カウントライン自動最適化による車線別交通量計測 AI モデルの構築

芳賀 柚希[1]・柳沼 秀樹[2]・寺部　慎太郎[3]・鈴木　雄[4]・海野　遥香[5]

[1]学生非会員　東京理科大学大学院　創域理工学研究科社会基盤工学専攻（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: 7622531@ed.tus.ac.jp
[2]正会員　東京理科大学准教授　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp
[3]正会員　東京理科大学教授　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp
[4]正会員　東京理科大学助教　創域理工学部社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yusuzuki@rs.tus.ac.jp
[5]正会員　茨城大学助教 工学部都市システム工学科（〒 316-8511 茨城県日立市中成沢町 4 丁目 12 番 1 号）
E-mail: haruka.uno.uj38@vc.ibaraki.ac.jp

近年，交通量計測の分野では AI カメラ解析による常時観測が実現しつつある．交通量計測の精度は，AI モデルの適切な学習に依存するところが大きい．一方，AI による交通量や速度の計測は，道路上に設定したカウントラインを移動体が通過したことを判定する方法が一般的である．しかしながら，カウントラインは人手による経験的な設定が行われており，交通状況や画角の変化により，計測精度は大きく低下している．本研究では，射影変換や深度推定等を活用し，変化にロバストかつ適応的なカウントラインの自動最適化アルゴリズムを提案する．これにより，従前ではマニュアル作業に頼る部分が多かった車線別・方向別交通量計測の効率化を目指す．さらに，旅行速度計測や車両軌跡の位置情報マッピングなど新たな情報抽出・可視化を試みて，CCTV カメラを活用した AI 解析により一層の付加価値を与えることが期待される．

Key Words: *Traffic Count, AI, Multi Object Tracking, Count-line Optimization*

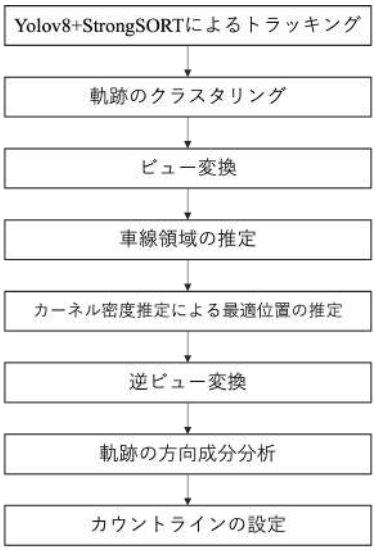
1.　はじめに

近年，交通量計測は人手観測から AI を用いた自動観測へと急速に転換している．その結果，人手観測では不可能であったリアルタイム常時観測が可能となりつつある．さらに，AI 観測は各地に設置された既存の CCTV カメラを利用して低価格で適用可能である．これらのメリットを持つ AI 観測は，自動車交通だけでなく，歩行者や自転車などのさまざまなシーンでも使用されている．これらに用いられている AI モデルは，日々のアーキテクチャの改善や学習によって，精度や推論速度を飛躍的に向上させている．特に物体検出タスクに関しては，Convolutional Neural Network(CNN) とを活用した手法が一般的に使用されている．このような AI モデルが著しく進歩している一方で，AI 観測は天候やカメラ画角などの条件変化に対応できていないという課題が存在する．**表–1** 1 は，国土交通省が示す時間帯別の AI 観測の精度である．このように，時間や環境条件に応じて AI モデルの知識が適応されていないケースがあり，さまざまな場所でモデルの改善が進められている．しかし，このような AI モデル自体の精度向上に関する研究は多いものの，断面交通量の計測に関するアルゴリズムの改善を目指す研究は稀少である．一般的な交通量計測アルゴリズムでは，対象となる移動体が指定されたラインを通過したときに計測をとる．以下，本稿ではこのラインをカウントラインと呼称する．これらカウントラインは主に手動で設定されており，統計的根拠に基づいた設定は行われていない．さらに，AI 計測を適用できる CCTV カメラが管轄する道路だけで約 1,200ヵ所に設置されており，これらに対しカウントラインを手動で設定するのは多大な労力を費やすことになる．また，交通管制という本来の目的によって生じる制約上，管制官によって操作されるカメラ視点の変化に対応する必要がある．

