

深層学習を用いた交差点方向別交通量に係る 精緻な交通工学的指標の自動計測に関する研究

堀井 大輔^{1,2}・菅原 宏明¹・菊池 恵和¹・大久保 順一³

¹正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

²E-mail: ds-horii@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

³非会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

近年、道路交通分野においても AI による画像認識技術を用いた交通量の自動計測システムの研究・開発が行われている。一方で、交差点の計測を対象にしたシステムは、高所から撮影した動画を対象とする場合が多いが、カメラを高い位置に設置することが困難な交差点では、それらシステムの適用が難しい。本稿では、比較的低位である地上高 3 メートルから撮影した動画を用いた交差点の方向別交通量の自動計測手法を提案し、軌跡の読取精度において F1 値 0.97~0.99 を達成した。また、同一の動画から信号現示を同時に読み取ることで、従来の人手計測では調査が困難な信号現示毎の方向別交通量の自動計測手法を提案した。道路交通分野における AI の活用が、従来手法の代替に留まらず、新たな付加価値を生むことを期待する。

Key Words: Multi-object tracking, Intersection, Trajectory-based algorithm, Traffic light signal, Deep learning

1. 研究の背景と目的

(1) 背景

近年の画像認識分野における深層学習の発展や、ビッグデータの解析技術の進歩に伴い、道路交通分野においても従来の目視観測による交通量の計測から、ETC2.0 プローブ情報や AI による画像認識技術を用いた交通量の自動計測システムの研究・開発が行われている。令和 3 年度以降の全国道路・街路交通情勢調査（以下「道路交通センサス」）では、直轄国道において、単路部における人手調査を廃止し、AI 等による自動計測に切り替えることが国土交通省から発表された。自治体や民間企業の交通量調査においても今後自動計測化が進むことが予想される。交通量調査におけるビッグデータとしては、道路管理者が設置している交通量常時観測装置や、簡易型トラカンを用いた機械観測のデータが挙げられる。

一方、高速道路や直轄国道の断面交通量の計測では機械観測が主流になっているが、これらの装置は単路部の高所に設置している場合が多い。また、任意の地点で交通量を計測する場合、費用や設置条件の観点から AI による画像認識技術を用いず、未だに人手によるテンポラリーな調査が行われることが一般的である。しかし、社

会構造の変化等に伴い、人手による交通量調査を担う人手が不足している現状がある。従って、常設されたカメラの動画のほか、テンポラリーな調査における撮影動画についても、交通量の自動計測化への期待が高まっている。

更に、交差点を対象とした画像解析の場合、オクルージョン（車両の重なりにより手前の車両が後ろの車両を隠す状態のこと）を避けるため、高所からの撮影を前提としたシステムが多く、オーバークスの立体交差点など、高所へのカメラの設置が難しい場合には、それらシステムの適用が困難となる。

また、自動計測に置き換えられた道路交通センサスにおいては、計測対象の車種区分が従来の 7 区分から、大型車と小型車の 2 区分に変更されている。これは、現在の AI システムによる分類精度を鑑みた変更であると思われる。今後の技術の進歩により、区分が改めて変更になる可能性はあるが、現時点においては、AI を導入することにより継続的に収集してきたデータの粒度を下げている状況である。著者らは、AI の活用が人手観測の代替に留まらず、道路交通分野に対して新たな価値を生むアプローチになるべきだと考える。

(2) 目的

本研究では、低位置から撮影した交差点の動画を用いて、方向別交通量と信号現示を同時に自動計測し、従来の人手計測では調査が困難な信号現示毎の方向別交通量を自動計測することを目的とした。信号現示毎の方向別交通量を求めることができれば、より精緻な交通工学的指標（例：飽和交通流率の実測）の算出等が可能となる。

