

画像センシングで生成した交通流データの 活用性検討

兒玉 崇¹・鈴木 英之¹・増本 裕幸¹・鈴木 健太郎²・
田名部 淳³・中西 雅一³・田子 裕亮³・中條 寛⁴・鯉渕 正裕⁴

¹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)
E-mail:takashi-kodama@hanshin-exp.co.jp, hideyuki-suzuki@hanshin-exp.co.jp, hiroyuki-masumoto@hanshin-exp.co.jp

²正会員 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)
E-mail: kentaro-suzuki@hanshin-tech.co.jp

³正会員 株式会社地域未来研究所 (〒530-0003 大阪市北区堂島1-5-17)
E-mail: tanabe@refrec.jp, nakanishi@refrec.jp, tago@refrec.jp

⁴正会員 株式会社三菱総合研究所 (100-8141 東京都千代田区永田町2-10-3)
E-mail:snakajo@mri.co.jp, koibuchi@mri.co.jp

画像センシングは、既存の交通センシングでは困難な、全走行車両の挙動を面的に把握することが可能になることから、交通流観測を飛躍的に向上させる技術として期待されている。

阪神高速では、現在、画像センシングを用いて、路面線形情報や周辺車両との距離情報を関係化させた“全走行車両の車両軌跡データベース”の構築に取り組んでいる。

同データは、既存のセンシングにはない多様な発展性が見込まれることから、道路交通マネジメントを大きく発展させる新たな要素技術や知見の獲得を目指し、同データの外部への活用の拡大を計画している。

本稿は、今後、外部にも活用を拡大していくにあたり、多様な活用性が期待される同データの生成手法や特徴をとりまとめるとともに、同特徴を踏まえた活用体系を整理したものである。

Key Words: *image sensing, vehicle trajectory, virtual reality, autonomous vehicle, open data*

1. はじめに

近年、ボトルネックと呼ばれる渋滞原因区間の通過交通を分散させる、ネットワーク整備や車線拡幅、出口設置等の大規模な道路事業の推進は限界が懸念されるなか、事故や渋滞等の交通事象の発生メカニズムを詳細に把握することは、道路交通マネジメントを推進するうえで益々重要になりつつある。

しかしながら、交通事象の発生メカニズムを把握するには、懸案区間における個々の車両の挙動を、長期間、面的に捉えられる技術が求められる。ところが、既存の交通センシング技術では時空間を網羅した面的な観測は難しく、渋滞発生要因を的確に捉えるには不十分であったことから、渋滞原因区間の交通状況、特に車両相互の位置関係を長期間観測できるセンシング技術に、近年、関心が集まってきている。

前述の背景に加え、事故や渋滞等の交通事象の発生は、当該車両単独の事由や周辺車両との相互作用によるものだけでなく、路面線形等も密接に関係していることから、その複雑なメカニズムを紐解くには、実際の走行環境に存在する様々な影響因子をデータ化し、挙動データと関係付けて分析できることが必要になる。

加えて近い将来、自動運転時代の到来が予想されるなか、全走行車両の挙動を時空間で網羅的に捉えられる技術は、車両制御や合流支援などの交通関連技術の進展に伴い、今後益々注目を集めることになると予想している。

そのため、阪神高速では、近年、飛躍的な精度向上が見られる画像センシング技術に着目し、個々の車両の挙動が交通事象の発生に与える影響を把握することを目的に、同技術の課題である撮影環境の確保を道路インフラ設備の活用で解決し、数キロ範囲における全走行車両を対象に、路面線形情報や周辺車両との距離情報を有する、

