

物体検出を用いた交通量調査の自動化に関する検討

山口大学大学院 学生会員○今石勇希
山口大学大学院 正 会 員 蓮池里菜
山口大学大学院 正 会 員 麻生稔彦

1. はじめに

近年，供用 50 年を経過した橋梁が増加しており，より計画的かつ効率的な橋梁の維持管理が必要とされている．橋梁ごとの重要度や補修の優先順位を設定する際には損傷程度に加え，その橋梁が持つ特性も考慮される．この特性のうち交通量は橋梁の重要度を示す指標と考えられるものの，個々の橋梁での交通量調査は多くの手間がかかるため実施が困難な状況である．そこで本研究では，動画から橋梁上交通量を簡便に計測するための物体検出手法を用いた交通量調査手法について検討する．

2. 交通量調査の自動化手法

交通量調査の自動化手法を作成するにあたり，YOLOv8-DeepSORT-Object-Tracking を用いることとした¹⁾．このシステムは，物体検出・分類する深層学習モデル YOLO と同一物体の判定をするトラッキングシステム DeepSort を組み合わせている．今回使用するシステムには，学習済みモデルが用意されている．今回は学習済みモデルとして YOLOv8l.pt（以下，モデル A）を使用した．このモデルでは，物体検出を自動車，バイク，トラック，バス，自転車，人の 6 種類で分類できる．一方，我国では軽乗用車が多く利用されており，国土交通省の箇所別基本表及び時間帯別交通量表に関する説明資料でも交通量調査において軽乗用車の項目がある²⁾．そこでモデル A とは別に，収集した画像により上記 6 種類に加え軽乗用車を分類する学習モデル（モデル B）を新たに構築した．また，モデル A では，自転車やバイクの運転者を歩行者と検出するため，モデル B では，運転者と自転車，バイクは区別せず分類した．この学習モデルの構築にあたっては実橋梁で撮影した写真とインターネットの画像検索により収集した画像を教師データとして使用した．表-1 に分類する種別とラベル名，教師データ数を示す．学習モデルの構築では教師データの 8 割を学習に，2 割を検証に用い，エポック数 300，バッチサイズ 256 とした．学習に使用する教師データの作成の流れを図-1 に，座標とファイルデータを図-2 に示す．学習させる物体が写った画像を用意し，その画像から対象物を囲い，位置と大きさ，種類をラベルとして付与し情報を与える．この教師データのうち，学習データと検証データに分け，画像とその種類と位置を指定した txt ファイルをもとに，学習データで学習，検証データで検証を繰り返し行う．

表-1 分類する種別とデータ数

種別	ラベル名	データ数
普通乗用車	Auto	1438
軽乗用車 軽トラック	S_auto	410
バイク，原付	Bike	347
バス	Bus	160
大型/中型トラック	Truck	404
自転車	Bicycle	183
歩行者	person	1103

3. 交通量調査

一般道にて 20 分間の撮影を行い，図-3 に示すように動画内に設定した線を通過する数を測定し，目視によりカウントしたものと比較する．各モデルでの種別の測定量と目視でカウントしたものを比較し，各種別の適合率，再現率，F 値を算出し評価する．

測定結果を表-2 に示す．通行量は目視でカウントした数，測定量は各モデルで測定した数であり，正解測定

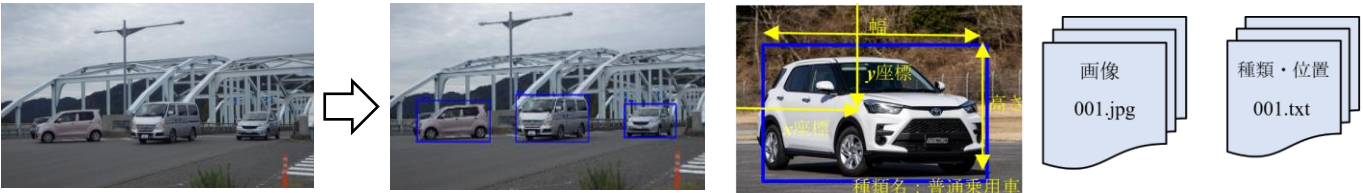


図-1 教師データの作成の流れ

図-2 座標とファイルデータ

キーワード 物体検出，YOLO，DeepSort，交通量調査
連絡先 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1 山口大学工学部 TEL 0836-85-9323

