

状態空間モデルによる 複数カメラ間にわたる車両の同定検証

田子 裕亮¹・兒玉 崇²・増本 裕幸²・鈴木 健太郎³・
鈴木 英之²・中西 雅一¹・田名部 淳¹

¹正会員 株式会社 地域未来研究所（〒530-0003 大阪府北区堂島 1-5-17）

E-mail: tago@refrec.jp

²正会員 阪神高速道路株式会社 計画部調査課（〒541-0056 大阪市中央区久太郎町 4-1-3）

³非会員 阪神高速技研株式会社 技術部技術課（〒550-0011 大阪府大阪市西区阿波座 1-3-15）

交通状況の把握においては、時空間的に高密・広範な車両位置データを収集することが課題となる。収集手法の一つとして、カメラで撮影した動画に画像認識技術を適用し、車両の特定・位置の推定を行うものがある。車両側に機器を必要とせず、撮影された車両の大半の位置データを一挙に収集できることが利点であるが、一方、空間的な広がりについてはカメラの撮影範囲に制限される。撮影範囲を超えた車両単位の連続した軌跡の生成には、複数台のカメラを用い、得られた位置情報を同一車両毎に統合する必要がある。本検証では、阪神高速道路に約 40m 毎に設置したカメラを用い、画像認識技術によって特定された車両に対し、状態空間モデルによる位置推定と色などの画像情報を利用して車両の同定を行い、連続した軌跡の生成を試みる。

Key Words: vehicle tracking, state-space model, vehicle re-identification, image recognition, traffic sensing

1. はじめに

渋滞の解決を図り交通流の円滑化を進めるには、渋滞発生時、発生地点のデータを収集し、実際の状況を把握することが不可欠となる。交通対策に対する需要は今後ますます高まり、GPS 等センシング技術の発達も相まってデータはより高密・詳細なものが求められている。

従来、データ収集には様々な方法が試みられている。例えば GPS 機器搭載車両による車両プローブ情報は、1 台の車両の走行軌跡全体を把握可能である。一方で車両側に機器の設置が必要であるため、走行車両全体に対するプローブ車両の割合には限界があり、交通流全体の把握には課題が残る。また、阪神高速道路では路側に超音波式車両検知器を設置し通過車両のデータを取得しており、これを用いた交通状況の分析を行っている。ただし、データ取得箇所が約 500m 間隔の検知器設置断面に限られ、渋滞発生の詳細な分析には十分とは言えない（図-1）。

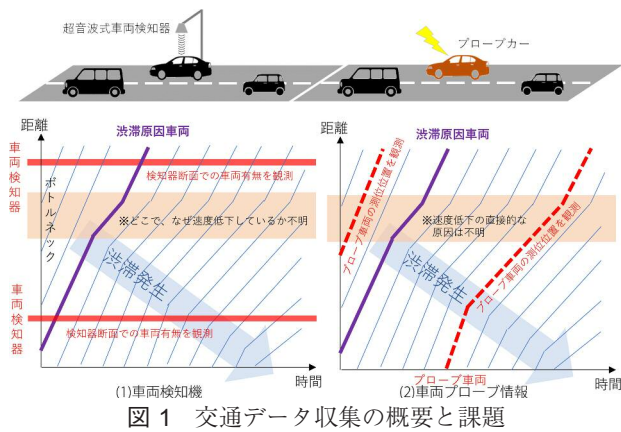
ビデオカメラでの撮影は、撮影範囲を通過した全ての車両の挙動について網羅的に収集し、微視的挙

動の把握も可能になることが利点である。一方、分析に用いるには映像から車両位置データの解析作業が必要となり、手動で行うには膨大な時間と労力が必要とする。また、データ取得はカメラの撮影範囲に限定されるため、撮影範囲以上の広がりを持った空間での分析には複数台のカメラを並べ、カメラ間で車両を同定しながら連結する必要がある。

そこで、近年の画像認識技術の向上やビデオカメラ性能の高画質化に伴い、映像解析及びカメラ間での同定を自動化する手法が試みられている。自動化にあたっては誤判定の問題が付随する。課題は大別して 2 つ存在し、1 つは車両検知の際に生じる検知漏れや誤検知、もう 1 つは検知した車両をフレーム間及びカメラ間で追跡する際の失敗により、軌跡の途切れが発生することである。

