

## 橋梁上部工の ASR 判別を目的とした深層学習モデルの構築

	福井大学	学生会員	○松下	将大
	福井大学	正会員	鈴木	啓悟
	中日本ハイウェイ・エンジニアリング名古屋株式会社	正会員	五味	達矢
	中日本ハイウェイ・エンジニアリング名古屋株式会社	正会員	可計	皓規
	中日本ハイウェイ・エンジニアリング名古屋株式会社	正会員	鳥居	和之

### 1. 研究の背景と目的

近年、わが国では、ASR を起因とする劣化の生じた PC・RC 構造物が確認されている。ASR の進行により過大な膨張が構造物に発生した場合には、構造物中の鉄筋破断が生じる。コンクリートには様々な変状の種類があるが、橋梁上部工の ASR は外観上の特徴が少なく、特定が難しい。ASR の判断は外観調査及び詳細調査に基づいて成されており、客観的かつ効率的な判断手法の構築が求められる。本研究は、深層学習を用い、PC および RC 構造の ASR を画像から自動判断するための学習モデルを構築する。

### 2. 分類アルゴリズム

画像認識アルゴリズムには、CNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いる。そのモデルには、画像認識コンペで優れた結果をあげた著名な 3 モデル(ResNet, GoogLeNet, VGG16)と、守口らのモデルを参考にした論文参考モデル、VGG16 を ImageNet で事前学習した転移学習モデルの計 5 モデルを用意した。また、ASR 劣化の判別において、外観の情報のみから判断することは困難であり、実際の点検においても、外観に加え、使用骨材や架設年代の情報、さらに必要に応じて詳細試験を実施し、総合的に判断している。これらを踏まえ、実装モデルでは、画像情報に加え、立地・骨材などの追加情報をベクトル特徴量に結合する。実装モデルの概略図を図 1 に示す。

### 3. 画像データの準備

#### 3.1 前処理方法

画像データの前処理については、グレースケール化と輝度分布調整の 2 手法の適用を試みる。グレースケール化は、色調の違いによる誤判定を避けるために行う。グレースケール化手法については、人間における色彩の見え方を考慮した NTSC 加重平均法(1)と、コンクリート表面の色チョークによるマーク部を、相対的に明るくすることでひび割れと誤認することを避ける効果がある、RGB 成分の最大値を輝度値とする

最大値手法(RGBmax)(2)の二つを用意した。これら 2 つの演算式を以下に示す。

$$V = 0.298912 * r + 0.586611 * g + 0.114478 * b \quad (1)$$

$$V = \max(r, g, b) \quad (2)$$

輝度分布の調整には、適応的ヒストグラム平坦化手法(CLAHE)を用意した。この処理は、明るさを均一にし、ヒストグラムを平坦化することで、輝度値の偏りを防ぎ、画像のコントラストを調整する効果があり、時間帯によって明るさが変化する影響を低減できる。これら前処理の適用例を図 2 に示す。

#### 3.2 画像の切り出し・拡張

画像データの切り出しについて説明する。まず元画像から損傷部分(ひび割れ部分)のみを手動でトリミングした。次に、224×224px の枠で、ASR 元画像から 5 枚、ASR 以外の元画像から 20 枚でランダムに切り取る、ランダムクロッピング(図 3)を行った。さらに、学習データのみ、生成された複数枚画像のそれぞれに、回転処理(90°, 180°, 270°)及びフリップ処理(左右反転)を施すことで画像データを 8 倍に拡張した。

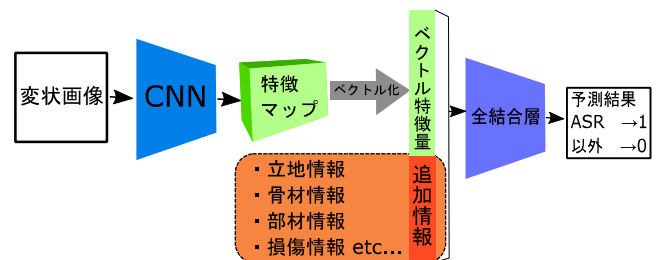


図 1 実装モデルの概略

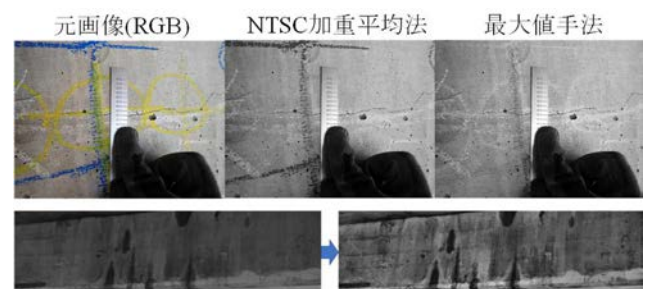


図 2 前処理の適用例

キーワード ASR 深層学習 画像処理 CNN

連絡先 福井大学 〒910-8507 福井県福井市文京 3-9-1 TEL:0776-27-8596

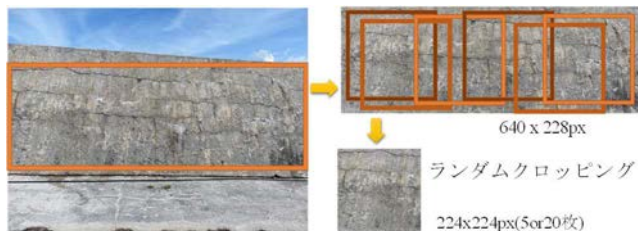


図3 クロップ例

表1 写真枚数と細断画像枚数

劣化要因	写真枚数 (学習:検証:テスト)	細断画像枚数			
		学習	検証	テスト	合計
ASR	95 (59:25:11)	2360	125	55	2540
ASR以外	17 (11:3:3)	1760	60	60	1880
合計	53(33:10:10)	4120	185	115	4420

