

## 路側からの撮影動画を用いた車種別車両計測とナンバープレート認識の 複合認識システムの開発および流動分析への適用可能性検証

**Development of a system by roadside video that integrate traffic volume measurement by vehicle type and license plate recognition and verification of applicability to traffic flow analysis**

小篠 耕平<sup>1</sup>, 菅原 宏明<sup>1</sup>, 藤井 純一郎<sup>2</sup>, 大久保 順一<sup>2</sup>, 岡野 将大<sup>2</sup>

Kohei OZASA<sup>1</sup>, Hiroaki SUGAWARA<sup>1</sup>, Junichiro FUJII<sup>2</sup>, Junichi OKUBO<sup>2</sup> and Masahiro<sup>2</sup>

近年、道路交通量を自動で計測する方法として設置済みの監視用カメラ等の画像から交通量を読み取るシステムが開発されている。しかし、これらのシステムは高所からの撮影画像を想定しているものが多く、機材設置の制約条件により任意の場所での調査が難しい。また高所からの撮影動画では車両ナンバープレートの認識も困難であり、交通流動調査等への拡張性も期待できない。

本研究では、入手が容易な既存の機材を用いて、設置が容易である路側からの撮影動画から、深層学習を用いた画像解析による交通量計測と車両のナンバープレート情報認識を同時に行うシステム TRAVIC を開発し、その精度検証および撮影機材の設定による精度への影響を検証した。また、複数地点で撮影した結果から流動分析への適用可能性を検証した。

**Keywords:** 交通量, 画像認識, 人工知能, 深層学習

### 1. はじめに

#### 1.1 背景

道路の交通量を把握するには、調査員が目視で計測する方法の他に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による方法がある。高速道路や直轄国道では機械観測が主流になっていく。しかし、これらの機械観測のための装置は高所に設置している場合が多く、設置されていない箇所で新たに調査を行うには設置工事も必要となり、費用も高くなる。また、当然これらの高所観測手法は装置を設置できる場所が限られてしまう。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も開発されているが、同じく高所からの撮影を前提としているシステムが多い。さらに高所からの撮影動画ではナンバープレートの認識も困難であり、交通流動調査等への拡張性も期待できない。これらのことから生活道路等の細街路をはじめとする高所への機器設置が難しい場所での調査や特定の目的で行うテンポラリーな調査は人手で行うことが一般的となっており、設置が容易な路側からの撮影動画を対象にした交通量自動計測システムの必要性は高いといえよう。

#### 1.2 機械観測に関する既往研究

交通流調査における AI の応用については、例えば国土交通省では ETC2.0 プローブデータや AI カメラの活用に

ついて検討している。

星野<sup>1)</sup>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ている。WCN 路側観測器を地上から高さ 6m に設置した場合の WCN の取得率は 61.7%、高さ 2m に設置した場合の取得率は 35.0% であり、設置高さによって精度に大きく差が表れている。生活道路における WCN を用いた調査では、機器の設置高さの条件によって設置可能箇所が限られるという課題が明らかになった。

岩崎<sup>2)</sup>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、車両を囲む矩形の面積から大型車両、小型車両の区別を可能としている。しかし、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も明らかになった。

鈴木ら<sup>3)</sup>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。しかし、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。

菅原ら<sup>4)</sup>の研究では、深層学習による交通量自動計測システムの実現を目指し、市販の三脚で撮影可能な 60cm、110cm、150cm の高さにカメラを設置し、精度を最も向上させることができる撮影高さが 60cm であることを示している。また、車種判別の精度を高めるためには車種別

1 正会員, 八千代エンジニアリング株式会社 技術創発研究所

〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー e-mail: kh-ozasa@yachiyo-eng.co.jp Phone: 03-5822-6030

2 八千代エンジニアリング株式会社 技術創発研究所

の教師データ数の偏りを小さくすることが有効であることを明らかにしている。

### 1.3 目的

本研究では、交通量の自動計測および計測した車両のナンバープレートを自動認識できるシステムの構築を目的に、機器設置が容易な路側から市販のハンディカメラで撮影した動画を活用して交通量を自動計測するシステム TRAVIC を開発した（図 1）。そして実際に撮影した動画に TRAVIC を適用して車種別交通量の計測およびナンバープレート認識の精度検証を行う。また、近接する 2 地点で同時に撮影した動画に TRAVIC を適用することで経路分析や所要時間分析への適用可能性を検証する。

