

(44) 交通量調査の適用に向けた 深層学習による移動体認識技術の調査研究

今井 龍一¹・神谷 大介²・山本 雄平³・田中 成典⁴・
中原 匡哉⁵・中畑 光貴⁶

¹正会員 法政大学准教授 デザイン工学部 (〒162-0843 東京都新宿区市谷田町2-33)

E-mail: ryuichi.imai.73@hosei.ac.jp

²正会員 琉球大学准教授 工学部 (〒903-0213 沖縄県中頭郡西原町千原1番地)

E-mail: d-kamiya@tec.u-ryukyu.ac.jp

³非会員 大阪工業大学講師 情報科学部 (〒573-0196 大阪府枚方市北山1-79-1)

E-mail: yuhei.yamamo@oit.ac.jp

⁴正会員 関西大学教授 総合情報学部 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町2丁目1番1号)

E-mail: tanaka@res.kutc.kansai-u.ac.jp

⁵学生会員 関西大学大学院 総合情報学研究科 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町2丁目1番1号) /

国土交通省国土技術政策総合研究所 社会資本マネジメント研究センター 社会資本情報基盤研究室

E-mail: k732803@kansai-u.ac.jp

⁶非会員 関西大学大学院 総合情報学研究科 (〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町2丁目1番1号)

E-mail: k964962@kansai-u.ac.jp

ICTの発展に伴い、道路分野では、効率的に交通量を調査する方法として、機械式調査が導入され、人的コストや人的ミスの削減が期待されている。ただし、人手による調査と比較して劇的な費用の削減には至っていない。また、自動二輪車、自転車を含む交通量を調査できない問題がある。既存技術では、容易に設置可能なカメラの映像から、深層学習を用いて車両を自動で認識する技術が提案されている。しかし、実環境に対する適用可能性が十分に検討されておらず、実用段階に達していない。そこで、本研究では、既存技術の実現場に対する適用可能性を調査するため、実際の交通状況を撮影した動画にこれらの技術を適用する。そして、適用した結果から交通手段に依らない交通量の自動調査技術を開発するために考慮すべき事項を明らかにする。

Key Words : traffic census, camera image, deep learning, object detection

1. はじめに

近年、ICT (Information and Communication Technology) の発展に伴い、あらゆる分野において効率的にビッグデータを収集し、利活用する方法が検討されている。道路交通分野に着目すると、自動二輪車や自転車などを含む交通量の調査方法が検討¹⁾されている。従来の交通量調査は、調査員を配置して人手で計数するため、膨大な人的コストや人的ミスを要している。そこで、トラフィックカウンタなどの計測機器を用いた機械式調査²⁾が導入され、人的コストや人的ミスの削減が期待されている。しかし、トラフィックカウンタは、設置撤去作業の時に交通規制が必要であり、そのための交通誘導員の person 費や作業費が必要となるため、劇的な作業コストの削減には至っていない。また、トラフィックカウンタで

は、自動二輪車や自転車を計測できないため、これらの交通手段を含む交通量を自動で調査する技術の開発が必要である。

既存研究に着目すると、容易に設置可能な市販のビデオカメラや監視カメラで撮影した映像上から車両や自動二輪車、自転車を自動で認識する技術が提案されている。これらの技術では、深層学習を用いることで交通手段別に車両を認識できるので、簡便に特定の道路を通過した車両手段別の台数を自動で調査できる可能性がある。これにより、人的コストや人的ミスの削減とともに、設置・撤去時の作業費の大幅な削減も期待できる。このように交通量調査の効率化が期待できる技術があり、当該分野でも注目されているものの、実環境に対する適用可能性を明らかにした既存研究が見当たらない。

そこで、本研究の目的は、既存技術の実現場に対する

適用可能性を調査し、交通手段に依らない交通量の調査技術を開発するために考慮すべき事項を明らかにすることとする。まず、第2章では、既存の自動二輪車、自転車や自動車の物体の位置を認識する技術を調査し、第3章にて、実際の交通状況を撮影した動画への適用実験を行う。第4章にて、交通手段に依らない交通量の自動調査技術を開発するために考慮すべき事項を整理し、第5章にて、研究を総括するとともに、今後の展望を述べる。

2. 既存の物体認識技術の調査

カメラから深層学習を用いて物体の位置を認識する既存技術として、Object Detectionを用いる手法³⁾⁴⁾、Semantic Segmentationを用いる手法⁵⁾とInstance Segmentation⁶⁾を用いる手法が提案されている。

