

# 深層学習によるモルタル吹付け法面に存在する 浮き部の自動検出に関する基礎的分析 — 赤外線画像を用いた検討 —

諏訪 太紀<sup>1</sup>・藤生 慎<sup>2</sup>・森崎 裕磨<sup>3</sup>・福岡 知隆<sup>4</sup>  
石塚 久幸<sup>5</sup>・田中 尚人<sup>6</sup>・多田 完人<sup>6</sup>

<sup>1</sup>学生会員 金沢大学 理工学域地球社会基盤学類 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail: s.taiki@stu.kanazawa-u.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 金沢大学准教授 融合研究域融合科学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail: fujiu@se.kanazawa-u.ac.jp (Corresponding Author)

<sup>3</sup>学生会員 金沢大学大学院 自然科学研究科環境デザイン学専攻 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail: yki20@stu.kanazawa-u.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 金沢大学博士研究員 理工研究域社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)  
E-mail: tfukuoka@se.kanazawa-u.ac.jp

<sup>5</sup>正会員 株式会社東洋設計 (〒920-0016 石川県金沢市諸江町 212 番地 1)  
E-mail: hisayuki.ishizuka@toyosk.co.jp

<sup>6</sup>非会員 協同組合全国企業振興センター (〒920-8203 石川県 金沢市鞍月 4 丁目 24 番地)  
E-mail: n-tanaka@jointmaker.com

モルタル吹き付けのり面は高度経済成長期に多く施工され、老朽化が一斉に進んでいる。モルタル吹き付けのり面の変状のうち、浮きについては、目視により確認することは困難であり、打音検査により確認される。しかし、点検技術者の不足、国や地方自治体の財政難などの状況下において、今後打音検査のみによる浮きの診断を継続的に行うことには限界がある。本研究では浮き部と健全部で熱容量に差がある特徴を活用して、UAV に搭載した赤外線カメラより取得した赤外線画像を用いて深層学習モデルの構築を行なった。また、評価実験の結果、モルタル吹き付けのり面に存在する浮き部の推定を精度良く行う事が出来ることを確認した。

**Key Words:** Mortar Sprayed Cut Slope's Deep Learning, infrared image, UAV, Nondestructive testing

## 1. 本研究の背景及び目的

我が国では、高度経済成長期に多くの土木構造物が建設された。それらは今後急速に老朽化し、建設後 50 年以上が経過する割合は加速度的に高くなると予測される。土木構造物の中でも道路のり面は、主に自然を相手にしており、地盤性状の不均一性や空間的な地盤特性の違いにより、画一的な維持管理が難しいという特徴がある。また、道路のり面のうちモルタル吹付けのり面は、施工性が良く凹凸のある法面でも施工可能なことから、高度経済成長期とともに昭和 40 年代に非常に多く施工された工法で、昭和 40 年代後半には年間 800 万 m<sup>2</sup>もの施

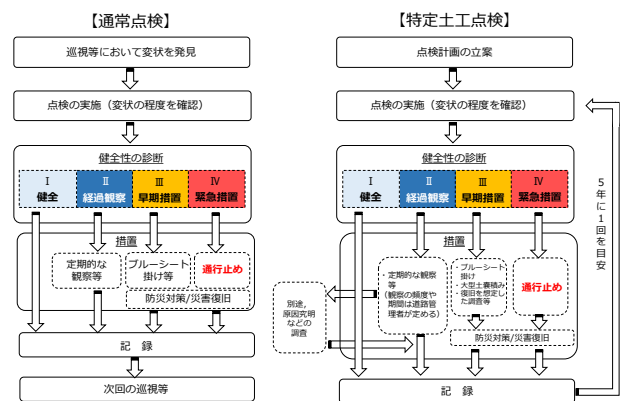
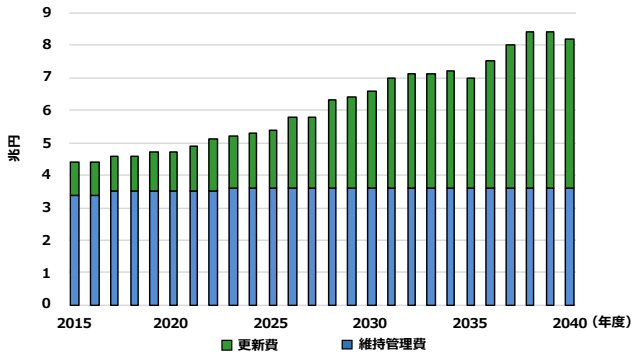
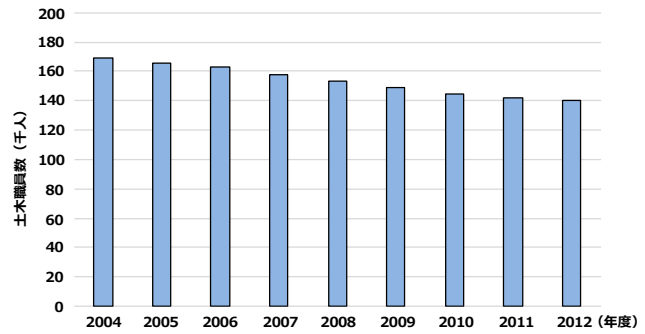