2. 本検証の目的

兒玉ほか¹⁾は阪神高速道路において複数台のカメラを 40m 程度の等間隔で設置し、画像認識による連



続した区間の走行軌跡データの生成を行っている。走行軌跡データの一部には、カメラ内やカメラ間において車両追跡に失敗し、軌跡が途切れ別 ID に切り替わっている車両の存在が確認されている。

本稿は、当走行軌跡データにおける連続した軌跡の生成精度を高めるべく、ID が切り替わっている車両に対して状態空間モデルや色情報を用いることで位置推定及び車両同定を行う手法について、提案、検証した結果を報告するものである。

3. 検証に用いたデータ

本検証に用いた走行軌跡データは、阪神高速 11 号池田線上りの塚本合流付近の約 2km の区間を撮影した映像より生成したものである（図-2）。カメラは、合流部（池上 3.9kp）前後の池上 3.0kp～池上 5.1kp が網羅できるように 40 本の照明柱に設置した（図-3）。撮影時刻は 2016 年 12 月 14 日 15 時台であり、当時は事故等の特殊な交通状況を含んでいない。

画像処理による走行軌跡データ（以降、処理データ）の生成には、映像の 0.1 秒毎のフレーム画像に対して、あらかじめ学習させた車両の後部と近い特徴量を有する物体を車両として検出し、ID を付番した。次にフレーム間で同一車両の追跡を行い、カメラ内における走行軌跡の点列データを作成した。その後、隣接カメラとの重複部分において、時空間的

な位置の近い車両の同定を行い、カメラ間での走行軌跡データを作成した。単一カメラにおける車両の検出では全体的に 95～100% の精度が確保されているが、車両の重なりや遮蔽物などが原因で検出率が低下し、追跡が途切れている状況も確認された。

また精度検証のため、目視による走行軌跡データ（以降、真値データ）を、処理データの対象区間の一部である池上 3.5kp～池上 4.5kp の約 1km を網羅する 24 機のカメラについて、10 分間にわたって作成した。軌跡の精度検証には処理データと真値データとの対応が必要であるため、本検証ではこの区間・時刻の処理データ及び真値データを用いた。

より詳細なデータの生成方法については、兒玉ほか^{1), 2)}を参照されたい。

4. 連続した軌跡の生成手法

(1) 概要

連続した軌跡の生成には、大別して以下の 4 つの処理を行う。

データクレンジング

処理データには、道路構造物、車両の天井や側面を誤検知した ID も含まれている。同一車両を判定する際にはこれらの ID が正確なペアの結合を妨げることが想定されるため、クレンジングによってあらかじめ除去する。