2. 既往研究と本研究の位置付け

(1) 既往研究

AI による交通量の自動計測システムについて、小篠ら⁷⁾より、片側1車線の単路部の計測では目視計測と比較して全数誤差5%程度で車種別交通量の計測が可能であることが報告されている。交差点の方向別交通量計測については、高橋ら²⁾が国内で利用が可能な自動計測システムを用いた検証を行ったが、対象としたシステムのAIモデルに起因する課題等が指摘されている。

交差点や多車線における車両の挙動は複雑なため、画像認識の国際学会 CVPR^{注1)}においても、交差点の車両の方向別交通量を計測する技術に関するワークショップ (AI CITY CHALLENGE) が毎年開催されており、交差点の車両の計測が画像認識の分野においても研究対象として認知されている。

交差点の方向別交通量を計測する上で重要な、複数の物体を同時に追跡する技術 Multi-Object Tracking (MOT) では、深層学習の応用により、従来の手法と比べて精度が格段に高い SORT³⁾や DeepSORT⁴⁾が MOT のデファクトスタンダードになっている。

交差点の方向別交通量を自動計測するためには、MOT で追跡した物体を正確にカウントするアルゴリズムが必要である。AI CITY CHALLENGE の 2020 年⁹⁾及び 2021 年⁹⁾の優勝チームは、軌跡ベースのアルゴリズムを用いて方向別交通量のカウントを行っている。軌跡ベースのアルゴリズムとは、事前に定義した軌跡の点集合と MOT による車両の追跡座標の点集合の類似度を判定し、軌跡の分類（方向別のカウント）を行う。このほか、Ospina ら⁷⁾は、「必ず横切るライン」と「触れてはいけないライン」を設定し、車両がそれら条件を満たすか判定するアルゴリズムによって方向別のカウントを行い、2020 年の AI CITY CHALLENGE では2位の成績を修めた。なお、AI CITY CHALLENGE における動画は、高所から撮影されている場合が多く、本稿の目的である低位置から撮影した動画の解析とは条件が異なる。

信号現示の自動読取については、深層学習を用いた手法が、Lu ら⁸⁾により提案されている。信号機の位置の検出と信号現示の分類を深層学習を用いて行い、高い精度を達成しているが、信号現示の種類が日本とは異なる点

や、分類が「go」と「stop」であり、検証に用いられた動画は日本の交差点環境とは条件が異なるため、本手法を本研究に直接用いることは難しい。

(2) 本研究の位置付け

本研究では、交差点の交通量調査に実務レベルで適用が可能な手法の提案を目指した。多くの既往研究と異なり、カメラの設置条件の制約を少なくするため、低位置から撮影した動画を対象とした。また、本研究の目的に応用が可能な既往研究の知見（例：軌跡ベースのアルゴリズム）を積極的に取り入れた上で、アルゴリズムの改良や、信号現示の読取方法の新たな提案を行った。

3. 本研究の提案手法

本研究の提案手法の概略図を図-1に示す。低位置（地上高3メートル）に設置したカメラで撮影した交差点の動画を入力データとし、フレーム毎に方向別交通量及び、信号現示の自動計測を同時に行い、信号現示毎の方向別交通量を求める。交差点の方向別交通量の自動計測手法は、著者らの提案手法⁹⁾をベースとし、軌跡ベースのアルゴリズムの改良（3章2節）等を行った。オクルージョン対策についても、オクルージョンの度合いによってアルゴリズムを変える著者らの手法⁹⁾を採用した。

カメラの設置高については、複数の交通量調査会社にヒアリングを実施し、カメラで撮影後に目視で交差点の交通量を計測する従来の方法において、カメラを地上高3メートル程度に設置するケースが多いことを確認した。従って、本研究においても地上高3メートルから撮影した動画を解析の対象とした。従来手法と似た撮影条件を採用することで、従来手法で調査が可能な地点における本手法の適用を目指した。