### 2. 計測・認識手法

本研究では図 2 に示す手順で交通量の自動計測を行った。詳細について以降に示す。

- ① 市販の機材を用いて路側の低位置から撮影した動画を解析
- ② 深層学習AIにより6車種別の交通量を自動でカウント
- ③ ナンバープレート情報の読み取りを同時に行う機能の拡張も可能



図 1 交通量自動計測システム TRAVIC の概要



図 2 交通量計測およびナンバープレート認識の流れ



図 4 カメラ設置イメージ

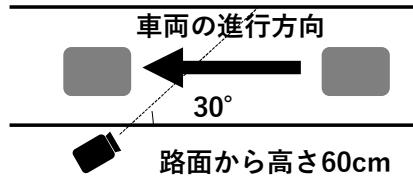


図 3 入力対象動画の撮影方法



図 5 入力動画イメージ

### 2.3 教師データ

「全国道路・街路交通情勢調査」において採用されている自動車類4車種区分を含む7クラス（乗用車、バス、普通貨物、小型貨物、自転車、その他二輪、歩行者）に対応した教師データを作成した。

教師データの作成にあたっては先に示した撮影方法で実際に撮影した計15地点の動画を用いた。表1に作成した教師データ数およびその割合を示す。車種別の教師データ数については偏った学習を避けるために、菅原ら<sup>4)</sup>を参考に車種別のデータ数に極力偏りが生じないようにして作成した。なお、教師データとする一つの画像の中に複数車両が同時に映り込むため、データ数は一致していない。

### 2.4 車両のカウント判定

車両のカウント判定は、検出した車両のバウンディングボックスをセントロイドトラッキングにより追跡し、追跡車両が任意に設定したエリアに画面右から進入した車両をカウントすることとした。

### 2.5 ナンバープレート認識

ナンバープレート認識は、EyeTech社の「LPR ナンバープレート（車番）認識エンジン」を用いた。なお、当該エンジンの認識精度は実環境において97%以上とされている（中板および大板、照度50lux以上での認識。照明などの環境条件によって変動。通過車両の場合は通過速度と撮像装置に依存。）<sup>6)</sup>。本研究では図6に示す4つの情報を全て認識した。当該エンジンに認識させる画像はカウントした車両のバウンディングボックスの範囲を切り出すことで作成した。

## 3. 精度検証結果

### 3.1 車種別交通量計測精度

車種別車両計測精度の検証は教師データに用いていない東京都内の都道（規制速度40km/h）の1時間分（7時台）の動画を用いた。撮影機材はSONY HDR-CX900であり、後述するようにシャッタースピードの設定はナンバープレート認識精度に大きく影響することから1/3000秒に固定して撮影した。表2に目視での計測台数（真値）、TRAVICの計測台数とその誤差を示す。全クラスの合計値を見ると目視554台に対してTRAVICは556台で、誤差は+0.4%である。自動車類だけを見ると誤差は+0.8%、小型・大型に分類すると小型車で+0.4%、大型車で+3.6%である。「全国道路・街路交通情勢調査」で採用されている4車種区分を含む6車種分類で見ても誤差は概ね1%以内に収まっている。ただし、バスと自転車は母数が少ないと影響して誤差が大きくなっている。

表1 教師データ数

車種	データ数	割合
乗用車	2,948	21%
バス	1,558	11%
小型貨物	1,611	12%
普通貨物	2,107	15%
自転車	1,875	14%
その他二輪	1,574	11%
歩行者	2,042	15%
合計	13,715	100%



図6 ナンバープレート情報

表2 車種別交通量計測精度

	①真値	②TRAVIC	誤差 (②)/(①)-1)
全クラス	554	556	0.4%
自動車類	505	509	0.8%
小型	450	452	0.4%
大型	55	57	3.6%
内訳			
自動車類			
乗用	316	317	0.3%
バス	17	19	11.8%
車類	134	135	0.7%
普通貨物	38	38	0.0%
バイク	23	23	0.0%
自転車	26	24	-7.7%

表3 ナンバープレート認識精度

（東京都道、シャッタースピード：1/3000秒）

	地名	一連指定番号	分類番号	ひらがな
①対象車両数		505		
②認識数	482	482	481	481
③正答数	482	481	477	475
④誤答数	0	1	4	6
⑤認識率 (=②/(①))	95%	95%	95%	95%
⑥未認識数	23	23	24	24
⑦未認識率 (=⑥/(①))	5%	5%	5%	5%
⑧正答率 (=③/(①))	95%	95%	94%	94%

