

深層学習を用いた車両台数推定システムの構築

Construction of a vehicle number estimation system using deep learning

Chida Hiromasa Dai Ying

Faculty of Software and Information Science, Iwate Prefectural University

1.はじめに

現在、ユーザーは空の駐車場を見つけるまで、駐車場を回り続けるという問題に直面している。特に駐車場の数より車両の数が多い都市部で問題が起り、駐車場を探す作業は時間を浪費するので非効率的である。

これらの問題を解決するために日中や夜間問わずに駐車場の車両台数を推定し、空車スペースを把握することで駐車効率を向上させる必要がある。本稿では、異なる天候や時間帯に対応し、正しく駐車車両台数を推定できるモデルを構築する。

2.提案手法

本稿では、異なる天候や時間帯に収集した駐車場の画像 3000 枚をもとに、2つの車両台数推定モデルを構築し性能評価と比較を行う。

1つ目のモデルは、収集した画像と、車両位置情報をラベルデータにして YOLOv3 で駐車車両の位置を特定する。そして、特定した車両の位置から車両台数を推定するモデルである。

2つ目のモデルは、収集した画像と、車両台数情報をラベルデータにして転移学習させ CNN-based の分類器 (Resnet50-based, Googlenet-based) によって車両台数を推定するモデルである。

さらに、推定した車両台数の精度を計算し、2つのモデルの性能評価と比較を行う。

図 1,2 にシステム概要図を示す。

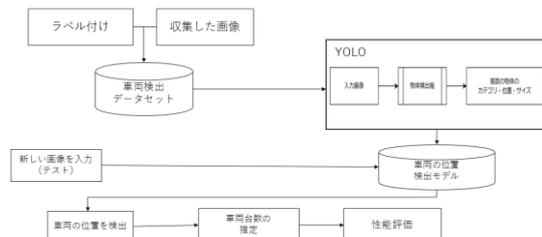


図 1 YOLOv3-based 車両台数の推定

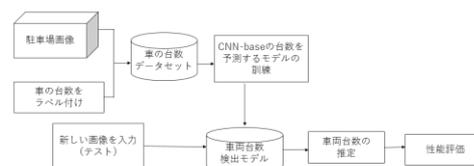


図 2 CNN-based の分類器による車両台数推定

3.モデルの構築

モデルの構築に使用する画像は、異なる天候や時間帯に対応するため 7,10,13,16,19 時台に 10 枚ずつ自分で収集し、合計で 3000 枚の画像を使用した、例を図 3 に示す。

また、モデル 1 データセットは、収集画像と車両位置情報のラベルデータを、Matlab のイメージラベラーで車両の位置を枠付けることで作成し訓練データ 60%、テストデータ 40%で分割する。例を図 4 に示す。

モデル 2 データセットは、収集画像と画像から予測した車両台数の情報をラベルデータとして組み合わせてエクセルに記録し Matlab に読み込んだ。訓練データは 70%、テストデータは 30%で分割する。例を図 5 に示す。

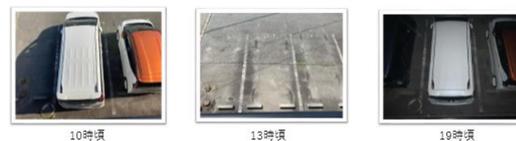


図 3 収集した画像の例

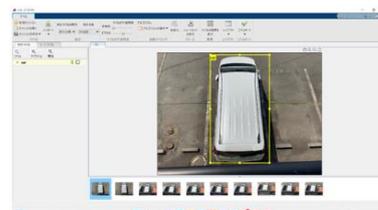


図 4 モデル 1 のラベルデータの例

列1	列2
1 (1)	3
1 (2)	3
1 (3)	3
1 (4)	3
1 (5)	3
1 (6)	3
1 (7)	3
1 (8)	3
1 (9)	3
1 (10)	3
1 (11)	3
1 (12)	3
1 (13)	3
1 (14)	3
1 (15)	3

図5 モデル2のラベルデータの例

モデル1では,YOLOv3で車両位置を検出し,得られたバウンティボックスの値から車両台数を推定する.推定した台数とラベルデータの台数を比較し,結果が一致した数から精度を求める.YOLOv3で検出した車両位置の結果を図6に示す.



図6 YOLOv3で求めた車両位置の結果

モデル2は,事前に学習した CNN モデル(Resnet50, Googlenet)の transfer learning 手法により構築する.構築する際 MATLAB の関数 trainNetwork を利用し,車両台数を4クラスに分類する分類器を訓練する.新たな駐車場画像から駐車車両台数を推定する際に,モデル2を用い関数 classify を利用する.

また,車両台数推定モデルの性能を評価するため特徴マップを考察する.関数 Activations を使用しモデル2のネットワーク層の活性化の計算を行う.そして,活性化された各特徴マップを足していくことで,画像内の駐車車両の特徴を可視化させた.抽出した特徴マップの例を図7に示す.

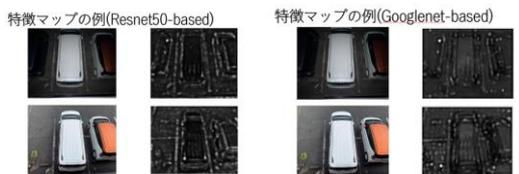


図7 特徴マップの例

4.評価・比較実験

YOLOv3 と CNN-based の分類器(Resnet50-based, Googlenet-based)の2つの手法を利用した車両台数を推定する実験を行う.得られた結果の推定精度から性能評価と比較を行う.精度を求める計算式を以下に示す.

$$\text{テスト精度(accuracy)} = (\text{Tr} = p) / T$$

Tr=p:推測した車両台数ラベルとモデルから推測した車両台数が一致した数, T:すべてのテスト画像数

この精度式から得られた各精度を表1に示す.

表1 各手法の推定精度

YOLOv3	Resnet50	Googlenet
0.9857	0.8957	0.9567

5.まとめ

本研究では,YOLOv3をもとに駐車位置から車両台数を推定するモデルと,CNN-based の分類器(Resnet50-based,Googlenet-based)をもとに駐車台数を推定するモデルの構築を行い,性能評価と比較を行った.

車両台数推定モデルの精度から見ると,どちらのモデルも十分高い精度を示しているが,YOLOv3の精度の方が Googlenet-based 分類器の精度よりも約3%高かった.

だが,Googlenet-based の分類器も約95%と高い精度を示しており,学習までのラベル付けにかかった手間を考えると,効率よくラベル付けすることができた Googlenet-based の分類器による車両台数推定の方が実用的だと考える.

参考文献

- ステレオカメラを用いる空き駐車スペースの検出法 (2008年,戸部大樹) (https://www.jstage.jst.go.jp/article/jacc/59/0/59_14/_pdf/-char/ja)
- LiDAR による空車スペース検出能力の向上 (2018年,伊藤巧海,杉江悠輔) (<http://www.st.nanzan-u.ac.jp/info/gr-thesis/2021/okumura/18sc083.pdf>)
- YOLOv3, MATLAB ヘルプセンター (<https://jp.mathworks.com/help/vision/ug/object-detection-using-yolo-v3-deep-learning.html>)
- Googlenet, MathWorks (<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ref/googlenet.html>)
- Resnet50, MathWorks (<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ref/resnet50.html>)