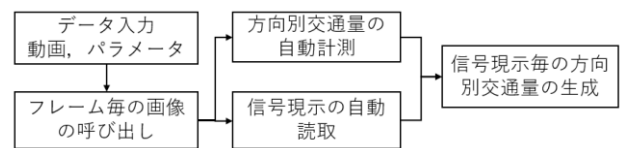


図-1 提案手法のフロー図

(1) 解析対象の軌跡

交差点内の車両の動き方は多様であり、低位置（地上高3メートル）から撮影した動画では、車両のオクルージョンが発生しやすい。つまり、図-2の左に示す4枝交差点の12軌跡全てを1台のカメラの動画で計測することは困難である。一方で、カメラ1台につき、左折、直進、右折をそれぞれ1軌跡確実に計測することができれば、カメラを4台用いることで12軌跡全ての交通量の計測が可能と考えた。菅原ら¹⁰⁾の検証の結果、交差点の

流出部の歩道にカメラを設置する場合、動画内においてオクルージョンの影響が小さい軌跡は、図-2に示す3軌跡であることが報告されている。本稿においても、これら3軌跡を1台のカメラの動画の計測対象とした。

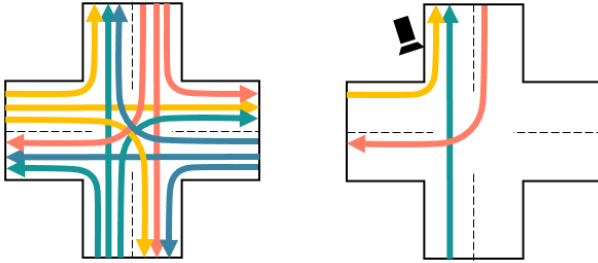


図-2 左：4枝交差点で発生する全軌跡（Uターンを除く）
右：1台のカメラで計測対象とする3つの軌跡

(2) 軌跡カウントのアルゴリズム

方向別交通量の車両カウント手法には、既往研究に示した軌跡ベースのアルゴリズム⁵⁰⁾を採用した。計測対象の3つの軌跡に対して、典型的な軌跡を事前に設定し、それら典型的な軌跡の点集合と追跡車両の座標の点集合の集合間の類似度を計算し、軌跡の割り当てを行った。なお、典型的な軌跡とは、計測対象の3つの軌跡に該当する軌跡について、動画の実際の車両の動きを見て事前に設定する軌跡のことである。例えば車両が左折する際、車両の典型的な動きが複数存在する場合もあり、1つの計測対象軌跡に対して2~5つの典型的な軌跡を作成する。典型的な軌跡の具体的な設定内容は、後述の図-6に示す。

点集合の類似度の算出には、式(1)に示すハウスドルフ距離 (d_H) を用いた。

$$d_H(X, Y) := \max \left(\sup_{x \in X} d(x, Y), \sup_{y \in Y} d(y, X) \right) \quad (1)$$

ここで、 X は追跡車両の座標の点集合、 Y は典型的な軌跡の点集合である。なお、計測対象の軌跡のうち、オクルージョンの発生が想定される軌跡（今回の動画では多車線の直進軌跡）については、式(2)の示す距離 d'_H を d_H の代わりに用いた。

$$d'_H(X, Y) := \sup_{x \in X} d(x, Y) \quad (2)$$

d'_H は式(1)の引数の一つであり、「追跡車両の軌跡の点集合から典型的な軌跡の点集合に少なくとも d'_H だけ進むと到達できる距離」を意味する。オクルージョンの発生により短時間だけ軌跡を記録できた車両についても、類似度の判定に d'_H を用いることで、正しい軌跡カウントを可能とした。

また、Liuら⁹⁾を参考に、典型的な軌跡の点集合の起点

と終点を結んだベクトルと、追跡車両の座標の点集合の起点と終点を結んだベクトルのなす角度についても、点集合間の類似度の判定に用いた。この角度が小さいほど、典型的な軌跡の点集合と、追跡車両の座標の点集合の類似度が高いと言える。