カウントラインの適用にはいくつかの利点が存在する．一点目に，カウントラインが人手観測のように画面全体で計測せず，断面のみでカウントするという手法をとっていることである．そのため，計測に関係しない停車中の車両や，異常な挙動の車両軌跡などを除外することができる．二点目に，車線別交通量および交差点での流入方向と流出方向を計測可能である．これは，警視庁が実施する交差点交通調査に対応してい

	混雑時 7:00 9:00	非混雑時 9:00 16:00	夜間 20:00 22:00
全車種	97.0% (77.6%)	96.6% (75.5%)	32.3% (24.1%)

表–1 各時間帯における交通量観測精度[1)]



図–1 実行フロー

る．三点目に，カウントラインを 2 つの異なるエリアに設定することで，車両の通過距離から速度を推定することが可能である．これを各車線に適用することで，異常を検出し，交通渋滞監視に応用することが期待される．本研究では，カウントラインの設定位置や角度を調整することで最適な方法を検証する．さらに，自動設定が可能な方法を探求し，手動で設定される場合との違いを検証する．

2. 既往研究と本研究の位置付け

(1) カウントラインに関する既往研究と概要

Song ら (2019)[2)] は，YOLOv3 を使用した高速道路交通量計測システムを作成した．detection line として画面の高さ 1/2 の部分に横断するようなカウントラインを設定している．ここでは，高さ 1/2 に設定することが統計的根拠を持つような理由は述べられていない．Chen(2012)[3)] らは，ガウス混合モデルによる車両検出を用いた車両カウントを試みている．Detection Area とした車線ごとに分割した仮想的なループ検出器を設定し，ミスカウントを減らすような工夫がなされている．カウントラインは画面手前側に設定されている．このようにカウントラインは，道路や通路の断面上における交通量を正確に計測するためのツールとして用いられる．**図–2** に示すように，計測を行いたい道路断面に



図–2 一般的なカウントラインの設定例

設定される．ライン上を通過する車両や歩行者の数を検出することで，断面交通量を把握する．CCTV カメラを使用して交通量計測を行う場合，カウントラインは画面上に表示され，対象となる物体がこれを越えた時点で計数される．通常，カウントラインの設定は交通量を計測する主体が手動で行う．カウントラインの両端となる座標 2 点を指定し配置する．

(2) 本研究の位置付け

カウントラインの問題点は，道路に対して断面全体に引かれている場合がほとんどであり，車線別に計測が行われているケースは少ない．また，統計的根拠に基づいた設定が行われておらず，交通量計測の精度最大化に影響している可能性が否定できない．さらに，手動設定を行ったあとは再設定を行わないかぎり，カウントラインは恒久的に変更されることはない．したがって，本来の CCTV カメラの使用目的である道路監視において，画角の変更やズームイン・ズームアウトを行った場合，カウントラインの再設定に対応できなくなる．以上のことから，本研究の目的は，交通量計測精度が最適となるようなカウントライン設定の探索およびカメラ条件変化等に対応できる自動設定の構築である．カウントラインの設定に関するフローは，1 に示す．

(3) 交通計測 AI モデル

a) 物体検知モデル

物体検知モデルは，CNN や Transfomer のような AI モデルを指し，画像あるいは映像中に映り込んでいる物体を検出するアルゴリズムである．検出された物体は

