

# カメラ画像と物体検出アルゴリズムを用いた 交通量調査に関する基礎的研究

瀧本 康太<sup>1</sup>・高田 光太<sup>2</sup>・有村 幹治<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 学生会員 室蘭工業大学 大学院工学研究科 環境創生工学系専攻 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)  
E-mail: 22041050@mmm.muroran-it.ac.jp

<sup>2</sup> 学生会員 室蘭工業大学 大学院工学研究科 環境創生工学系専攻 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)  
E-mail: 21041042@mmm.muroran-it.ac.jp

<sup>3</sup> 正会員 室蘭工業大学 教授 大学院工学研究 もの創造系領域 (〒050-8585 室蘭市水元町 27-1)  
E-mail: arimura@mmm.muroran-it.ac.jp

我が国では平常時・災害時を問わない道路の常時観察を目指し、ICT を活用した新道路交通調査体系の構築が進められている。令和三年度における国土交通省の検討会では、目視による従来の人手観測を廃止し、AIによる映像解析やトラフィックカウンターに置き換えていく新交通量調査の方針が示された。国外の既存研究においても深層学習を交通分野に応用する試みは広く行われ、その有用性は国内外問わず認識されている。しかし、国内におけるCCTVによる交通流調査を意識した研究例はまだ報告数が少なく、有用性の認知度に対して研究蓄積は進んでいない。そこで本研究では物体検出アルゴリズムによる交通流調査を実施し、その精度を検証した。その結果からAIによる交通量調査の有用性とその課題点について考察する。

**Key Words:** traffic survey, artificial intelligence (AI), closed-circuit television, image recognition

## 1. はじめに

今日におけるICT技術の急速的な進展の中、平成29年8月の社会資本整備審議会道路分科会建議では、交通最適化に向けて道路利用状況のシームレスな把握が可能な新たな調査体系の確立が必要であるという提言がなされた。これを契機に、これまで5年に1回実施されてきた道路交通センサスにおいて従来の目視による人手観測を廃止し、新たにICTを活用した常時観測を基本とする平常時・災害時を問わない「新たな道路交通調査体系」の構築を目指す方針が国土交通省より示された<sup>1)</sup>。

しかし、現在、我が国で行われているAIによる交通量調査に関する報告<sup>2)</sup>では、夜間の時間帯における精度の低下が指摘されており、常時観測に至るにはまだ精度不足といわれている。民間企業における交通量調査システムの開発、研究も積極的に進められているが、その多くは民間での利用を意識した三脚カメラ等による日中限定の撮影状況であるなど、常時観測を前提とするCCTV等の画角を想定した環境での研究蓄積は少ない。これらの道路管理者のみが設置可能な特殊環境におけるAIに

よる交通量調査の課題は、時間帯によって変化する交通状況、気象条件、カメラを設置した際の画角による影響等が挙げられるが、近年になって研究の蓄積が少ない。

そこで、本研究では、札幌市の新川ICにおいて撮影された交通映像を用い、AIによる交通量調査を行うことで得られた精度に関して評価する。またその際に発生した誤差の要因について時間帯、気象条件、画角別に着目し、得られた知見からCCTVの解析を想定した交通量調査で留意すべき基礎的事項を列挙することを主な目的とする。

## 2. 既存研究と本研究の位置づけ

日本国内でのCCTVによる交通流調査を意識した先駆的な試みとしては林ら<sup>3)</sup>の研究が挙げられる。AIによる交通量調査の開発を行っている民間企業に対しヒアリング調査を行うと共に、天候条件の変動を伴う7:00-23:00のCCTVの映像を用いたAIによる交通量調査を行った。結果として、日中は十分な解析精度が確保できるとし、

夕方や夜間、車種分類による判別は課題が残ることを明らかにした。

峯岸ら<sup>4)</sup>は自動車が画面内を垂直に横切るような撮影角度を対象とし解析を行った。反対車線を走行する自動車を除外するために、選定方向側から動画内に写る車両のみを抽出する処理を加え、実用に使用可能なレベルの自動車抽出処理機能を構築するに至った。

