

AI を活用した交通量の自動計測結果を用いた 信号交差点の精緻な評価手法の検討

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

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)

車両 1 台毎の車頭時間を計測する場合、従来の目視による交通量調査では多くの調査員を確保せねばならず、このような調査が採用される機会は少ない。また、信号現示情報を道路管理者から都度入手することは困難なため、一般的に 1 時間毎に信号現示の代表値を記録し、それに基づいて飽和交通流率等が算出されている。信号現示時間は道路毎の設計交通量等を基に設計されているが、代表値による評価の場合、信号サイクルが一定ではない交差点においては、信号運用の有効性を十分に把握することに課題がある。著者らはこれまでに交差点の方向別交通量及び、信号現示の自動計測手法の提案を行ってきた。本稿では、自動計測のログデータを用いた信号交差点の評価の可能性及び、ログデータ活用の有用性を検証した。

Key Words: Deep learning, Traffic volume survey, Intersection, Traffic light signal, Saturation flow rate

1. 研究の背景と目的

(1) 背景

信号交差点の交通容量は、飽和交通流率と信号青時間比によって求めることができる。信号現示の切り替わり時は、黄時間や交差点の信号を全て赤信号にする全赤時間が挿入され、安全な交通ができるように信号設計が行われている。信号現示の時間設定は、交差点の方向別交通量を捌くための最適な時間として設定され、交差点の円滑な交通の実現に関しては多くの研究が行われている。

一方で、従来の人手計測において、交差点内の交通を把握するためには、多くの調査員が必要なほか、車両 1 台毎の挙動を細かく記録することは大変な労力を要する。また、任意の信号現示情報を道路管理者（警察）から都度入手することは困難なため、一般的には 1 時間毎に信号現示の代表値を記録し、それに基づいて飽和交通流率等が算出されている。信号現示の損失時間を適性に評価することで、信号現示時間の適切な設計が可能になるが、1 時間毎の代表値による評価の場合、信号サイクルが一定ではない交差点においては、信号運用の有効性を十分に把握することに課題がある。

他方で、近年の深層学習を用いた画像認識分野の隆盛に伴い、交通分野においても、画像認識 AI を活用した

交通量の自動計測の導入が進んでいる。動画を用いた自動計測により、従来の人手計測では困難な動画のフレーム単位の交通量の実測が可能になった。時間と車両の位置情報が記録された自動計測の結果を用いることで、道路環境の空間的な分析も可能になる。このような技術の発展及び、社会構造の変化に伴い、国土交通省では、令和 3 年度以降の全国道路・街路交通情勢調査において、直轄国道の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た¹⁾。しかしながら、交差点部に適用可能な自動計測システムの多くは、高所から撮影した動画を用いるため、高所へのカメラの設置が困難な交差点への適用に課題がある。そのため、著者らは低位置から撮影した動画を用いた交差点の自動計測手法の研究^{2,3,4)}を行っている。

システム毎に交通量の自動計測が適用できる条件は異なるが、一般的に、従来の人手計測と比較して簡易かつ精緻な交通量の実測データの入手が可能になる。一方、自動計測結果（以下「ログデータ」という）を活用した分析手法や、新しい評価指標を検討した事例は少ない。

(2) 目的

本研究では、AI を活用した車両の自動計測システムを用いて、交差点の方向別交通量及び、信号現示の自動

計測を行い、そのログデータを活用した信号交差点の評価の有用性検討を行うことを目的とした。また、自動計測データ特有の課題とその対応についても検討した。

2. 本研究の位置付けと本稿の構成

(1) 本研究の位置付け

著者らはこれまでに、画像認識による交差点の方向別交通量の自動計測手法について研究を行ってきた。具体的には、交差点内で発生するオクルージョン処理手法²⁾、方向別交通量の計測対象とする軌跡の選定³⁾、車両カウントにおける軌跡ベースアルゴリズムの改良⁴⁾及び、信号現示の自動読取手法⁴⁾について提案を行ってきた。