なお、類似度の閾値が緩い場合、計測対象の3軌跡以外の軌跡の車両（図-3の橙色矢印）が計測対象の3軌跡（図-3の青色矢印）に誤分類される場合が一定数発生した。そのため、図-3に示す通り、計測対象の軌跡以外の典型的な軌跡についても事前に軌跡データを用意することで、軌跡カウントの偽陽性の発生の低減を試みた。

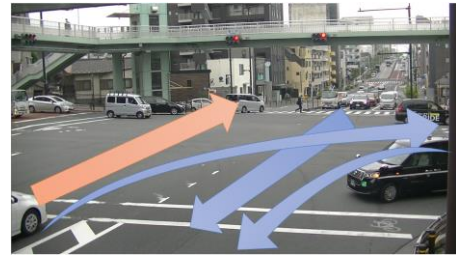


図-3 計測対象の3軌跡（青色矢印）と偽陽性の発生を低減させるために設定した軌跡（橙色矢印）の設定イメージ。背景図は本稿の検証に用いた交差点。

(3) ROIの設定

ROI (Region of Interest) の設定は、物体を検出する範囲を制限する手法である。処理時間の高速化と、計測対象の軌跡と関係がない車両の検出を防止することができる。特に交差点においては、図-2に示す通り車両の動きには規則性があるため、ROIを適切に設定することで軌跡カウントの精度を高めることが可能である。本研究で設定したROIの具体的な範囲は、後述の図-6に示す。

(4) 信号現示の読取アルゴリズム

信号現示の読取は、解析前に動画内の信号機の座標をパラメータとして指定し、その色彩条件と矢印灯器の座標情報を用いて信号をルールベースで分類するアルゴリズムを構築した。本稿で検証の対象とした交差点の信号機には、図-4に示す4パターンの信号現示が存在する。



図-4 検証用動画の信号現示の自動読取による分類

4. 交差点部の動画データ撮影

本提案手法の精度を検証するために、令和4年4月に、渋谷区の片側2車線以上の4枝の平面交差点の動画を撮影した。交差点の流出部の歩道側に、市販の三脚を用いて高さ3メートルの位置にカメラを設置した。計測対象とする3つの軌跡及び信号機が映るようにカメラの角度を調整した(図-5)。カメラはプログレッシブ方式のフルハイビジョン(1980×1080)、フレームレートは59.94FPSとし、4台のカメラを図-5に示す位置に設置した。

カメラを4台用いた理由は、今後の研究で交差点内の12軌跡全ての自動計測結果を用いた分析を行うためであるが、本稿の検証においては図-5の左図で示す赤色のカメラの動画を用いた。本稿の目的は、3章に記載の手法による信号現示毎の方向別交通量の自動計測の可能性を検討することである。そのため、4つの動画全てで精度検証をする必要性は低いと判断し、1つの動画についてのみ精度検証を行った。

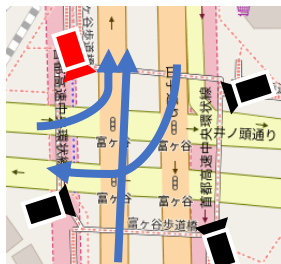


図-5 左図は、動画を撮影した交差点(地図は OpenStreetMap)におけるカメラの設置位置。図中に、検証対象のカメラ(赤色)、計測対象の3つの軌跡(青色)の位置を示す。右図は、検証対象のカメラから撮影した動画の様子。

5. 検証内容

(1) 検証用 AI システムの構築

本研究の検証用 AI システムは、Intel 社の OpenVINO toolkit^{注2)}を利用して構築し、検証用システムの AI モデルには、OpenVINO toolkit で公開されている学習済みモデルを用いた。車両の検出には、MobileNetV2 をバックボーンとした SSD モデル^{注3)}を使用し、車両のトラッキングに使用する車両の見た目の特徴量の抽出には Omni-Scale Network モデル^{注4)}を使用した。単一クラス(車両)の検出器であるため、車種分類はされない。なお、学習用の画像は明記されていないが、様々な角度から車両の検出が可能のため、汎用性が高いモデルであると言える。