今井ら<sup>5)</sup>は動画像の撮影状況における垂直方向の角度の差異に着目し、四つの異なる撮影角度から車両種別(小型車・大型車)の分類精度を評価した。結果として、車両の上面の映る割合が増加するにつれて、小型車を大型車として誤認識してしまう傾向を確認した。

このように、AI による交通量調査は、実用に耐えうる解析精度の獲得を目指し様々な撮影状況における研究が行われている。本研究では時間帯によって変化する交通状況、気象条件、画角別の傾向を総合的に評価することを試みる。

### 3. AI 型交通量調査の概要

#### (1) 調査の概要

分析対象区間は札幌新川 IC 付近とし、交通量調査は 2020 年、2021 年に実施された社会実験によって得られた現地による人手観測データと、定点カメラによる映像を AI によって解析したデータを使用した。(以下、2020 年をデータセット (DS) ①、2021 年を DS②とする。) 交通量調査は 10 分おきの集計値とする。分析対象期間、当日の気象状況<sup>6)</sup>等の諸条件を表-1 に示す。また DS①の解析結果は、著者らの先行研究<sup>8)</sup>より再掲とする。

#### (2) 交通量の計測方法

図-1 に AI における交通量調査に用いた断面図を示す。映像内の二点を指定し、これを結ぶ線を計測線とする。車両が認識された際、その車両には ID が割り振られ、輪郭として長方形が描画される。この長方形の中心の座標がこの計測線の座標を越え、なおかつ車両の ID が新規のものであるとき各車両が計測線を通じたのみなし、通過台数としてカウントするようプログラムを設定した。

また、処理時間の削減を目的として、動画のフレームレートを半分にした動画でも計測を行った結果、計測精度を維持し、結果として分析に必要な時間が半分に削減されたため、本研究では元動画の FPS を半分にした動画を用いて解析を行った。

#### (3) 物体検知アルゴリズムの概要

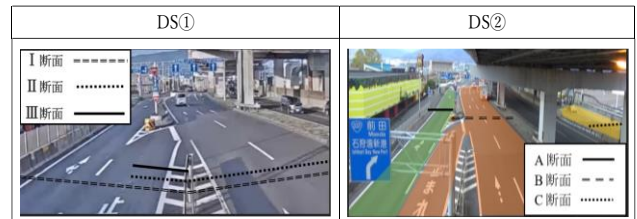


図-1 解析環境のイメージ

表-1 分析対象期間、気象状況等の諸条件

	DS① 2020年度		DS② 2021年度
日時	9月30日	10月14日	11月17日
日照時間(h)	9.8	8	4.7
天気	薄雲	晴一時雨	曇後晴
日入	17:18	16:54	16:09
月出	1:58	17:03	15:17
月齢	12.7 満月	26.7 ほぼ新月	12.2 ほぼ満月
フレーム幅高	1280×720		1920×1080
FPS	12.43		14.99

本研究で用いた AI による交通量調査のアルゴリズムは、映像内の車両の検出 (detection) とその車両の計測 (counting) という二段階のプロセスからなる。この解析に用いたのは YOLO, および Deepsort というアルゴリズムである。これらアルゴリズムの概要を以下に示す。

#### (a) YOLO<sup>9)</sup>

本アルゴリズムは映像内から物体を検出する役割を担う。学習対象と類似した物体を映像内から認識した際、その物体の輪郭を囲うような長方形を描画し、計測の対象として認識する。本研究では YOLOv4 の環境を用い、物体検出の学習済みモデルとして COCO<sup>10)</sup>を用いた。

#### (b) Deepsort<sup>11)</sup>

本アルゴリズムは車両の計測を担う。前述した YOLOv4 において検出された物体の動きに対しトラッキング(物体追跡)を行い、各物体に ID を割り振ることでその挙動を管理する。