バウンディングボックスと呼ばれる矩形の枠で囲われ，フレーム毎にその頂点座標とラベルが保存される仕組みとなっている．本研究では，yolov5s と呼ばれる事前学習済みモデルに約 10,000 枚の交通画像アノテーションデータで転移学習をかけたモデルを使用する．検出対象となっているラベルは，car, heavy truck, light truck, bus, motorbike の 5 種類となっており，歩行者や自転車は対象としない．

b) 物体追跡モデル

物体追跡モデルは，ByteTrack[4] や StrongSORT[5] に代表されるような，検出した物体に ID を割り振り，追跡するアルゴリズムである．通常，物体検知モデルと併せて使用される．カルマンフィルタをベースに，検出した物体の類似性を比較して追跡する仕組みとなっている．しかし，オクルージョンにより物体検出が途切れ，追跡していた物体の ID が切り替わる ID-Switching と呼ばれる現象が課題となっている．そのため，ID-Swithcing に対してロバストなカウントライン設定を行う必要がある．本研究では，StrongSORT の事前学習済みモデルを使用する．

3. 時系列クラスタリングによる車線領域の推定

本研究では，車線別交通量の取得を目的としているため，対象となる車線を自動推定する．車線別交通量計測のためのカウントラインの設定には，車線の形状と車線幅員の 2 つを推定する．

(1) 車線分類

車線を分類するために，各検出車両の軌跡をグループ化する必要がある．このような軌跡は，座標と時間情報を組み合わせた 3 次元の情報から類似性を求めた上でクラスタリングを行う．この手法を動的時間伸縮法 (DTW) とよぶ．本研究では，スクリーン座標と軌跡のフレーム情報を組み合わせ，各軌跡データ間の類似度を比較し，K-Means 法と組み合わせたクラスタリングにより車線分類を行う．二次元座標と時間情報を持つ各軌跡を A，B とすると，

$$A = \{(x_1, y_1, t_1), (x_2, y_2, t_2), \ldots, (x_m, y_m, t_m)\}$$
$$B = \{(x'_1, y'_1, t'_1), (x'_2, y'_2, t'_2), \ldots, (x'_n, y'_n, t'_n)\}$$

と表され，ある時点 i と j の間の 3 次元の距離をユークリッド距離は以下のようになる．

$$d((x_i, y_i, t_i), (x'_j, y'_j, t'_j)) = \sqrt{(x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2 + (t_i - t'_j)^2} \quad (1)$$

この距離を基に、DTW のコストマトリクス D の各要素 $D[i][j]$ は以下のように定義される．

$$d(a, b) = \sqrt{(x(a) - x(b))^2 + (y(a) - y(b))^2 + (t(a) - t(b))^2} \quad (2)$$

$$D[1][1] = d((x_1, y_1, t_1), (x'_1, y'_1, t'_1))$$
$$D[i][j] = d((x_i, y_i, t_i), (x'_j, y'_j, t'_j)) + \min\{D[i-1][j], D[i][j-1], D[i-1][j-1]\} \quad (3)$$

ここで，最終的な距離は $D[m][n]$ となる．DTW の利点は，時間的なスケーリングの違いが存在する場合に，2 つのシーケンス間の一致度を評価するのに適している．各シーケンスの類似性を表すワープパスが得られ，それに基づいた全体の類似度が計算されることを表す．

(2) 射影変換による画像歪みの解消

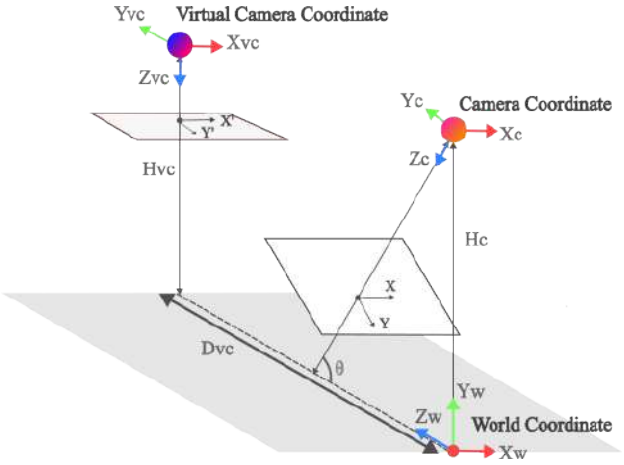
射影変換は，ある 2 次元および 3 次元空間から別の空間への点や直線または平面，立体を変換する手法である．一般的に，画像の歪み補正やシーンの変換などに用いられている．基本的に，カメラにはレンズによる円周方向の歪みが働く．この歪みによって，射影変換後の軌跡データに影響が出る可能性があるため，式 4 で表されるカメラ行列 K とカメラレンズ歪みパラメータ D を入力し，画像を変形させる必要がある．