カメラ内の車両 ID の同定

カメラ内で ID が切り替わった可能性のある車両について同一車両と見られる ID 同士を結合する。この処理は各カメラについて独立に行う。

カメラ間の車両 ID の同定

カメラ間で ID が切り替わった可能性のある車両について同一車両と見られる ID 同士を結合する。この処理は、隣接する 2 台のカメラ毎に独立に行う。

欠損補完、スムージング

車両 ID の結合後、軌跡に欠損のある車両 ID に対して補完処理を行う。また、スムージング



図 2 対象区間

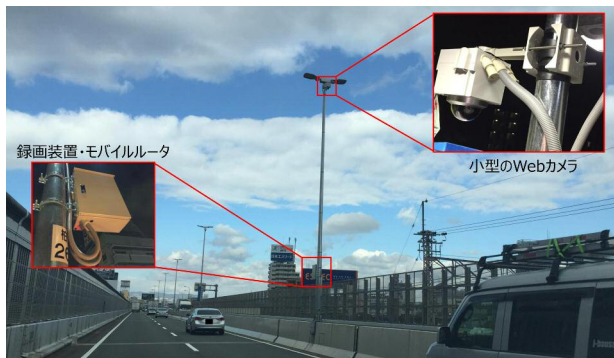


図 3 照明柱に設置したカメラ

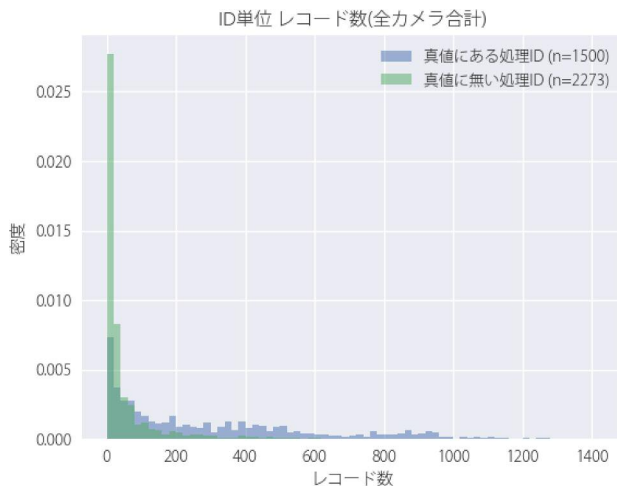


図 4 真値データ存在有無別 ID 単位レコード数の分布

を行い、欠損補完やカメラ間の引き継ぎ時に生じるデータの荒れを滑らかにする。補完及びスムージングには一般状態空間モデル及びカルマンフィルタを用いる。

なお、本稿ではデータの同定手法に主眼を置くため、本処理に関しては扱わない。

以降、車両の同定手法について個別に説明する。

(2) データクレンジング

処理データの車両 ID を、(ア) 真値データより正常な車両軌跡であることが保証されている ID と (イ) それ以外の ID とに分け、レコード数、速度、空間速度との乖離、色情報等について比較を行った。車両以外を誤検知した ID は (イ) に含まれるため、両者の分布を比較することでクレンジング指標値の目安となる。その結果、レコード数において (イ) は少ない数で消失している ID が多いことがわかった (図-4)。従って、レコード数が 5 以下の車両 ID について、あらかじめ除去を行った。

(3) カメラ内の車両 ID の同定

a) 概要

カメラ内における車両 ID の同定の概要図を図-5

に示す。

結合対象車両の抽出

まず後述の基準により、カメラ内で ID の切り替わった可能性を判定し、「結合元車両」「結合先車両」を抽出する。「結合元車両」の各 ID について、「結合先車両」の中から探索することにより、同一車両と見られる ID の結合を試みる。

車両位置の推定と候補の絞り込み

ある結合元車両 A と、 A と同一車両である結合先車両 B に注目する。全結合先車両の中から B を特定するためには、一定の基準により A と結合しうる結合先車両の候補を絞り込む必要がある。

車両位置に着目すると、 A と B は近い時刻かつ近い位置に存在すると考えられる。従って距離閾値 d を決定し、 A のレコードの各フレームにおいて A から距離 d 以内にある結合先車両を候補として絞り込む。ただし、 A と B は必ずしも同一フレームに存在せず、数～数十フレームの欠損が生じていることがあるため、 A の軌跡を推定により延長することで欠損を補完した上で行う。この結果絞り込まれた結合先車両の集合を T_A とする。

指標値の算出

各 T_A について、 A との同一車両らしさを表す指標値を算出する。指標には色構成の類似度を用いる。

結合するペアの決定

複数の結合元車両が一つの結合先車両に結合すると正常な軌跡を形成できなくなる。これを防ぐため、まずはカメラ内の全ての結合元車両からの指標値算出のみを行い、車両 ID とともに記録する。この結果を指標値の降順にソートし、高い方から順に結合する車両 ID のペアを決定する。この際、既に結合された ID はスキップすることで、重複を防ぐ。

以上の処理により、車両 ID を結合する。次に、各処理及び処理に必要なパラメータの決定について、個別に説明する。

b) 結合対象車両の抽出

処理対象のカメラに存在する車両 ID の内、上流側、下流側の隣接するカメラに同じものが存在しない ID はカメラ内で軌跡が途切れた可能性があり、これを結合対象車両とする。この内、下流側のカメラに存在しない車両 ID の集合を「結合元車両」、上流側のカメラに存在しない車両 ID の集合を「結合先車両」とし、結合元車両の各 ID について、結合先車両

