

橋梁点検の支援を目的とした各種画像分類ソフトウェアの有用性の検討

長岡工業高等専門学校

○石丸 琉

長岡工業高等専門学校専攻科

学生会員

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

現在、建設業界は技術者などの人材不足が続いており、それを補うための手段として、近年、機械学習を用いた物体検出や画像分類が大きく進化している。本研究でもこれまで、いくつかの画像分類機能を持つソフトウェアを使用してきたが各ソフトウェアの特性を把握できていないため、本研究では各種の画像分類が可能な4つのソフトウェアを用いて、その特性や有用性を比較した。

2. 使用した画像分類ソフトウェア

2.1 Create ML

アップルの Create ML は、MacOS 上で使用できるもので、プログラミングや機械学習に精通していない人でも簡単に機械学習モデルを作ることができるものである。生成するモデルタイプは多数存在し、画像やビデオ、テキスト、音声、モーション、表形式がある。まず、収集したデータを 8:2 の割合で Training Data と Testing Data の 2 つのフォルダにそれぞれ分け、データセットを作成する。その後、学習モデルの作成と、精度の検討が行える。

2.2 Neural Network Console

ソニーの Neural Network Console (以下、NNC) は、ドラッグ&ドロップやテキストの入力など、直感的な操作によってディープラーニングを扱えるツールである。プログラミング初心者でも扱えるが、ディープラーニングの知識は必要となる。まず、収集したデータを 8:2 の割合で Training Data と Testing Data の 2 つのフォルダにそれぞれ分け、データセットを作成し、csv ファイルを作成する。その後、学習モデルの作成と、精度の検討が行える。

2.3 Lobe

マイクロソフトの Lobe は、学習から推論までノー

コードで実行できる機械学習ツールで、Windows と MacOS で使用可能である。機械学習の知識がなくても簡単な操作で画像判別の機械学習モデルを作成できる。学習モデルを TensorFlow や TensorFlow Lite, TensorFlow.js, Core ML などエクスポートできる形式が多くある。まず、収集したデータを 8:2 の割合で Training Data と Testing Data の 2 つのフォルダにそれぞれ分け、データセットを作成する。その後、学習モデルの作成と、精度の検討が行える。Lobe は自動的に精度を出さないため、自ら Testing Data の画像を入れ正答率を手動で計算した。

2.4 Teachable Machine

グーグルの Teachable Machine は、ブラウザ上で画像・音・姿勢推定の機械学習、推論が行える機械学習ツールで、プログラミングのスキルが必要なく、ノーコードで使用できる。まず、収集したデータを種類ごとに名前を付けてデータセットを作成し、学習モデルの作成と、精度の検討を行える。

3. 各学習の条件と結果

3.1 収集した画像データ

使用した7種類の画像データの一覧を表-1に示す。橋梁の全景、桁下、材種、高欄の画像データは、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たものを使用した。犬種の画像データは The Oxford-IIIT Pet Dataset¹⁾、車種の画像データはKaggle²⁾にあるトヨタ車の画像を使用した。また、すべての画像データは128×128に揃えてリサイズをしたものを使用した。高欄はトリミングを行った後にリサイズの処理を行って用いた。

3.2 学習結果及び考察

4種類のソフトウェアで7種類のデータセットを

表-1 収集した画像データ枚数

全景	枚数
ボックスカルバート	138
床版橋	187
桁橋	125
合計	450

高欄 (トリミング無)	枚数
高欄あり	160
高欄なし	160
合計	320

高欄 (トリミング有)	枚数
高欄あり	160
高欄なし	160
合計	320

桁下	枚数
ボックスカルバート	96
床版橋	102
H桁	98
I桁	100
T桁	96
合計	492

犬種	枚数
スコティッシュテリア	100
チワワ	100
バグ	99
柴犬	98
狎 (チン)	100
合計	497

車種	枚数
カローラ	120
フォーチュナー	120
プリウス	120
合計	360

用いて画像分類を行った結果を表-2 に示す。

Create ML は学習時間が早く、精度も比較的高かった。他と比較し精度が高かったのは桁下の分類と車種の分類であった。桁下の結果は、昨年度に本研究室で行った結果より精度が上がっていたが、昨年度はリサイズを行っていなかったことが原因の1つと考えられる。

NNC は学習時間が長い上に精度もあまり高くない結果となった。NNC は他のソフトウェアと比べてモデルを構築する必要があり、その試行錯誤がまだ十分でなかったと考える。また、本研究室で使用したパソコンには GPU が搭載されておらず、CPU のみで動かしていたため画像サイズやモデルに少し制限があったのも理由だと考える。その中でも2クラスに分類するものでは比較的良好な精度であった。

Lobe は他と比較し平均的な精度であった。また、橋梁系の分類が苦手であったが犬種の分類は得意であった。Lobe は色合いがしっかりしてるものの分類が得意な可能性が考えられる。

Teachable Machine は他と比較しても学習時間が早く、精度が高かった。他が精度のあまり高くない橋梁系の判別も比較的好意であった。しかし、車種の分類はあまり高くなく、不得意であることが分かった。

表-2 各ソフトウェアによる学習時間と精度

上段 学習時間 下段 判別精度	CreateML	NNC
全景	41s 66.0%	140s 45.1%
桁下	61s 98.0%	331s 41.2%
材種	13s 57.0%	14s 89.7%
高欄 (トリミング無)	27s 76.0%	89s 73.4%
高欄 (トリミング有)	31s 100.0%	94s 95.9%
犬種	51s 86.0%	335s 43.0%
車種	20s 87.0%	406s 56.7%
平均	30.9s 83.8%	178.5s 65.0%

上段 学習時間 下段 判別精度	Lobe	Teachable Machine
全景	40s 63.0%	22s 81.1%
桁下	80s 60.0%	21s 78.9%
材種	37s 67.0%	11s 81.8%
高欄 (トリミング無)	70s 78.0%	15s 89.6%
高欄 (トリミング有)	68s 92.0%	15s 95.7%
犬種	105s 99.0%	21s 97.3%
車種	72s 61.0%	13s 68.5%
平均	60.9s 74.8%	15.1s 86.1%

4. まとめ

本研究では画像分類を用いた4つのソフトウェアを使用しその性能を比較した。橋梁点検に1番適していた Teachable Machine は、本研究室のタブレット点検システムを構築するソフトウェアには対応していないため他の方法による実装についても検討していきたい。また、Create ML は車種の分類が得意であったため道路交通などで活用の可能性がある。

画像分類の特性を生かし、各々にあった活用を見出すことで点検時の効率が向上し、人材不足解消に繋げられる可能性があると考えられる。

参考文献

- 1) The Oxford-IIIT Pet Dataset
- 2) Toyota cars over 15k labeled car images