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここで，

- f_x: x 軸の焦点距離（画素単位）
- f_y: y 軸の焦点距離（画素単位）
- c_x: 画像の x 座標における主点（光学中心）の位置
- c_y: 画像の y 座標における主点（光学中心）の位置

補正後，カメラ座標系から仮想カメラ座標系へのビュー変換を行う．本稿で述べるワールド座標系は現実空間と等しいものとする．ここで，**図–3** のような座標系を考える[6]．画像及び座標を式によって変換し歪みのない俯瞰画像とすることで，後述するカーネル密度の正確な推定に利用する．車線幅員の推定に関して，単眼カメラ画像からの深度推定モデル ZoeDepth[7] を用いて，透視深度に応じて幅員を減少させていく．この減少率を係数とし，軌跡座標の深度に応じて大きさを変化させた点を画像にプロットする．プロットした点によってマスクされた領域を対象の車線とみなす．最終的に，マスキングの輪郭を抽出し，ポリゴン頂点の配列に変換することで車線領域とする．



図–3 射影変換の模式図

$$x' = \frac{f'}{H_{vc}} - \frac{H_c x}{f\sin\theta - y\cos\theta} \tag{5}$$

$$y' = \frac{f'}{H_{vc}} - \frac{H_c x(f\cos\theta + y\sin\theta)}{f\sin\theta - y\cos\theta} \tag{6}$$

4. カウントライン位置推定

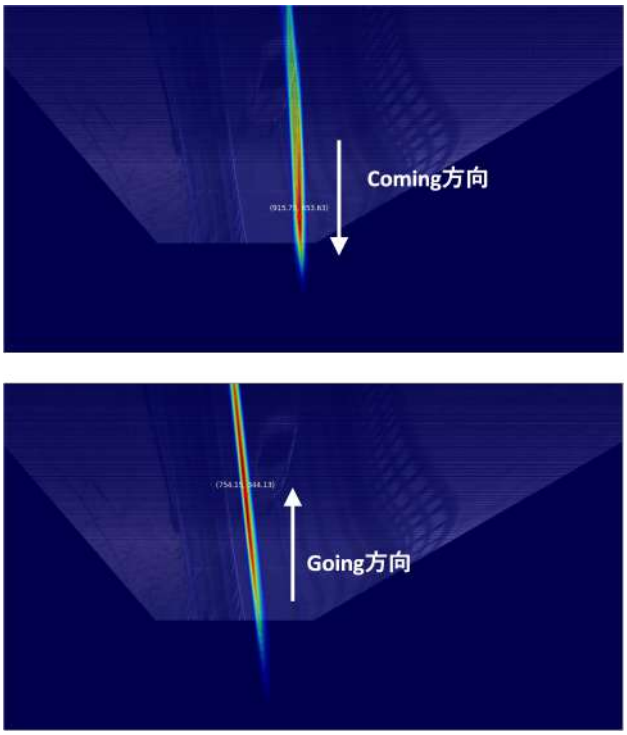
カウントラインが交通量計測に最適な位置となるような設定方法は，通行実績が最も高い地点，すなわち画像中で軌跡が最も集約されている点に引くことが望ましいとする．そこで，カーネル密度推定によって軌跡のばらつきが最も小さい点を推定することで，カウントラインの最適化を図る．