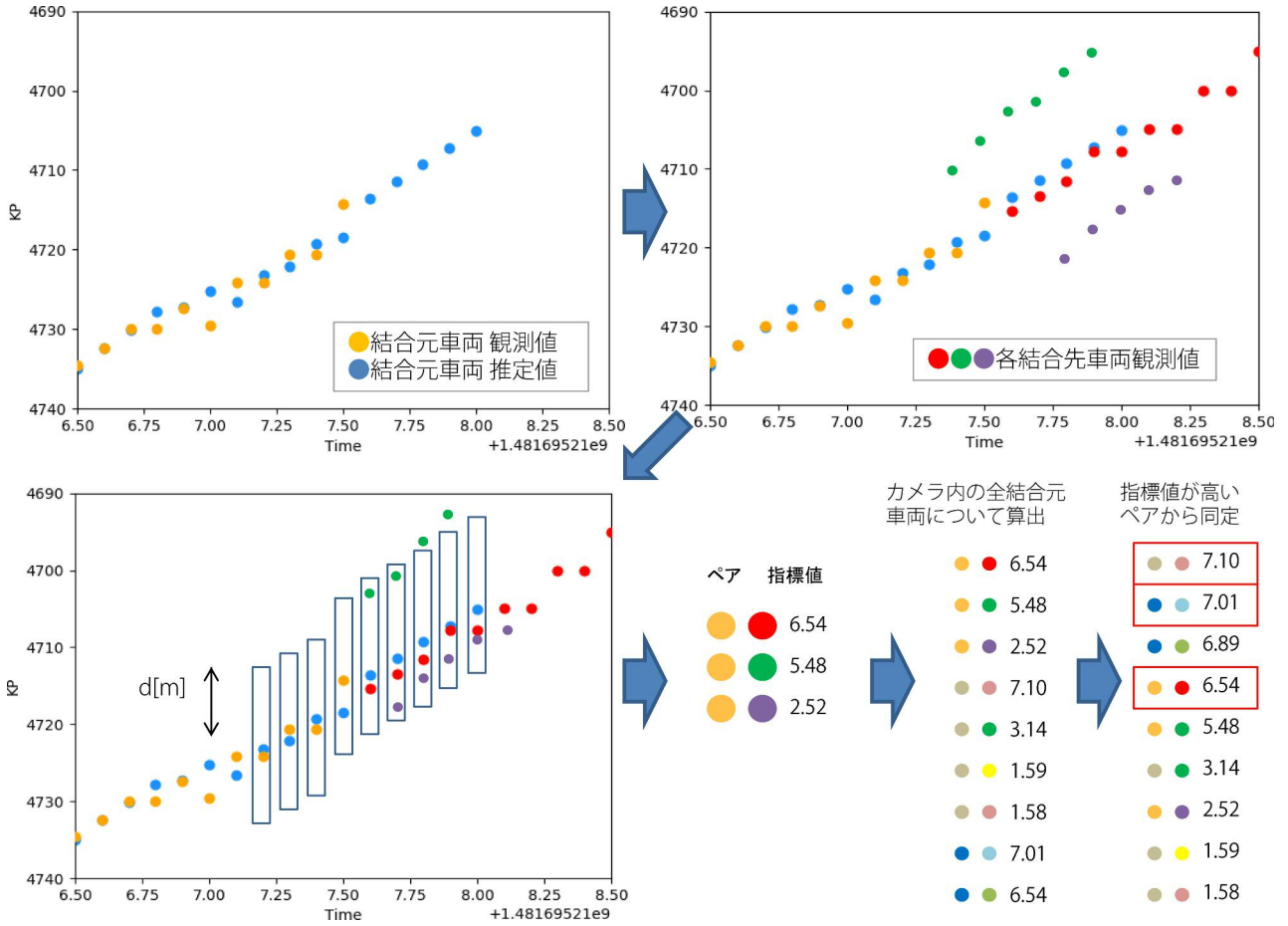


図 5 結合処理の概要

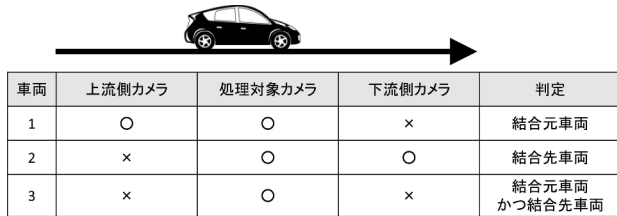


図 6 カメラ内結合対象車両の概念図

の中から同一車両と見られる ID を探索することを試みる (図-6)。

c) 車両位置の推定

結合元車両の各 ID より、位置推定により軌跡を延長する。位置推定については、一般状態空間モデルであるカルマンフィルタを用いる。結合元車両の位置データより位置、速度について状態推定を行った後、等速直線運動を仮定して軌跡の延長を行う。