表2 各モデルのハイパーパラメータ設定

	論文参考モデル GoogLeNet VGG16	ResNet	転移学習モデル
Shape	224×224×1		224×224×3
Epoch	50		
Batch	30		
Opt	Adam	SGD +momentum	Adam
Learning Rate	0.0001	lr=0.0001 +学習率減衰	0.0001

#### 4. モデル構築と精度検証

モデルには、自動車専用道路の橋桁の ASR 写真と、富山県、福井県の一般道路橋の橋桁を撮影し収集した画像、オンラインで収集した橋梁桁部分の変状画像をサンプルデータとして使用した。その元画像枚数と生成画像データ数を表1に示す。また各モデルのハイパーパラメータの設定を表2に示す。このモデルの追加情報については、河川名と、橋梁名、見かけの撮影距離の3つのデータを数値化し入力した。

前処理比較では、最も構造がシンプルである論文参考モデルを採用して精度を比較した。その結果を図4に示す。図4をみると、RGBmax と CLAHE の組み合わせが最も良好な結果を示した。

この結果を踏まえ、モデル比較では、前処理に RGBmax と CLAHE を適用し、さらに、追加情報を付加しない場合を含めて、各モデルの精度を検証した(転移学習モデルのみ 1 次元データの入力に対応していないため RGB で入力)。その結果を図5に示す。VGG16 の判定精度が 95.7% と、最も優れた結果となった。この結果から、VGG16 が橋桁の ASR の特徴抽出に最も適していることが分かった。また、追加情報は、精度向上にかなり貢献することもわかった。

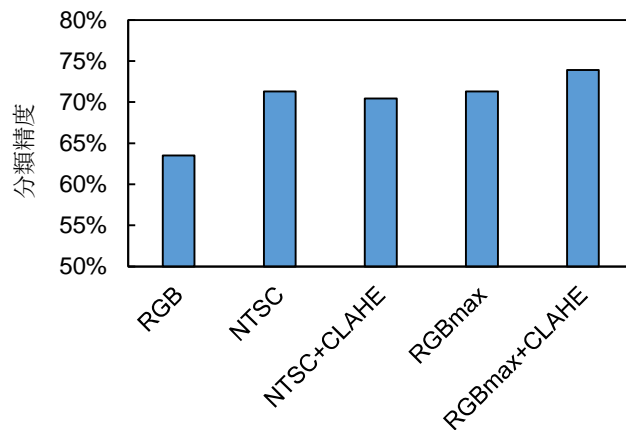


図4 前処理比較

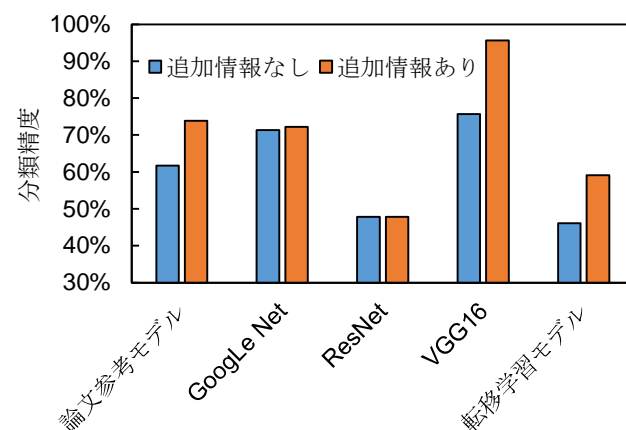


図5 モデル比較(RGBmax+CLAHE を適用)

#### 5. 結論

モデル比較の結果から、橋梁上部工における ASR の画像認識においては、VGG16 が適すると考えられる。しかし、データサンプルとモデルの組み合わせによって精度にかなり大きな差が生まれるため、あらかじめ複数の CNN モデルを用意し、それぞれ判定精度を検証することや、ASR の疑いのある画像に対し、特徴抽出に適した深さのレイヤ層を持つモデルを見つけ出すことが重要である。また、前処理について、最大値手法(RGBmax)と適応的ヒストグラム平坦化(CLAHE)の組み合わせは、カラー画像である三次元データを入力する場合と比較して、ASR 画像の認識精度に大きく貢献する可能性がある。加えて、追加情報をデータ化し、ベクトル特徴量に結合する手法についても、分類精度を向上できる可能性が示唆された。

#### 参考文献

- 1) 町口敦志, 喜多敏春, 多田徳夫, 武井宏将, 近田康夫: ディープラーニングによるコンクリート構造物の劣化要因判定支援システムの開発に関する基礎的研究, 構造工学論文集, Vol.64A, pp.129-136, 2018