図-1 点検フロー図<sup>1)</sup>

図-2 維持管理費・更新費推移<sup>4)</sup>図-3 土木職員数の推移<sup>5)</sup>

工量があったといわれている<sup>1)</sup>。これらのモルタル吹付のり面は施工後 40 年以上経過し老朽化が深刻となっており、適切な維持管理が求められている。

現在、道路のり面や斜面の維持管理は道路防災点検や道路管理者が定めた点検要領等に従って行われており、図-1 に示すように、道路管理者が 2 日に 1 回程度行う巡視により変状が確認された場合に実施される通常点検と 5 年に 1 回を目安として実施される特定土工点検がある<sup>2)</sup>。これらの点検より対象とする構造物を健全度 I から健全度 IV の判定区分に分類し、その判定区分に応じた措置を講じる。吹付モルタルにおいて着眼する変状としては亀裂や剥離、はらみだし、浮き、土砂のこぼれ出しがあり、浮きを除いた変状については、目視により確認が可能である。しかし、浮きについては目視により確認することは困難であり、打音検査により確認が可能となる。しかし、打音検査による浮きの診断においては以下に示す問題が挙げられる<sup>3)</sup>。

- ・ 技術者の熟練度により判定にばらつきが生じる
- ・ 高所における不自然な姿勢での作業
- ・ モルタル吹付のり面上部へのアクセスのため、高所特殊作業を伴いコストが高い

しかし、我が国では、図-2 および図-3 に示すように、土木構造物の維持費・更新費増加<sup>4)</sup>、土木関係職員数減少<sup>5)</sup>の状況から、財源、技術、点検技術者が不足している。今後、限られた予算や人員の中で、打音検査のみによる浮きの診断を継続的に行うことには限界がある。そのため、高所作業を伴わない、より効率的で点検者による診断結果のばらつきが少ない診断手法が求められる。

そこで、本研究では、前述した課題を総合的に解決する手法として、浮き部と健全部で熱容量に差がある事を活用して、赤外線画像を用いて深層学習モデルの構築を行う。

## 2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

これまでに、土木構造物の維持管理において深層学習

を活用し、点検の効率化を図る研究は数多く行われている。また、浮きの推定についても打音検査に替わる手法の提案がなされている。

そこで、本章では本研究の目的に沿って、以下の二点に着目し、既往研究の整理を行い、2 節ではそれを踏まえ、本研究の位置づけを行う。

- I. モルタル吹付のり面の劣化の把握及び点検手法に関する研究
- II. 浮きの把握に対し、打音検査以外の手法を試みている研究

### (1) 既往研究の整理

吉田ら<sup>3)</sup>は、現地のり面における吹付コンクリートの劣化度調査から、のり面保護用吹付けコンクリートの劣化形態は、表層の剥離、施工目地からの劣化、吹き重ね部の劣化、吹付背面の空洞化など様々あり、のり面の立地環境によりその状況も異なることが明らかとなった。

松山ら<sup>6)</sup>は、吹付コンクリートの劣化状況を材料工学的な手法により調査し、そのメカニズムを検討することで、吹き付けコンクリート構造物の安定性および健全度の評価を試みた。

