

画像識別器による簡易な自動車交通量調査システムの試作と評価

峯岸朋弥† 吉田享子†

概要：現在の自動車の交通量調査には、調査員の目視による測定の方法のほか、車線に埋め込んだループコイルや超音波により計測するなどして機械的にカウントする方法がある。しかしこれらの方法は、作業コストや導入・運用コストが高いという問題がある。本研究では、既存の交通量調査方法の課題を解決することを目的として、Deep Learningの画像応用技術を用いて動画から画像抽出を行ったうえで自動車を分類して集計することができる簡易な交通量調査自動化システムを試作し、そのシステムを評価した。

キーワード：画像識別器，物体認識，交通量調査，TensorFlow

Development and Evaluation of Automatic Traffic Volume Survey System Using Image Classifier

TOMOYA MINEGISHI† KYOKO YOSHIDA†

Keywords: Image classifier, Object recognition, Traffic census, TensorFlow

1. はじめに

一般交通量調査は、全国道路・街路交通情勢調査（道路交通センサス）の一環として、全国の道路の交通量及び道路現況等を調査し、道路の計画、建設、維持修繕その他の管理などについての基礎資料を得ることを目的に実施しているものである^[1]。現在の自動車の交通量調査は、調査員の目視による測定の方法のほか、車線に埋め込んだループコイルや超音波により計測するなどして機械的にカウントする方法がある。しかしこれらの方法には、作業コストや導入・運用コストが高いという問題がある。

本研究では、既存の交通量調査の課題を解決することを目的として、画像識別器を用いた簡易な交通量調査自動化システム Automatic Traffic Volume Survey System (ATVS)を試作した。片側一車線の複線路をカメラで撮影し、撮影した動画から抽出した画像を入力画像として利用して、システムの評価も行った。

2. 関連研究

交通量調査の自動化に関する関連研究としては、ビデオカメラの映像から路面との間で幾何学変換を行い、自動車の位置を決定する方法^[2]やネットワークカメラを設置し、映像を解析する画像処理手法を構築し、交通流計測を行う方法^[3]がある。またカメラを使用することの欠点を克服したマイクロフォンによる車両カウントシステムを構築する^[4]方法がある。これらは通過した自動車の検出や通過数のカウントについては有効であるが、現在の交通量調査で行われている自動車の分類(例えば乗用車や貨物自動車など)

ごとの自動的な集計は実現できていない。またクラウドソーシングを用いた交通量調査手法を提案する研究^[5]もある。これは動画から静止面を手動で抽出し、その静止面を不特定多数の人に業務を委託するかたちで自動車数をカウントしてもらうものであり、自動車類の分類が実現できる点では、調査員の目視による方法より有効であると考えられる。しかし分類を担当した人により精度が異なることや、動画からの画像抽出間隔により正解率が異なるという問題がある。

本研究では、このような課題を解決することを目的として、画像識別器を用いた簡易な交通量調査自動化システムの開発を試みた。本システムは、Deep Learningの画像応用技術である Visual Geometry Group 16-layer^[6](以下 VGG16)と Image Retrain 技術を用いた。

3. ATVS

3.1 システム概要

本システムは、道路脇から道路側の車両を撮影した動画をもとに、自動的に車両ごとに分類された交通量を集計するものである。ATVS システムは、撮影された動画から自動車が中央に写る画像の抽出処理(中央画像抽出処理)と、中央に写る自動車の分類処理(自動車分類処理)の2つの処理に分かれている。

まず、撮影された動画から自動車が中央に写る画像を切り出す中央画像抽出処理では、全画像フレームを物体識別モデルである VGG16 に入力することで、自動車が中央に写る画像を抽出する。その後自動車分類処理で、抽出した画像を事前に構築した BC (Bodytype Classifier) モデルに入