(2) 前処理

解析時間を短縮させるために、動画のフレームレートを元動画の半分(29.97FPS)に変換した。また、動画を

確認し、解析に使用する典型的な軌跡(3章2節)、ROI(3章3節)、信号機の座標(3章4節)を作成した。

(3) 解析

4章で撮影した50分間の動画を解析した。解析はCPUに Intel Core i9-9900 を搭載したワークステーションを用いて実施した(GPU は未使用)。処理時間は動画に対して約2.5倍であった。解析の様子を図-6に示す。

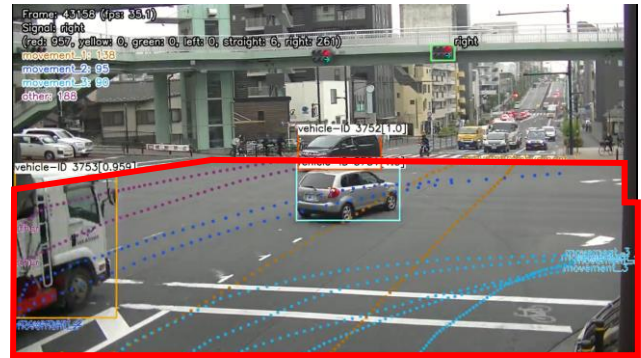


図-6 AI システムによる交差点の方向別交通量の解析の状況(点線が事前に作成した典型的な軌跡、赤枠が ROI)

(4) 後処理

方向別交通量及び信号現示のログは別々で書き出される。そのため、それらの時系列を合わせて整理することで、信号現示毎の方向別交通量を求めた。

6. 検証結果

(1) 交差点の方向別交通量

計測対象の3つの軌跡の方向別交通量の精度検証の結果を表-1に示す。表中の TP は True Positive (実際にその軌跡を通過し、AI システムでもその軌跡を通過したと分類できた車両)、FN は False Negative (実際にはその軌跡を通過したが、AI システムではその軌跡を通過したと分類できなかった車両)、FP は False Positive (実際にはその軌跡を通過していないが、AI システムが誤ってその軌跡を通過したと分類した車両)を示す。評価指標である Precision, Recall, F1 値が計測対象の3つの軌跡において全て0.96以上を示したことから、低位置(地上高3メートル)に設置したカメラの動画を用いた交差点の方向別交通量の自動計測が高い精度で可能であることが示せた。

撮影条件等が異なるため単純な比較はできないが、著者らの別の交差点の方向別交通量の自動計測の結果⁹⁾と比較しても、Precision, Recall, F1 値の全てのスコアが改善された。これは、本稿提案の3章2節に記載の軌跡カウントのアルゴリズムの改良が精度の改善に寄与した可能性が高い。

表-1 交差点の方向別交通量の自動計測の精度検証結果

指標	直進	右折	左折
TP	282	197	190
FN	7	4	8
FP	8	2	0
Precision	0.97 (282/290)	0.99 (197/199)	1.00 (190/190)
Recall	0.98 (282/289)	0.98 (197/201)	0.96 (190/198)
F1	0.97	0.99	0.98

(2) 信号現示の読取

動画のフレーム毎に信号現示の読取を行ったが、図-7に示す通り LED ライトの点滅による読取無しフレームの存在や、風等によるカメラのブレによる誤読取が瞬間的に発生していた。その影響を取り除くために、約 1 秒間（30 フレーム）における信号現示の読取結果の最頻値を、その時間の代表値として、信号現示の読取結果を図-8に整理した。この結果から、信号現示の精緻な計測が可能であることを示せたほか、今回対象とした信号機では、各信号の表示時間が一定ではないことが確認できた。なお、黄信号時間の読取も行っているが、図-8では黄信号時間は直前の信号の状態に分類した。