(1) カーネル密度推定

カウントライン自体の設定は，カーネル密度推定 (KDE) によって行われる．KDE は，ノンパラメトリックな確率密度関数を求める手法である．カーネル密度の最も大きい座標は車両軌跡が最も集約されているところであるとし，計数漏れが最も少なくなると仮定した．KDE によって表現されたコンター図をもとに，最も密度の大きい座標をカウントラインの中心座標とする．ただし，先述のように CCTV カメラは透視投影によって表示されており，軌跡の座標は遠近で歪みが生じている．この歪みを解消するために，射影変換を施したのちに KDE を行う．カーネル密度が最も大きくなる座標をカウントラインの中心座標とする．

(2) カウントラインの設定

本節では，自動設定を適用した場合のカウントラインの設定プロセスを示す．カウントラインの中心座標を求めた後，その端点となる二点を定める．はじめに，対象となる車線のクラスターに属する軌跡群を回帰予測する．この回帰直線が軌跡の大まかな方向とする．それに基づき，回帰直線に対して直交かつカウントラインの中心座標を通る直線を求める．最終的に，推定した車線の領域内に重複する線分をそのままカウントラインとみなし，車線の輪郭部分と交わる点をそのままカウントラインの端点とする．



図–4 神宮橋潮来側における KDE 結果

5. 性能検証結果と考察

カウントラインを設置した場合の精度検証を行う．3 分間のトラッキングによって得られた軌跡データより，カウントラインを生成する．のちに，同地点別時間帯で 10 分間の動画を用いて，性能の検証を行う．**表–3** では，結果を比較する．なお，手動設定に関しては，慣例的に画面下部付近に設定するものとして仮定した場合であり，参考情報である．また，本稿では，車両が手前から奥に向かう方向を going，奥から手前に向かう方向を coming と呼称する．

(1) 神宮橋潮来側での適用結果

図–5 に示す神宮橋潮来側は，片側 1 車線の直線道路という単純な道路形状となっている．本地点では，水面の反射や木の枝に反応し，車両の誤検出が発生するケースがある．カウントラインは，画面の中央寄りに設定される結果となった．特に going 方向では，画面手前側で ID-Switching や不検出が起こりやすい傾向があ

表–3 性能検証結果

地点名	方向	最適化後 (台)	手動設定 (台)	真値 (台)
神宮橋潮来側	going	72	64	72
	coming	79	80	76
城北	going	50	38	102
	coming	133	105	99



図–5 神宮橋潮来側でのカウントライン最適化結果　(左) going 方向　(右) coming 方向



図–6 城北でのカウントライン最適化結果　(左) going 方向　(右) coming 方向

り，それらが反映されたと考えられる．また，coming 方向で過剰に検出されているのは，大型車両の軌跡が対向車線方向にはみ出していることが影響していると推察される．

(2)　城北での適用結果

図–6 に示す城北は交差点付近の映像である．画像中央下部には信号機が映り込んでおり，通過する車両を遮蔽し検知されにくい問題がある．今回，右左折車両は含まず，直進車両のみを対象とする．結果としては，going 方向は過小に，coming 方向は過大に計測されている．また，交差点内にカウントラインが設定されたために，右左折車両を巻き込むような誤計測が考えられる．交差点を含まないようにクロップし，エリア別でカウントを行うような処理が必要である．一方で，coming 方向の密度が最大の点は画面奥よりの横断歩道付近であり，障害物が強く影響している可能性が見受けられる．また，カウントラインの方向は軌跡に対して直交しておらず，角度がずれたようになっている．右左折車両を誤クラスタリングしたことにより，軌跡の平均的な方向成分が計算されなかったためと考えられる．

(3)　総合的な考察

画面端付近ではバウンディングボックスの中心座標が実際の車両の動きとは乖離した動きをとることが影響するためか，軌跡のばらつきが大きくなっている．また，画面に表示されているテロップ等の影響で，画面端付近では物体検知されにくい結果となっている．また，カウントラインの数ピクセルのずれが車線別交通量計測の精度に強く影響することが明らかとなった．計算量の観点からは，リアルタイムで取得した軌跡情報は 100 本程度のオーダーが望ましい．数分おきにカウント

