

画像認識システムを活用した簡易型交通調査に関する実証的研究

八千代エンジニアリング(株) 正会員 ○小篠耕平, 菅原宏明, 藤井純一郎, 大久保順一
日本大学理工学部交通システム工学科 正会員 小早川悟

1. 本研究の背景

道路の交通量は、道路計画、渋滞や事故対策、維持管理計画などを検討する際に必要となる基礎的なデータであり、検討対象となる区間や地点の交通量を把握する方法は、調査員がカウンタを用いて目視で車種を判断して計測するやり方が一般的である。一方、交通量の観測には道路管理者が設置している交通量常時観測装置の結果から集計する方法、簡易型トラカンを設置して交通量を観測する方法など、観測調査員を必要としない方法も存在する。しかし、交通量の観測装置は高所に設置している場合が多く、超音波や光ビーコンにより計測するためには機器設置工事が課題となる。さらに、現在実用化されている交通量調査向けの画像解析システムにおいても高所から撮影した画像の使用を想定しているものが多い。このように調査員を必要とせず、カメラで撮影した動画を用いた画像認識システムによる交通量計測手法が開発されているが、動画を撮影できる場所が限られてしまうという課題が残る。さらに、幹線道路同様に細街路の複数地点で交通量を把握することができるような画像認識システムの必要性は高いと考える。

2. 既往研究と本研究の目的

星野¹⁾らはETC車載器の製造時に割り当てられる固有の情報であるワイヤレスコールナンバー（以下、WCN）を用いた生活道路調査の適用可能性についての研究を行った結果、WCN路側観測器の設置高さによって精度に大きく差が表れている。岩崎²⁾らの研究では、ネットワークカメラを6mの高さに設置し画像解析した結果、大型車両の誤認や車両の影の影響を受けるといった課題が明らかになった。鈴木³⁾の研究では多機能ビデオ画像処理システムTraffic Analyzerを開発し、交通量計測が95%以上という実用上には十分な精度で通過車両を検出することを可能にしたが、撮影アングルは陸橋や歩道橋など、車両から垂直な場所が必要であるため、任意の場所での調査が容易に実施できないという課題が残る。そこで、本研究では市販の三脚で撮影可能な高さ60cm、110cm、150cmにカメラを設置し、それぞれの撮影動画における車両の認識や車種の判別率などの精度を最も向上させることができる撮影高さを明らかにする。次いで、その中で用いるデータセットの違いによる読み取り精度の性能変化について検証する。

3. 動画撮影調査の概要

(1) 調査地点と調査方法

調査場所は成田街道（千葉県船橋市習志野台8丁目付近）で、撮影は上り方向（1車線）の地点（約600m間隔）である。調査日時は令和元年8月21日の7時15分から9時15分の2時間である。車種区分を精度良く読み取る高さを検証するため、カメラの高さを60cm、110cm、150cmの3つとし、道路に対して前方斜め30度にカメラを設置して動画を撮影し、MP4形式で保存した。

(2) 調査結果

各地点の動画から人手により集計した地点別の調査時間2時間あたりの車種別通過台数を表-1に示す。なお、本研究ではこの数値を真値として取り扱う。

表-1 通過車両台数（台/2時間）

	小型乗用	大型乗用	小型貨物	普通貨物	合計
地点1	980	16	215	129	1,340
地点2	955	13	198	129	1,295

4. アノテーションと画像解析

(1) データセットの提案

本研究では車種別交通量を検出するために Weiliu⁴⁾を参考に深層学習の画像認識手法の一つである Single Shot MultiBox Detector（以下、SSD）を適用した。SSDは1秒間に10フレーム以上認識が可能であること、一般的なオブジェクト分類モデルとして多くの実績があることから、図-1示す手順で深層学習により車両認識および車種判別、交通量のカウントの検証を行っている。また検出されたオブジェクト・トラッキング・アルゴリズムとしてはJ.C.Nascimento⁵⁾によるCentroid Trackingを用いた。

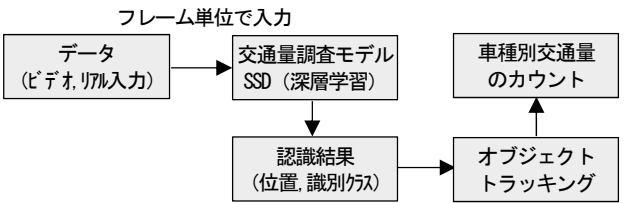


図-1 深層学習による交通量観測手法の手順

(2) 教師画像の作成

図-2は車種別交通量検出のシステムのために新たに作成したデータセットの作成手順を示したものである。VoTTを用いたアノテーション画像をCOCO形式に変換するプログラムを新たに作成した。

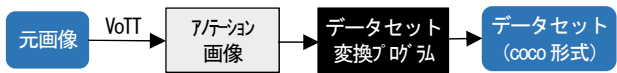


図-2 COCO形式データの作成手順

COCO 2014 のデータセットには交通関係として車、バス、トラック、バイク、自転車、人が含まれているが、本研究では車を道路交通センサ調査と同じ4車種区分にするためCOCOの画像は使わず、データセットの形式のみを用いて新たに作成した。