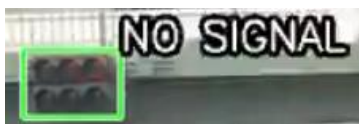


図-7 LED ライトの点滅に伴う信号無し状態の様子

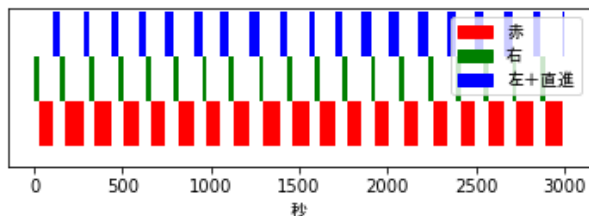


図-8 信号現示の自動計測の結果

(3) 信号現示毎の交差点方向別交通量

方向別交通量と信号現示の読取結果を組み合わせで作成した信号現示毎の方向別交通量を表-2に示す。カメラ 1 台の結果であるため、計測対象の 3 軌跡のうち、動画に映る信号に直接従うべき軌跡は右折軌跡（図-3の右折青矢印）のみである。但し、本交差点は時差式信号ではないため、今回の信号現示の結果を、「赤信号は図-3の左折青矢印の許可信号」、「左折+直進信号は図-3の直進青矢印の許可信号」と読み取ることができる。

次に、表-2を用いた分析方法の例を説明する。表-2の経過時間 23 分 11 秒の赤信号において、本来は左折のみがカウントされるべきところ、右折が 1 台カウントされている。表-1の右折軌跡の FP が 2 台に対して、表-2において信号現示に対する本来は通過すべきでない時間に右折している車両が 8 台存在しているため、右折信号の

時間において、少なくとも 6 台は信号現示が変更後の全赤時間に動いていることが分かる。これらの分析は、従来の人手計測では実現が困難であったが、信号現示毎の交差点方向別交通量を表-2のように整理することで、交差点における信号切替わり直後の車両の状況を読み解くことが可能になり、交通工学的指標の算出や、交通安全対策への活用可能性について確認ができた。

表-2 検証動画（50 分）における信号現示毎の方向別交通量

経過時間	表示時間 (秒)	信号 現示	通過台数		
			直進	右折	左折
00:00:23	23	右	0	11	0
00:01:50	87	赤	0	0	11
00:02:26	36	左+直進	12	0	0
00:02:54	28	右	0	10	0
00:04:39	105	赤	0	0	18
00:05:14	35	左+直進	15	0	0
00:05:38	24	右	0	9	0
00:07:16	98	赤	1	0	9
00:07:54	38	左+直進	17	0	0
00:08:23	29	右	0	12	0
00:09:53	90	赤	1	1	9
00:10:33	40	左+直進	20	0	0
00:11:02	29	右	0	10	0
00:12:24	82	赤	0	0	8
00:13:10	46	左+直進	19	0	0
00:13:39	29	右	0	13	0
00:15:01	82	赤	0	0	6
00:15:50	49	左+直進	12	1	0
00:16:17	27	右	0	10	0
00:17:29	72	赤	0	0	7
00:18:21	52	左+直進	16	0	0
00:18:47	26	右	0	5	0
00:20:22	95	赤	0	0	11
00:21:11	49	左+直進	7	0	0
00:21:40	29	右	0	12	0
00:23:11	91	赤	0	1	11
00:23:52	41	左+直進	18	0	0
00:24:21	29	右	0	12	0
00:25:54	93	赤	0	0	7
00:26:32	38	左+直進	16	0	0
00:27:01	29	右	0	12	0
00:28:27	86	赤	0	2	9
00:29:08	41	左+直進	16	0	0
00:29:37	29	右	0	10	0
00:30:55	78	赤	0	0	8
00:31:49	54	左+直進	14	0	0
00:32:13	24	右	0	7	0
00:33:28	75	赤	0	0	12
00:34:24	56	左+直進	14	0	0
00:34:51	27	右	0	9	0
00:36:11	80	赤	0	0	9
00:37:08	57	左+直進	19	0	0
00:37:37	29	右	0	8	0
00:38:57	80	赤	0	2	15
00:39:48	51	左+直進	12	0	0
00:40:17	29	右	0	12	0
00:41:38	81	赤	0	0	12
00:42:28	50	左+直進	19	0	0
00:42:52	24	右	0	6	0
00:44:22	90	赤	1	0	7
00:45:06	44	左+直進	20	0	0
00:45:32	26	右	0	10	0
00:47:05	93	赤	0	0	14
00:47:45	40	左+直進	19	0	0
00:48:14	29	右	0	13	0
00:49:48	94	赤	2	1	7