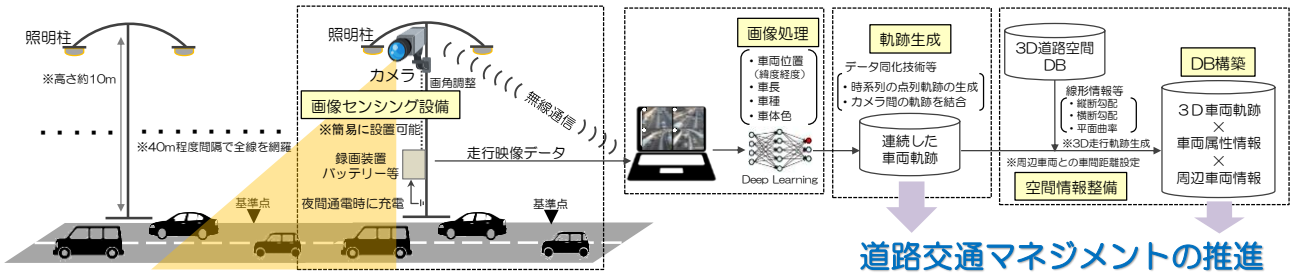


図-1 画像センシングによる“全走行車両の車両軌跡データベース”生成の流れ

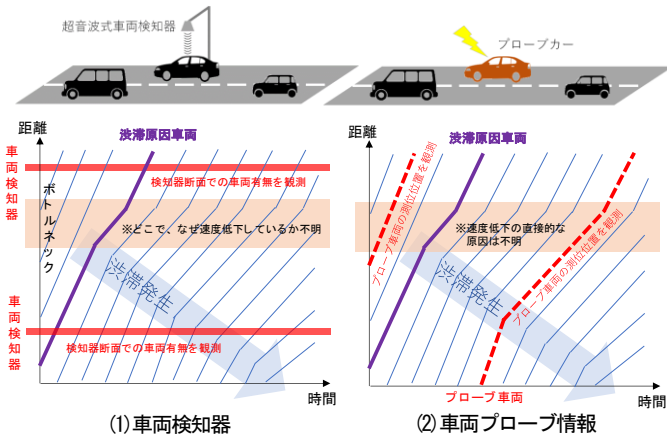
連続した車両軌跡のデータベースを構築した(図-1)。

ここで、同データベースは、交通事象の発生メカニズムの把握に留まらない、多様な活用性を秘めていると考えられることから、同データベースを活用した新たな知見を外部から積極的に採り入れることで道路交通マネジメントを大きく発展させることができるのではないかと考えた。しかし、こうした外部への活用の拡大を合理的に推進していくうえでは、同データベースの特徴を踏まえた活用性を整理しておくことが望ましい。

本稿は、阪神高速が次世代の交通データとして期待している“全走行車両の車両軌跡データベース”の構築の流れと特徴をとりまとめるとともに、同特徴を活かした活用体系を整理したものである。

2. 既存の交通センシングの課題

前章で述べてきたとおり、道路交通マネジメントの推進において、今後は、交通事象の発生メカニズムの的確な把握が不可欠と考えられるが、車両検知器や車両プローブ情報といった既存の交通センシングを、交通事象の発生メカニズムの把握に活用するには、多くの課題を抱えている(図-2)。



※上図は、車両軌跡をタイムスペース図に描画したもので、既存センシングによる渋滞原因把握の限界をイメージしている(紫の実線が渋滞原因となった車両の走行軌跡)

図-2 現状の交通センシングの概要と課題

(1) 車両検知器(定点センサ)の課題

阪神高速道路では交通管制での活用を目的に、約500m間隔に超音波式車両検知器が設置されているが、これは、現在の交通管制での用途のような当該検知器断面でのマクロ的な交通状況把握に限れば合理的であるが、計測範囲も検知器断面に限られることを鑑みると、渋滞等の交通事象の発生プロセスやメカニズム等の詳細な把握・分析には不十分といえる。

(2) 車両プローブ情報(移動体センサ)の課題

一方、昨今活用可能なデータが増えつつある車両プローブ情報は、スマートフォンや車載器で一定間隔に測位した位置座標(緯度経度)の時間推移等から算出する速度等で、交通状況の把握を試みるのが一般的である。

しかしながら、全走行車両に占めるプローブ車両の割合は相当小さいうえに、当該車両の速度推移は把握できても、測位間隔が粗過ぎたり、当該車両と周辺車両との距離が不明なことから、例えば、渋滞による当該車両の速度低下が、合流や道路線形等によって直接的に生じたものなのか、前方車両の減速に単純に追従して生じただけなのか、要因の全容を把握することは難しく、結局のところ、車両プローブ情報だけでは、渋滞等の交通事象の発生メカニズムの詳細把握は困難な状況にある。

3. 昨今の画像センシング技術の状況

(1) 従来の画像センシング技術における課題

画像センシングは、車両検知器やプローブ情報等の既存のセンサ類では困難な、全走行車両の挙動を俯瞰的に観測できることが特徴であるが、従来の走行映像の画像処理では、定点観測による背景画像との差分(移動)で移動物体を検出する技術であったため、外乱光や車両の影の動きまで車両と誤検出したり、渋滞などの低速度・高密度な交通状態では車両が重なって映ることから、複数の車両を同一車両と誤認識してしまうなど、車両の検出・追跡精度に大きな課題があった。

この車両の重なりを避けるには、ビル等の高所からの定点撮影が望ましいが、撮影に適したビル等の有無や、記録メディアの交換、電源の確保等の撮影環境に関する課題が山積みで、条件が整い実現できたとしても、場所・期間がかなり限定される場合が多かった。

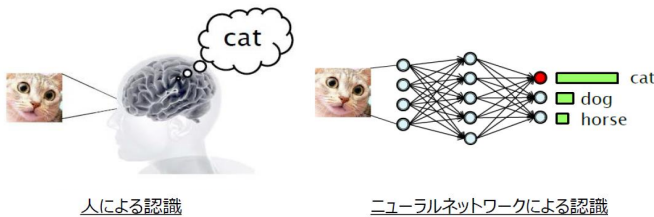
なお、画像処理に頼らず、人手によりコマ画像ごとに画面上の車両位置を捉え、時系列にプロット（走行軌跡を生成）していく作業も不可能ではないが、現実的には、作業可能な対象時間・範囲に明らかな限界があり、懸案事象の抽出漏れや統計的説明力の低下が否めなかった。