† 専修大学
Senshu University

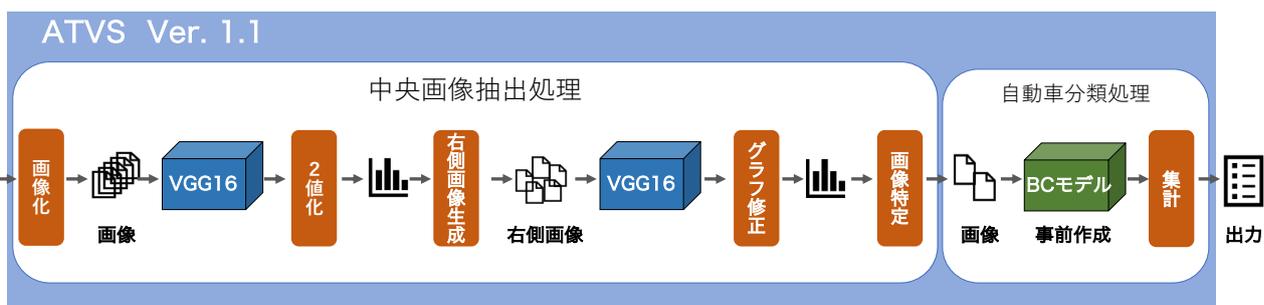


図 1 ATVS 概要

かし、通過した自動車を分類して集計した (図 1)。

なお、今回のシステムは、片側一車線の道路の交通量調査を想定しており、事前に撮影する動画は、カメラを自動車が走行する車線と垂直に設置し、自動車側面が映るように撮影することとしている (図 2)。

また、本システムは動画に写る全ての自動車に対し、その自動車がどのボディタイプに属するか分類を行い、集計した。分類は、以下の 2つのパターンで行った。

- (1) 3種：実際に行われている交通量調査を参考に、3種 (バス, 乗用車, 貨物自動車) で分類する。
- (2) 5種：(1)を詳しくし、5種 (3box, バス, ハッチバック, ステーションワゴン, 貨物自動車) で分類する

3.2 中央画像抽出処理

動画から抽出した全画像は、物体識別モデルである VGG16 に入力して車両であるかどうかの判定を行った。VGG16 はオックスフォード大学 Visual Geometry Group により構築された 16 層のニューラルネットワークのことであり、ImageNet (大規模な画像データセットで約 1000 クラスを持つ) を使った訓練済みモデルである。この分類器に画像を入力することで、画像に写る物体を識別してその判定結果 (確率) として上位 5つが出力される。その中から自動車 (beach wagon, cab, jeep 等) が写っていると識別された画像をリストアップし、出力された識別の確率を用い、自動車が写っている可能性がある画像であるか否かの 2値 (0 と 1) に分けた。また、撮影した動画から 1 台の自動車が通過するフレーム数 (今回は 30 と設定) をカウントし、30 フレーム毎に VGG16 による判定結果の確率を調べた。30 フレームのうち一定数が自動車であると判定された場合、自動車が通過しているものとして処理を行った。この 30 フレームのうち 15 フレーム目の画像が、中央に自動車が写っている可能性が高いと考え画像を特定した。

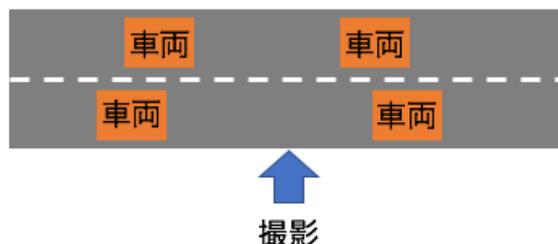


図 2 動画の撮影方法

3.3 反対車線の自動車の画像削除

本システムでは、動画から VGG16 を用いて片側一車線の道路の撮影場所から近い車線を通る自動車を抽出することを試みた。しかし、撮影した動画には反対車線を走行する自動車も映り込んでしまい、VGG16 はこれらも自動車として識別してしまうため、反対車線を走行する自動車のフレームを削除することが必要となった。このため、すべての画像を右側の半分のみ画像に切断し、それらをもう一度 VGG16 に入力し判定させることとした。日本では左側通行のため、右側から左側に向かって自動車が通過することになり、動画では先に右側にある自動車が左に移動するものを抽出すればよいことになる。右側の画像に自動車が写っていれば抽出し、写っていなければ抽出しない処理を追加した (図 3)。この処理により反対車線を走行する自動車が写る画像も抽出されてしまう問題を解決した。