7. まとめと課題

(1) まとめ

本研究の道路交通分野への貢献は以下の通りである。

- 低位置（地上高 3 メートル）から撮影した動画による交差点の方向別交通量の自動計測が高い精度で可能であることを示した。
- 交差点の方向別交通量と信号現示の自動計測結果を組み合わせることで、人手計測では調査が困難な計測（例：飽和交通流率の実測）を実現し、より精緻な交通工学的指標の算出が可能になることを示した。

(2) 課題

今回の計測対象軌跡に U ターン車両の軌跡は含めていない。提案する撮影方法の動画を用いて高い精度で計測可能な U ターン軌跡の特定を行い、1 台のカメラによる 4 軌跡（直進、左折、右折、U ターン）の自動計測について、今後検証を行う必要がある。

軌跡ベースのアルゴリズムを用いることで、方向別交通量を高い精度で計測できることを示せたが、計測対象の軌跡毎に 2~5 個の典型的な軌跡を設定する必要がある。これらの典型的な軌跡の準備は人手で行っているため、ここでヒューマンエラーが発生する可能性がある。典型的な軌跡の設定条件について知見を深めるとともに、典型的な軌跡の自動生成手法についても検討する。

8. 今後の展望

本研究では、交差点に設置した 1 台のカメラの動画を用いて、計測対象の 3 つの軌跡について信号現示毎の方向別交通量を自動計測した。今後は、4 台のカメラの動画を全て用いて、交差点内の 12 軌跡全ての読取結果を用いて、新たな交通工学的指標に関する検証を行いたい。今回の分析は表-2 の提示に留まったが、信号無視の状態の検出や、黄色時間における車両の速度の変化についても分析が可能である。また、今回は車種分類がない単一クラスの AI モデルを検出器に使用したが、日本の車種分類に対応したマルチクラスの AI モデルを今後作成し、車種分類をこれら分析に組み合わせることで、更に精緻な分析が可能になると考える。

本研究で構築したシステムでは、複数の AI モデルを同時に使用することを可能としている。これにより、例えば歩行者の検出ログと車両の検出ログを組み合わせることで、交差点の安全対策にも活用していきたい。

NOTES

注1) CVPR とは Computer Vision and Pattern Recognition の略称で、コンピュータビジョンの分野における最も影響力がある国際学会の一つである。

注2) OpenVINO toolkit のレポジトリは GitHub に公開されており、これをベースに本研究の AI システムを構築した。
(<https://github.com/openvinotoolkit/openvino>)