渡辺ら<sup>7)</sup>は、吹付のり面の地山性状と表面温度パターンより、2 時刻における赤外線温度差画像を用いて、空洞化であると予測された箇所のコア調査を行った。硬岩のり面、軟岩のり面、膨潤性岩のり面を対象に行った結果、硬岩のり面、軟岩のり面に対して、良好な結果は得られなかったものの、膨潤性岩のり面においては空洞であると予測した箇所における 6 箇所すべて 1~5cm 空洞化している結果が得られ、赤外線差分画像による空洞化把握の有用性が示された。

浅利ら<sup>8)</sup>は、FEM 数値実験と現場実験の両面から、夜間においても健全部と異常部分には温度差が生じていて、空洞部は健全部に比べて 1~2 度の温度低下があることを明らかにした。

江本ら<sup>9)</sup>は、浮き部と健全部の打音データから、ロジスティック回帰、SVM、ランダムフォレストなどの機械学習による識別の手法の有用性や、異常検知で用いら

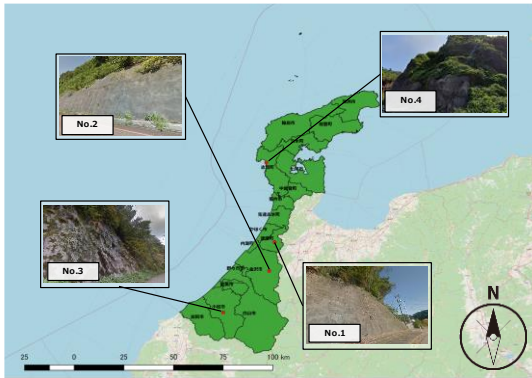


図-4 調査対象のり面位置図



図-5 撮影に使用した UAV 及び赤外線カメラ

表-1 撮影条件及び取得データ例

		No.1	No.2	No.3	No.4
撮影日時		2021/5/24	2021/5/28	2021/6/8	2021/6/8
気象		曇後時々雨	晴後一時曇	曇後一時晴	曇後一時晴
気温 (°C)		20.0	26.4	26.9	27.1
撮影画像例	可視光画像				
	赤外線画像				

れる自己符号化器の適用方法について検討している。

## (2) 本研究の位置付け

1 節で述べたように、赤外線画像や打音データを使用することにより、浮きの把握を行っている研究は多くなされているが、既往の研究にはない、本研究の新規性を以下に示す。

1. UAV により、データの取得を実施しており点検時間の短縮および適用範囲が大幅に増加する点。
2. 赤外線画像による解析結果から目視により浮きを推定するのでなく深層学習を用いて推定する点。
3. 画像分類手法を適用し、浮きの推定を試みる点。

## 3. データ取得方法

本章では、深層学習モデル構築及び評価にあたって使用したデータの取得方法について述べる。

また、本研究では石川県内に点在する吹付のり面の内 4 箇所を対象として調査を行った。

### (1) データ取得に使用したのり面の概要

本研究で調査対象としたのり面位置及び外観を図-4に、撮影条件及び取得データ例を表-1に示す。

### (2) データ取得に使用した機材の概要

本研究で使用した UAV は DJI の MATRICE200V2<sup>10)</sup>、赤外線カメラは DJI と FLIR 共同開発の ZenmuseXT<sup>11)</sup>を使用した。赤外線カメラの主な仕様として、センサーは非冷

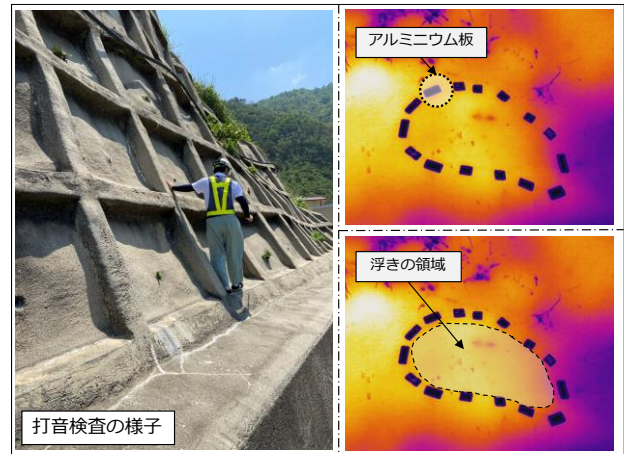


図-6 打音検査及び浮き領域の把握の様子

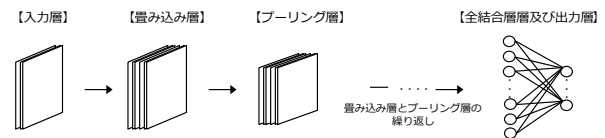


図-7 CNN の一般的な構成

却 VOx マイクロボロメータ、FPA は 640pixel×512pixel、画素ピッチは 17μm、フルフレーム率は 30Hz、温度分解能は<50mK at f/1.0 である。

