

コンステックHD テクニカルレポート

CONSTEC HOLDINGS TECHNICAL REPORT



画像認識 AI を用いた RC 造建築物塗り仕上げ外壁の 目視調査支援システムの構築

リユージョン本部
調査技術部
川瀬 みなみ



リユージョン本部
鈴木 公平



北海道立総合研究
機構
齊藤 隆典



北海道立総合研究
機構
今井 崇嗣



概要

建築物の維持管理における外壁調査は、高所作業車やロープアクセスを用いた人による近接目視が行われてきた。近年、デジタルカメラや UAV、AI などの技術革新に伴い、画像によって近接目視を代替させることで省力化・省人化が期待されている。

著者らは鉄筋コンクリート造建築物の塗り仕上げ外壁を対象に、変状把握が可能な画像認識 AI を構築し、外壁調査の合理化に取り組んでいる。本稿では、画像認識 AI を取り入れた目視調査支援システムの全体像と、AI による変状検出精度の検証結果を示す。

キーワード：目視調査、塗り仕上げ、画像認識 AI、支援システム

1. はじめに

建築物の維持管理における外壁調査は、高所作業車やロープアクセスを用いた人による近接目視が行われてきた。近年、デジタルカメラや UAV（ここではマルチコプターを指す。）、AI などの技術革新に伴い、画像によって近接目視を代替させることで省力化・省人化が期待されている。

デジタルカメラを活用する取組みは、デジタルカメラが普及し始めた 1990 年代から加速した。人が直視できない高所や死角・狭隘部へのアクセシビリティ向上^{例え 1)~3)}、ひび割れなど変状の自動検出^{例え 4)~6)}、変状検出のための画像撮影ルール作り^{例え 7)~9)}などを目的とした検討が行われ、画像の積極的な活用が試みられてきた。

土木構造物では画像処理や AI を活用した点検システムの実用化が進んでおり、特にトンネル覆工では、点検手段の一つとしてではなく、維持管理フローの一部として運用されている¹⁰⁾。従来の維持管理の在り方を見直し、評価基準を新しく設けることで新しい点検システムとして成立している。

建築物の外壁調査への画像活用は、土木構造物に比べると停滞している。(a)仕上げ種類が模様・色など多様で自動検出システムの構築が難しい、(b)形状

が複雑で凹凸が多いため画像同士の結合が難しい、(c)調査目的が多様で要求される成果物が定まらない、といった点が大きな要因として考えられる。しかし、少子高齢化により労働人口の減少が続く中、従来の人による近接目視による手段だけでは人的労力やコストの観点から外壁調査が実施困難になるケースも予想される。

このような背景から、著者らは鉄筋コンクリート造建築物の塗り仕上げ外壁を対象に、変状把握が可能な画像認識 AI を構築し、外壁調査の合理化に取り組んでいる^{11)~14)}。本稿では、画像認識 AI を取り入れた目視調査支援システムの全体像と、AI による変状検出精度の検証結果について述べる。