3.4 自動車分類処理

中央に写る自動車の画像を抽出した後は、自動車を分類した後に分類ごとに集計する自動車分類処理を行った。本システムでは、自動車を分類するために事前に BC モデルを構築した。BC モデルとは、画像に写る自動車のボディタイプを分類する学習済みモデルである。BC モデルの構築には TensorFlow による Image Retrain 技術を使用した。Image Retrain は、ImageNet で訓練された強力な画像分類器の特徴抽出機能を再利用し、最上位に新しい分類層を訓練するもので、下位レイヤーに変更無しで、新たな分類を行えるよう再学習を行うものである^[7]。今回は、Image Retrain による画像識別器をさらに自動車識別用に特化させるため、



図 3 抽出すべき画像と削除すべき画像

自動車側面の画像を約 3 万枚入力することによって、最上位層を訓練した。

4. ATVS の評価

作成したシステムを、埼玉県戸田市にある市役所前通りで撮影した動画を使用して評価した。動画は 11 分 3 秒で、総フレーム数は 19,898 である。

4.1 ATVS 実行の結果

表 1, 2 は ATVS システムに、撮影した動画を入力して全体を通して一通り実行し、(1) 3 種、(2) 5 種で分類した結果である。動画の自動車を筆者が目視してその種類を確認し、分類して集計したものが目視の結果である。

目視では、自動車は 82 台通過し、(1) 3 種の分類では、バス 1 台、乗用車 73 台、貨物自動車 8 台であった。また(2) 5 種の分類では、3BOX 11 台、バス 1 台、ハッチバック 54 台、ステーションワゴン 8 台、トラック 8 台であった。

ATVS の結果では 74 台検出し、(1) の分類ではバス 2 台、乗用車 65 台、貨物自動車 7 台であった。また(2) の分類では 3BOX 12 台、バス 3 台、ハッチバック 38 台、ステーションワゴン 18 台、トラック 3 台であった。

本システムは中央画像抽出と自動車分類に処理工程がわかれているため、さらに工程ごとの結果を検討したものを下記に述べる。

4.2 中央画像抽出処理の検討

動画から目視で抽出した画像は 82 枚であったが、本システムの中央画像抽出処理の結果としては 74 枚の画像を抽出した (表 3)。さらに詳しく画像を検討した結果、VGG16 を用いて抽出した 74 枚の画像のうち自動車が中央に写る適切な画像は 52 枚で、正解率は約 63.4% であった。撮影した道路を通過した 30 台の自動車を適切に抽出できていないことが分かった。

4.3 自動車分類処理の検討

さらに、自動車分類処理に用いた BC モデル単独の精度について評価するため、正解とした目視で抽出した 82 枚の自動車が中央に写る画像を BC モデルに入力した。BC モデルを用いて 2 パターンに分類した結果が、表 4, 5 であ

る。(1) 3 種の分類では、バス 1 台、乗用車 69 台、貨物自動車 12 台であった。この正解率は約 95.1% である。また(2) 5 種の分類では、3BOX 10 台、バス 2 台、ハッチバック 42 台、ステーションワゴン 16 台、トラック 12 台であった。この正解率は約 79.3% である。自動車が中央に写る画像を入力することができれば実用に使える自動車分類処理ができると考えられる。

表 1 分類 (3 種) の結果

Table 1 Results of classification (3 types).

	システム	目視
バス	2	1
乗用車	65	73
貨物自動車	7	8
合計	74	82

表 2 分類 (5 種) の結果

Table 2 Results of classification (5 types).