一般状態空間モデルとは、ある直接観測することが不可能なものの状態を推定する手法であり、1 期前の状態より確率的に推移する状態モデルと、現在の状態より確率的に決定する観測モデルの 2 つに分離することで状態推定を行う。車両位置の推定に一般状態空間モデルを適用するにあたり、以下の定式化を行う。

$$X_{k+1} = FX_k + W \quad (1)$$

$$Y_k = HX_k + V \quad (2)$$

ただし X, Y はそれぞれ状態モデル及び観測モデル、 F, H はモデルにおける係数、 W, V はそれぞれ状態モデルにおける誤差及び観測モデルにおける誤差とする。各変数はベクトル及び行列であり、個別の内容は以下の通りとする。

$$X_k = [x_k, y_k, u_k, v_k]^T \quad (3)$$

$$Y_k = [x_k, y_k, u_k, v_k]^T \quad (4)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

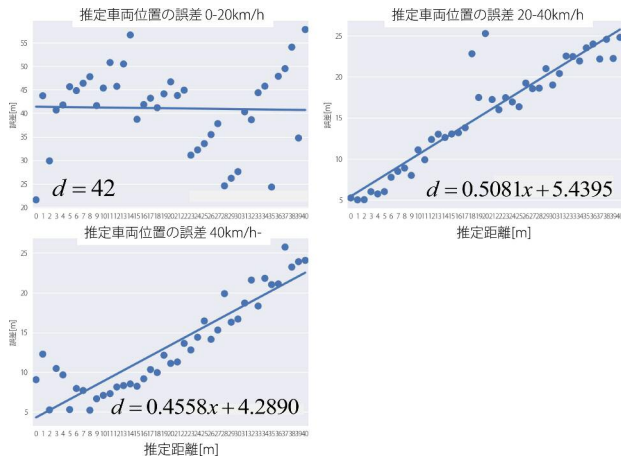


図 7 抽出閾値の速度帯・推定距離別分布

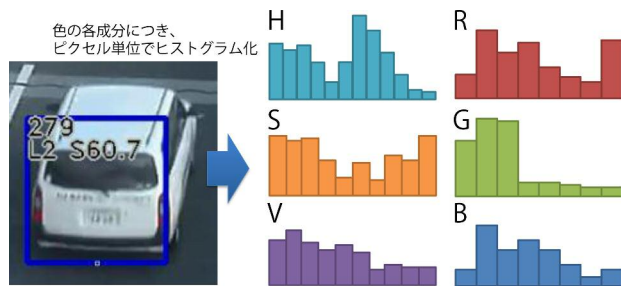


図 8 色情報のヒストグラム

表 1 ロジスティック回帰結果 (1 回目)

	値	標準誤差	Z値	P値	有意性
定数項	-5.6514	0.5680	-9.949	< 2E-16	***
ch	1.5177	0.2944	5.154	2.54E-07	***
cs	3.2557	0.5328	6.111	9.92E-10	***
cv	1.0864	0.7233	1.502	0.133	
cr	0.0802	0.6285	0.128	0.898	
cg	-0.5061	0.8589	-0.589	0.556	
cb	2.4361	0.7168	3.399	0.001	***

表 2 各変数における共分散

	h	s	v	r	g	b
h	1	0.0960	0.2590	0.2917	0.2811	0.2411
s	0.0960	1	0.2537	0.3176	0.3038	0.2551
v	0.2590	0.2537	1	0.8812	0.9251	0.9130
r	0.2917	0.3176	0.8812	1	0.9154	0.8163
g	0.2811	0.3038	0.9251	0.9154	1	0.9270
b	0.2411	0.2551	0.9130	0.8163	0.9270	1

表 3 ロジスティック回帰結果 (2 回目)

	値	標準誤差	Z値	P値	有意性
定数項	-5.5318	0.5370	-10.300	< 2E-16	***
ch	1.5320	0.2891	5.299	1.16E-07	***
cs	3.1766	0.5097	6.233	4.58E-10	***
cb	2.9322	0.2894	10.133	< 2E-16	***

$$W \sim N_4(0, Q) \quad (7)$$

$$V \sim N_4(0, R) \quad (8)$$

ただし, x_k, y_k は時刻 k における平面直角座標系での位置 [m], u_k, v_k は時刻 k における各軸方向速度 [m/s] である. dt は単位時間であり, カメラの映像が 10fps であるため 0.1[s] とする. Q, R はそれぞれ状態モデルと観測モデルの誤差が従う正規分布の共分散行列であり, 適当な値を試行錯誤により設定する. 本検証では以下の値を用いた. 各変数において誤差は独立とし, R には, 「処理データ」と「処理データを移動平均によりスムージングした結果」との差分の分散を用いた.