本稿では、これら提案手法を適用したシステムを用いて得られる交差点の方向別交通量及び、信号現示のログデータを用いた、信号交差点の評価の可能性及び有用性について検証を行った。

(2) 本稿の構成

第 3 章では、自動計測手法^{2,3,4)}の概要について説明し、第 4 章では、現地調査の概要及び、ログデータの精度検証結果について述べる。第 5 章では、ログデータを用いた分析を実施するほか、分析の精度を高めるためのログデータの補正手法を提案する。第 6 章では、本稿のまとめ及び、今後の課題と展望について整理する。

3. 自動計測手法及びシステムの概要

(1) 本手法の特徴

既存の交差点交通量の自動計測システムは、高所から撮影された動画を解析に用いる場合が多いが、オーバースタックの立体交差点など、高所にカメラ設置することが困難な交差点も存在する。本稿の手法の特徴は大きく 2 つある。1 つ目は、可能な限り低位置（地上高 3 メートル）から撮影された動画を用いて交差点の方向別交通量の自動計測を行う点である。2 つ目は、同一のカメラで信号現示の自動読取も行うことで、信号現示も含めた交差点設計の評価を可能とする点である。

(2) 撮影手法

従来のビデオ調査（交差点をビデオカメラで撮影後に、その動画を用いて目視で交通量を計測する調査手法）においては、カメラを地上高 3 メートル程度の高さに設置する場合が多い。そのため、従来のビデオ調査が可能な地点において、自動計測を適用できるように、本手法のカメラの設置高は地上高 3 メートルを基準とした。但し、高さ 3 メートルの位置から撮影した 1 台のカメラの動画

から 4 支交差点の 12 軌跡（U ターンを除く）全てを画像解析で自動計測することはオクルージョンの影響等のため困難である。そのため、1 台のカメラではオクルージョンが発生しにくい図-1 に示す 3 軌跡を計測対象とし、合計 4 台のカメラを用いることで 12 軌跡の計測を行う方針とした。計測対象の 3 軌跡は、歩道側に設置したカメラの断面に対して、直進流出車両、左折流出車両、右折流入車両である。なお、信号現示の自動読取も同時に行うため、カメラの画角内に信号機が入るように撮影する。



図-1 カメラ 1 台で計測対象とする 3 軌跡（カメラの断面に対して、直進車両、左折流出車両、右折流入車両）と信号機の位置。左図が俯瞰図、右図が実際の動画の撮影画角

(3) 車両追跡ロジック

複数の物体を同時に追跡する技術を MOT (Multi-Object Tracking) という。本稿の手法では MOT のデファクトスタンダードとされる SORT (Simple Online and Realtime Tracking)⁵⁾を基本としたアルゴリズムを作成した。SORT は、物体検出に AI を使用し、物体の追跡には、移動物体のカルマンフィルタによる予測状態と検出器による BBox (Bounding Box) の重なり状況から物体の同一性を判定し、車両の位置情報を更新する。

図-1 に示す計測対象軌跡は、オクルージョンの影響を受けにくい軌跡を選定したが、片側 2 車線以上の場合、オクルージョン対策は必要になる。オクルージョンを、車体の一部が隠れる「部分的なオクルージョン」と、車体の全てが遮蔽される「完全なオクルージョン」に場合分けし、それぞれについて次に示す手法でオクルージョンの影響の低減を図った。

a) 部分的なオクルージョン

BYTE アルゴリズム⁶⁾を適用し、部分的なオクルージョンにおける未検出を防止した。通常、検出器の検出信頼度の閾値を下げれば未検出は防げるが、誤検出が増加する。それに対応するため、BYTE アルゴリズムでは、閾値を 2 段階に設定し、低信頼度の検出矩形は、既に追跡中の物体に対してのみ発生せ、低信頼度の BBox による車両の軌跡の形成開始を防ぐ。

b) 短時間の完全なオクルージョン

追跡車両のカルマンフィルタによる予測状態を検出された BBox として扱うことで、オクルージョン時の軌跡を補間した。これは短時間の補間にのみ有効である。

c) 長時間の完全なオクルージョン

オクルージョン前後の車両の見た目の特徴量ベクトルを畳み込みニューラルネットワーク (CNN) から求め、コサイン類似度から同一車両の判定を行い、同一と判定した場合は追跡軌跡の結合を行った。