	システム	目視
3BOX	12	11
バス	3	1
ハッチバック	38	54
ステーションワゴン	18	8
トラック	3	8
合計	74	82

表 3 VGG16 の画像抽出数と正解率

Table 3 Image extraction number and accuracy rate of VGG 16.

	VGG16	正解
抽出した画像数	74	82
適切な画像数	52	82
正解率	63.4 %	100.0 %

表 4 BC モデルによる分類 (3 種) の結果

Table 4 Results of classification (3 types) by BC.

	システム	目視
バス	1	1
乗用車	69	73
貨物自動車	12	8
合計	82	82
正解率	95.1 %	100.0 %

表 5 BC モデルによる分類 (5 種) の結果

Table 5 Results of classification (5 types) by BC.

	システム	目視
3BOX	10	11
バス	2	1
ハッチバック	42	54
ステーションワゴン	16	8
トラック	12	8
合計	82	82
正解率	79.3 %	100.0 %

4.4 評価のまとめ

通過した自動車のうち、中央画像抽出処理のために VGG16 を用いての検出率は約 63.4%であった。この結果より、VGG16 による中央画像抽出精度を上げ、見落としや誤りを減らすことが本システムの課題であることがわかった。

そこで、VGG16 の代わりとして Image Retrain を再度利用し、自動車の側面が写った画像を特定するモデルを新たに作成して評価を実施したが、正解率は約 58.5%であった。現状では、VGG16 を使用することが最も精度が高くなるといえるが、さらに中央画像抽出処理に対する改善が必要である。また自動車のボディータイプの分類に作成した BC モデルは、約 95.1%の正解率であり交通量調査に使用できると考えられる。

5. まとめ

本論文では、既存の交通量調査の課題を解決することを目的として、画像識別器を用いた簡易な交通量調査自動化システム ATVS を試作し、その評価結果について述べた。作成したシステムは、動画から自動車が中央に写る画像を抽出する点では、まだ精度が低く今後の改良が必要となっている。しかし、大量の自動車画像を使用して Image Net 最終層の再学習をする手法により作成した画像識別器は、自動車の分類に使用できるものが構築できた。

試作したシステムは、非常に簡易なシステムであり、今後画像抽出の精度を上げることができれば、防犯カメラなど、別の目的で設置されたカメラから簡易な交通量調査などにも応用が可能であると考えられる。

参考文献

- [1] “一般交通量調査について”。
<http://www.mlitt.go.jp/road/census/h22-1/data/kasyorep.pdf>, (参照 2018-06-04).
- [2] 谷育馬, 横井昭, 佐治斉. 幾何学的制約を用いた車両抽出. 画像電子, 2014, Vol.43, No.4, p. 579-587.
- [3] 岩崎洋一郎, 永村幸大, 中宮俊幸, 岩本祥二郎, 宮田俊彦, 倉本俊昌, 北島俊孝, 瀬戸口恵. 交通量調査自動化のためのネットワークカメラを用いた交通流計測手法. 電気関係, 2015, 平成 27 年度電気・情報関係学会九州支部連合大会 (第 68 回連合大会) 講演論文集, p. 19-20.
- [4] 石田繁巳, 劉嵩, 三村晃平, 田頭茂明, 福田晃. Dynamic Time Warping を用いた路側設置マイクロフォンによる車両カウントシステムの設計と初期的評価. 情報処理, 2016, 2016-ITS-64, no. 6, p. 1-6.
- [5] 鈴木翔太, 小坂隆浩. クラウドソーシングを用いた交通量調査手法の提案. 情報処理, 2018, 2018-IS-143, no. 1, p. 1-2
- [6] “Very Deep CNNs for Large-Scale Visual Recognition”.
http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very_deep/, (参照 2018-12-17).
- [7] “Tensor Flow”. <https://www.tensorflow.org/>, (参照 2018-12-17).