(2) 機械学習による画像認識精度の飛躍的な向上

AI技術の一つである Deep Learning（深層学習）は、多層のニューラルネットワーク（人間の脳神経をモデルにした情報処理システム）を用いた機械学習技術（図-3）で、音声認識、画像認識、自然言語処理などで近年応用事例も増加し、特に、画像認識の分野では、Deep Learningの導入による認識精度の大幅な向上が、ILSVRC 2012などの画像認識コンテストでも報告されている。

この Deep Learning を活用すれば、車両の外郭や輝度の特徴量と重みを、事前に学習させることで、既存技術で課題とされていた環境の変化（外乱光、夜間、影など）にも影響されず、精度良く動画像から車両を検出できるように、感知センサでは不可能な車種等の属性情報まで検出できるようになる（図-4）。

以上の画像処理技術の進歩を踏まえ、今後の渋滞対策の推進に不可欠な、渋滞発生メカニズムの把握に用いる交通センシングに画像センシングを採用し、画像センシングが従来抱えていた課題を解決しつつ、汎用性の高い、先進的な交通センシング技術の開発を目指すことにした。



出典：「画像認識分野におけるdeep learningの発展と最新動向」（東京大学大学院情報理工学系研究科創造情報学専攻講師 中山秀樹）より転載

図-3 Deep Learning による画像認識イメージ

	従来技術	学習型車両検出技術
技術内容	事前作成した背景画像との差分で動体を検出	事前に機械学習で作成した車両パターンとのマッチングで検出
検出例	 ヘッドライトや影も検出	 車両のみを正確に検出

図-4 車両検出における新旧技術の比較

4. 複数カメラによる画像センシング環境の整備

(1) 道路インフラ設備の活用による従来課題の解決

渋滞発生メカニズムの把握への画像センシングの採用にあたっては、本取り組みが、阪神高速道路上の複数の渋滞ボトルネック箇所を対象に随時調査していく計画であることを鑑み、阪神高速道路全線で設置可能なことを前提に、連続的な車両軌跡が画像処理で生成可能な画角に取り付けできること、概ね1カ月程度の長期撮影が可能な記録メディアや電源の確保、高速道路上での耐久性を有すること、カメラの遠隔操作が可能な通信機能が備わっていること、などを採用条件に設定した。今般、これらの条件を満たすカメラ設備の開発を目指すにあたり、道路照明柱の活用を着想した。

照明柱は高さ約10m、約40m間隔で阪神高速道路全線に配備されており、高さや網羅性に関しては十分条件を満たしている。また、照明電力は夜間みの通電が原則だが、夜間帯に同電力を蓄電すれば、昼間帯での撮影電力の心配は不要となる。さらに、設置間隔が比較的に密なため、照明柱に仮設した各カメラの撮影範囲を隣接カメラと重複させれば、単体カメラでは車両が隠れるような渋滞等の交通状況においても、複数のカメラで補充しあうことが可能になることから、車両の消失を最小化でき、カメラごとに生成した車両軌跡も結合しやすくなるため、車両軌跡生成の精度確保にも都合がよいと考えた。

以上から、開発条件を満足する画像センシング設備として、道路照明柱を活用した、照明電源充電方式のWebカメラ設備を開発することにした（図-5）。

なお、同設備は、照明柱の強度や光学性能に影響を与えないようコンパクトに設計され、設置後もWeb上で画角調整や記録状況の確認も可能である。さらに、電源も通常の夜間電力を活用するため、特別な配線工事や現地での画角調整の必要もなく、作業制約の多い高速道路上において、設置等の作業時間を20分/箇所程度まで短縮することができた。