いる。誤差の詳細を確認したところ、自転車が並走してきた際等に検出が安定しないことによるダブルカウントや検出漏れが確認された。

### 3.2 ナンバープレート認識精度

表3に3.1節において目視で計測された505台の自動

車類を対象として、TRAVICによるナンバープレートの認識精度の結果を示す。ここで、正答は認識したナンバープレート情報が目視で確認した真値と一致していることを意味している。誤答は認識したナンバープレート情報が真値と異なることを、未認識はナンバープレート情報自体を認識できなかったことを意味している。正答率は地名が95%、一連指定番号が95%、分類番号が94%、平仮名が94%と全ての情報で95%程度の精度を確保できている。正答できないケースのうち、誤答となるケースは少なく、未認識となるケースがほとんどを占めていることが分かる。未認識となったケースの詳細を確認したところ、ナンバープレート認識エンジンで認識するタイミングの車両のナンバープレートが前方を走行している自動車や並走してくる自転車によって隠れてしまい、ナンバープレートの文字が劣化して消えかかっている等の事象が確認された。

### 3.3 撮影機材の設定による精度への影響

TRAVICでは市販の撮影機材により撮影した動画を用いるが、機材の設定は動画の質に影響を及ぼす。例えばシャッタースピードをオートにして撮影を行うと、照度が低いときにはシャッタースピードを遅くするため、被写体がブレてしまいナンバープレート認識が上手くいかないことがある。本節では、シャッタースピードをオートにして撮影した動画を対象にTRAVICにより解析を行った際のナンバープレートの認識精度について検証する。精度検証は教師データに用いていない千葉県内の国道（規制速度40km/h）の1時間分（8時台）の動画を用いて行った。対象車両は動画内で通過した631台の自動車類である。使用した撮影機材はSONY HDR-CX680である。

表4に認識精度を示す。正答率は地名が29%、一連指定番号が30%、分類番号が16%、平仮名が26%であり、表3に示したシャッタースピードを固定したときの結果と比較して精度が大きく低下していることが分かる。また、分類番号とひらがなの認識については誤答となるケースが多くあるが、これは分類番号とひらがなが他と比較して文字サイズが小さくブレの影響を受けやすいためだと考えられる。誤答、未認識となっている車両の詳細を確認したところ、図7に示した例のようにナンバープレート認識エンジンで認識させるタイミングで被写体がブレてしまい目視でもナンバー情報が認識できない状況が確認できた。この事象は特に日照が少なく照度が低くなっていると思われる時に発生していた。この結果からシャッタースピードは固定して撮影することが望ましいことが分かる。ただし、最適なシャッタースピードについては、例えばイメージセンサーといった機材の性能にも影響するため留意が必要となる。

### 4. 流動分析への適用可能性

本章では、近接する2地点で同時間帯に撮影した動画を対象に、TRAVICを適用した解析結果を用いて流動分析の適用可能性を検証する。検証は教師データに用いていない千葉県内の国道（規制速度40km/h）の2地点（地点A、地点B）の1時間分（8時台）の動画を対象に行った。図8に用いた動画の撮影地点の概要示す。地点Aと地点B間の距離は約2.0kmであり、地点間には複数の信号交差点が設置されている。使用した撮影機材はSONY HDR-CX680で、シャッタースピードは1/3000に固定して撮影した。

表4 ナンバープレート認識精度

(千葉県内国道、シャッタースピード：オート)

	地名	一連指定番号	分類番号	ひらがな
①対象車両数		631		
②認識数	190	192	164	190
③正答数	183	189	100	162
④誤答数	7	3	64	28
⑤認識率 (=②/①)	30%	30%	26%	30%
⑥未認識数	441	439	467	441
⑦未認識率 (=⑥/①)	70%	70%	74%	70%
⑧正答率 (=③/①)	29%	30%	16%	26%



図7 ナンバープレートの撮影結果例

(千葉県道、シャッタースピード：オート)



