

## 機械学習を用いたインフラ設備の劣化損傷推定

八戸工業大学 齊藤雅和

八戸工業大学 橋本憲二

八戸工業大学 小笠原亮介

八戸工業大学 高瀬慎介

八戸工業大学 金子賢治

### 1. はじめに

わが国では、1950年頃から戦後復興とともに国土整備が活発に行われた。道路や橋梁、トンネルなど多くの構造物が建設され、人々の生活を支え、利便性や安全な生活を築き上げてきた。しかし、それらの構造物は建設後、一切メンテナンスすることなしには、永遠に使い続けることはできない。戦後復興から生活の基盤として作り上げられてきた構造物が今後ますます、補修・補強という維持管理が必要となってくる。

本研究では、数ある構造物のなかで橋梁についての維持管理の問題について研究する。現在の日本では橋梁の維持管理をしていく際に、大量の劣化評価データをどのように処理するかが課題として挙げられている。今までは大量のデータを人間の手で処理していたが、それでは多くの人材と時間がかかってしまう<sup>1-3)</sup>。この問題を解決する一つの方法として、パソコンを用いて行う機械学習がある。機械学習はパソコンの処理能力を用いて大量のデータを処理することに長けているため維持管理できる大量のデータを処理することに適しており建築業界でも様々な場所で用いられるようになってきた。そこで本研究では、機械学習を用いて短時間でなおかつ少人数で大量のデータを処理する一環として、橋梁の劣化損傷状態を自動で推定するモデルを作成した。

### 2. 実験概要

#### (1) 使用したソフト

本研究ではGoogle Colaboratoryを使用する。Google Colaboratoryは、完全にクラウドで実行されるJupyterノートブック環境で設定不要で使用することができる。コードの記述と実行、解析の保存や共有、強力なコンピューティングリソースへのアクセスなどブラウザから行える<sup>4-6)</sup>。

#### (2) 劣化損傷状態推定試験

##### a) 試験準備

劣化損傷状態推定試験は橋梁の劣化している画像および学習用コード、識別用コードを必要とする<sup>4)</sup>。使用した画像は青森県県土整備部道路課橋梁・アセット推進グループから頂いた橋梁点検調査から劣化損傷状態が1~3の画像それぞれ163枚の合計489枚である。使用した画像の一部を(写真-1)に示す。

---

Degradation damage state estimation of infrastructure facilities using machine learning

by Masakazu Saito, Kenji Hashimoto, Ryosuke Ogasawara, Shinsuke Takase and Kenji Kaneko

Google Colaboratoryはすでに環境が構築されているためプログラミングする必要がない。必要なのはノートブックの設定でランタイムのタイプをPython2またはPython3のどちらかを選択する。次に、ハードウェアアクセラレータをGPUまたはTPUを選択する。本研究ではランタイムをPython3、ハードウェアアクセラレータをGPUを使用した<sup>4-6)</sup>。

## b) 試験方法

まず、青森県県土整備部道路課橋梁・アセット推進グループから頂いた橋梁点検調査書から劣化損傷状態ごとに画像の仕分けを行う。劣化損傷種類が複数ある画像があり、その場合は劣化損傷状態の数値が大きい方に仕分けをした。劣化損傷状態1~3の画像をそれぞれ1.0、2.0、3.0というフォルダ名にしたフォルダに入れる。3つのフォルダをdata1というフォルダ名のフォルダに入れzip形式に圧縮する。次に、圧縮したフォルダをGoogle colaboratoryにアップロードする。アップロードした画像データを行列に変換しTensorFlowの形式に合うようにフォーマットを変換する。そしてニューラルネットワークを定義し機械学習を行う。本研究では100回学習を行い学習モデルを作成した。この学習モデルを用いて画像の判別を行う。判別結果は、フォルダ名の1.0、2.0、3.0がラベル名となるので判別に用いた画像が劣化損傷状態1の場合は1.0と出力されれば判別できていることになる。同様に劣化損傷状態が2、3の場合も2.0、3.0と出力されれば判別できていることになる。

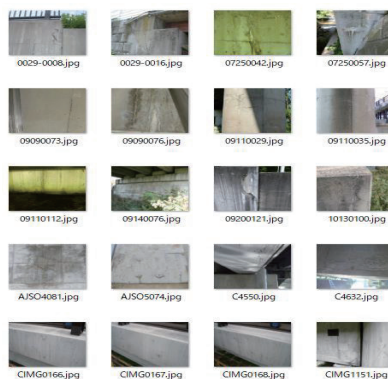


写真-1 劣化損傷状態 1 の画像

## c) 試験結果

本試験では約 40%の学習モデルの精度となった。試験結果のグラフを(図-1)に示す。グラフの青い線が訓練データ、オレンジの線がテストデータである。グラフから本試験の学習モデルは過学習になっている。過学習とは訓練データに偏った学習データとなる。学習モデルの精度はテストデータとなるので約 40%の精度となる。あまり高い精度とは言えないが判別コードで劣化損傷状態 1~3 の画像それぞれ 1 枚ずつ用いて判別を行った。結果は劣化損傷状態 1 の画像