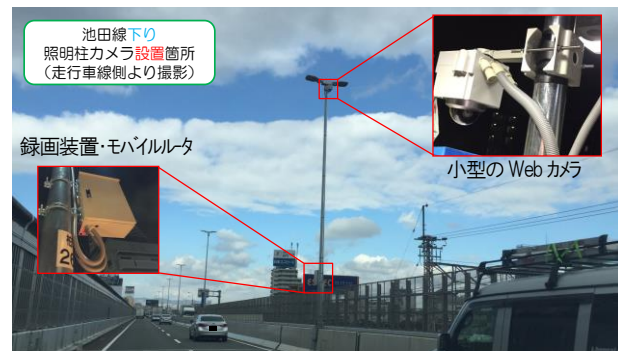


図-5 照明電源充電方式の小型 Web カメラの設置状況

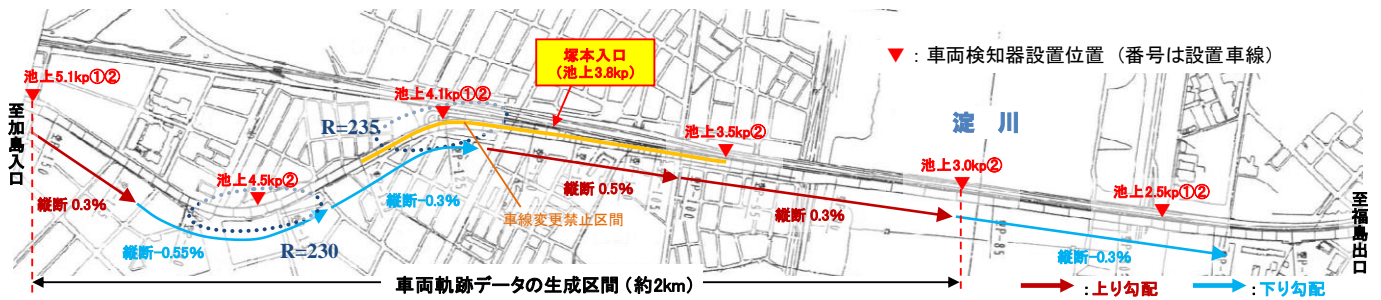


図-6 塚本合流付近の概要

以上の工夫により、道路インフラ設備の有効活用で、課題だった撮影環境を確保し、懸案区間での詳細な交通状況を捉えられる画像センシングが実現可能となった¹⁾。

(2) 対象区間の概要とカメラの設置状況

今回、調査対象としたのは、阪神高速 11 号池田線よりの塚本合流付近の約 2km の範囲 (図-6) であり、同合流付近を先頭とした渋滞は、阪神高速道路でもっとも激しい渋滞ボトルネックの一つになっている。

なお、カメラは、合流部 (池上 3.8kp) 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-7)。また、撮影にあたっては、車番が確認できない距離から走行車両の後方より撮影し、道路外はマスキングするなど、不必要な対象物は映らないよう配慮して行った。



図-7 画像センシングによる車両検出状況 (塚本合流付近)

5. 画像センシングによる車両軌跡の生成

(1) 走行映像の画像処理による車両軌跡の生成

車両軌跡の生成は、現地のカメラで撮影した 2017 年 4 月 20 日から 5 月 21 日の間に撮影した走行映像のうち、事故等の特異な交通インシデントを含まず、多様な天候や交通状況が含まれた 12 日間、約 150 時間分を対象に、走行映像から 0.1 秒ごとに走行画像を出力し、予め学習させた車両の後部と同様な特徴量を有する物体を車両として検出 (ID 付与) し (図-7)、車両後部の画面座標から平面座標 (緯度経度) を換算・付与する処理を、各画像に対して自動で行い、走行位置の点列軌跡として数値化する。なお、画像処理に必要な学習データとして、普通車は約 3 万枚、大型車等は約 1 万枚の、多種多様な車両画像を整備した (図-8)。

次に、各画像で生成した車両軌跡のうち、隣接カメラとの重複部分において時空間的に一致する車両を同定し、車両 ID ごとに連続した車両軌跡として生成していく (図-9)。なお、散発的に出現・消失する ID は事前にクレンジングし、明らかに不合理な軌跡は除去したうえ

	普通車	大型車等
枚数	約30,000枚	約10,000枚
例		

図-8 車両検出用学習データの整備



図-9 カメラ間での車両の同定

で軌跡生成を行っている。これにより、これまでのセンシングデータでは困難であった、合流車や車線変更の影響の定量的な評価も可能になると期待している。ただし、現実的には、現地の門構や情報板、渋滞等による一時的な遮蔽で、軌跡の欠損や途切れが発生する可能性も想定された。そのため、画像処理精度の検証として、10 分間の走行映像を対象に、人手による作業で車両軌跡データを作成して検証用の真値データとし、画像処理で自動生成した車両軌跡データとの比較検証を行った。

その結果、単一カメラにおける車両の検出（車両検出率）では、全般的に 95~100%の精度が確保されており、検出漏れは、学習データが十分でない特殊な大型車等が該当していた。ただし、車両の重なりや遮蔽物による部分的な隠れが生じた際には、検出率が低下する傾向も見受けられた。また、車両の追跡精度の検証については、単一カメラ内及び複数のカメラ間のいずれにおいても、95%程度の精度が確保されていたが、車の隠れ等で車両の検出率が低下する場合には、車両の追跡が途切れ、車両 ID が途中で変更される状況も確認された（図-10）。

(2) 車両検出・追跡の課題改善による精度向上

これらの課題への対応策として、まず、車両の検出精度向上については、車両検知器断面で、検知器パルスデータと画像処理とで車両検出精度を比較し、学習不足による未検出車両を自動抽出することで、前後フレームも含めて追加学習データとして整備する仕組みを構築した。

また、軌跡の欠損や、車両 ID の途中変更による軌跡の途切れ（消失・出現）に対しては、一般状態空間モデルの枠組みを準用し、算出された推定値により軌跡の欠損を補完するとともに、推定値からの閾値距離範囲内にある観測値のうち、車両検出時に取得された特徴量から、尤もらしい観測値同士を同一車両として同定する軌跡統合手法により、追跡精度の向上を図った（図-11）。



