

画像認識による機械設備の点検評価に関する研究

日大生産工(院) ○福士 開斗
日大生産工 豊谷 純
日大生産工 植村 あい子

1. 研究背景と目的

近年のAIブームとニューラルネットワークの理論が進歩したことで、画像認識に関わる領域は大きく変化している。カメラやスマホアプリ、SNS上での画像認識機能が導入され顔認識はもちろんのこと、動物の識別や商品の検索も行われている²⁾。

本研究は、高速道路のトンネル内にある金具の劣化具合をAIの画像認識で自動判定することを最終目的としており、その基礎研究として金属部品であるナットの錆具合を、CNNとGRAD-CAMを活用して自動判定を行う画像認識について検証する。

2. CNNについて

本研究は、多層ニューラルネットワークの学習法の中でも注目度の高い、畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network) (以下「CNN」という。)を活用する。ニューラルネットワークは人間の神経細胞の仕組みを参考に作られたアルゴリズムで「コネクショニズム」と呼ばれる知能を人間の神経細胞ベースで実装した技術である。また、ニューラルネットワークでは神経細胞を単純化した人工ニューロンの繋がりをシナプスという器官の学習能力をアルゴリズムで再現したものに見立て、繋がり部分の情報伝達能力を「重み」という数値で表し、その数値を変化させながら最適な情報伝達ネットワークを構築することで学習能力を獲得している⁴⁾。

CNNでは、畳み込み層とプーリング層があり、畳み込みは画像とフィルタと呼ばれるものを掛け合わせ、合計した結果を出力し並べていく処理のことで、特徴を強調する役割がある。プーリング層では、入力された画像の中で近くにあるピクセルのデータ同士で重要だと考えられる数値のみを抜き出し、全体のデータサイズを小さくしている³⁾。

つまり、特徴の切り分けと合成を行う畳み込みと、情報をシンプルにするプーリングというプロセスによって画像に関する特徴抽出を容易にしておき、対象を認識するために必要なことはリアルな情報ではなく「特徴だけで十分」という考え方である²⁾。

3. 研究方法

画像認識に用いた素材は、機械設備に使用される鉄鋼材料であるユニクロームのナットを使用している。錆のあるナットと錆びの無いナットをそれぞれ14個ずつ使用し、背景が白、茶色、更には正面から写したもの、上から写したものの8通りの組み合わせで、錆ありナット56枚、錆無しナット56枚、計112枚を学習用データとして用意した。また、背景や撮影角度を変えた画像を用意する理由は、ナットの錆を正しい箇所で見極めるためである。

用意した 112 枚の画像を作成したプログラムに入力し機械学習させ、錆判定の結果を観察する。エポック数、ミニバッチ数についてはそれぞれ 20、12 としている。また、ナットの錆をどこで判定しているか分かるようにするため、GRAD-CAM を活用し AI が判断している箇所を可視化できるようにする。

図 1 は背景茶色・正面から撮影した錆びありナット、図 2 は背景茶色・正面から撮影した錆び無しナットである。



図 1 錆びありナット 図 2 錆び無しナット

4. 結果

図3は正解率をグラフにしたものである。accは訓練データ106枚を用いた機械学習の錆判定の正解率を示している。回数が増えるごとに正解率が徐々に上がり、やがて正解率が100%に収束していることが分かる。val_accは検証データ79枚を用いたテスト中の正答率を示している。5エポック以降の正解率が落ちているため、過学習の可能性を感じたがその後、正解率が100%に収束しているため、過学習ではないことがわかる。



図3 錆認識の正解率

図4は錆びあり、錆び無しの2値分類問題で出力されたクラス分類の結果をまとめたマトリックスである。abnormalは錆びありナット、normalは錆び無しナットを表しており、下記の図の左下の1については、錆びたナットと予想し、実際に錆びていたナットの分類の精度が1であることを示している。また、右下の0については、錆びていないナットと予想しており、実際に錆びていたナットの分類の精度が0であることを示している⁵⁾。つまり、錆びありナットと錆び無しナットについて画像認識判定を用いて分類した結果、間違った分類が0であり、全て正しい分類をしたことが分かる。

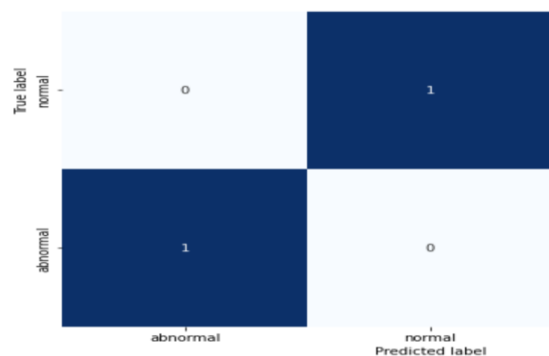


図4 Confusion matrix

図5はナットの錆状態をGRAD-CAMで可視化したものである。AIが錆であると判断した箇所は赤く表示されるため、どの箇所を見て判断したかが一目で分かるようになっている¹⁾。左図は錆びありナットであり、ナット全体が赤く表示されていることから錆びありナットであることが分かる。一方、右図は錆び無しナットであり、ナット全体が青く表示されていることから、錆び無しナットであることが分かる。

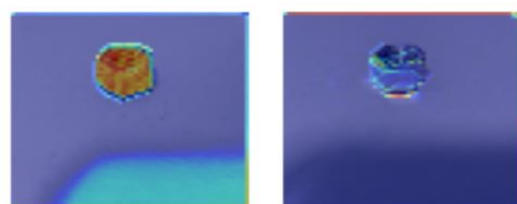


図5 判断根拠のヒートマップ

5. まとめ

CNNを活用した画像認識技術とGRAD-CAMによるAI判断箇所の可視化でナットの錆状態を判断する検証を行った。本研究では、錆びありと錆び無しという2択のAI画像認識であること、ナットと背景との差別化が容易であったことから、画像認識結果が正答率100%になることは解釈可能である。

しかし、最終目的である高速道路のトンネル内の金具の画像認識では、金具周りの錆の影響や暗さが画像認識に影響を及ぼし上手く判定出来ないと思われる。そのため、今後は物体検出のさらなる向上について進めていく予定である。

参考文献

- 1) 豊谷純：AI(人口知能)と経営問題
https://www.toyotani.org/logistics_IT.html (2022年) 最終アクセス日 2022/10/12
- 2) 三津村直貴、AIのしくみ、P28-29、P104-105、P108-109、2022年
- 3) 大関真之、Pythonで機械学習入門、P226-227、2020年
- 4) <https://www.sbb.it.jp/article/cont1/33345> (2017年) 最終アクセス日 2022/10/12
- 5) <https://qiita.com/TsutomuNakamura/items/ala6a02cb9bb0dcbb37f> (2019) 最終アクセス日 2022/10/12