### (3) 教師データ取得方法

本研究では、対象物の温度分布を画像として扱うことが可能である赤外線画像を使用する。本研究では、画像認識の手法である CNN によりモデルの構築を行う。CNN では視覚的な情報を特徴として分類を行うが、朝の時間帯及び夕方時間帯に撮影した赤外線画像において画像内の温度差が小さく浮き部と健全部間で視覚的な差が見られなかった。そのため、本研究では赤外線画像内において温度差が大きい昼の時間帯に撮影した赤外線画像 46 枚を教師データとして使用した。また、モデルの学習に当たって赤外線画像内の浮き部の位置を把握しておく必要がある。そこで本研究では、コンクリート診断士による打音検査により、浮き領域の把握を行い、浮

き部境界線にアルミニウム板を張り付けることで赤外線画像内において浮きの把握を行った。データ取得時の様子及び赤外線画像における浮き領域の把握例を図-4に示す。また、本研究では、撮影現場の撮影コンディションにより、撮影距離を 4~10m, 空間分解能を 3.58~8.95mm/pixel の範囲に設定している。

#### 4. 浮き部自動検出モデルの作成

本研究では、深層学習の手法の一つで、画像認識に利用されている畳み込みニューラルネットワーク (CNN : Convolutional Neural Network) により、モデルを構築する。本章では、CNN の概要、作成したモデルの概要を述べる。

##### (1) CNN 概要

CNN は、中間層に畳み込み層とプーリング層の2種類の層を持つことに特徴がある。特徴量を事前に決定するのではなく、学習を通して、分類において特徴を自動抽出することが可能である。CNN の一般的な構成を図-7に示す。

CNN による画像認識では始めに入力層に画像を入力し、続いて畳み込み層及びプーリング層で計算が行われ、出力層において分類結果が出力される。

畳み込み層では与えられた入力に対して複数のフィルターで畳み込み演算を行い、特徴マップを生成する。層が深くなるにつれ、線や点などの低次元な特徴から、複雑な高次元の特徴を学習する。

プーリング層は一般的に畳み込み層の直後に配置され、入力データを扱いやすい形に変形するために、情報を圧縮しダウンサンプリングする。具体的には入力データを小領域に分割し、各領域から代表値をとる演算が行われる。これにより、微小な位置変化に対して頑健となる、過学習が抑制されるといった効果が期待できる。

全結合層では、以前の層までで処理が行われた入力データを一次元に展開し、全結合層における入力および出力の全ユニットを重み付きで結合する。

出力層では、本研究で用いる二値分類の場合、ユニット数は1つとなる。結果はシグモイド関数により片方のクラスの尤度として出力される。これにより、尤度の大きいクラスが予測クラスとして出力される。

##### (2) CNN の学習

CNN モデルを構築する際には、畳み込み層やプーリング層等の中間層の数やそれらのパラメータを設定する必要がある。そこで、本研究では画像認識の分野で高い性能を発揮しており、一般公開されている CNN モデル

である VGG16<sup>11)</sup>を基本構造とし、入力層の形状や分類器の役割を担う全結合層、出力層を変更したものを使用した。この他にも、同様に ResNet50<sup>12)</sup>を基本構造としたモデルを用いて検討したが、VGG16の方が分類性能が高かったため、これを採用した。CNN の学習については、ImageNet で学習済みの重みは使用せず、ネットワークにおけるすべての重みを再学習させた。また、学習の指標となる損失関数には二値交差エントロピーを用い、これを最小化するための最適化アルゴリズムには確率的勾配降下法を用いた。また、最適化の際のパラメータとして、学習率を 0.01, momentum を 0.9, バッチサイズを 16 に設定し、100epoch 繰り返し学習を行った。また、本研究では、膨大な量の学習データを用意することが出来なかったため、学習時、学習データにオープンソースライブラリである Keras の ImageDataGenerator を用いてデータ拡張を実施した。本研究では、データ拡張として拡大縮小及び上下左右方向の平行移動を学習が繰り返される毎にランダムに適用した。