(4) 車両計測ロジック

方向別交通量は、軌跡ベースのアルゴリズム⁷⁾を用いて計測した。MOT によって得られた追跡車両の軌跡の点集合と、事前に準備した計測対象軌跡 (図-1 の 3 軌跡) の典型的な動きの点集合の類似度を計算し、追跡車両を 3 つの計測対象軌跡に割り当てることで、方向別交通量の計測を行う。なお、計測対象以外の軌跡の典型的な動きも事前に用意することで、誤分類の低減を図った⁴⁾。

(5) 信号現示計測ロジック

信号現示の自動読取は、動画内の信号機の座標を事前指定し、動画フレーム毎の信号機の色条件と矢印灯器の座標情報から、ルールベースでフレーム毎に計測した。

(6) 自動計測システムの構築

インテル社が公開している OpenVINO toolkit を用いて第 3 章 3 節~5 節のロジックを反映させた自動計測システムを構築した。物体検出には MobileNetV2 をバックボーンとした SSD モデル (vehicle-detection-0202) , 車両の特徴量抽出には Omni-scale Network の CNN モデル (vehicle-reid-0001) を用いた。なお、これら AI モデルは学習済み公開モデルであり、分類可能なクラスは 1 クラス (車両) である。

4. 現地調査及び自動計測の精度検証

(1) 現地調査

令和 4 年 4 月に、東京都渋谷区富ヶ谷の交差点において、第 3 章 2 節に記載の方法で、交差点内の動画の撮影を行った。撮影は市販のビデオカメラを 4 台用いて行い、カメラの解像度はフルハイビジョン、記録方式はプログレッシブ方式の 60FPS とし、午前 10 時から約 1 時間の撮影を行った。カメラの配置状況及び、それぞれのカメラの計測対象軌跡を図-2 に示す。

(2) 自動計測システムによる解析

現地調査で撮影した動画 4 本の時刻同期を行った結果、解析動画の長さは約 50 分間になった。また、解析時間短縮のため、動画のフレームレートを 30FPS に変換した。動画の解析は、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、処理時間は動画に対して 2.5 倍

であった。解析の様子を図-3 に示す。

(3) 方向別交通量の精度検証

交差点内の 12 軌跡の方向別交通量の精度検証を行った。結果を表-1~表-3 に示す。指標の TP は自動計測システムが正しく車両を計測できた車両の台数、FN は計測漏れ車両の台数、FP は誤計測車両の台数である。

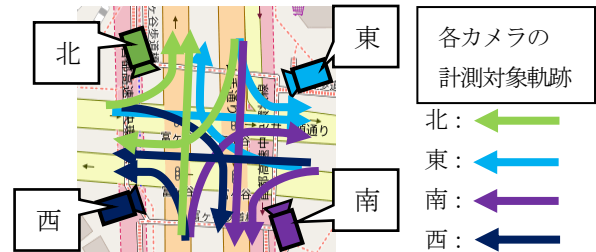


図-2 調査地点の交差点及び、各カメラの面角から計測対象とする 3 軌跡 (地図は OpenStreetMap)

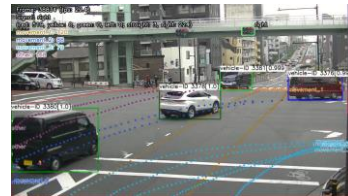


図-3 自動計測システムによる解析画面、東カメラ動画の例

表-1 直進車両の自動計測の精度

| カメラ 指標 | 北 | 東 | 南 | 西 |
|-----------|------|------|------|------|
| TP | 532 | 282 | 506 | 392 |
| FN | 15 | 7 | 8 | 21 |
| FP | 3 | 8 | 9 | 3 |
| Precision | 0.99 | 0.97 | 0.98 | 0.99 |
| Recall | 0.97 | 0.98 | 0.98 | 0.95 |
| F1 | 0.98 | 0.97 | 0.98 | 0.97 |