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$R = \begin{bmatrix} 0.442 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.490 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10.874 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 16.802 \end{bmatrix} \quad (10)$$

d) 距離閾値の決定

各結合元車両から, 結合先車両を絞り込む際の距離閾値 d を決定する. 決定に際し, 実際に結合が必要な ID ペアで推定を行い, 距離の誤差を集計した.

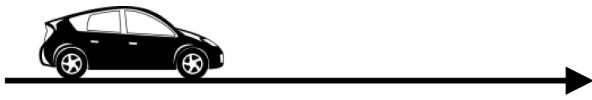
距離閾値 d は推定距離及び欠損開始時の速度に伴って変化すると考えられる. つまり, 推定距離が長いほど誤差が蓄積されるため閾値は大きく取る必要があり, また渋滞と見られる低速度では速度変化が大きいため短い欠損距離でも誤差が大きくなると考えられる. 従って集計は速度及び推定距離別に行った.

その結果, 誤差は 0-20km/h の低速度域では他の速度より高い値を示した. また, 20-40km/h 及び 40km/h 以上では, 推定距離と誤差におよそ線形の関係性が見られた (図-7). 従って, 0-20km/h では固定値, 20-40km/h 及び 40km/h 以上では推定距離を変数とした線形回帰により導出された計算式で, 抽出閾値を算出する.

e) 指標値の決定

閾値に基づき抽出された結合先車両について, 同一車両らしさを表す指標値を算出する. 指標値には, 車両の色情報を用いる.

車両の色情報について説明する. 色の数値的な表現方法には, RGB 色情報や HSV 色情報等が存在する. RGB とは色を光の三原色である赤・緑・青色成



車両	上流側カメラ	下流側カメラ	判定
1	○	×	結合元車両
2	×	○	結合先車両

図 9 カメラ間同定における ID 存在有無による対象車両の判定

表 4 カメラ内結合における結合が必要な車両

	結合の必要	件数	割合
カメラ内で真値に ID 途切れ	あり	40	0.43%
カメラ内で真値に 対応する処理 ID が複数	あり	173	1.87%
カメラ内で真値 ID に対応する処理 ID が 1 つのみ	なし	9060	97.70%

表 5 カメラ間結合における結合が必要な車両

	結合の必要	件数	割合
前後 2 カメラで真値 ID に対応する共通の ID なし	あり	165	1.85%
前後 2 カメラで真値 ID に対応する共通の ID あり	なし	8748	98.15%

表 6 結合割合

	結合 必要数	抽出数	抽出 割合	結合数	必要数に 対する 結合割合	抽出数に 対する 結合割合
カメラ内結合	34	29	85.3%	19	55.9%	65.5%
カメラ間結合	161	156	96.9%	138	89.6%	91.4%

分の各大きさにより表現する方法である。HSV とは色相・彩度・明度により色を表現する方法であり、一般に RGB よりも人間の直感に近い表現であるとされている。各フレーム各車両の検出枠について、RGB 及び HSV の 6 値別にピクセル単位ヒストグラムを作成し（図-8）、これを当該フレームの当該車両が持つ色情報とした。

車両 A と B の指標値 S_{AB} には、色情報を用いた以下の式を使用した。

$$S_{AB} = C_h h_{AB} + C_s s_{AB} + C_v v_{AB} + C_r r_{AB} + C_g g_{AB} + C_b b_{AB} \quad (11)$$

ただし、 $h_{AB}, s_{AB}, v_{AB}, r_{AB}, g_{AB}, b_{AB}$ は車両 A と B の HSV 及び RGB の各ヒストグラムの分布の類似度、 $C_h, C_s, C_v, C_r, C_g, C_b$ はパラメータとする。