注3) 本稿の AI システムの車両検出モデルには、OpenVINO

toolkit で公開の vehicle-detection-0202 を使用した。

注4) 本稿の AI システムの車両の特徴量抽出モデルには、OpenVINO toolkit で公開の vehicle-reid-0001 を使用した。

REFERENCES

- 1) 小篠 耕平, 菅原 宏明, 藤井 純一郎, 大久保 順一, 岡野 将大: 深層学習による路側撮影動画からの車種別交通量計測手法の提案およびロバスト性の検証, 第 18 回 ITS シンポジウム, 2020. [Ozasa, K. Sugawara, H., Fujii J., Okubo, J. and Okano, M.: Proposal of traffic volume measurement method by vehicle type from roadside video by deep learning and verification of robustness, *The 18th ITS Symposium*, 2020.]
- 2) 高橋 文乃, 鈴木 捷紀, 植木 賢一: 可搬型ビデオ画像解析による AI を活用した交通量観測, 第 34 回日本道路会議, 2021. [Takahashi, F. Suzuki, S. and Ueki, K.: AI-based traffic volume observation using portable video image analysis, *The 34th Japan Road Conference*, 2021]
- 3) Bewley, A., Ge, Z., Ott, L., Ramos, F. and Upcroft, B.: Simple Online and Realtime Tracking, *2016 IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3464–3468, 2016.
- 4) Wojke, N., Bewley, A., and Paulus, D.: Simple online and realtime tracking with a deep association metric, *2017 IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3645–3649, 2017.
- 5) Liu Z. et al.: Robust Movement-Specific Vehicle Counting at Crowded Intersections, *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 2617–2625, 2020.
- 6) Lu J. et al.: Robust and Online Vehicle Counting at Crowded Intersections, *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 3997–4003, 2021.
- 7) Ospina, A. and Torres, F.: Countor: count without bells and whistles, *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pp. 2559–2565, 2020.
- 8) Lu, Y., Lu, J., Zhang, S. and Hall, P.: Traffic signal detection and classification in street views using an attention model, *Comp. Visual Media*, vol. 4, no. 3, pp. 253–266, 2018.
- 9) 堀井大輔, 菅原宏明, 菊池恵和, 大久保順一, 岡野将大: 交差点におけるオクルージョンを考慮した車両の物体追跡手法の研究, 令和 4 年度土木学会全国大会第 77 回年次学術講演会, 2022. [Horii, D. Sugawara, H. Kikuchi, Y. Okubo, J.: A Study of Object Tracking Methods for Vehicles Considering Occlusion at Intersections, *The 77th Annual Academic Lecture of the Civil Engineering Society National Conference*, 2022.]
- 10) 菅原 宏明, 堀井 大輔, 菊池 恵和, 大久保 順一: 低位置からの撮影動画による交差点方向別交通量計測に関する実証的研究, 第 42 回交通工学研究発表会論文集 (研究論文), 2022. [Sugawara, H. Horii, D. Kikuchi, M., Okubo, J.: Feasibility study on traffic volume measurement by intersection direction by shooting video from low position, *The 42nd Annual Conference on Traffic Engineering*, 2022.]

(Received June 30, 2022)

(Accepted September 7, 2022)

A STUDY ON AUTOMATIC MEASUREMENT OF PRECISE TRAFFIC ENGINEERING INDICATORS FOR TRAFFIC VOLUME BY INTERSECTION DIRECTION USING DEEP LEARNING

Daisuke HORII, Hiroaki SUGAWARA, Yoshikazu KIKUCHI and Junichi OKUBO

Automatic traffic volume measurement systems using AI-based image recognition technology have been recently studied in the field of traffic engineering. Most of the systems for intersection use videos taken from high positions, but these systems are difficult to apply to intersections where it is difficult to install cameras at high positions. A method for the automatic directional traffic volume measurement at intersections using videos taken from relatively low locations (three meters above ground level) is proposed and achieved an F1 score of 0.97 to 0.99 for the directional traffic volume measurement. Furthermore, this paper proposes a method for automatic measurement of traffic volume by direction for each traffic light signal, which is difficult to be realized by conventional manual measurement, by simultaneously detecting the traffic signal light from the same video. The use of AI will not only replace conventional methods but also create new values in the field of traffic engineering.