表-2 右折車両の自動計測の精度

| カメラ 指標 | 北 | 東 | 南 | 西 |
|-----------|------|------|------|------|
| TP | 46 | 197 | 221 | 129 |
| FN | 0 | 4 | 16 | 10 |
| FP | 7 | 2 | 16 | 0 |
| Precision | 0.87 | 0.99 | 0.93 | 1.00 |
| Recall | 1.00 | 0.98 | 0.93 | 0.93 |
| F1 | 0.93 | 0.99 | 0.93 | 0.96 |

表-3 左折車両の自動計測の精度

| カメラ 指標 | 北 | 東 | 南 | 西 |
|-----------|------|------|------|------|
| TP | 40 | 190 | 130 | 134 |
| FN | 1 | 8 | 8 | 6 |
| FP | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Precision | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| Recall | 0.98 | 0.96 | 0.94 | 0.96 |
| F1 | 0.99 | 0.98 | 0.97 | 0.98 |

表-4 信号現示の自動計測ログデータ (50 分間) から作成した信号階梯図

| 階梯番号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
|--------|-----|---|----|-----|---|----|-----|---|----|-----|----|----|
| 南・北 | | | | 直左矢 | | | 右折矢 | | | | | |
| 東・西 | 右折矢 | | | | | | | | | 直左矢 | | |
| 概略図 | | 黄 | 全赤 | | 黄 | 全赤 | | 黄 | 全赤 | | 黄 | 全赤 |
| サイクル1 | 20 | 2 | 3 | 55 | 4 | 1 | 20 | 2 | 3 | 30 | 4 | 1 |
| サイクル2 | 27 | 2 | 3 | 71 | 4 | 1 | 20 | 2 | 3 | 30 | 4 | 1 |
| サイクル3 | 20 | 4 | 3 | 65 | 4 | 1 | 20 | 2 | 3 | 32 | 5 | 1 |
| サイクル4 | 27 | 1 | 4 | 56 | 4 | 1 | 21 | 2 | 2 | 35 | 4 | 1 |
| サイクル5 | 27 | 2 | 4 | 49 | 4 | 1 | 21 | 2 | 3 | 41 | 4 | 1 |
| サイクル6 | 27 | 2 | 3 | 48 | 4 | 1 | 21 | 2 | 3 | 44 | 4 | 1 |
| サイクル7 | 24 | 3 | 3 | 48 | 4 | 1 | 9 | 4 | 2 | 47 | 4 | 2 |
| サイクル8 | 23 | 2 | 3 | 61 | 4 | 1 | 21 | 2 | 3 | 44 | 4 | 1 |
| サイクル9 | 27 | 2 | 3 | 57 | 4 | 1 | 21 | 2 | 3 | 36 | 4 | 1 |
| サイクル10 | 27 | 2 | 3 | 60 | 4 | 1 | 20 | 2 | 3 | 33 | 4 | 1 |
| サイクル11 | 27 | 2 | 3 | 56 | 4 | 1 | 16 | 3 | 3 | 36 | 4 | 1 |
| サイクル12 | 27 | 2 | 3 | 49 | 4 | 1 | 15 | 3 | 3 | 49 | 4 | 1 |
| サイクル13 | 21 | 3 | 3 | 48 | 4 | 1 | 13 | 3 | 3 | 51 | 4 | 1 |
| サイクル14 | 24 | 3 | 3 | 51 | 4 | 1 | 15 | 3 | 3 | 52 | 4 | 1 |
| サイクル15 | 27 | 2 | 3 | 49 | 4 | 1 | 17 | 3 | 3 | 47 | 4 | 1 |
| サイクル16 | 27 | 2 | 3 | 48 | 4 | 1 | 20 | 2 | 3 | 45 | 4 | 1 |
| サイクル17 | 20 | 4 | 3 | 56 | 4 | 1 | 21 | 2 | 3 | 37 | 4 | 1 |
| サイクル18 | 23 | 3 | 3 | 59 | 4 | 1 | 21 | 2 | 3 | 35 | 4 | 1 |
| サイクル19 | 27 | 2 | 3 | 62 | 4 | 1 | 21 | 4 | NA | NA | NA | NA |