2. 目視調査支援システムの概要

構築しようとしている目視調査支援システム（以下、本システムという。）の全体フローを図 1 に、各フローの詳細を以下に示す。

2.1 フロー1：画像の撮影

画像の撮影方法は、地上からの撮影もしくは UAV による撮影を想定している。画像 1 枚の撮影範囲は、(1)画素分解能、(2)撮影角度、(3)ラップ率による制約



図1 目視調査支援システムの全体フロー

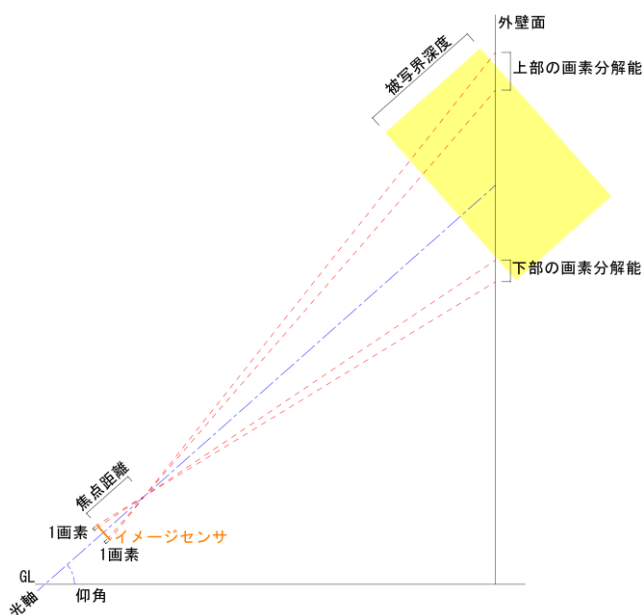


図2 撮影角度による制限イメージ

を受ける。

(1)画素分解能は、1画素の写す範囲を示し、検出したいひび割れ幅の3～5倍^{15)～17)}で設計される。つまり、幅0.2mm以上のひび割れを検出したい場合に必要画素分解能は $0.8 \pm 0.2 \text{ mm/pix}$ であり、記録画素数6,000 pix×4,000 pixのデジタルカメラを用いた撮影範囲は4,800 mm×3,200 mmが目安となる。

(2)撮影角度は、地上からの撮影の場合に特に大きな制約となる。画像内の画素分解能が均一ではなく、被写界深度を超えてボケる場合があることが制約の要因である(図2)。

(3)ラップ率は、隣接する画像同士の重なりであり、フロー2における結合処理に影響する。現段階においては、水平・鉛直方向共に30%以上のラップ率の確保が必要である。

2.2 フロー2：画像の結合処理

外壁の全面撮影を行う場合、画像分解能を確保する観点から、一般的には分割撮影が必要となる。一方で、各種劣化の発生箇所や数量を把握する際には、分割撮影された画像と外壁立面図との位置関係を正確に把握することが重要となる。外壁立面図と対応させるためには、一枚の連続した画像に結合することが望ましい。そこで、本システムには、分割撮影された複数の画像をマッチングし、1枚の画像として結合するための画像処理プログラムを搭載した。画像結合の処理フローを図3に示す。

分割撮影された画像を結合するためには、隣接画像間の特徴点(キーポイント)を探索する必要がある、SIFT¹⁸⁾やORB¹⁹⁾等のアルゴリズムを利用してこれらを求め、この特徴点の情報から各画像のマッ

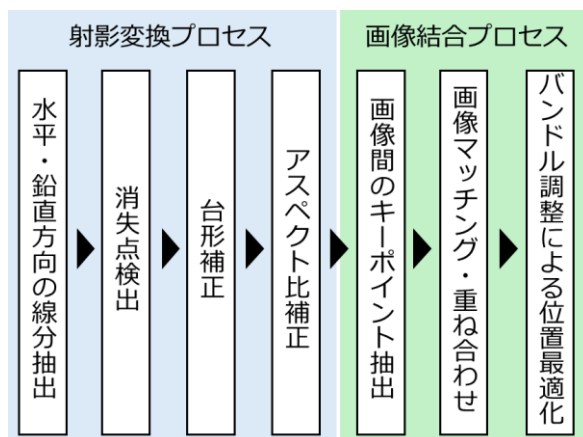


図3 画像結合の処理フロー

チングを行う。また、バンドル調整等も導入し、画像間に生じる微妙なズレや拡大率の違いを補正することで、最適な位置合わせを行う『画像結合プロセス』とした。画像結合の前処理である『射影変換プロセス』は、撮影時の見上げや UAV の姿勢の揺れによって、遠近感のある被写体のゆがみや回転を補正するものである。

2.3 フロー3：画像認識 AI による変状検出

本システムでは、外壁に生じた変状を画像から検出する AI の構築にあたり、セマンティックセグメンテーションと呼ばれる領域分類手法を用いた。セマンティックセグメンテーションは、デジタル画像を構成する最小単位であるピクセル（画素）毎に、検出対象とするカテゴリで分類が可能な手法である。変状の位置だけでなく形状も特定できることから、画像処理技術を併用することで各変状の長さや面積等の数量を画像から求める場合に有効である。AI 構築の概要を以下に述べる。