Object Detectionを用いる手法³⁾⁴⁾は、画像中から物体の候補となる領域を複数取得し、重なり合う領域間で推定精度が最大となる領域のみを選定することで、物体の位置を矩形で認識する。認識結果例を図-1に示す。この手法は、トラックやバスごとに異なるラベルとして学習させることで、車両種別ごとに車両を認識できる。しかし、画像サイズが小さい物体を認識する場合、特徴量を十分に抽出できず、認識が困難となる課題がある。



図-1 Object Detectionによる物体認識結果例

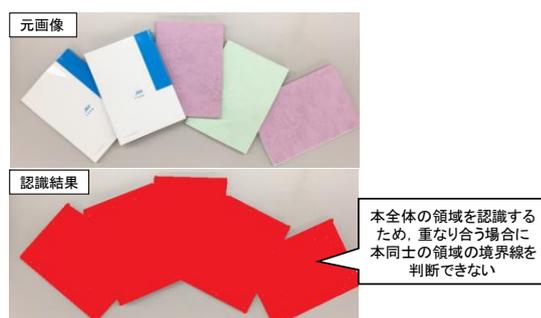


図-2 Semantic Segmentationによる物体認識結果例



図-3 Instance Segmentationによる物体認識結果例

に抽出できず、認識が困難となる課題がある。

Semantic Segmentationを用いる手法⁵⁾は、画像中の画素ごとにどの種類の物体を構成する画素であるかを判断し、物体の輪郭線とそれに囲まれた領域を認識する。この手法は、Object Detectionよりも正確な物体の位置を認識できる。しかし、図-2に示すように同じ種類の物体同士が重なり合っている場合に、物体間の境界の位置が判断できず、物体の数が認識できない課題がある。

Instance Segmentationを用いる手法⁶⁾は、画像中の画素ごとにどの物体を構成する画素であるかを判断し、図-3に示すように同じ種類の物体が重なり合っている場合であっても異なる物体として認識できる。この手法は、Object DetectionやSemantic Segmentationを用いる手法よりも高精度に物体を認識できるが、Object DetectionとSemantic Segmentationよりも膨大な計算量を必要とするため、処理時間が長くなる課題がある。

3. 実証実験

(1) 実験計画

本研究では、実際の交通量調査中に撮影された車両を撮影した動画を用いて、第2章で調査した3つの既存技術を実環境で撮影された映像に適用し、その実環境に対する適用可能性を検証する。そして、これらの検証結果から、既存技術を実環境に適用するために必要な課題を明らかにする。

(2) 実験条件

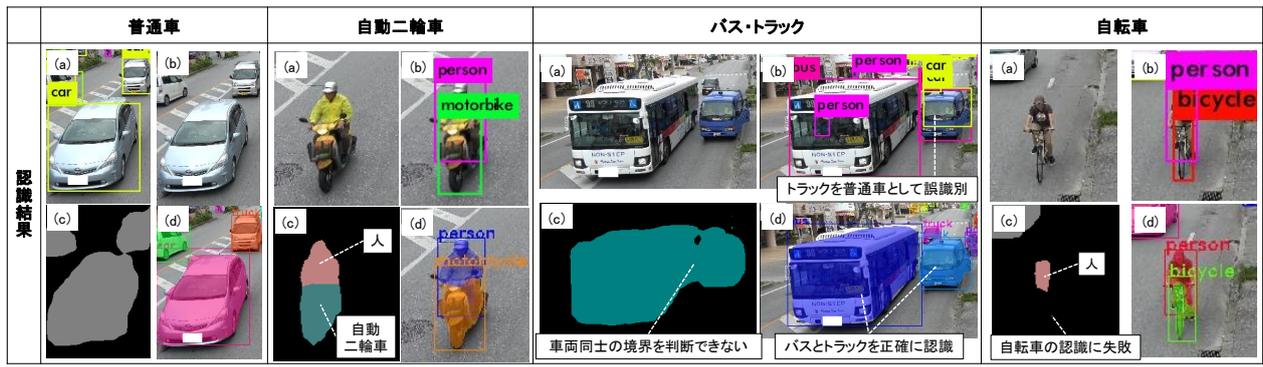
本実験では、片側1車線の県道で、12時間の交通量が約1.1万台、混雑度が1.24、旅行速度が14.7km/h、大型車混入率が約7%の道路（以下、実験現場）を撮影した動画を用いる。動画は、車道脇の歩道に設置された電信柱の高さ約3mの位置にカメラを固定して、片側の車線のみを対象に撮影した。この動画から、画像中央部に普通車、自動二輪車、バス、トラック、自転車が映っている時点の画像をランダムに5枚ずつ選定し、既存のObject Detectionを用いる手法としてYOLO（You Only Look Once）⁴⁾、Semantic Segmentationを用いる手法としてSegNet⁵⁾、Instance Segmentationを用いる手法としてMask R-CNN⁶⁾を適用し、自動二輪車と自転車を含む車両に対する既存技術の認識精度を評価する。各手法の学習モデルは、既存で公開されているものを利用した。