図8 流動分析対象動画の撮影地点概要

#### 4.2 経路分析への適用可能性

表5に地点A、地点Bそれぞれで撮影した動画を対象に目視で計測したナンバープレートマッチング率とTRAVICで計測した結果より推定したナンバープレートマッチング率を示す。なお、TRAVICでの計測では3.2節で示したようなことが原因でナンバープレート認識が未認識となるケースが存在するため、地点A、地点Bそれぞれの認識率から算出した拡大係数を用いてナンバープレートマッチング率を推定した。地点Aのマッチング台数は地点Aで計測された車両を対象に地点Bでも同一のナンバープレート情報が認識された台数を示しており、地点Bはその逆である。ただし、3.1節で示したようなことが原因でダブルカウントが発生し、同一地点で同一車両が重複計測されているケースがあるため、地点Aと地点Bのマッチング台数は一致していない。なお、マッチング判定はナンバープレート情報の4つすべてが一致した時に同一車両であるとした。

まず各地点の交通量について、地点Aでは目視で631台であるのに対しTRAVICでは658台と誤差は4.3%で計測できている。地点Bは目視が570台に対してTRAVICは580台と誤差は1.8%である。ナンバープレートの認識率は地点Aが88%、地点Bが91%と9割程度の車両が認識できている。したがってTRAVICでのナンバープレートマッチング台数を補正するための拡大係数は1.239 ( $=1/(0.88 \times 0.91)$ ) となる。目視によるマッチング台数は237台であり、地点Aでのマッチング率は38%、地点Bは42%である。これは地点Aを通過した車両のうち38%は地点Bも通過していることを意味し、地点Bを通過した車両のうち42%は地点Aも通過しているということを意味する。一方で拡大係数を用いてTRAVICで推定した地点Aのマッチング率は37%、地点Bは43%と、目視との差はともに1ポイントであり大きな差はないことが分かる。

#### 4.3 所要時間・速度分析への適用可能性

特定の車両の2地点での通過時刻が分かれば地点間の所要時間や区間平均速度が算出できるため、複数地点でのナンバープレート情報をマッチングさせることで地点間の渋滞状況の分析も可能となる。しかし、目視によるナンバープレート調査で車両の通過時刻を正確に計測することは多くの手間がかかり、実務的にそういう目的で活用することは少ない。一方でTRAVICでは車両の通過時刻も自動で計測できるため、ナンバープレートマッチング結果を用いることで地点間の所要時間を計測することが容易に可能となる。

表6にTRAVICでの解析結果を用いた10分帯別の所要時間および平均速度の算出結果を示す。算出の対象とした車両は表5に示した地点Aでのナンバープレート

表5 ナンバープレートマッチングによる経路分析

	地点A	地点B
①交通量 <目視>	631	570
②交通量 <TRAVIC>	658	580
③交通量 <誤差> (=②)/(①-1)	4.3%	1.8%
④ナンバープレート認識数	581	530
⑤ナンバープレート未認識数	77	50
⑥ナンバープレート認識率 (=④)/(②)	88%	91%
⑦ナンバープレートマッチング台数 <目視>	237	
⑧ナンバープレートマッチング台数 <TRAVIC> ※ダブルカウントがあるため地点ごとに結果 は一致しない	197	201
⑨ナンバープレートマッチング台数 の拡大係数 (=1/(⑥地点A×⑥地点B))	1.239	
⑩拡大後の ナンバープレートマッチング台数 <TRAVIC> (=⑧×⑨)	244	249
⑪ナンバープレートマッチング率 <目視> (=⑦/(①))	38%	42%
⑫ナンバープレートマッチング率 <TRAVIC> (=⑩/(②))	37%	43%

表6 地点間の所要時間・平均速度

地点A通過時刻	平均所要時間 (秒)	平均速度 (km/h)	データ数
8:00～8:10	379	19.0	47
8:10～8:20	311	23.2	24
8:20～8:30	305	23.6	46
8:30～8:40	299	24.1	31
8:40～8:50	243	29.6	31
8:50～9:00	250	28.8	18