(1) 学習用の教師データセット

外壁の撮影画像から種別毎に変状検出が可能な AI（以下、変状検出 AI という。）の学習モデルを構築するには、教師データセットと呼ばれるデータ群を用いて、検出対象の画像特徴を繰り返し分析・抽出する『学習』が必要となる。セマンティックセグメンテーションの学習では、検出対象の種別や位置について正解とする情報を付与（アノテーション）した画像と元画像の組合せから構成された『教師データセット』が不可欠となる。図 4 に示すように、撮影画像をもとに検出対象毎に RGB 色情報で分類してアノテーションを施した画像データを準備し、両画像の対応する同一範囲を学習用解像度で切り出すことで、教師データセットを作成した。教師データセットは、表 1 に示す外壁の仕上げと変状等の種別とした。

(2) 学習条件

セマンティックセグメンテーションによる変状検出を実現するために、図 5 に示すディープニューラルネットワークの一つとして提案されている DeepLab v3+²⁰⁾を採用した。また、学習時間の短縮と検出精度の確保を目的として、事前学習済みモデルとして公開されている ResNet-50²¹⁾を用いた転移学習を行った。

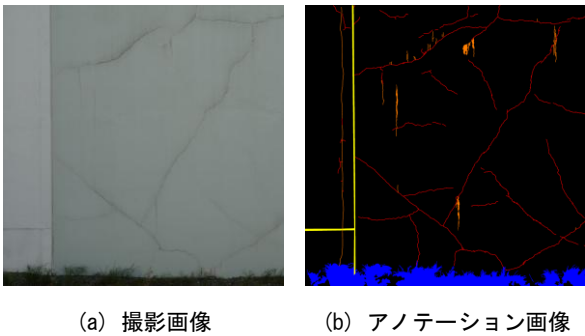


図 4 アノテーションの一例

表 1 学習した外壁仕上げと変状等の種別			
項目	種別		
外壁仕上げ	塗り仕上げ		
	コンクリート打放し仕上げ		
変状等 【分類色】	変状	ひび割れ	【赤】
		塗装はがれ	【緑】
		欠損部	【シアン】
		鉄筋露出部	【マゼンタ】
		エフロレッセンス	【紫】
	変状以外	外壁目地	【黄】
		植栽	【青】
		汚れ（水跡）	【橙】

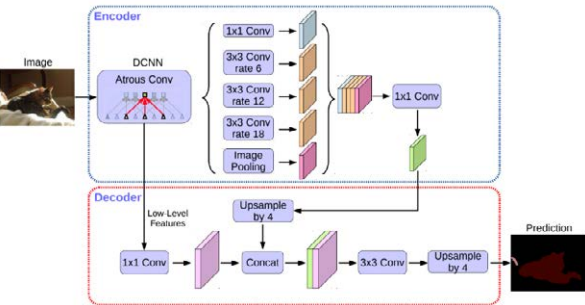


図 5 学習用ニューラルネットワーク構造²⁰⁾

学習時の設定条件を表 2 に示す。作成した教師データセットは、全体数の 90%を学習用、10%を検証用としてランダム抽出した。学習用の教師データセットを用いて設定条件に基づく学習反復を行い、検証用データによる検出精度が最終的に 90 %以上に収束することを確認している。また、教師データセット作成のサンプル数が比較的少ない変状（欠損部や鉄筋露出部）の検出精度を確保するため、学習時にはデータ拡張を適用した。学習時の入力する教師データセットに、表 3 に示す設定条件の範囲で値をランダムに適用し、学習用データのバリエーション増加を図った。

表 2 学習時の設定条件

設定項目	条件
学習用ニューラルネットワーク	DeepLab v3+
事前学習済モデル	ResNet-50
学習用ソルバー	SGDM
最大エポック数	500
ミニバッチサイズ	16
初期学習率	1.0×10^{-2}
学習率の低下係数	0.9 (100 epoch 毎)
教師データセット解像度	448×448 pix
学習用データセット (90 %)	24,300 セット
検証用データセット (10 %)	2,700 セット

