

# タブレット橋梁概略点検の支援を目的とした簡易画像判定システムの開発

長岡工業高等専門学校 屋代 愛珠斗  
長岡工業高等専門学校 正会員 井林 康

## 1. はじめに

本研究ではこれまで、タブレット端末を用いた橋梁概略点検システムの有効性を検討してきており、既にいくつかの自治体で実地運用が行われているが、点検実施者が点検に不慣れな場合、部材名を間違えたり、損傷の判別がつかない等のミスが生じており、基礎的な知識が十分でない場合、点検結果の正確性が低下すると考えられる。

本研究では、橋梁の部材名や損傷を写真画像から自動で判別するシステムの開発や検討を行い、点検の経験が少ない人や、専門知識を持たない人の点検業務を補助することを目的とした。

## 2. 使用した機械学習について

### 2.1. Create ML と画像分類について

本研究では、mac OS 上で機械学習モデルをトレーニングすることができる Create ML というアプリを使用して、画像分類と呼ばれる機械学習を用いることで、橋梁点検時に撮影した写真を自動的に判別するシステムの開発を行った。

画像分類は画像内の代表されるクラスを予測する手法であり、物体検出と呼ばれる画像内のクラスと物体の位置を検出する手法と比べ、複数のクラスに対応していない等の弱点はあるが、データセットの作成が単純かつ学習時間が早いいため、点検支援システムの開発に適しているといえる。図-1 に画像分類と物体検出の違いのイメージを示す。

また Create ML で生成される機械学習フレームワークである Core ML の画像分類モデルは、本研究のタブレット点検システムを構築する FileMaker シリーズに対応しており、現在のシステムに内蔵することも容易である。

### 2.2. 学習方法

はじめに橋梁のデータを収集し、Training Data と Testing Data の入った2つのフォルダでデータセット

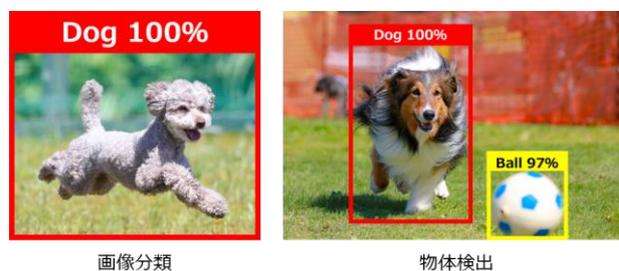


図-1 画像分類と物体検出の違い

を作成し Create ML で学習、精度の検討を行った。

また本研究で機械学習に用いるデータセットは、基本的に画像分類モデル作成の指標に依り、Testing Data を各クラス全体の約 20%になるようにしており、パラメータである Iterations は 25, 50, 100, 1000 回とした。学習結果については、訓練結果が 99%以上の Iterations について、Testing Data の判定率を平均したものを各データセットの判別精度と呼び、モデルの有用性の指標とする。

## 3. 各学習の条件と結果

### 3.1. 全景写真の判別

全景写真の判別では、橋梁の側面から桁が見える程度の全景写真から、橋梁の材種、高欄・防護柵の有無、橋梁形式を判別するモデルを作成した。画像データは、新潟県内のある道路管理者の過去の点検調書と、本研究のタブレット点検システムを用いた点検結果より収集し、合計 1167 枚を使用した。

#### 3.1.1. 全景写真から材種の判別

コンクリート橋、鋼橋の 2 クラスの材種を判別するモデルを作成した。学習結果の判別精度は 88.8% となり、コンクリート橋と鋼橋の判別は高い精度で行えることがわかった。