(3) データセットの作成

データセットは2地点3つの高さの6セット、各1時間2,000枚を選定し、合計12,000枚の画像についてアノテーション作業を行った。

本研究では最初に作成したデータセットを実交通データセットと呼ぶ。実交通データセットでは車種別交通量の割合に依存してデータセットが作成されるため、必然的に実交通量の多い車種区分の割合が高くなる。この車種別台数の割合が偏っていると検出率に影響を及ぼしているのではないかと仮説を立て、これを検証した。検証では6つの実交通データセットから割合の少ない車種のデータを抜き出し、車種別のアノテーション枚数を増やす方法でデータセットを作成し、これらの検出率について調べた。本稿ではこのデータセットを混合車種データセットと呼ぶ。

(4) 実交通データセットの評価

撮影高さ別の教師データと車両認識、車種判別、実台数比（表-2）を行った結果を図-3に示す。

表-2 評価指標の定義

名称	定義
車両認識率	動画に映っている車両を車種区分に関わらず認識した比率
車種識別率	認識した車両の中で車種区分まで正しく判別した比率
実台数比	車種認識率と車種判別率の積で、実台数に対して車両の認識率から車種区分まで正しく認識した比率

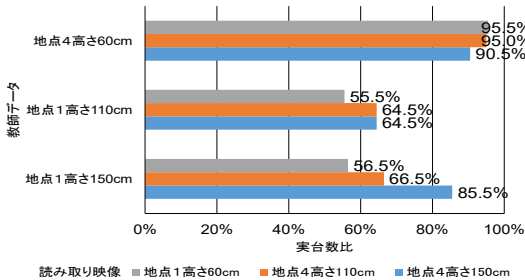


図-3 教師データで共通した映像の実台数比の比較

画像の撮影高さ3パターン別で作成した教師データで検出精度の検証を行ったところ、教師データと解析対象となる映像の撮影高さが同じである場合に最も認識精度が高いという結果ではあるが、その中でも撮影高さ60cmの教師データによる解析が最も精度が高いという結果になった。その要因を確定することは難しいが、高さ60cmの場合には背景の建築物が車両の陰に隠れ、車両の認識がしやすい条件になったことなどが考えられる。

(5) 混合車種データセットの評価

実交通と混合車種の両データセットによる検出精度について検証した。モデル学習は16万エポックまで行い、

4万エポック毎での性能を比較した。モデルの精度評価ではIoU（Intersection over Union）が0.5以上のものを正解とした。図-4に4万エポック毎の車両認識率のみと実台数比（車両認識率と車種判別率の積）を示す。車両認識率については、混合車種データセット、実交通データセット共に90%程度と高い認識率を示した。

これに対し車種判別率も考慮した実台数比をみると混合車種データセットの方が85%前後と高く、検出率について優位であることが示されている。

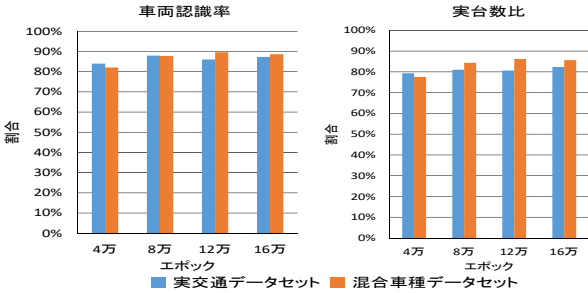


図-4 作成モデルの精度

5. まとめと今後の課題

撮影高さ60cmの教師データによる解析が最も精度が高く、さらに、教師データは混合データセットにすることで検出精度の向上や学習時間短縮の可能性を見出すことができた。今後はこの傾向が他地点でも共通なのかを検証する必要がある。また、実交通データセットと混合データセットの両者において、小型貨物と小型乗用の判別エラーが多いが、これは形状が同一な車両であるにもかかわらず車種区分が異なることが要因であると想定される。そこで今後はナンバープレート情報を読み取り、複合識別を行うことで車種判別の精度を高めるための手法について研究する予定である。

参考文献

- 1) 星野一輝, 小嶋文, 市本哲也, 鈴木達也, 上田透, 片山賢治, 久保田尚: WCNを用いた生活道路調査の適用可能性に関する研究, 土木学会論文集 D3, Vol.74, No.5, I_817-I_826, 2018.
- 2) 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, 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集, pp.19-20, 2015.
- 3) 鈴木一史, 中村英樹: 交通流解析のためのビデオ画像処理システム Traffic Analyzerの開発と性能検証, 土木学会論文集, Vol.62, pp.276-287, 2006.
- 4) Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg: SSD: Single Shot MultiBox Detector
- 5) J.C.Nascimento, An algorithm for centroid-based tracking of moving objects