表 3 データ拡張の設定条件

設定項目	条件
平行移動量 (水平・鉛直)	-10 pix ~ +10 pix
剛体回転量	-10° ~ +10°
拡大率・縮小率	0.8 倍 ~ 1.25 倍

2.4 フロー4：検出結果の出力

出力結果は、画像情報として.png と.jpeg、図面情報として.dxf、数量情報として.csv で計画している。

AI により検出された変状を図面・数量情報へ展開するためには、画像処理技術による変状のオブジェクト化や寸法補正などが必要である。例として、ひび割れの撮影からオブジェクト化のイメージを図 6 に示す。変状はすべてポリライン図形への変換を行い、それぞれに変状 No.と寸法情報を付与することで図面・数量情報を得る。

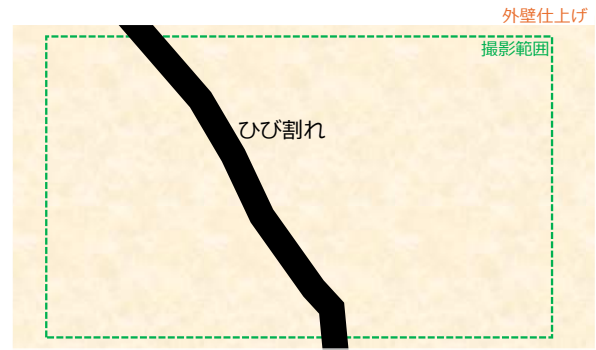
3. AI による変状検出精度の検証

3.1 撮影対象の概要

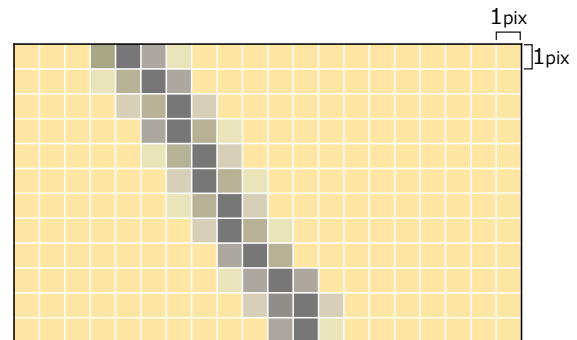
対象とした建築物は北海道内の公営住宅である。1999 年に竣工した RC 造、地上 3 階建ての建築物で、2023 年に撮影を実施した。外壁仕上げは、1 階がタイル張り、2～3 階が複層塗材 E である。本システムは、塗り仕上げ外壁を対象としていることから、2～3 階を撮影範囲とした。なお、撮影実施時の外壁面における照度は 15,250 lx であった。

3.2 画像の撮影方法

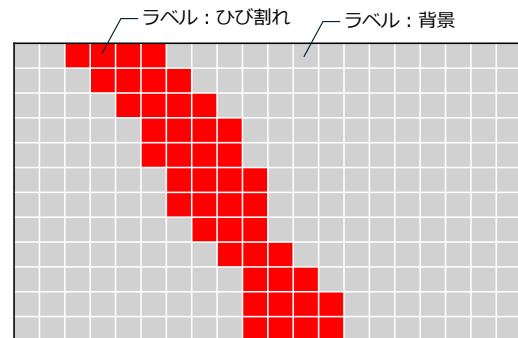
使用したカメラの諸元を表 4 に示す。地上からの撮影として Nikon D7100 を、UAV による撮影として DJI Mavic 2 Pro を使用した。画像 1 枚の撮影範囲は、2.1 節で述べた条件を満たすように計画した。



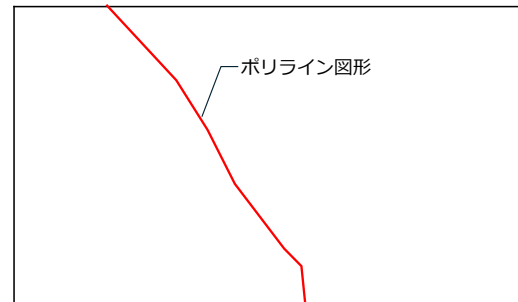
(a) 外壁に生じたひび割れの状況



(b) 撮影されたデジタル画像



(c) 画像認識 AI によるラベル付け結果



(d) ひび割れをオブジェクト化

図 6 ひび割れの撮影～オブジェクト化のイメージ

表 4 カメラの諸元

	Nikon D7100	DJI Mavic 2 PRO
センササイズ	横：23.5 mm 縦：15.6 mm	横：13.2 mm 縦：8.8 mm
記録画素数	横：6,000 pix 縦：4,000 pix	横：5,472 pix 縦：3,648 pix