##### (3) 浮き部検出モデルの作成

本研究では、浮き部の自動検出モデルとして、入力される赤外線画像に対して 128pixel×128pixel で分割された領域単位で判定を行うモデルを構築した。学習データとしては、取得した赤外線画像を 128pixel×128pixel に分割し、それらに「浮きあり」、「浮きなし」の2クラスの正解ラベルを与えたものを使用した。この時、正解ラベルはアルミ反射板で囲まれた領域内を「浮きあり」、それ以外を「浮きなし」としている。また、本研究で作成した検出モデルは浮きの有無を出力する二値分類であるため、各クラスの画像枚数に偏りがあると、すべての画像を画像枚数が多いクラスに分類すれば、見かけ上の精度が高くなるため、2つのクラス間における決定的な特徴量を学習するのではなく、見かけ上の精度が向上するような方向に学習を行う可能性が懸念される。そこで、本研究では2つのクラスのうち画像枚数の少ないクラスの画像を時計回りに 90°, 180°, 270°回転させることで、2つのクラスの画像枚数の偏りを軽減した。これらの手順により、本研究では、学習用データを 138 枚によりモデルの学習を行った。

##### (3) 浮き部検出モデルの評価

本研究では、学習に用いていない赤外線画像 2 枚を用いて、モデルの汎化性能の評価を行う。

モデルの分類性能を評価するために、混合行列を作成し、正しく分類できた件数、誤って分類した件数を集計する。本研究における真陽性 (TP : True-Positive) は「浮き部を分類モデルが浮き部であると正しく判定できた件数」、真陰性 (TN : True-Negative) は「浮き部でない箇

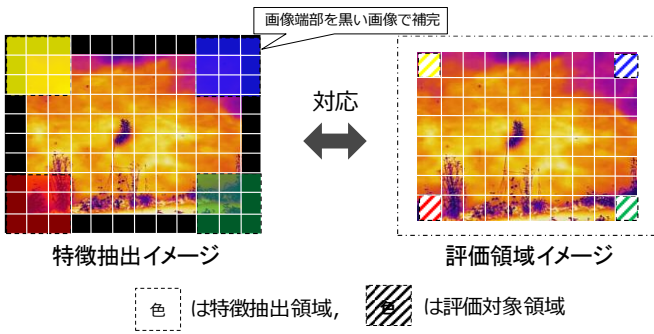


図-8 モデルの手法イメージ

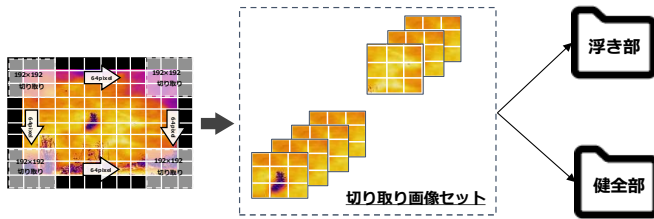


図-9 モデルの作成方法

所を分類モデルが浮き部でない箇所であると正しく判定できた件数」，偽陽性 (FP : False-Positive) は「浮き部でない箇所を分類モデルが浮き部であると判定した件数」，偽陰性 (FN : False-Negative) は「浮き部である個所を分類モデルが浮き部でない箇所と判定した件数」とした。各モデルにおける分類性能の評価指標として再現率 (Recall) 及び適合率 (Precision) を用いる。再現率 (Recall) 及び適合率 (Precision) の算出方法を式(1), (2) に示す。

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

$$Precision = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2)$$

再現率 (Recall) は実際に浮き部である個所を分類モデルが正しく浮き部であると判定した割合を示すもので、分類においての見逃しの少なさの指標である。適合率 (Precision) は分類モデルが浮き部であると判定した件数のうち実際に浮き部であった割合を示すものであり、過検出の指標である。また、正解率 (Accuracy) については赤外線画像内において浮き部の箇所が少なく、データに偏りがあり評価に適していないと判断したため本研究では用いていない。作成したモデルにおける検出結果及び再現率、適合率を表-2に示す。表-2においてモデルが浮き部であると推定した箇所については青いバツ印が表示されている。また、白いハッチングがされている領域は打音検査により浮きが確認された箇所である。検出結果より、作成したモデルは赤外線画像内において温度