※凡例： 青 黄 赤

直進車両 (表-1) では、直進は 4 軌跡全てにおいて、F1 が 0.97~0.98, Precision と Recall も共に 0.95 以上であり、高い精度で車両の計測が行えたと言える。

右折車両 (表-2) では、南カメラで計測した右折の車両は、Precision, Recall, F1 が全て 0.93 であり、他の右折軌跡と比べて低い結果になった。これは南カメラで計測した右折車両のみ片側 2 車線であり、オクルージョンの影響を受けたためと考えられる。また、北カメラで計測した右折車両の Precision が 0.87 であった原因は、動画の撮影画角内で、東から西に直進する車両の軌跡が右折車両の軌跡と類似していたため、FP (誤計測) が発生したと考えられる。

左折車両 (表-3) は、4 軌跡全てにおいて、FP (誤計測) が発生せず、FN (計測漏れ) の数も低く、F1 が 0.97~0.99 であったことから、高い精度で車両計測が行えたと言える。

(4) 信号現示の自動計測の結果整理

フレーム毎に信号現示の自動計測を行ったが、LED の点滅等に伴う計測結果の揺らぎを防ぐため、1 秒間 (30 フレーム) の読取結果の最頻値をその時間の信号現示として整理した。信号現示のログデータは、カメラ 4 台分存在するため、それらを組み合わせることで、実測値に

よる信号階梯図を表-4 の通り作成した。表-4 から、各サイクルで信号の表示秒数が異なることが分かり、当該交差点は信号の設定秒数が一定ではないことが読み取れる。信号現示の実測を長時間行う場合、従来の目視計測では多くの労力が必要になるが、動画による自動計測を取り入れることで、効率的に精緻な実測値の取得が可能になると言える。

5. 自動計測のログデータを用いた分析の検証

(1) 車頭時間

車頭時間は、連続する 2 台の車両がある地点を通過する時間間隔であり、車線毎に算出する。本稿の解析では、計測対象の 12 軌跡毎の車線の車両をまとめて集計していた。つまり、片側 2 車線以上の軌跡については、車両を車線毎に分けずに集計した。そのため、片側 2 車線以上である軌跡 (全ての直進軌跡と、南カメラで計測した右折軌跡) の車頭時間を求めることができない。従って、本節で求める車頭時間は、それら軌跡を除いた、右折軌跡 (南カメラ計測以外) と左折軌跡とした。

車頭時間の算出の基となるログデータには FP (誤計測車両) や FN (計測漏れ車両) が含まれている (表-2

及び表-3) . 後処理で FN (計測漏れ車両) の数を低減することは難しいが, FP (誤計測車両) については, 次の2つの手法を適用することで, 減らすことが可能である. 1つ目は, 表-4 の信号現示情報を用いて, 当該軌跡の青信号時間以外に計測された車両を除く手法である. 2つ目は, 車頭時間が0.5秒以内の車両を除去する手法である. これにより, 図-4 のように車両の形状が特殊な場合に, 車両のパーツを別の車両として検出, 追跡, 計測されている車両を取り除くことができる.

ログデータに対して, これら2つの後処理を実施して算出した車頭時間を表-5 及び, 表-6 に示す.

(2) 飽和交通流率

本節では, 自動計測のログデータから飽和交通流率の算出を試みる. 飽和交通流率を実測値から求める場合, 飽和状態の車線において, 発進損失とクリアランス損失時間を除いた時間と累積交通量の傾きで表すことができる. 表-5 及び表-6 から, 最も飽和状態に近い車線は, 平均車頭時間が2.27秒, その標準偏差0.85秒の東カメラで撮影した右折車両の車線である. 従って, 本節では東カメラで撮影した右折車両の車線を対象に, 実測値から飽和交通流率の算出を行った.

