

## 機械学習を用いた KP 板を含む画像の抽出

西日本高速道路エンジニアリング中国(株) 正会員 ○岩瀬 晃啓  
 // 非会員 藤田 善太郎  
 // 非会員 久保 太護

### 1. はじめに

近年、AI や機械学習が様々な分野で用いられるようになってきている。さらに、本稿で用いている Google の TensorFlow<sup>1)</sup> や Facebook の Fasttext など、機械学習に用いるライブラリが一般に提供されるようになってきていることから、その対象範囲が増えつつある。こうしたライブラリなどは目的を達するための道具であるため、その精度などを理解し利用していくことが必要だと考える。そのため、人間の目によって行っていた作業を置き換える、若しくは補助した際にどの程度の精度が得られるのかを示していくことが重要だと考える。

### 2. 目的

大きな目標としては AI や機械学習の手法を用いることで業務の効率化を図ることにある。ここでは従来人間が行っていた画像の抽出作業に機械学習の手法を用いることで効率化が図れないか検討した。具体的には走行車両から正面を撮影した動画から切り出した静止画の中から道路位置を把握するための KP 板を含む画像を抽出する作業について、Google の TensorFlow で学習させたモデルを用いることによって処理を行い、その精度を示す。

### 3. 方法

Google の TensorFlow を用いることで、画像の中の特定のパターンを抽出することができる。図 1 にはその例を示しており、予め学習させておいたパターンが指定した画像から検出されたかどうか、また検出された場合そのパターン（クラス）と位置、確度が結果として得られる。右図では「KP\_Ippan」と「HSK」という名前のクラスが検出され、その範囲が四角の枠で示されており、その確度は 0~1 の値で示されるため、「KP\_Ippan」については 0.39、「HSK」については 1.0 という結果になっている。機械学習を利用する際には検出したいパターンの他に、類似

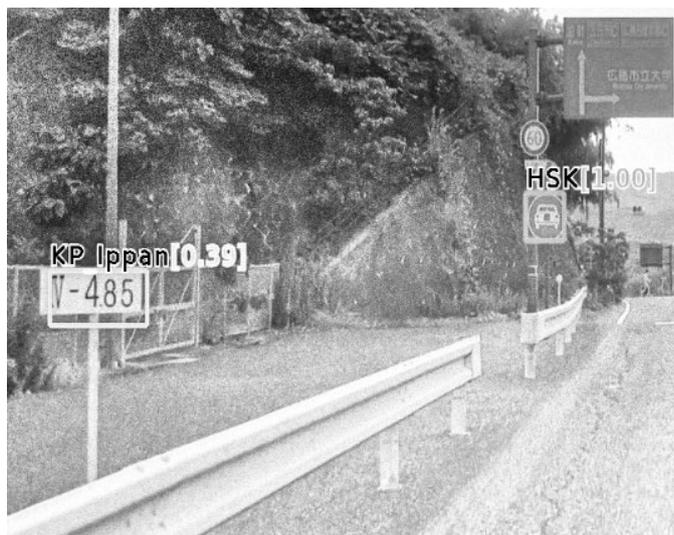


図 1 機械学習を用いた処理による抽出結果

表 1 機械学習で分類したクラス

No.	クラス名	ターゲット	区分
1	KP_Ippan	一般道の KP 板	検出した いパター ン
2	KP_Ippan_Y	一般道の KP 板で黄色縦 長のもの	
3	Car_Plate	車のナンバープレート	類似する パターン
4	HSK	道路標識（規制標識等）	
5	HSK_Annai	案内標識（経路案内等）	
6	HSK_Annai_Name	案内標識（地点案内）	

機械学習のライブラリには Google の TnesorFlow (Ver. 1.15) を使い、ベースモデルとしては「faster\_rcnn\_inception\_v2\_coco\_2018\_01\_28」を用いた。

キーワード 機械学習, TensorFlow, 画像抽出

連絡先 〒733-0037 広島市西区観音町 2 第 3 セントラルビル 6F TEL 082-532-1520

#### 4. 結果

トレーニングしたモデルを用いて画像の判定を行い、学習させたパターンが画像中に出現するかどうか、また、出現する場合はその位置と確度を得た。

作成された機械学習モデルの精度を検証するために、モデルの作成に用いた画像とは別路線の画像を2セット準備した（検証データセット1、検証データセット2）。

これらの検証データセットに対して、機械学習モデルを用いたKP板の抽出を行い、その結果を表2にまとめた。

表2 機械学習されたモデルの検証結果

検証データセット1	
対象画像数	5,519 枚
処理時間（1枚あたりの処理時間(秒)）	7.5 時間（4.9 秒/枚）
正答率（正答数／(正答数+誤検出数)）	25.2%（41 枚／(41 枚+122 枚)）
検出率（正答数／実際の KP 板数）	51.9%（41 枚／79 枚）
検証データセット2	
対象画像数	5,485 枚
処理時間（1枚あたりの処理時間(秒)）	7.4 時間（4.8 秒/枚）
正答率（正答数／(正答数+誤検出数)）	21.5%（44 枚／(44 枚+161 枚)）
検出率（正答数／実際の KP 板数）	78.6%（44 枚／56 枚）

検証の結果、正答率（正答数／(正答数+誤検出数)）は平均で23.4%、KP板の検出率（正答数／実際のKP板数）は平均で62.3%だった。また、画像1枚あたりの処理時間は約5秒で、今回のデータセットについてはそれぞれ約7.5時間の時間が必要だった。

#### 5. まとめ

機械学習を用いてKP板の写っている写真を事前に抽出する作業について、ある程度の精度で抽出させることができた。検出率としては62%程度だったため、6割程度の画像について事前に抽出し、ファイル名を修正することでその後の作業につなげることができた。一方、正答率（モデルによってKP板が映り込んでいる画像だと判断された中で、実際に写り込んでいた割合）については2割程度だったため、モデルの精度を上げることが必要だと考える。モデルの精度を上げる手段の一つとしてクラス分けを増やすことが考えられる。今回の作業の中でも始めはクラス分けをしていなかった車のナンバープレートを誤検出することが多かったため新たにクラスを追加しモデルの再作成を行っている。また、事前の処理として車などを検出させ、その部分における検出結果を除外するなど複数のモデルを用いた処理を行うことができれば、さらなる精度の向上が見込めると考える。

今回の結果では100%の画像の抽出には至らなかったため、作業のすべてを機械学習の手法で代替することはできなかつた。しかし、その精度を理解した上で、作業の補助として利用し、作業の効率化を図ることは可能だと考えている。また、作業の労力が少なくなるのであれば複数のデータを処理することで精度の向上も見込めるため、データの取得方法について処理方法に合わせて計画する必要があると考える。

機械学習を用いた画像抽出の結果として、今回の結果はそれほど精度の良いものだったとは考えていないが、モデルを用いた検出結果である正答率や検出率について、その結果が示されていることが少なく、評価が難しかった。今回の結果を示すことで、他の取り組みにおいて得られた結果について評価する際に利用できるデータとなることを期待する。

1) TensorFlow: Google, <https://www.tensorflow.org>, Ver. 1.15

2) VoTT: Microsoft, <https://github.com/microsoft/VoTT>, Ver. 2.1.0