図-10 照明柱による一時的な遮蔽による追跡の途切れ

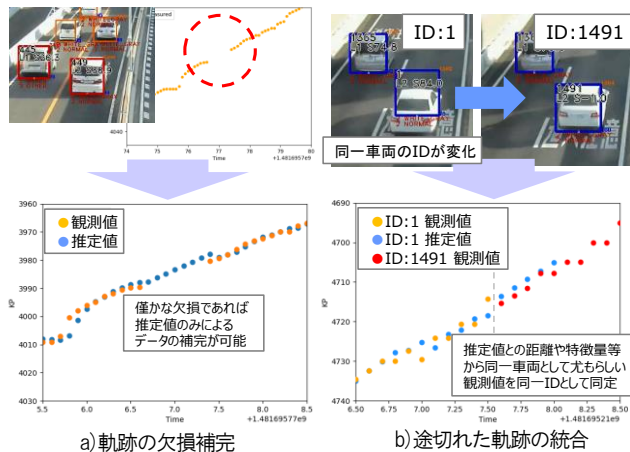


図-11 途切れた軌跡の欠損補完・統合のイメージ

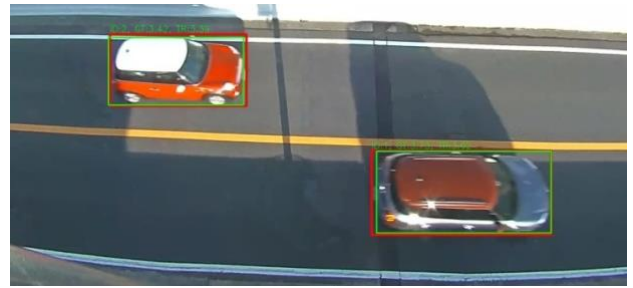


図-12 広角カメラによる車長の計測状況

(3) 車両属性情報の生成

今回、現地に設置したカメラ 40 台のうち、1 台は車長計測用に広角カメラを採用し、車両属性情報のひとつとして、車長情報を生成している（図-12）。

また、車種については、軽自動車・普通車・大型車等の分類で、計約 2 万枚の車両画像を、車体色については、白系・黒系・赤系・青系・その他の分類で、計約 2 万枚の車両画像を、学習データとして整備し、Deep Learning で分類している。なお、これらの車両属性情報（車長、車種、車体色等）は、感知センサでは観測不可能な情報であり、なかでも、車種（特に大型車や軽自動車）に関しては、後続に与える影響も過去から懸念されていることから、今後の分析過程において、その影響の有無も明らかにしていきたい。

6. データ重畳による活用性の拡大

今回生成した車両軌跡データは、車両検出時に算出した車両位置情報（緯度経度）を key に、様々な関連データと重畳させることでその活用性が広がる。

そのため、本章では、生成した車両軌跡データと関連データとの重畳による活用性の拡大について、整理する。

(1) 生成した全走行車両の車両軌跡データの特徴

まず、生成した全走行車両の車両軌跡データの特徴を説明するうえで、2017 年 5 月 10 日午前 7 時台のタイムスペース図（以下、TS 図）を図-13 に示す。

図-13 の TS 図から、車両検知器が渋滞判定する前に、ショックウェーブ（以下、SW）が、様々な地点から不規則に発生している状況が確認できる。なお、第 1 車線では、概ね合流付近から SW が発生している傾向が確認できる一方で、第 2 車線では、合流手前の右カーブの立ち上がり付近のサグ部で発生している場合が多く、同区間が車線変更禁止区間ということも勘案すると、合流による直接的な影響による SW の発生よりも、路面線形による影響の方が大きいことが窺える。