3.3 検証方法

変状検出精度を評価するためには、正解値が必要である。本稿では、下記の手順によって正解値を作成した。

- ① 撮影された画像をディスプレイ上に表示する。
- ② 高所作業車を用いて、人による近接目視調査によって立面図に記録された変状を参考に、ディスプレイ上に表示した画像内から目視で該当の変状を見つけ出す。
- ③ 見つけ出した変状の上をなぞって描いたものを正解値とする。

次に、検出精度は下記の手順によって評価した。

- ① 同一の画素数で構成される画像空間内（以下、評価空間という。）に、正解値、地上カメラ結果、UAV カメラ結果を再配置する。
- ② 評価空間を、一辺 100 mm 相当の正方形のメッシュで分割し、該当の変状を含んでいるメッシュを『変状あり』、含まれないメッシュを『変状なし』として分類する²²⁾。
- ③ 正解値、地上カメラ結果、UAV カメラ結果において、同じ位置のメッシュ分類の組合せによって表 5 に示す判定を行う。加えて、評価指標として、それぞれの判定メッシュ数から適合率、再現率、F1 スコアを算出する。各指標の算出方法を式(1)～(3)に示す。

$$\text{適合率} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (1)$$

$$\text{再現率} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) \quad (2)$$

$$\text{F1 スコア} = 2 \times \frac{\text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (3)$$

表 5 メッシュの判定方法

		評価対象のメッシュ分類	
		変状あり	変状なし
正解値のメッシュ分類	変状あり	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	変状なし	FP (False Positive)	TN (True Negative)

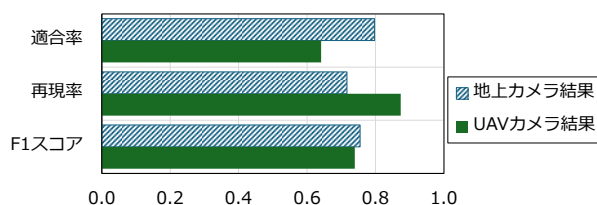


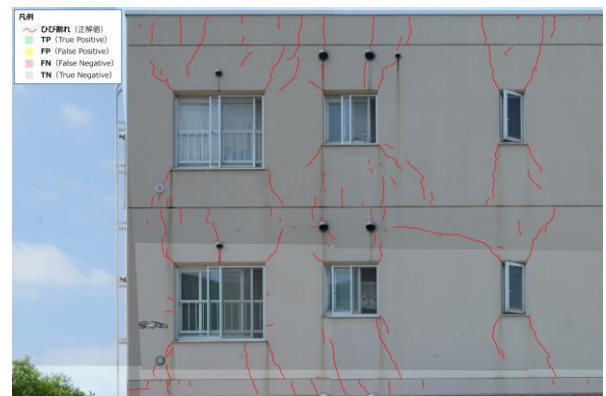
図 7 ひび割れ検出精度に関する評価指標

3.4 検証結果

本稿では、代表して『ひび割れ』の検出精度について述べる。

評価指標の比較を図 7 に、メッシュ判定結果を図 8 に示す。地上・UAV カメラ結果ともに、F1 スコアは 0.7 以上であった。本システムが目指す F1 スコアは 0.8 以上としており、あと一步の結果となった。