表-2 モデルにおける検出結果及び評価値

画像	画像1	画像2
検出結果		
評価	適合率 : 0.67 再現率 : 1.00	適合率 : 0.00 再現率 : 0.00

表-3 浮き部周辺の特徴を考慮した検出モデルにおける検出結果及び評価値

画像	画像1	画像2
検出結果		
評価	適合率 : 0.80 再現率 : 1.00	適合率 : 1.00 再現率 : 0.17

の高い領域を浮き部であると判定していると考えられる。しかし、何らかの要因で浮き部でないのにも関わらず温度の高い領域が含まれる場合に、温度の高低のみで浮き部を判定することは困難である。そこで、本研究では、温度の高低でなく、浮き部における周辺の温度分布を考慮したモデルを作成した。モデルの詳細については次章で述べる。

## 5. 浮き部周辺の特徴を考慮した検出モデル

### (1) 浮き部周辺の特徴を考慮した検出モデルの概要

浮き部周辺の特徴を考慮した検出モデルの手法のイメージ及び作成方法をそれぞれ図-8、図-9に示す。

前章で述べたモデルが評価領域に対して、特徴抽出領域のサイズが等しいのに対して、本モデルは特徴抽出領域として評価領域より広い範囲を学習させた。図-8に示すように、本モデルでは、評価対象領域 (64pixel × 64pixel) に接する 8 領域 (192pixel × 192pixel) を特徴抽出領域とした。また、画像端部の評価を行うために画像端部よりそれぞれ 64pixel 分を黒い画像で補充している。この画像を図-9に示すように、左上より 192pixel × 192pixel で切り出し、次に 64pixel だけ右にずらし、192pixel × 192pixel で切り出す。これを画像右端まで行い、その後下方向に対しても同様に切り取りを行う。この手順によって、1枚の赤外線画像より 80 枚の学習データが得られる。これにより、学習用データとして 1494 枚の赤外線画像が得られた。なお、データ作成時には背景等の関係

のない箇所は取り除いている。また、これらの学習データの正解ラベル付けは、切り取った画像中心部 64pixel×64pixel の領域がアルミ反射板で囲まれた領域である場合「浮きあり」、それ以外を「浮きなし」として行った。加えて、本モデルにおける出力のサイズを 64pixel×64pixel としたのは、領域のサイズが大きい場合、特徴を抽出する際に赤外線画像内の大部分を対象としてしまい、各特徴抽出領域において大きいオーバーラップが生じてしまい、浮きの有無を決定づける特徴量が上手く抽出できない可能性が懸念されるためである。

## (2) 浮き部周辺の特徴を考慮した検出モデルの評価

本稿 4 章 3 節と同様に、検出モデルの評価を行う。検出結果及び適合率、再現率を表-3 に示す。検出結果より、浮き部周辺の特徴を考慮した検出モデルは浮き部を適切に検出できていると言える。表-2 より、浮き部周辺の特徴を考慮していないモデルでは、温度の高い箇所を浮き部であると推定しているのに対し、浮き部周辺の特徴を考慮したモデルでは単に温度が高い箇所を浮き部であると推定していない。このことから、浮き部周辺の特徴を考慮することで、浮き部を適切に検出できることが示唆された。

## 6. まとめと今後の課題

### (1) 本研究のまとめ

本研究では、吹付のり面に存在する浮き部の自動検出システムの構築に向けて、浮き部と健全部で熱容量に差がある特徴を活用して、撮影対象面の温度分布を画像として扱うことが可能である赤外線画像を用いて検討した。赤外線画像内における浮き部の把握はコンクリート診断士による打音検査によって推定された領域の境界線にアルミニウム板を設置することでを行い、この画像を切り取ることで、浮き部及び健全部の教師データを作成した。分類モデルにおいては、評価対象領域のみの特徴より分類を行うモデルと評価対象領域とその周辺の特徴より分類を行う二つのモデルを作成した。結果として、前者のモデルでは温度の高低で分類を行うために、何らかの原因で浮き部でないにもかかわらず、温度が高い領域が存在する場合に適切に浮き部の検出を行うことが出来ないと見える。それに対し、後者のモデルでは、浮き部周辺の特徴を考慮することで、浮き部を適切に検出できることが示唆された。