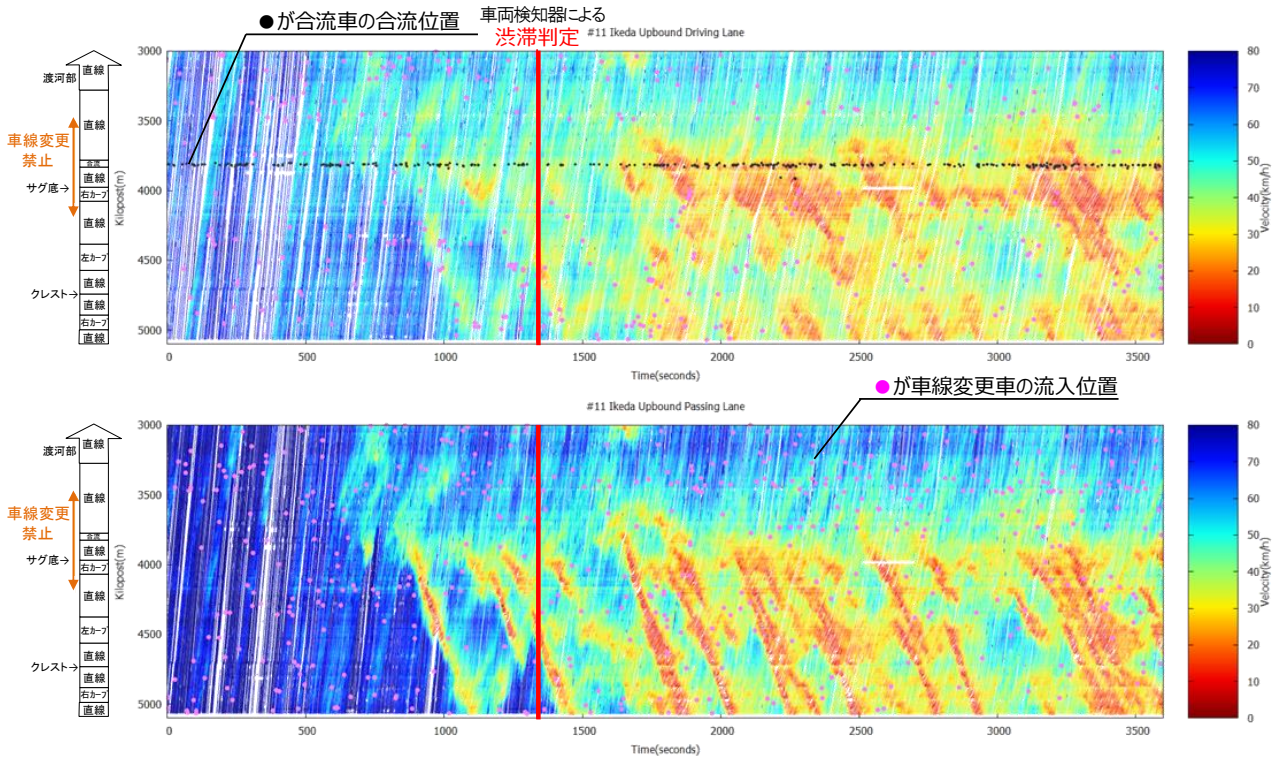


図-13 タイムスペース図 (2017年05月10日 07時台) (上段：第1車線, 下段：第2車線)

以上から、これまで合流の影響とされていた塚本合流渋滞には、SWの発生パターンが複数存在し、その発生と伝搬が繰り返された結果、塚本合流付近に渋滞が定着する状況が、車両軌跡データから窺うことができた。

このように、車両軌跡が全走行車両について、時空間を網羅しているため、既存のセンシング技術では捉えることのできなかつた渋滞等の交通事象の発生位置やプロセスを容易に把握することができるようになった。

(2) CGとの重畳による発生プロセスの再現・可視化

交通事象の発生メカニズムを把握するにあたり、各車両IDが時刻歴で有する位置座標情報(緯度経度)をもとに、車両軌跡データをCG上に出力し、速度をパラメータに、車両の車体色を変化するように設定することで、道路構造や合流車を含む周辺車両との関係が、速度変化に与える影響を、視覚的に捉えやすくなる。

また、CGを併用することは、渋滞発生状況を俯瞰的に可視化できるだけでなく、運転席からの視点も再現可能にするため、情報板や標識等、渋滞発生との関連が指摘されている情報提供施設や、視距や景色といった、ドライバー視点での視覚情報が車両挙動に与える影響の解明も、同データの分析で進むと思われる(図-14)。

今後は、同データを用いた実際の渋滞原因車両の挙動をVR上で疑似体験する実験等を通じて、渋滞原因の可能性も囁かれる視覚情報に対して、具体的な分析や対策検討が進むことを期待したい。



図-14 CGとの重畳による合流部での渋滞発生プロセスの可視化 (上図：俯瞰視点, 左下図：合流車視点, 右下図：本線走行車視点)

(3) 交通事象発生の影響因子が重畳されたDBの構築

a) 路面線形情報の整備

渋滞の発生は、合流や車線減少等に伴う容量低下に起因するほか、サグ部等では縦断勾配の変化による速度低下が容量低下を引き起こしていると考えられており、様々な視点から渋滞発生要因を把握するには、路面線形の影響も分析できるデータ構成であることが望ましい。

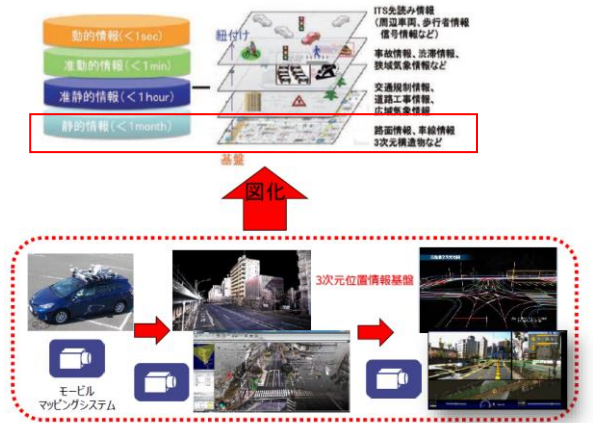
そのため、自動運転の実装に不可欠なダイナミックマップの静的情報を構成する高精度3D道路空間データベース(以下、3D道路DB)を活用し(図-15)、車線別に線形情報(縦横断勾配、平面曲率半径等)を3D道路DBから抽出して、各車両の当該時刻位置での路面線形情報として整備した。

b) 車両相互の距離情報の整備

さらに、渋滞発生要因を分析するうえでは、車両相互（特に前後）の位置関係の把握は重要であることから、最下流で計測した車長を上流まで反映し、画像処理で数値化した車尾位置の座標間距離との差し引きで車間距離を算出することにした。また、都市内では分合流が短い距離で連続する区間も少なくなく、車線変更の錯綜が渋滞の遠因となる可能性も懸念されたため、隣接車線を走行する車両との位置関係も、同様に車尾間距離と車長情報から車間距離を算出し、あわせて各車両の当該時刻位置での周辺車両情報として整備した（図-16）。

c) データベースの構築

今回生成した車両軌跡データは、今後の多変量解析への活用を見据えると、影響因子との因果関係が分析できるデータベース構造が有用と考え、車両 ID ごとに、時刻歴を key として、車両軌跡データと、前述のとおり整備した車両属性情報や路面線形情報、周辺車両情報とが関係化された“全走行車両の車両軌跡データベース”（以下、本 DB）を構築した（図-16）。