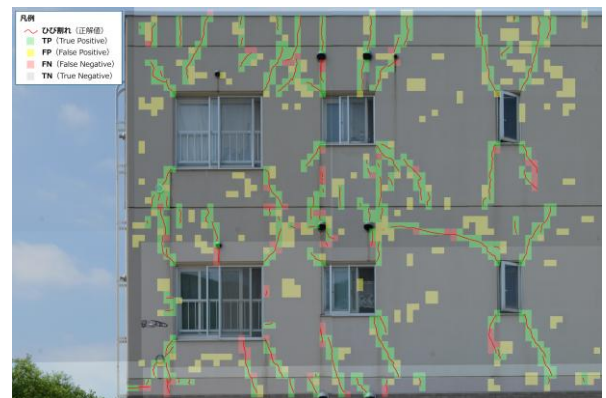
図 8 より、地上カメラ結果は FN (見逃し) が多いため、再現率が低かった。UAV カメラ結果は、FN (見逃し) が少ない反面、FP (誤検出) が多いため、



(a) 正解値



(b) 地上カメラ結果



(c) UAV カメラ結果

図 8 メッシュ判定結果

(正解値への重ね合わせ)

適合率が低かった。FP (誤検出) に該当する部分は、仕上げ材の凹凸模様がつながって見える部分をひび割れとして検出していた。同一箇所の地上カメラ結果では、仕上げ材の凹凸模様の写り方が異なっていた (写真 1)。センササイズや ISO 感度 (地上カメラ : 400、UAV カメラ : 100) の違い、UAV の撮影距離が意図せず近くなったことによる画素分解能の変化などが要因として考えられるが、詳細な検討が必要である。

また、実際には連続しているひび割れが細切れに検出されている箇所が散見された。検出されたひび割れが途切れた箇所はエフロレッセンスや汚れのある箇所と一致している。構築している AI はひび割れ以外にエフロレッセンスや欠損、汚れなども同時に検出可能な仕様である (表 1)。予測確率が最も高い変状が画素ごとに割り当てられるため、当該画素においてひび割れよりもエフロレッセンスや汚れの予測確率の方が高かったことが要因と考えられる。この点については、検出結果の表示方法の改良によって改善できる可能性がある。

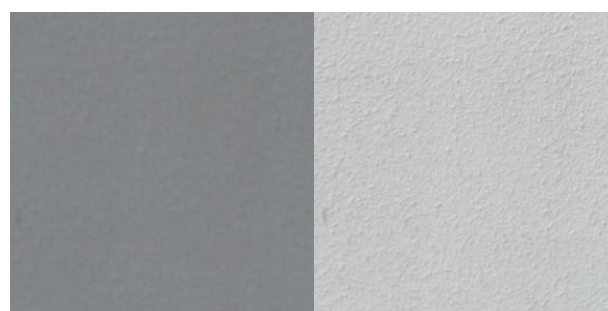
4. おわりに

本稿では、開発中の画像認識 AI を取り入れた目視調査支援システムの全体像と、AI による変状検出精度の検証結果を示した。

今後は、AI による変状検出精度を担保できる撮影条件を整理するとともに、誤検出の低減処理方法の導入等を進めていきたい。また、目視調査支援システムによる効率化の実証実験を行い、運用レベルに落とし込む計画である。

参考文献

- 1) 後藤勇、後藤浩平、江草拓、和田宏一、真鍋幸男：構造物視覚点検装置の開発、土木学会第 43 回年次学術講演会、I-233、pp.520-521、1988.10
- 2) 岡俊蔵、村井亮介、勝野壽男、佐伯輝夫、藤井堅：CCD カメラを用いたコンクリート床版ひび割れ検出に関する実橋試験、土木学会第 54 回年次学術講演会、I-A266、pp.452-453、1999.9
- 3) 兼松学：点検・調査におけるドローンのアクセシビリティ分析、コンクリート工学、Vol.57、No.9、pp.663-668、2019.9
- 4) 笠井靖浩、木村應志、土居原健、織田和夫：コン