(3) 実験内容

本実験では、実験現場の動画から切り出した画像を用いて、既存技術による車両位置の認識結果と車両種別の識別結果を目視確認する。車両種別毎の認識精度の違

表-1 認識結果の評価結果

手法	認識結果の種別	認識台数 (台)					
		普通車	自動二輪車	バス	トラック	自転車	計
Object Detection	認識・識別に成功	2	5	5	2	4	18
	車両種別を誤識別	3	0	0	2	1	6
	全く認識できていない	0	0	0	1	0	1
Semantic Segmentation	認識・識別に成功	5	4	5	1	4	19
	車両種別を誤識別	0	0	0	4	0	4
	全く認識できていない	0	1	0	0	1	2
Instance Segmentation	認識・識別に成功	5	5	5	4	5	24
	車両種別を誤識別	0	0	0	0	0	0
	全く認識できていない	0	0	0	1	0	1



(a)元画像 (b)Object Detection (c) Semantic Segmentation (d)Instance Segmentation

図-4 物体認識結果例

いを確認するため、普通車、自動二輪車、バス、トラックと自転車画面中央付近に映る画像を5枚ずつ用いる。推定した車両の位置が概ね正しく車両種別も正しい場合は「認識・識別に成功」、車両種別のみ誤りがある場合は「車両種別を誤識別」、領域が推定できていない場合は「全く認識できていない」の3種類に分類し、それぞれの車両の台数を評価する。

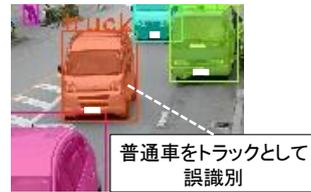


図-5 Instance Segmentationによる誤識別の例

(4) 実験結果と考察

各既存技術による認識結果に対する評価結果を表-1に、可視化結果例を図-4に示す。まず、図-4の認識結果から、いずれの車両種別でも既存技術で高精度に認識できることがわかった。しかし、バス・トラックのSemantic Segmentationによる認識結果(図-4のc)を確認すると、複数の車両が重なり合う場合に複数の車両の境界を判断できないことがわかる。これは、Semantic Segmentationでは、異なる車両を認識する場合でも、同じ車両の色で認識結果を出力するためである。そのため、車線変更時や停車車両がある時、渋滞時といった車両同士が重なり合う場面が多い道路では、そのまま適用することが難しい。一方、Object DetectionとInstance Segmentationによる認識結果(図-4のbとd)を確認すると、車両同士が重なり合う場合でも異なる車両として認識できることがわかる。しかし、図-5に示すように普通車をトラックとして誤識別す

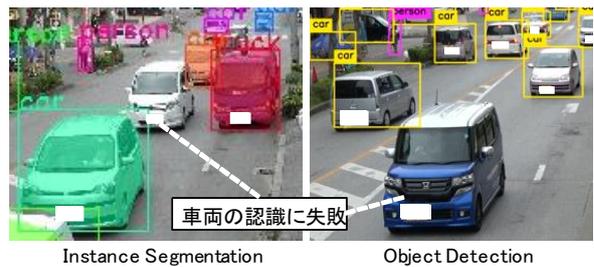


図-6 車両を認識できなかった例

る場合がある。これは、Object DetectionとInstance Segmentationが物体の位置や境界線の認識に特化した手法であり、似た特徴を持つ物体同士の分類に特化していないことが原因と考えられる。そのため、これらの既存技術と画像の分類に特化した手法を組み合わせることで、車両認識精度と車両種別の分類精度の高精度化が期待できる。