### (2) 今後の課題

本研究では、石川県内に点在する 4 か所ののり面における春のデータを用いてモデルの構築を行った。モルタ

ル吹付のり面は吹付厚や背面性状、植生など、のり面によってその性状は均一ではない。本研究では、特定ののり面においては精度よく浮き部の検出を行うことが出来た。また、本研究では打音検査が可能であるのり面下部をデータとして使用したが、打音検査が困難なのり面上部についての検出についても、打音検査を行い、検出可能性を確認する必要があるといえる。加えて、評価対象とするメッシュサイズについて、1 ケースしか検証をしていないため、メッシュサイズにより、分類性能の変化を確認する。さらに、実務への適用については、季節による検出可能性やのり面の性状によるモデルの適用限界など、事例を増やすことで検証する必要がある。

## 参考文献

- 1) 補強土工法研究会 老朽化吹付のり面補修工：  
<http://www.japan-hokyoudo.jp/roukyuuka-morutaru.html>  
(2021 年 6 月 25 日閲覧)
- 2) 国土交通省道路局：道路土工構造物点検要領，  
<https://www.mlit.go.jp/road/si-saku/yobohozen/yobohozen.html> (2021 年 6 月 24 日閲覧)
- 3) 吉田行，田口史雄，山崎勲：のり面防護用吹付コンクリートの劣化度調査と性能評価，北海道開発土木研究所，月報 617 号，2004
- 4) 国土交通省：社会資本の適確な維持管理・更新，<http://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/h23/hakusho/h24/html/n1216000.html>
- 5) 国土交通省：社会インフラの維持管理の動向，<http://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/h25/hakusho/h26/html/n1133000.htm>
- 6) 松山裕幸，天野淨行，山本高司：吹付コンクリートの安定性と劣化状況，土木学会論文集 F, Vol.62, No.3, pp.445-458, 2006.7
- 7) 渡辺敬三，村田暁永：吹付のり面診断における調査及び評価法の検討，第 38 回地盤工学研究発表会（秋田），2003 年 7 月
- 8) 浅利公博，横谷直道，石橋清美，吉岡良平：簡便化した熱赤外線映像法による吹付けのり面老朽化調査-その 2，日本応用地質学会，研究発表会講演論文集，pp243-246, 2005
- 9) 江本久雄，馬場那仰，浅野寛元，長瀬大和：AI 手法による打音検査の浮き判定の検討，AI・データサイエンス論文集，pp514-521, 2020
- 10) dji HP：<https://www.dji.com/jp/matrice-200-series-v2>（最終閲覧日：2021 年 6 月 25 日）
- 11) F L I R HP(Zemuse XT2)：<https://www.dji.com/jp/zenmuse-xt2>（最終閲覧日：2021 年 6 月 25 日）
- 12) K. Simonyan and A. Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In Proc.3rd ICLR, 2015
- 13) Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun：Deep Residual Learning for Image Recognition, arXiv preprint arXiv:1512.03385, 2015

**BASIC ANALYSIS OF AUTOMATIC DETECTION OF FLOATS  
ON MORTAR SPRAYED SLOPES USING DEEP LEARNING  
:CONSIDERRATION OF THE INFRARED IMAGES**

**Taiki SUWA, Makoto FUJIU Yuma MORISAKI, Tomotaka FUKUOKA,  
Hisayuki ISHIDUKA, Naohito TANAKA, and Naruhito TADA**

Many mortar-sprayed slopes were constructed during the period of High economic growth, and they are aging at the same time. It is difficult to visually check for floats among the abnormalities of mortar-sprayed slopes, so percussion inspections are used to check for them. However, due to the shortage of inspection engineers and the financial difficulties of the national and local governments, there is a limit to the amount of time that can be spent on continuous diagnosis of floats using only percussion inspections. In this study, we developed a deep learning model using infrared images acquired from an infrared camera mounted on a UAV, taking advantage of the difference in heat capacity between a floating part and a sound part. As a result of experiments using images that were not used for learning, it was confirmed that the model could accurately estimate the floating areas on the mortar-sprayed slope.