表-4 の信号階梯図に示す通り, 50 分間の検証動画のうち, 右折は19 サイクル発生している. 横軸を1 サイクル毎の右折青信号開始時間からの経過時間, 縦軸を1 サイクル当たりの右折車両の累積交通量として, 東カメラで撮影した右折車両の交通の実態を19 サイクル別にプロットした結果が図-5 の左図である. これら19 サイクルには, 車頭時間が長く, 右折車両が通過していない時間の発生により道路が飽和状況にならないサイクル等が含まれる. 従って, 飽和交通流率を算出する上で妨げとなるサイクルとして, 車頭時間が4秒以上の車両が含まれるサイクル5とサイクル15, 動画の開始時点で右折車両が既に交差点内に流入していたサイクル1の合計3 サイクルを除いた結果を図-5 の右図に示す.

一般的に, 図-5 のような図化では, 図の左下に発進損失時間が数秒間確認されるが, 図-5 では発進損失時間が確認できず, 累積通過台数が1 台目から線形回帰直線の傾きが概ね一定になっている. 発進損失が発生しなかった仮説として, 右折車両の走行速度が直進車両と比べて遅い点や, 車両の計測時間を画面の左下 (図-3 の左下) に車両が現れた時間としたため, 計測時間が正確には停止線を越える瞬間の時間ではない点が考えられる. これらの分析は今後で課題である.

図-5 の右図の16 サイクル毎の線形回帰直線の傾きから, 東カメラで撮影した右折車線の飽和交通流率を求めた. 傾きの平均は0.421 台/秒 (n=16), 標準偏差は0.042 (n=16)であることから, 東カメラで撮影した右折車線の

実測による飽和交通流率の平均は1515.6 台/青1時間であった.



図-4 車両のパーツを一つの車両として検出し, 通過車両として計測した例

表-5 右折車両の車頭時間 (※南カメラの右折車両は片側2車線を走行し, 本稿では2車線分の車両をまとめて集計したため, 当該車両の車頭時間の算出はできなかった.)

| 指標 | | カメラ | | | |
|----------|------|-------|---|------|-------|
| | | 北 | 南 | 東 | 西 |
| 計算対象台数 | | 31 | ※ | 180 | 111 |
| 車頭時間 (秒) | Mean | 4.54 | | 2.27 | 2.83 |
| | Std | 4.48 | | 0.85 | 2.09 |
| | Min | 1.7 | | 1.13 | 0.97 |
| | 25% | 2.55 | ※ | 1.70 | 1.93 |
| | 50% | 2.73 | | 2.06 | 2.27 |
| | 75% | 4.07 | | 2.61 | 2.77 |
| Max | | 19.87 | | 6.53 | 14.40 |

表-6 左折車両の車頭時間

| 指標 | | カメラ | | | |
|----------|------|-------|-------|-------|-------|
| | | 北 | 南 | 東 | 西 |
| 計算対象台数 | | 24 | 110 | 171 | 115 |
| 車頭時間 (秒) | Mean | 8.08 | 4.52 | 4.81 | 5.91 |
| | Std | 8.07 | 3.17 | 3.55 | 5.31 |
| | Min | 2.27 | 1.53 | 1.53 | 1.60 |
| | 25% | 3.71 | 2.67 | 2.75 | 2.85 |
| | 50% | 5.65 | 3.28 | 3.60 | 4.37 |
| | 75% | 7.87 | 5.28 | 5.58 | 6.55 |
| Max | | 32.67 | 17.63 | 24.03 | 31.40 |