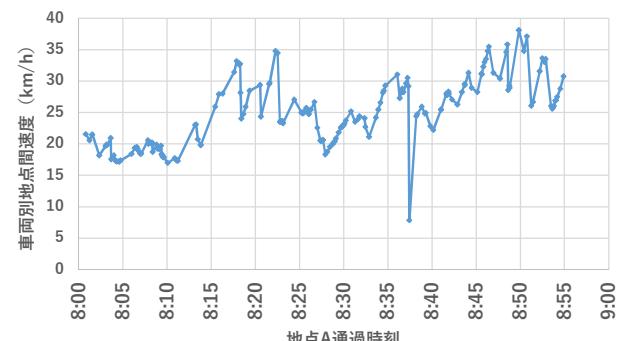


図9 車両別地点間平均速度

マッチングがなされた197台の車両の各地点での通過時刻を用いた。表6の結果より対象地点では8時0分台では平均速度が19.0km/hと比較的低めの速度であるが、時間の経過に伴い速度が回復して8時50分台には28.8km/hまで回復しており、通勤時間帯の渋滞状況が結果に

表れていることが想定される。

図9には、マッチングした車両別の地点間の平均速度を示している。8時0分付近ではおよそ20km/h前後であったのが8時15分頃に30km/h前後まで回復しており、その後8時30分頃まで速が低下したのちに再度速度が回復している様子が分かる。8時37分に速度が10km/hを下回っている車両が確認できるが、これは地点間で停車をしている、もしくは別の経路を利用しているために所要時間が大きくなっていることが原因と考えられる。このように、あくまで各地点の通過時刻を用いているため、適用に当たっては地点間でどのような挙動をしていたかは不明である点に留意する必要がある。

## 5.まとめ

### 5.1 成果と課題

本研究では簡易な手法で撮影した動画から深層学習による交通量自動計測とナンバープレート情報を認識する複合認識システムTRAVICを開発し、その精度を確認した。そこで得られた知見を以下に示す。

- 車種別車両計測は数%以内の誤差で計測できることを確認できた。ただし、自転車が並走してきた際に検出が安定しないことによるダブルカウントや検出漏れが確認され、さらなる精度向上のためには自転車の並走状況の学習が必要となる。
- ナンバープレート情報認識は95%程度の正答率で認識できることができた。ただし、ナンバープレート認識エンジンで認識するタイミングの車両のナンバープレートが前方車や並走自転車によって隠れている際に認識ができておらず、さらなる精度向上のためにはナンバープレートが正確に映っているタイミングで認識させるようにする必要がある。
- 動画を撮影する際には被写体のブレを抑えるためにシャッタースピードを固定させることができることが確認できた。
- 複数地点の同一時間帯の動画を用いることで流動分析として経路分析や所要時間分析にも適用可能なことが確認できた。ただし、地点間の所要時間や平均速度を分析する際には、撮影地点間での駐停車の挙動や、撮影地点間に別経路が存在している場合にどの経路を利用しているかまでは把握できないことに留意する必要がある。

### 5.2 今後の展望

本研究では路側撮影動画をTRAVICで解析することで流動分析にも適用可能なことを示したが、TRAVICのよ

うな機械計測システムは道路利用者への情報提供等の交通需要マネジメント等への活用に威力を發揮する。そのためにはリアルタイムでの解析が必要となるが、現在のTRAVICでリアルタイムの解析を行うためには高スペックな機器が必要となる。一方で動画のようなデータ量の大きいデータを伝送することにも課題は多くあるため、エッジ端末による解析を可能とすることがより望ましい。現在のTRAVICで特に処理時間を要している要因としては、車種別車両検出のための深層学習による推論と、カウント精度に影響を及ぼすトラッキング処理を正確に行うために対象の動画を30fpsとしている二つのことが挙げられる。このことを踏まえ今後はエッジ機器でのリアルタイム処理を目指して、別の推論モデルによる車両検出精度および処理速度の検証と、低いfpsの動画でトラッキングを可能とするためにDNNによるReIdentificationのトラッキング処理への適用可能性検証を予定している。

### 謝辞

本研究で用いた動画および使用したデータの一部は、日本大学理工学部交通システム工学科 小早川教授および小早川研究室の学生の協力により撮影・作成されたものである。この場を借りて感謝の意を表する。

### 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, 濱戸口恵: 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) 菅原宏明, 小篠耕平, 藤井純一郎, 大久保順一, 小早川悟: 路側に設置した簡易撮影機器の動画による交通量自動計測に関する基礎的研究, 第40回交通工学研究発表会論文集, 2020.
- 5) Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg: SSD:Single Shot MultiBox Detector, 2016.
- 6) LPR ナンバープレート(車番)認識エンジン製品仕様, アイテック株式会社, <https://www.eyetech.jp/product/lpr/> (参照 2021-01-04)