層の畳み込み層と3層の全結合層に より構成されたモデルである.構造が単純であることか らベースラインのモデルとして用いられることが多い.

b) InceptionV3

InceptionV3¹⁰とは、並列した畳み込み層の組である Inception モジュールをいくつか組み合わせたモデルであ り、モジュールごとに損失を伝搬させるため、パラメー タ数を削減することができ、層の数の増加により発生す る過学習を防ぐことが可能である.

c) Xception

Xception¹¹とは、空間方向とチャンネル方向を独立し て、畳み込み処理を行うため、パラメータ数を削減する



ひび割れあり画像 ひび割れなし画像 ☑-1 SDNET2018





ひび割れなし画像 ⊠-2 CCI

ことができ、InceptionV3 と同様に過学習を防ぐことが可 能なモデルである.

d) EfficientNet

これまでの画像分類モデルは、層の数を増やすことで 精度の向上を試みていたが、ネットワークの深さ、フィ ルタの数,入力画像のサイズの適切な値が不明である. そのため、EfficientNet¹²⁾では、適切なパラメータを決定 することで、精度向上を実現している.

(2) データセット

本調査では、ひび割れを検出するモデルを構築するた めの代表的なデータセットである SDNET2018¹³⁾と Concrete Crack Images for Classification¹⁴ (以下, CCI) を 調査した. 以降では、各データセットについて詳述する. a) SDNET2018

SDNET2018¹³は, 図-1 に示すように, コンクリート構 造物に発生している細いひび割れを対象としたデータセ ットであり、ひび割れあり画像 8,484 枚とひび割れなし 画像 47,608 枚により構成されている. 画像サイズは 256 ×256である.

b) CCI

CCI¹⁴は、図-2 に示すように、壁面に発生している深 いひび割れを対象としたデータセットであり、ひび割れ あり画像 20,000 枚とひび割れなし画像 20,000 枚により構 成されている. 画像サイズは227×227である.

検証実験 3.

(1) 実験概要

本実験では、既存の画像分類モデルとデータセットを

用いて構築したモデルを実務において撮影された画像に 適用することで、UAV を用いた砂防点検への適用可能 性を検証する.

(2) 実験条件

本実験では、SDNET2018 と CCI、そして、それらの画 像を合算したデータの計3つの学習データセットを用意 する.学習データの詳細を表-1に示す.学習データセッ トと画像分類モデルの組み合わせによる影響を確認する ため、合計 12 個の分類モデルを構築した.また、すべ ての画像分類モデルの入力サイズは227×227、エポック 数は5、バッチサイズは16とし、最適化手法に Adam を 用いる.

本実験では、砂防施設と同様のコンクリート構造物で あるダムを UAV により撮影した画像を用いる.そして、 撮影した画像をグリッド分割し、ひび割れの有無のラベ ルを手動で付与することで、各 2,000 枚の検証用データ を作成する.

データセット	学習データ(枚)	テストデータ(枚)					
SDNET2018	50,482	5,610					
CCI	36,000	4,000					
SDNET2018+CCI	86,482	9,610					

表-1 学習に用いたデータ

(3) 評価方法

本実験では、各条件において構築したモデルに検証用 データを入力し、ひび割れの有無を判定する.そして、 分類結果と人手で作成した正解データを比較し、適合率、 再現率、F値により評価する.

(4) 実験結果と考察

各画像分類モデルによる分類結果に対する評価結果を 表-2に示す.

まず、データセットごとの評価結果について確認する と、全体的に各手法において SDNET2018 を用いて学習 したモデルの F 値が高い傾向が見られた.また、 SDNET2018 と CCI を合算したデータを用いて学習したモ デルの F 値が 2 番目に高く、CCI を用いて学習したモデ ルの F 値が最も低い傾向が見られた.これは、検証用デ ータに含まれるひび割れが細く、CCI に含まれるひび割 れと形状が異なるため、CCI を含むデータで学習したモ デルの精度が低下したと考えられる.

次に,最も精度の高かったデータセットである SDNET2018 を用いて学習を行ったモデルごとの評価結 果について確認する.VGG16のF値は0.81であり,画像 端のひび割れに対しての分類精度が低いことが確認でき た.InceptionV3のF値は0.66であり,F値が全体的に低

12-2 中世间和日本									
手法	データセット	ひび割れ	検出成功(枚)	検出失敗(枚)	適合率	再現率	F值		
VGG16 CCI SDNET201		有	1,414	586	0.95	0.71	0.81		
	SDNE12018	無	1,925	75					
	CCI	有	1,552	448	0.62	0.78	0.69		
		無	1,039	961					
	SDNET2018+CCI	有	1,115	885	0.98	0.56	0.71		
		無	1,974	26					
InceptionV3 CCI SDNET2013	SDNFT2018	有	1,009	991	0.97	0.50	0.66		
	5011212010	無	1,972	28					
	DD	有	1,171	829	0.92	0.59	0.72		
		無	1,898	102					
	SDNET2018+CCI	有	886	1,114	0.98	0.44	0.61		
		無	1,982	18					
Xception CCI SDNET2018+	SDNET2018	有	1,496	504	0.88	0.75	0.81		
		無	1,804	196					
	CCI	有	644	1,356	0.94	0.32	0.48		
		無	1,962	38					
	SDNFT2018+CCI	有	1,023	977	0.95	0.51	0.67		
	SDI (E12010) CCI	無	1,949	51	0.75				
EfficientNet CCI SDNET2018+CC	SDNFT2018	有	1,723	277	0.94	0.86	0.90		
	SDINE12018	無	1,883	117					
	CCI	有	880	1,120	0.98	0.44	0.61		
		無	1,985	15					
	SDNET2018+CCI	有	1,683	317	0.94	0.84	0.89		
		無	1,897	103					