出典：『ダイナミックマップ基盤企画株式会社の概要と今後の展望』（20160617_csi）

図-15 高精度 3D 道路空間データベースの概要

	車両軌跡	車両属性情報	路面線形情報	周辺車両情報
共通情報	・車両ID ・日時	・車両ID ・日時	・車両ID ・日時	・車両ID ・日時
本体情報	・速度 ・車線番号 ・緯度 ・経度 ・KP	・車種 ・車長 ・車体色	・縦断勾配 ・横断勾配 ・曲率	・車両ID① ・車間距離① ・車両ID② ・車間距離② ・車両ID③ ・車間距離③ ・車両ID④ ・車間距離④ ・車両ID⑤ ・車間距離⑤ ・車両ID⑥ ・車間距離⑥



図-16 車両軌跡と影響因子が関係化されたデータベースの構成

7. 本 DB の外部利活用を見据えた活用体系の整理

(1) 本 DB の特徴の整理

前述のとおり、画像センシングで今回生成した車両軌跡データは、他のセンサでは生成困難な全走行車両の走行位置座標を時系列にデータ化したものであり、現状は、車両を特定あるいは識別できる情報はない（個人情報やプライバシー情報は含まれない）ものの、周辺車両との距離情報や、画像認識で判別した車種・車体色、別途観測した車長等の車両属性情報も有するうえに、路面線形情報や周辺車両情報といった他の関連データとも車両 ID ごとに時刻歴で関係化されたデータとなっている。

- ・以上を踏まえ、本 DB の特徴を以下のとおり整理した。
- ・全走行車両の挙動が、車両軌跡データとして、時空間で網羅的にデータ化されている。
- ・多様な交通事象を含む車両軌跡データが、路面線形や周辺車両との距離等と関係付けてデータ化されている。
- ・車両軌跡データが絶対位置情報を有しているため、別途構築された仮想環境への出力も容易である。
- ・長時間データのため、実際の交通環境下で存在する特異な車両挙動やそれによる周辺車両への影響などの非標準的な交通事象も相当数データ化されている。

(2) 外部利活用を見据えた活用体系の整理

前項で整理したとおり、本 DB は、既存の交通データにはない、多様な活用性を有する次世代の交通データと阪神高速では位置づけており、当初の目的である渋滞発生メカニズムの把握への活用に留まらない幅広い活用性が期待される状況にあるが、これまで交通データとして本格的に活用されてきたデータはなく、その活用もまだ端緒についた段階であるため、そのポテンシャルを十分活かせる環境も整っていない。

そのため、社内の閉じた活用に限定せず、幅広く活用を促す方が、新たな要素技術や知見の創出を後押しし、次世代の道路交通マネジメントの高度化への寄与も期待できると考えた。

なお、外部の利活用を推進していくうえでは、まず、その活用体系を整理しておくことが必要と考え、本稿では、その活用性を以下の 5 項目に体系化した。

- ・交通事象の発生メカニズムの把握への活用
- ・個別車両の挙動が及ぼす影響の評価への活用
- ・交通事象の再現・可視化や仮想環境への活用
- ・自動制御アルゴリズムの汎用性向上への活用
- ・既存センシングの最適化検討への活用

以下に、上記の活用項目について、それぞれ概説する。

a) 交通事故の発生メカニズムの把握への活用

本 DB は、対象区間・期間において、時空間を網羅する高密度なデータであり、事故や渋滞等の交通事故の発生プロセスが、路面線形や前方車との位置関係など、周辺環境と関係付けられていることから、交通事故が、いつ、どこで、どのような交通性状や走行環境で発生したのか、その因果関係を把握することに適している。

そのため、多様な実現象を踏まえることによる交通流理論の発展や、交通事故の発生メカニズムの解明、多様な車両挙動モデルの構築への寄与が期待されるとともに、同メカニズムを踏まえた道路環境への合理的な改善策及び効果的な交通制御の検討、施策実施後の評価への活用を通じて、次世代の交通運用・制御に資する要素技術や知見が創出されることを期待している。

b) 個別車両の挙動が及ぼす影響の評価への活用

これまで追従や車線変更といった走行車両の挙動に関する分析・モデル化は数多くなされているが、今後は、個々の車両の挙動が交通全体に与える影響についても着目する必要がある(図-17)。現状は、特定の車両の特定の挙動から推定したパラメータを組み込んだマイクロシミュレーション等でその影響を評価しているが、分布を持たない単一のパラメータを用いているため、現実の交通環境の再現性に懸念もあるうえ、現実の交通環境に存在する、周辺車両に悪影響を及ぼすような特異な運転挙動の再現にも限界がある。