#### 3.1.2. 全景写真から高欄・防護柵の有無の判別

表-1 に示す 4 つのデータセットで学習を行った。No.1 は元の画像データでそのまま Training Data と

Testing Data の割合を 8:2 にしたものである。No.1.5 では全景と言いつらい、雑草が多い、複数の橋が並んでいる等の不適切な画像を削除し、No.2では、橋の周囲に映り込む道路のガードレールや柵が判別に影響を与えていると考え、橋と高欄・防護柵のみをトリミングした。Testing Data はすべて統一している。学習結果はNo.1の判別精度が最も高く、80.5%であった。判別精度に対し、不適切な画像やトリミングの有無の影響は小さく、これらのノイズの有無は学習にあまり影響がなかったと考えられる。

表-1 全景写真判別のデータセットと結果

No.	データセットの説明	画像数(枚)	判別精度(%)
1	Training Data:Testing Data = 8:2	481	80.5
1.5	No.1のTraining Dataについて不適切な画像を削除	466	77.5
2	No.1.5のTraining Dataについてトリミング	466	72.5
3.5	No.1.5とNo.2のTraining Dataを合体	836	76.5

### 3.1.3. 全景写真から橋梁形式の判別

ボックスカルバート、床版橋、桁橋の3クラスの橋梁形式を判別するモデルの作成を行った。学習結果の判別精度は68.3%であり、材種や高欄の有無と比較して低い精度であったといえる。

側面からの画像では、特に構造が似ている床版橋、桁橋の判別は難しいと考え、クラスをボックスカルバートと、床版橋 or 桁橋の2クラスに絞り、改めて学習させた結果、判別精度は81.3%となり、精度の向上がみられた。

### 3.2. 桁下写真から材種および橋梁形式の判別

橋の桁下から撮影した写真から、上部工材料である鋼、コンクリートを判別するモデル、上部工構造形式であるH桁、I桁、T桁、床版、ボックスカルバートを判別するモデルを作成した。画像データは新潟県内のある道路管理者の過去の点検調書から収集し、合計562枚を使用した。

各データセットと判別精度は表-2のようになり、Sets.1では材種の判別、Sets.2および3ではそれぞれコンクリート橋、鋼橋のみでの上部工構造の判別、Sets.4ではすべての上部工構造の判別を学習させた。

材種について、全景からの判別と比較すると、桁下からの判別精度が高いことがわかる。桁下から撮

影した画像が、材種の判別には適しているといえる。

また、上部工構造については、H桁、I桁の判別

表-2 桁下写真判別のデータセットと結果

Sets.	クラス	画像数(枚)	判別精度(%)
1	コンクリート橋、鋼橋	562	89.3
2	T桁、ボックスカルバート、床版橋	364	77.5
3	H桁、I桁	198	63.5
4	T桁、ボックスカルバート、床版橋、H桁、I桁	562	69.3

精度が低いことがわかり、上部工すべて併せた判別でも各クラスの判定率が低くなっていた。H桁、I桁は特に見た目が類似しており、判別が難しかったのだと考えられる。

### 3.3. 損傷写真の判別

損傷の写真から、ひび割れ、剥離・鉄筋露出、遊離石灰・漏水の3クラスの損傷種類を判別するモデルを作成した。画像データは本研究室のタブレット点検システムを用いた点検結果より収集し、合計1864枚を使用した。

結果は53.0%となり、他のモデルと比較してかなり低い結果であった。ひとつの画像内に複数の損傷がみられることや、損傷の種類や程度、大きさにばらつきがあることが、判定結果低下の原因として考えられ、画像分類の特性的に難しいと考えられる。

## 4. まとめ

本研究では画像分類を用い、橋梁の写真から様々な判別を自動で行えるモデルの作成、検討を行った。部材の材種や高欄・防護柵の有無、大まかな橋梁形式の判別は実用性が高いと考えられるが、損傷種類の判別は画像分類では安定した精度が得られず、有用性はあまり高くないことが判明した。

画像分類の特性を生かしつつシステムの構築や活用をすることで、使用する用途が広げられると考えられる。

### 参考文献

- 1) Creating an Image Classifier Model | Apple Developer Documentation

<https://developer.apple.com/documentation/createml/creating-an-image-classifier-model>