ま? 証価は甲

- 39 -



右:ひび割れなしをひび割れありと分類した画像

図-3 検出に失敗した画像

く,ひび割れ検出のような細かい特徴の検出には不向き であることが考えられる.XceptionのF値は0.81であり, 検証用データに影などのノイズが含まれる場合の分類精 度が低いことが確認できた.EfficientNetのF値は0.90で あり,画像端のひび割れに対しても分類可能であったた め,他のモデルよりも高い数値を確認することができた と考えられる.

これらの評価結果から, EfficientNet を用いて, SDNET2018を学習したモデルのF値が0.90であり、最も 精度が高いことが確認できた. しかし, 検証画像に対し て,394 枚検出に失敗していることが分かる.検出に失 敗している画像の一例を図-3に示す.図-3の左に示すと おり、ひび割れがある画像に対してひび割れがないと分 類した画像では、コンクリートが変色しており、 SDNET2018 にこのようなデータが存在していないこと が原因である. そのため、データセットや検証用データ にグレースケール化などの前処理を施すことで対応で きると考えられる.また,図-3の右に示すとおり,ひ び割れがない画像に対してひび割れがあると分類した画 像では、コンクリートのつなぎ目部分をひび割れと認識 していることが原因である. そのため, つなぎ目部分の 学習データを加え、追加学習することで対応できると考 えられる.

4. おわりに

本研究では、他分野において成果を上げている既存の 深層学習やデータセットを調査し、UAV を用いた砂防 点検に対する深層学習の適用可能性を検証した.実験結 果から、既存技術の中でも、特に EfficientNet を用いて、 SDNET2018を学習したモデルのF値が0.90であることか ら、高精度でひび割れを検出できることが分かった.し かし、変色している箇所のひび割れを検出できない課題 やコンクリートのつなぎ目をひび割れとして誤検出する 課題が存在する.今後は、それらの課題を解消するとと もに、UAVにより撮影した映像に対して、SfMによる撮 影位置推定を行う.それにより、ひび割れの位置を検出 することで、砂防施設のより効率的な点検の実現を目指 す.

参考文献

- 国土交通省:砂防関係施設の長寿命化計画策定ガイ ドライン(案), <https://www.mlit.go.jp/river/shishin_guideline/sabo/tyoujyu.pdf>, (入手 2021.6.14).
- 国土交通省:砂防関係施設点検要領(案), <https:// www.mlit.go.jp/river/shishin_guideline/sabo/tenken.pdf>, (入手 2021.6.14).
- 3) 松山洋平,坂口哲夫,長山孝彦,三池力,伊藤元洋, 倉橋哲弘,相川信幸:砂防施設におけるコンクリー トの劣化状況の一考察,砂防学会研究発表会概要集, Vol.65, pp.8-9, 2016.
- 4) 寺野聡恭,古賀掲維,松田浩:深層学習を用いたコンクリートのひび割れ検出プログラムに関する研究, 長崎大学大学院工学研究科研究報告,Vol.49, No.93, pp.119-124, 2019.
- 5) 全邦釘,嶋本ゆり,大窪和明,三輪知寛,大賀水田生: ディープラーニングおよび Random Forest によるコンクリ ートのひび割れ自動検出手法,土木学会論文集 F3(土木 情報学), Vol.73, No.2, ppJ 297-J 307, 2017.
- 国土交通省: UAV による砂防関係施設点検要領 (案), <
 http://www.hrr.mlit.go.jp/river/sabo_challenge/d ocuments/uav tenkenyouryou.pdf>, (入手 2021.6.14).
- 7) 中山貴士,加藤真雄,長谷川謙二,中居暁:砂防関 係施設点検における UAV の活用について,建設コ ンサルタント業務・研究発表会論文集, Vol.20, pp.17-20, 2020.
- 富山潤,須田裕哉,崎原康平,山田義智,堀口賢一, 岡部成行:UAV撮影画像の解析技術を活用した離島 架橋のひび割れ点検に関する考察,土木学会論文集 F4(建設マネジメント), Vol.75, No.1, pp.11-23, 2019.
- Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, *ICLR*, Vol.3, No.1, 2015.
- Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J. and Wojna, Z.: Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision, *CVPR*, pp.2818-2826, 2016.
- 11) Chollet, F.: Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, *CVPR*, pp.1800-1807, 2017.
- 12) Tan, M. and Le, V. Q.: EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks, *ICML*, pp.6105-6114, 2019.
- Maguire, M., Dorafshan, S., and Thomas, R. J.: SDNET2018: An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolu-tional neural networks, *Data in Brief*, Vol.21, pp.1664–1668, 2018.
- Özgenel, Ç. F. and Sorguc, A.: Performance Comparison of Pretrained Convolutional Neural Networks on Crack Detection in Buildings, *ISARC*, Vol.35, pp.693-700, 2018.