量は測定量のうち正しい種類を認識しカウントした数である．不正解測定量は測定量のうち誤認識しカウントした数である．ここで，モデル A での自転車の運転者が歩行者と計測された数は除外し，F 値を算出している．

モデル A では自動車の適合率は 0.989 と高いものの再現率は 0.796 とやや低くなっている．また，トラックの F 値が 0.513 と低い．これは，軽ワンボックス型の自動車をトラックと誤認識したためであり，モデル A は海外の自動車について学習したものであるためと考える．しかし，全種類で F 値は 0.826 と概ね高い結果が得られたため，この手法での交通量測定はある程度可能であると考ええる．

一方，モデル B での F 値は，普通乗用車が 0.748，軽自動車が 0.532 であり，普通自動車と軽乗用車をまとめた場合には 0.649 であった．モデル A での F 値は，自動車が 0.882 であり，モデル B はモデル A に比べ，低い結果となった．このように F 値が低い結果となったのは複数の車両が重なり，車両の一部が隠れることで検出・測定ができないことが主な要因と考えられる．これはモデル B の教師データにそのようなものを含めていないため，今後の改良が必要である．また，トラック，歩行者，自転車のいずれについてもモデル B の F 値はモデル A より低い．モデル B では，バイク，原付の通行量 4 台に対し 1 台測定しているが，普通乗用車をバイク，原付と測定しており，4 台のバイク，原付は検出できなかった．バスについては通行量がないにも関わらず，軽乗用車や普通乗用車，トラックをバスと測定している．自転車と歩行者について通行量はそれぞれ 19 台，30 人に対し，測定量は 1 台，0 人と測定できていない結果となった．また，普通乗用車と軽乗用車との判別ができておらず，お互いを誤認識した車両が 20 台以上あった．このことより，エポック数やバッチサイズの学習条件を変え，普通乗用車と軽乗用車を区別できる学習モデルの再構築が必要である．



図-3 カウントの基準線

表-2 測定結果

モデル	種別	通行量	測定量	正解測定量	不正解測定量	適合率	再現率	F値
モデル A	自動車	235	189	187	2	0.989	0.796	0.882
	バイク，原付	4	2	2	0	1.000	0.500	0.667
	バス	0	1	0	1	0.000	-	-
	トラック	10	29	10	19	0.345	1.000	0.513
	自転車	19	11	9	2	0.818	0.474	0.600
	歩行者	30	29	23	6	0.793	0.767	0.780
	全種類	298	261	231	30	0.885	0.775	0.826
モデル B	普通乗用車	125	97	83	14	0.856	0.664	0.748
	軽乗用車 軽トラック	110	78	50	28	0.641	0.455	0.532
	バイク，原付	4	1	0	1	0.000	0.000	0.000
	バス	0	15	0	15	0.000	-	-
	大型/中型トラック	10	2	1	1	0.500	0.100	0.167
	自転車	19	1	1	0	1.000	0.053	0.100
	歩行者	30	0	0	0	-	0.000	-
	全種類	298	194	135	59	0.696	0.453	0.549

4. まとめ

本研究では，物体検出手法を用いた交通量調査手法について検討した．学習モデルの構築に改良の余地が多く考えられるが，本手法による測定は可能であろう．今後は，学習モデルの再構築，実橋での計測，カメラでの撮影条件の検討を行っていく．

参考文献

1) <https://github.com/MuhammadMoinFaisal/YOLOv8-DeepSORT-Object-Tracking> (参照 2023-03-29)
2) 国土交通省，「箇所別基本表及び時間帯別交通量表に関する説明資料」，2015