分布の類似度にはヒストグラムの各ビンの相関係数を用いた。ただし、光の明暗やカメラの差異の影響を低減するため、実際にはヒストグラムに対してウィンドウ幅が 2 の移動平均を取ったものを用いた。また、類似度の計算には、各車両について最も大きく映り特徴が現れていると考えられる、カメラ内で最初に出現したフレームの色情報を用いた。

パラメータの値を決定するため、ロジスティック回帰を用いて最尤推定を行った。教師データとして、200m 程度離れた 2 地点を通過した同一車両を正

解ペアとして 372 件抽出した。また、異なる車両ペアを不正解ペアとして 428 件作成し、計 800 件のデータを用いた。

結果、 C_h, C_s, C_b で高い有意性が見られた（表-1）。また、多重共線性の有無を調べたところ、 v, r, g, b についてそれぞれ 0.88 以上と高い相関が見られた（表-2）。このため、用いる変数を h, s, b に限定して再度最尤推定を行い、得られた結果をパラメータとして採用した（表-3）。

この指標により元の 800 件のデータに対して二値分類を行った結果、同一車両を同一車両であると判定できた率は、81.7% となった。

f) 同定

カメラ内の全結合元車両について、結合先車両の絞り込み、指標値の算出を行った後、指標値の高いペアから順に同一車両として確定した。この時、重複を防ぐため、既に結合された車両 ID についてはスキップした。

(4) カメラ間の車両 ID の同定

a) 概要

カメラ内で車両 ID を結合した後、カメラ間においても同様に軌跡の途切れている車両に対して、同一車両と見られる ID 同士の結合を行う。処理の内容は、結合元車両と結合先車両の抽出基準を除きカメラ内の結合と同様であるため、抽出基準についてのみ以下に説明する。

b) 結合対象車両の抽出

隣接する 2 台のカメラを上流側から C_a, C_b とする。この時、 C_a に存在し C_b に存在しない車両 ID の集合を「結合元車両」、 C_b に存在し C_a に存在しない車両 ID の集合を「結合先車両」とし（図-9）、結合元車両の各 ID について、結合先車両の中から同一車両と見られる ID を探索することを試みる。

5. 結果

4 章の同定アルゴリズムを用いて、処理データに対してカメラ内・カメラ間の車両の結合処理を行った。結果を真値データより検証するとともに、結合できなかった車両について確認し、アルゴリズムの改善余地を分析する。

(1) 結合が必要な車両

精度検証のため、結合が必要な車両 ID のペアを真値データとの対応より特定した。結合が必要な ID

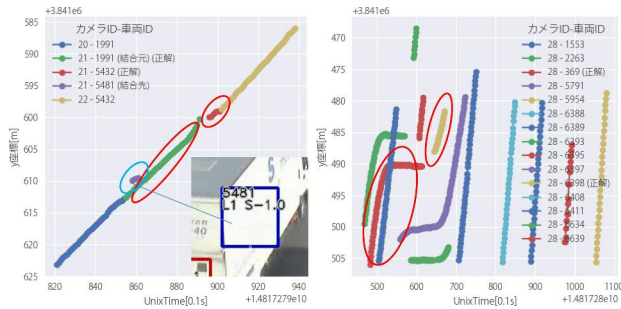


図 10 カメラ内において結合に失敗した車両

のペアとは、本来同一車両ではあるが途中で途切れ別 ID に切り替わっている軌跡の、切り替わり前後の処理データにおける ID の組を指す。

カメラ内結合においては、次に示す条件の車両が当てはまる。この条件に当てはまる車両 ID は約 0.43% にあたる延べ 40 件であった (表-4)。ただし、内 6 件は、レコード数過少によりクレンジング処理において除去された。

- ・カメラ内で、1つの真値データの ID に対応する処理データの ID が複数存在する
- ・複数の ID の内、上流側のカメラに存在しないもの、下流側のカメラに存在しないものが異なる ID で少なくとも 1 件ずつ存在する

カメラ間結合においては次に示す条件の車両が当てはまる。この条件に該当する車両 ID は約 1.85% にあたる延べ 165 件であった (表-5)。ただし、内 4 件は、クレンジング処理において除去された。