ラインを更新することで，条件変化等にロバストになることが期待される．

6. おわりに

本研究では，カウントラインの最適化及び自動設定もたらす効果を示した．一般的な手動設定では，慣例的に道路手前側にカウントラインを設定することが多いが，必ずしもそれが精度を最大化するものではないということが明らかとなった．課題としては，交差点のように車両が入り乱れる複雑な道路形状では最適化がうまく行われないことがあり，エリア別での設定などの別の手法を考案する必要がある．加えて，交通量計測システムが異常な動作をしている場合，何らかの方法でモニタリングおよび管理可能なシステムであることが望ましい．今後の展望としては，車線ごとに自動で最適化を行うような仕組みづくりを行い，より詳細なデータ収集とともに，画角変化等に対応可能な常時観測が期待される．また，画角変化だけではなく，常時カウントラインを変化させることで，時事刻々と変化する日照条件，気象条件等にロバストな交通量計測アルゴリズムが実現可能となる．カウントラインを複数推定することで，速度推定や異常検知への応用が進むと考えられる．

謝辞

本研究は国土交通省新道路技術会議「カメラ画像および複数の観測データを融合した次世代交通計測手法に関する研究開発」の助成を受けたものです．ここに記して感謝いたします．

参考文献

1) 国土交通省道路局企画課道路経済調査室 and 国土交通省国土技術政策総合研究所道路研究室: Cctv トラカンの精度向上に関する検討, 2022, https://www1.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/ict/pdf06/02.pdf (参照 2023-10-12).
2) Song, H., Liang, H., Li, H., et al.: Vision-based vehicle detection and counting system using deep learning in highway scenes, *European Transport Research Review*, Vol.11, pp.51, 2019.
3) Chen, Z., Ellis, T., and Velastin, S. A.: Vehicle detection, tracking and classification in urban traffic, *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 951–956, 2012.
4) Zhang, Y., Sun, P., Jiang, Y., Yu, D., Weng, F., Yuan, Z., Luo, P., Liu, W., and Wang, X.: Bytetrack: Multi-object tracking by associating every detection box, 2022.
5) Du, Y., Zhao, Z., Song, Y., Zhao, Y., Su, F., Gong, T., and Meng, H.: Strongsort: Make deepsort great again, 2023.
6) Tanaka, S., Yamada, K., Ito, T., and Ohkawa, T.: Vehicle detection based on perspective transformation using rear-view camera, *Hindawi Publishing Corporation International Journal of Vehicular Technology*, Vol.9, 01 2011.
7) Bhat, S. F., Birkl, R., Wofk, D., Wonka, P., and Müller, M.: Zoedepth: Zero-shot transfer by combining relative and metric depth, 2023.

(2023.10.13. 受付)

Construction of Lane-Specific Traffic Volume Measurement AI Model with Count-Line Automatic Optimization

Yuzuki HAGA, Hideki YAGINUMA, Shintaro TERABE, Haruka UNO, Yu SUZUKI

In recent years, continuous observation through AI camera analysis has been increasingly realized in the field of traffic volume measurement. The accuracy of traffic measurement heavily depends on the appropriate training of the AI model. On the other hand, AI-based traffic volume and speed measurements typically involve detecting when a moving object crosses a manually set Count-line. However, these Count-lines are often set based on empirical human judgment, and the measurement accuracy can significantly decrease due to changes in traffic conditions and camera angles. In this study, we propose an automatic optimization algorithm for Count-lines that is robust and adaptive to changes, utilizing perspective transformation and depth estimation. By doing so, we aim to streamline lane-specific and direction-specific traffic measurements, which previously relied heavily on manual operations. Furthermore, by attempting new information extraction and visualization, such as travel speed measurement and vehicle trajectory location mapping, we expect to add even more value to the AI analysis using CCTV cameras.