#### (4) 計測精度の評価方法

現地による人手計測、YOLO による自動計測の値から、各断面の総交通量の時間推移を散布図で示す。計測結果の精度を評価する指標として、決定係数 (以下,  $R^2$ ) , 平均二乗誤差平方根 (以下, RMSE) を用いる。また、車種分類は乗用車と乗用車以外、全体の合計の 3 分類とした。なお、本研究における乗用車以外とは、普通貨物、大型貨物、バスという、乗用車より大きい四輪車と定義する。

#### 4. 交通量調査の結果と計測誤差の要因

交通量調査の結果を DS①は図-2 及び表-2 に、DS②は図-3 及び表-2 に示す。図中の橙線は理論値の  $y=x$ 、青線は各プロットに対する回帰線である。また、時間的推移の可視化のため、時間の経過とともに各プロットの色が青から赤に推移するように着色した。全体的な傾向として、DS①、DS②共に、乗用車では過検出がみられる。乗用車以外では未検出がみられる。両 DS を比較すると、DS②の精度が低い。DS②では、乗用車以外の未検出が特に著しい。この結果を踏まえ、両 DS において特徴的な計測誤差の要因について考察する。

##### (1) 交通の混雑

各断面、車種分類において、計測誤差が最大となる時間帯について表-3にまとめる。DS①に着目すると、8 時付近と 18 時付近で計測誤差が最大となっていることが確認できる。解析に用いた映像から、交通の混雑により、車両が重なる事で、未検出や誤検出が発生する様子が確認された。なお、DS②でも同様の傾向を確認できる。

##### (2) 気象条件

DS②の乗用車に着目すると、A、B 断面においては 14:00~15:30、C 断面においては 17:00~19:00 の時間帯で計測誤差が多く発生している。解析に用いた映像から、14:00~15:30 では、強い日射を受けることでカメラ映像の A、B 断面側に盲点が発生していた。また、各車体が光を反射することで車両の外形が不明瞭となっていた。この傾向はより日照側である A 断面において顕著であった。また、日没後の 17:00~19:00 では、暗闇による車両の外形の不明瞭化が確認できた。夜間における計測誤差は C 断面において特に顕著であり、これは、C 断面が高架橋を挟んで向こう側の道路であり、カメラからの距離が遠く、光量が不足していたことが影響していると考えられる。

なお DS①では、日中時間帯に雲によって日射が遮られたため、昼間の日射による影響を免れたと考えられる。また DS①の計測断面は近距離であったため、夜間の光量不足の影響を免れたと考えられる。

##### (2) カメラの画角

DS①と DS②では、カメラの画角が大きく異なる。

DS①の画角では、DS②に対してカメラの俯角が小さい。故に、画面内に大きく車両が写る。そのため、車両の認識は容易である反面、大型車両の陰に隠れた車両を検出できない問題点があった。