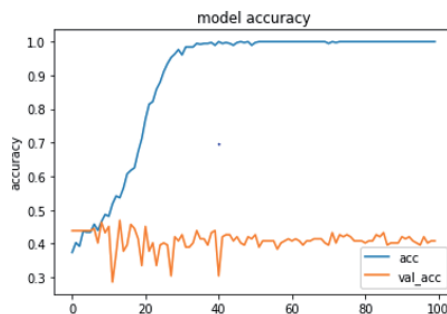


図-1 学習モデル

は 1.0,2 は 2.0,3 は 3.0 と判別することができた。判別に用いた画像と判別結果の一部を(写真-2,図-2)に示す。学習モデルの精度が約 40%なので正しく判別されない場合もあると考え学習に用いた画像すべてを判別した。劣化損傷状態 1~3 それぞれで 30~40 枚ほど誤った判別をした。次に、実際に橋の写真を撮りに行き、撮った写真の判別を行った。八戸の長官橋,新井田橋,湊橋の 3 つの橋の写真を撮り、

長官橋は劣化損傷状態 1 で 2.0 と判別。新井田橋は劣化損傷状態 2 で 2.0 と判別。湊橋は劣化損傷状態 1 で 2.0 と判別された。3 つの橋のうち 2 つ誤った判別をした。判別に用いた画像と判別結果の一部を(写真-3,図-3)に示す。今回作成した学習モデルは精度が低いためこのような結果になった。そのため、学習モデルの精度向上のため画像の枚数を変えて再度学習モデルを作成した。機械学習に用いた画像の名前を変えて同じ画像を 2 倍に増やす方法、判別結果から正しく判別できた画像だけを用いて画像の量より質を優先して作成する方法である。作成した学習モデルを(図-4~5)に示す。画像の枚数を増やしたモデルと、画像の量より質を優先したモデルは最初に作成したモデルと比べて精度が向上している。しかし、あまり大きな変化ではなかった。



写真-2 判別に用いた劣化損傷状態1の画像

```

▶ preds = model_pred.predict(X)
pred_label = ""

label_num = 0
for i in preds[0]:
    if i == 1.0:
        pred_label = labels[label_num]
        label_num += 1
print(pred_label)

```

1.0

図-2 写真-2 の判別結果

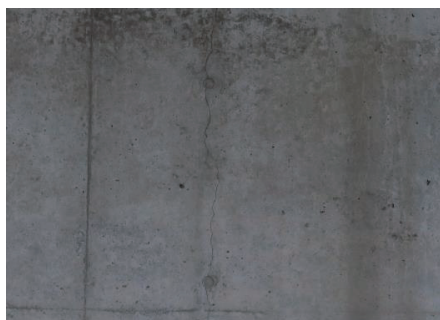


写真-3 長官橋

```

▶ preds = model_pred.predict(X)
pred_label = ""

label_num = 0
for i in preds[0]:
    if i == 1.0:
        pred_label = labels[label_num]
        label_num += 1
print(pred_label)

```

2.0

図-3 長官橋の判別結果

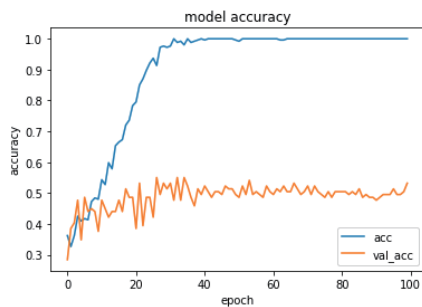


図-4 画像の枚数を増やした学習モデル

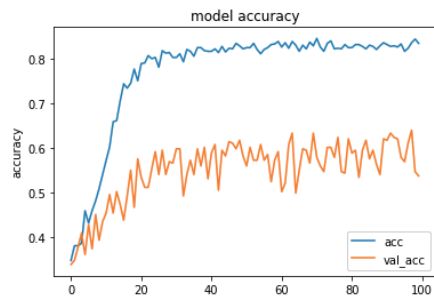


図-5 量より質を優先した学習モデル

### 3. 終わりに

機械学習を用いて橋梁の劣化損傷状態の推定を行うにはまだ改善の余地があると考えられる。学習モデルの精度が低く過学習になっていたためより多くの画像を用いて機械学習を行うことで精度の向上が期待できる。画像の枚数を変えて学習モデルを作成したがあまり精度が向上することはなかった。本研究で用いた画像だけでなく新たな画像を用いて画像の枚数を増やし、質の良い画像で試験を行うことが有効であると考えられる。誤った判別結果になった画像には劣化箇所だけでなく汚れや草などの影が映っている傾向がある。この点に気を付けて写真を撮ることで学習モデルの精度向上、誤った判別を避けることができると考えられる。

謝辞： 本研究を進めるにあたり、青森県県土整備部道路課橋梁・アセット推進グループから橋梁点検調書のデータを頂き心より感謝申し上げます。ここに記して深く感謝の意を示します。

#### 参考文献

- (1) Random Forestによるコンクリート表面ひび割れの検出：金 邦釘・井後 敦史
- (2) 決定木によるアスファルト舗装ひび割れの検出：金 邦釘・蔵本 直弥
- (3) ディープラーニングおよびRandom Forestによるコンクリートひび割れ自動検出：  
金 邦釘・嶋本 ゆり・大窪 和明・三輪 知寛・大賀 水田生
- (4) 「Google Colabratory」を使って簡単にディープラーニングで画像認識ができるチュートリアル
- (5) Google colabratoryを便利に使うためのTIPSまとめ
- (6) 手を動かしながら学べるディープラーニングの優良なチュートリアル