- ・隣接する 2 カメラ間で、1つの真値データの ID に対応する処理データの ID が複数存在する
- ・上流側のカメラに存在する車両 ID は下流側に存在せず、下流側のカメラに存在する車両 ID は上流側に存在しない

(2) 成功率

成功率として、結合が必要なペアについて以下を算出した。

- ・結合元車両から候補として絞り込まれた中に結合先車両が存在し、指標値が算出された割合
- ・指標値の高い順にペアを決定した結果正しく結合された割合

カメラ内結合においては、指標値算出の対象として抽出された割合は 85.3% であるが、この内正しく結合されたペアは 65.5% に留まった。カメラ間結合においては、指標値算出の対象として抽出された割合は 96.9% であり、この内正しく結合されたペアは 91.4% となった (表-6)。

(3) 失敗した車両の事例

カメラ内結合において結合に失敗した車両の軌跡を示す (図-10)。図-10 の左図では、赤丸で囲った 2 つの軌跡が同一車両であり本来結合されるべきペアだが、代わりに青丸で囲ったごく短い軌跡に指標値順で先に結合されている。この短い軌跡は車両の側面を誤検知した ID であり、残存する誤検知 ID が正確な同定を妨げることが示される。このような誤検知 ID を除去するため、クレンジングの方法や閾値について改善が求められる。

図-10 の右図では、赤丸で囲った 2 つの軌跡が同一車両であるが、結合候補として絞り込まれた ID を全て描画している。多くの ID が抽出され、中には時間的に離れたものも存在するが、これは結合元車両が欠損前に停止していることが原因である。停止車両はどの時点で再度動き始めるかが不明なため、車両位置の推定を行う際に、適切な打ち切り条件の設定が難しくなる。その結果、時刻的に離れた車両も候補として抽出され、同定が難しくなる問題がある。周囲の空間速度や車両の順序を条件に加える等、推定の打ち切り条件について改善の余地があるとともに、このような状況でも同定が成功するような指標値の算出方法も探る必要がある。

6. まとめと今後の課題

本稿ではカメラの画像認識により生成された走行軌跡データから、連続した軌跡の生成に失敗していた車両について、状態空間モデル及び色情報を用いて車両の同定を行う手法を提案した。結果、特にカメラ間において、結合に失敗していた車両の 91.4% の同定に成功した。また、その過程で得られた課題について原因を分析した。本稿で用いたアルゴリズムについて、以下の課題が明らかとなった。

- ・適切なクレンジング指標及び閾値の決定
- ・状態空間モデルによる車両位置推定における適切な打ち切り条件の設定
- ・指標値の算出方法の改善

今後、上記の課題の解決を図るとともに、精度の向上にはクレンジングや車両同定の手法を走行軌跡データの生成段階より取り入れることも含め、総括的な枠組みで模索していく必要がある。

参考文献

- 1) 兒玉崇, 鈴木英之, 増本裕幸, 北澤俊彦, 鈴木健太郎, 中西雅一, 田名部淳, 中條覚: 学習型画像センシングによる実交通状況のデータ化とその活用, 第 15 回

ITS シンポジウム, 2017.

第 37 回交通工学研究発表会, 2017.

- 2) 兒玉崇, 飛ヶ谷明人, 増本裕幸, 鈴木健太郎, 中西雅一, 田名部淳: 個別車両の挙動の影響把握を目的とした画像センシングによる車両軌跡データの生成検討,

(2018. 4. 27 受付)

AN EXPERIMENT OF VEHICLE IDENTIFICATION ACROSS CAMERAS USING STATE SPACE MODEL.

Yusuke Tago · Takashi Kodama · Yasuyuki Masumoto · Kentaro Suzuki ·
Hideyuki Suzuki · Masakazu Nakanishi · Jun Tanabe

In grasping traffic conditions, it is a problem to collect high-density, wide-range vehicle position data in spatially and temporally. Applying image recognition technology to video to estimate position of vehicles is one of the methods. An advantage of this method is that the position data of almost all vehicles can be gathered without equipment on the vehicle side. However, the spatial extent is limited to the shooting range of the camera. In order to generate a continuous trail of vehicle beyond the shooting range, it is necessary to use multiple cameras and integrate the position for each vehicle. In this experiment, using cameras installed approximately every 40 m on the Hanshin expressway, we attempts to identify vehicles with state space model and image information such as estimated position and color and to generate a continuous trails.