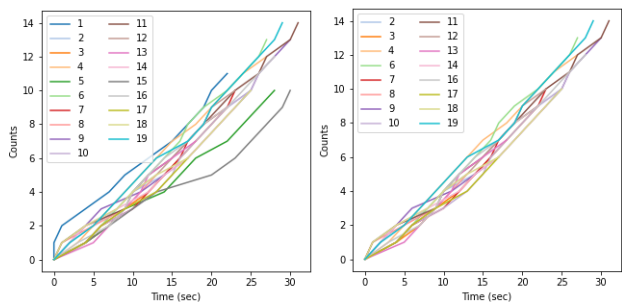


図-5 東カメラから自動計測した右折車両のログデータを, 横軸に1 サイクル毎の青信号開始時間からの時間 (秒), 縦軸に1 サイクル当たりの累積交通量通過車両 (台), 凡例を表-4 に対応する各サイクルとしてプロットした図. 左図は19 サイクル全ての図化. 右図は, 飽和交通流率算出の妨げとなる3 サイクルを除いた16 サイクルの図化.

6. まとめと課題

(1) まとめ

本稿では、著者らの既往研究^{23,4)}による交差点の方向別交通量及び信号現示の自動計測手法を用いて、4 支交差点の方向別交通量及び信号現示のログデータを書き出し、その精度検証及び、ログデータの活用した信号交差点の評価の有用性を検証した。

本稿の結果から、従来の目視による交差点の計測結果を用いた場合と同様の分析がログデータを用いても可能であると示唆された。また、従来の目視計測では労力を要した長時間における車両 1 台毎の車頭時間の計測や、サイクル毎の信号現示の読取を機械的に行えることから、交差点交通の広範囲かつ精緻な計測が自動計測の適用によって実現可能となり、より高精度な信号設計の評価等が可能になると考えられる。

(2) 課題

著者らの自動計測手法を用いることで、交差点の方向別交通量が高い精度 (F1 : 0.93~0.99) で計測可能であることが示された。一方で、誤計測車両や計測漏れ車両も、計測対象車両数全体に対しては少ないが確認された (表-1~表-3)。画像認識分野において、100%の精度の確保は現実的ではないが、可能な限り計測精度を高めることが、自動計測システムの今後の普及に繋がる。その中で、第 5 章 1 節に記載のような後処理や信号現示との組み合わせは有効である。自動計測システムの性質に合わせた有効な後処理手法を検討することで、自動計測の更なる精度向上を図りたい。

本稿では、1 クラス分類の検出器を用いて車両を検出したため、大型車と小型車を区別することができなかった。しかしながら、交差点の容量は大型車の混入率に大

きく影響を受けるため、乗用車、バス、小型貨物車、普通貨物車の 4 クラス分類が可能な検出モデルを作成し、より精緻な分析を可能にする必要がある。

(3) 今後の展望

交差点交通量の自動計測によるログデータを活用することで、従来の人手による計測結果では実現が困難であった分析手法及び、評価手法の提案を行い、平面交差点の性能向上に貢献していきたい。

参考文献

- 1) 国土交通省：令和 3 年度全国道路・街路交通情勢調査の実施について，2021.
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) 堀井大輔，菅原宏明，菊池恵和，大久保順一：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，第 3 回 AI・データサイエンスシンポジウム，2022.
- 5) 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.
- 6) Y. Zhang et al., : ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box, *arXiv:2110.06864 [cs]*, 2021.
- 7) 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.

(2022. 9. 30 受付)

STUDY OF PRECISE EVALUATION METHOD FOR SIGNALIZED INTERSECTIONS BY USING AI-BASED TRAFFIC VOLUME MEASUREMENT RESULTS

Daisuke HORII, Hiroaki SUGAWARA, Yoshikazu KIKUCHI and Junichi OKUBO

Conventional traffic volume surveys require a large number of surveyors to measure the headway time of each vehicle at an intersection, but such surveys are rarely implemented. In addition, it is difficult to obtain information on the traffic light signal phase from the administrator on a case-by-case basis, thus representative traffic signal information is generally recorded every hour by surveyors during the surveys, and saturated traffic flow rates are calculated based on the representative information. However, using the representative signal information for evaluating the traffic signal operation at intersections has a problem where the signal phase is not constant. The authors have proposed a method for automatic measurement of traffic volume by direction and signal phase at intersections. This paper examines the possibility of evaluating signalized intersections using the automatic measurement log data and the effectiveness of using the log data for such evaluation.