DS②の画角では、DS①より高い撮影位置で俯角が大

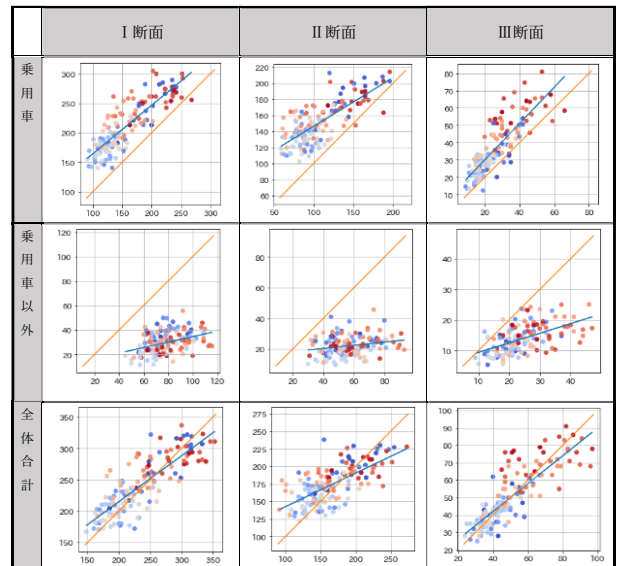


図-2 各断面における 10 分ごとの総交通量比較 (DS①)  
X 軸：現地による人手計測 Y 軸：Yolov4 による AI 解析 サンプル数=142

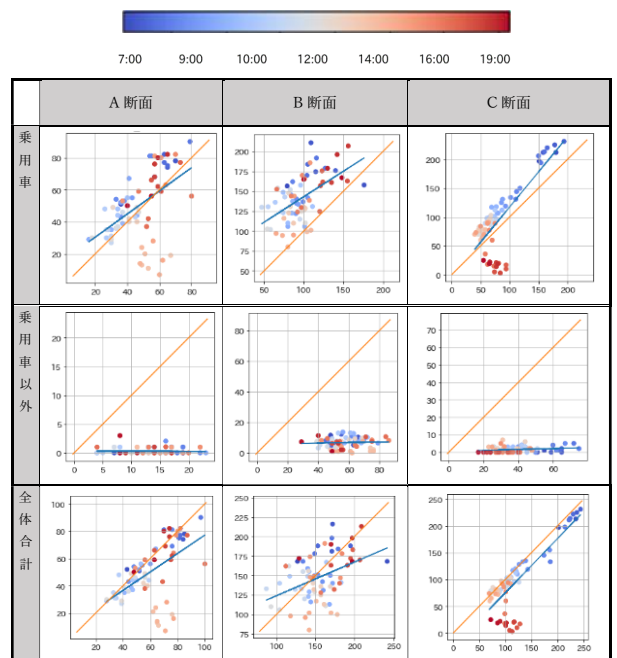


図-3 各断面における 10 分ごとの総交通量比較 (DS②)  
X 軸：現地による人手計測 Y 軸：Yolov4 による AI 解析 サンプル数=72

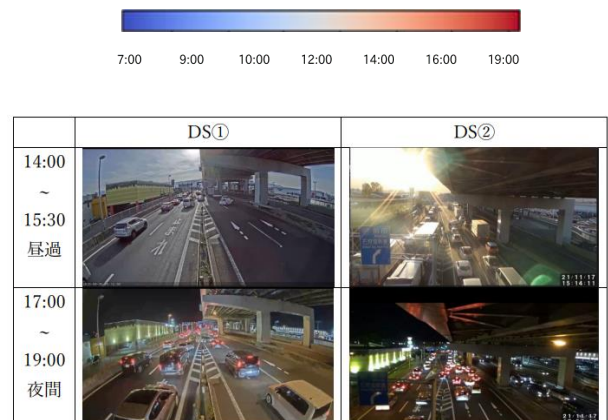


図-4 気象条件の例

きい。これにより、車両ひとつひとつの画面内占有率が下がる、故に、大型車両の陰に交通流が隠れてしまう問題は軽減された。一方で、車が小さく写ることで、計測精度は低下した。特に乗用車以外の計測精度の著しい低下がみられた。

## 5. まとめ

本研究では、「新たな道路交通調査体系」の構築にむけた、AI を用いた交通量調査の精度を評価するとともに、計測精度低下の発生要因を調査した。計測精度低下の主な要因としては、交通の混雑、気象条件、カメラの画角が挙げられ、定量的な解析と動画の目視により、これらを確認した。

交通量調査で留意すべき基礎的事項としては、

- ・交通が混雑する時間帯においては、精度の低下が起ることを認識しておく事
- ・日射の影響を受けない場所にカメラを設置、もしくはひさし等を用いて日射の影響を防ぐ事
- ・車両が重なりすぎず、小さくなりすぎない角度において画角を設定する事