(a) 地上カメラ

(b) UAV カメラ

写真 1 同一箇所の撮影画像

クリートのひびわれ測定システムの開発、土木学会第 45 回年次学術講演会、V-174、pp.374-375、1990.9

- 5) 堀口賢一、本澤昌美、野村脩生：AI と画像解析を用いたコンクリートのひび割れの自動検出・定量評価技術、計測と制御、Vol.60、No.11、pp.796-800、2021.11
- 6) 青島亘佐、山本拓海、中野聡、中村秀明：深層学習によるセグメンテーション手法を用いたコンクリート表面の変状領域の検出、AI・データサイエンス論文集、Vol.1、No.J1、pp.481-490、2020.11
- 7) 川村力、曾我部正道、石井秀和、佐藤勉：デジタルカメラを用いたひび割れ測定法の標準化に関する検討、コンクリート工学年次論文集、Vol.25、No.1、pp.1601-1606、2003
- 8) 木本啓介、松田浩：デジタル画像の画素分解能とコンクリートの視認可能なひび割れ幅に関する検証、土木構造・材料論文集、第 35 号、pp.115-122、2019.12
- 9) 藤森竣平、後藤幹尚、近藤冬東、岩波光保、千々和伸浩、津野和宏：カメラの解像度の違いによるひび割れの検出精度について、土木学会全国大会第 79 回年次学術講演会、CS11-37、2024.9
- 10) 海瀬忍、伊藤哲男、前田佳克、八木弘、前田洗樹、進士正人：トンネル覆工表面画像撮影技術による近接目視点検の代替の可能性、土木学会論文集 F1 (トンネル工学)、Vol.76、No.1、pp.62-78、2020
- 11) 齊藤隆典、今井崇嗣、飯泉元気、糸毛治、秋山大地、佐藤大輔、鈴木公平：AI・センシング技術を活用した建築物の外壁調査の合理化に関する研究 (その 1~2)、日本建築学会大会学術講演梗概

-
- 集（近畿）、pp.141-144、2023.7
- 12) 秋山大地、鈴木公平、齊藤隆典、今井崇嗣：AI 技術を活用した RC 造建築物の外壁調査の合理化に関する研究（その 1～2）、日本建築学会大会学術講演梗概集（関東）、pp.117-120、2024.8
- 13) 齊藤隆典、今井崇嗣、川瀬みなみ、鈴木公平：AI 技術を活用した RC 造建築物の外壁調査の合理化に関する研究（その 3～4）、日本建築学会大会学術講演梗概集（九州）、pp.245-248、2025.9
- 14) 川瀬みなみ、鈴木公平、齊藤隆典、今井崇嗣：RC 造建築物の塗り仕上げ外壁を対象とした画像認識 AI による変状検出システムの構築、第 8 回コンクリート構造物の非破壊検査シンポジウム、pp.17-24、2025.8
- 15) 吉野次男、河野幸彦、石井政博、小出博：デジタルカメラによるダム表面状態調査、ダム工学、Vol.18、No.2、pp.118-125、2008
- 16) 木本啓介、松田浩：デジタル画像の画素分解能とコンクリートの視認可能なひび割れ幅に関する検証、土木構造・材料論文集、第 35 号、pp.115-122、2019.12
- 17) 小山哲、丸屋剛、堀口賢一、澤健男：ガボールウェーブレット変換を用いたコンクリートのひび割れ画像解析技術の開発、土木学会論文集 E2 (材料・コンクリート構造)、Vol.68、No.3、pp.178-194、2012.7
- 18) D.G.Lowe : Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints、International Journal of Computer Vision、Vol.60、pp.91-110、2004
- 19) Ethan Rublee et al. : ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF、2011 IEEE International Conference on Computer Vision、pp.2564-2571、2011
- 20) Liang-Chieh Chen、Yukun Zhu、George Papandreou、Florian Schroff and Hartwig Adam : Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation、arXiv:1802.02611v3、2018
- 21) Kaiming He、Xiangyu Zhang、Shaoqing Ren and Jian Sun : Deep Residual Learning for Image Recognition、arXiv:1512.03385v1、2015
- 22) 南貴大、浦田渡、藤生慎、福岡知隆、須田信也、高山純一：超高解像度画像データを用いた橋梁の画像目視点検に関する基礎的分析～近接目視点検と比較して～、土木学会論文集 D3 (土木計画学)、Vol.75、No.5、pp.I_883-I_980、2019