本実験結果で用いた画像ではObject DetectionとInstance Segmentationの両手法が高精度に車両を認識できているが、本実験で評価した画像以外の場面では車両の認識に

失敗している事例（図-6）も見られた。これは、両手法で学習した教師データの多様性や学習回数が不足していることが原因と考えられる。一方で、多様性や学習回数を過剰に増加させると過学習が起これ、結果が発散する可能性がある。そのため、認識に失敗した前後の時点での認識結果を用いて車両の位置を予測、または補間する手法を組み合わせることで、交通量調査での実用が期待できる。また、本実験で対象とした道路の旅行速度は、14.7km/hと低速であり、旅行速度の速い道路を対象とした場合に、これらの技術による認識精度が低下する可能性も考えられる。そのため、今後、本実験で対象とした旅行速度以上の道路を対象とした検証が必要である。

4. 交通量の自動調査技術の開発における考慮事項の整理

本章では、本研究における実証実験の結果に鑑み、交通量の自動調査技術の開発に向けて、既存の物体認識技術を適用するために必要な開発技術を次のとおり整理した。

(1) 断面通過時の位置の予測・補間技術

交通量調査では、道路上のある断面を通過した台数を調査する。しかし、既存技術をそのまま適用すると、ある断面を通過する瞬間に車両を認識できなかった場合に、実際の通過台数よりも少なく計測する。そのため、前後の時点の認識結果を用いて、物体が通過する時点の位置を予測、または補間する手法を開発する必要があると考えられる。

(2) 異なる時点で認識した位置の同定技術

道路上のある断面を通過した台数を自動で計測するためには、同一車両を断面付近を通過する前後で同定して追跡する必要がある。しかし、既存技術では、静止画を対象に車両の位置を認識しており、時系列を考慮した車両の同定には至っていない。そのため、これらの認識結果を用いて、動画中の車両を同定することで、断面の通過判定が可能な技術を開発する必要があると考えられる。

(3) 車両種別を正確に識別する技術の開発

実験結果から、既存技術には、車両の種別を誤って識別する課題があることがわかった。そのため、画像の分類に特化した技術を開発することで車両種別の識別精度を向上させることが必要と考えられる。

また、交通量調査では、調査の内容によっては、バスやトラックだけでなく、タクシーやレンタカーなどの種

別ごとに通過台数を調査する場合がある。しかし、普通車とレンタカーのように車両の形状だけでは識別が困難な場合があるため、形状だけでなく、ナンバープレート情報も組み合わせた識別手法の開発が必要と考えられる。

5. おわりに

本研究では、効率的な交通量調査を実現するための手法として、深層学習に着目し、動画像から車両を自動認識可能な技術を調査し、その実用性を検証した。そして、実証実験を通じて、交通手段に依らない交通量の自動調査の実現に必要な要素技術を整理した。実証実験の結果から、深層学習を用いて物体の位置を認識する技術の中でも、Object DetectionやInstance Segmentationなどの物体認識技術を活用することで、実環境の映像から車両を認識できることが明らかとなった。一方で、通過台数を計測する断面通過時において、車両の認識に失敗する事例や、認識した車両種別を誤識別する事例も見られた。今後は、これらの課題を解消可能な技術を開発し、現場への適用可能性を検証することで、交通手段に依らない交通量の自動調査の実現を目指す。

謝辞：本研究で利用した動画像は、株式会社中央建設コンサルタントより提供を賜った。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 国土交通省：ICTを活用した新道路交通調査体系検討会設立趣旨、<<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/pdf01/01.pdf>>、（入手 2019.6.17）。
- 2) 国土交通省：平成 27 年度 全国道路・街路交通情勢調査一般交通量調査結果の概要について、<<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/pdf01/01.pdf>>、（入手 2019.6.17）。
- 3) コンピュータビジョン社：映像解析支援ソフト Trace Blade AI Suite / AI 交通量調査ソフトウェア Traffic Blade、<http://www.media-juggler.co.jp/doc/ComputerVision_productinfo.pdf>、（入手 2019.6.17）。
- 4) Joseph, R., Santosh, D., Ross, G. and Ali, F.: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, arXiv:1506.02640, 2016.
- 5) Badrinarayanan, V., Kendall, A. and Cipolla, R.: SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, Vol.39, No.12, pp.2481-2495, 2017.
- 6) Kaiming, H., Georgia, G., Piotr, D. and Ross, G.: Mask R-CNN, *Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, arXiv:1703.06870, 2017.