が挙げられる。常時観測を基本とする平常時・災害時を問わない「新たな道路交通調査体系」の構築には動画の撮影場所、カメラの画角といった環境構築を徹底することが重要である。

今後の展望として、冬季降雪時における AI 交通量調査での基礎的研究や、交通量調査と交通流解析を組み合わせ、リアルタイム交通管制システムの構築に関する研究が挙げられる、

## 参考文献

- 1) ICT を活用した新道路交通調査体系検討会、  
<http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/index.html>
- 2) CCTV カメラ(AI 解析)の精度に関する報告  
<https://www.mlit.go.jp/road/ir/ircouncil/ict/pdf05/02.pdf>
- 3) 林泰士，松田奈緒子，山下英夫，里内俊介，中田寛臣，横地和彦：AI を活用した画像認識型交通量観測の導入に関する研究.第 60 回土木計画学研究発表会・講演集
- 4) 峯岸朋弥，吉田享子：物体検知・識別器による自動車交通量調査システムの試作と評価，専修ネットワーク&インフォメーション，Vol.28，pp.53-58，2020.
- 5) 今井龍一，神谷大介，山本雄平，田中成典，中原匡哉，中畑光貴：汎用的な深層学習器を用いた交通量調査手法に関する基礎的研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.75，No.2，pp.I\_150-I\_159，2019.
- 6) 国土交通省 気象庁

表-2 AIによる交通量調査の計測精度

	断面	R2	RMSE
乗用車	A	0.254	18.533
	B	0.317	50.825
	C	0.599	39.081
乗用車以外	A	0.0003	13.541
	B	0.003	77.816
	C	0.044	39.792
全体合計	A	0.297	20.769
	B	0.171	32.027
	C	0.665	41.219
乗用車	I	0.726	59.188
	II	0.575	48.255
	III	0.690	13.092
乗用車以外	I	0.147	50.519
	II	0.049	37.123
	III	0.303	12.233
全体合計	I	0.693	28.441
	II	0.463	29.354
	III	0.693	9.313

表-3 計測誤差が最大となる時間帯

	断面	最大誤差	発生日時
乗用車	A	53	11/17 15:10-15:20
	B	101.86	11/17 7:20-7:30
	C	84	11/17 17:30-17:40
乗用車以外	A	23	11/17 9:40-9:50
	B	77.816	11/17 16:20-16:30
	C	73	11/17 8:30-8:40
全体合計	A	20.78	11/17 15:10-15:20
	B	78	11/17 :30-14:40
	C	112	11/17 17:30-17:40
乗用車	I	68.13	10/14 16:50~17:00
	II	54.318	9/30 8:10~8:20
	III	23.901	9/30 18:00~18:10
乗用車以外	I	22.99	9/30 15:40~15:50
	II	21.878	9/30 15:40~15:50
	III	9.841	10/14 9:10~9:20
全体合計	I	69.668	9/30 8:10~8:20
	II	69.221	9/30 8:10~8:20
	III	28.419	9/30 18:00~18:10

<https://www.jma.go.jp/jma/index.html>

- 7) 国立天文台 暦計算室  
<https://eco.mtk.nao.ac.jp/koyomi/>
- 8) 瀧本康太，高田光太，有村幹治：カメラ画像と物体検出アルゴリズムを用いた交通量調査に関する基礎

- 的研究. 土木学会北海道支部, 令和 3 年度年次技術  
研究発表会
- 9) Alexey Bochkovskiy. Chien-Yao Wang. Hong-Yuan Mark  
Liao : YOLOv4 Optimal Speed and Accuracy of Ob-  
jectDetection  
<https://arxiv.org/abs/2004.10934>
- 10) COCO - Common Objects in Context  
<https://cocodataset.org/>
- 11) Nicolai Wojke. Alex Bewley. Dietrich Paulus :  
Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Associ-  
ation Metric  
<https://arxiv.org/abs/1703.07402>