今後は、個別車両の安全・快適な走行性に加え、個々の車両の挙動が交通全体に与える影響の評価や、交通全体に影響を与えにくい車両制御や運転支援等の検討が重要性を増していくと考えている。本 DB は、全個別車両で周辺車両との位置関係がデータ化されているため、車両同士の相互作用や特定の車両が交通全体に与える影響が分析可能になっている。

そのため、これら車両相互の関係性情報を活かして、個別車両の挙動が及ぼす影響の分析や、交通事故の発生原因となる車両挙動の抽出、現状の交通課題に対して自動運転が将来導入されることによる改善効果の試算や、導入により新たに発生する課題等の予見も可能になると期待している。

c) 交通事故の再現・可視化や仮想環境への活用

実際の交通事故の発生プロセスを様々な視点で可視化することは、交通事故の発生メカニズムの理解を深め、原因となった運転行動の改善を訴求するうえで重要なプロセスとなる。本 DB は絶対位置情報(緯度経度)を有しているため、CG 上での交通事故の再現に適していることから、この特性を活かすと、特定の交通事故の原因となった車両挙動の可視化や、遭遇時におけるドライバ



図-17 合流車の影響による速度低下の伝搬状況



図-18 渋滞末尾の遭遇に関するVR体験のイメージ

ー視点の視覚情報を再現して、視覚情報と運転挙動の関係性を分析することも可能になるため、ドライバーの運転心理の分析にも寄与できるだろう(図-18)。

また、仮想環境(VRシミュレーション)において、自動運転制御された車両の快適性等の検証を行う際にも、実際の交通事故がインプットされたVR環境は、非常に有用と考えられる。

このように、現実の交通事故の再現・可視化や仮想環境への出力が可能なデータは、運転教育や啓発、ドライバーの心理面での評価等においても、有用な素材になることが期待される。

d) 自動制御アルゴリズムの汎用性向上への活用

今回生成したDBの特徴の一つに、多様な交通状況や天候等を含む150時間分の長時間データが対象となっている点あげられる。現実の交通事故は非常に複雑で、特異な交通事故も数多く存在しているものの、特異な運転挙動・交通状況に関するデータを収集するには、相応の期間が必要となる。

従来、交通分野で扱うデータは、「代表性」を重視してきたが、交通管制や自動運転等、制御オペレーションの自動化の進展が予想される今後においては、現実起こり得る様々な状況に対応できる「汎用性」がより重要

になると考えられる。そのため、本 DB のように、様々な実交通事象、天候等を網羅することをコンセプトに選定された長時間データ（図-19）は、多様な実交通事象の把握や、特異な交通事象の検出技術の開発等に有用と思われ、制御アルゴリズムの自動化に対する検討プロセスにおいて、汎用性を向上させる有用な学習データになり得ると考えている。

一方、現在の自動運転開発においては、世界各地で実証実験が行われているが、市販化するためには、数十億マイルの走行テストと検証を繰り返して、顧客が求める安全性と信頼性を確保することが必要とされている。さらに最近では実証実験中の事故も発生するなど、走行テストと検証のプロセスが、実現に向けての大きな課題となりつつある。また、現実の交通環境では、まったく同じ交通状況は二度とないため、ある交通事象に対処できるアルゴリズムに改善しても、その検証を実環境で行うことは厳密には不可能である。そのため、今後は、開発環境の主役が、実環境での実証実験から仮想環境（VRシミュレーション）に移行していくと予想される。その場合、仮想環境での開発においては、実際の交通状況を如何に再現できるかが重要なミッションになることから、本 DB がそれを解決する一助になることを期待している。

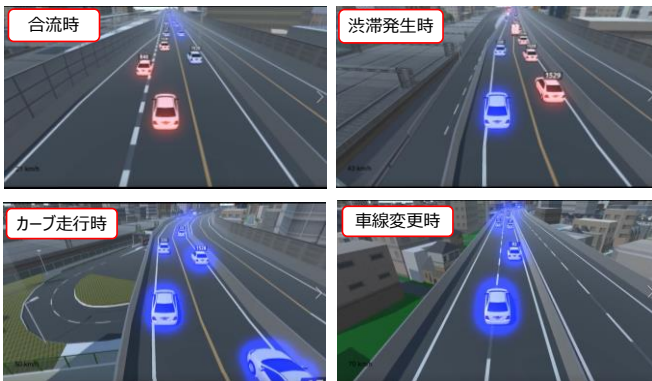


図-19 多様な交通事象を含む長時間データ

e) 既存センシングの最適化検討への活用

本稿では、画像センシングの利点や恩恵を中心に述べてきたが、現実には、安価な既存のセンシング技術と画像センシングを使い分けていく状況が当面続くと予想される。そのため、既存のセンシング技術の底上げも現時点では重要なテーマと認識している。

同テーマを検討するにあたっては、今回生成した全個別車両の軌跡データを真値データとして扱い、現実の交通事象の発生状況に応じて車両検知器等の既存センシングの配置を合理的に見直したり、周辺車両情報が不足しているため挙動の変化を合理的に説明できなかったプローブ情報等のアウトプットに関する再解釈に役立てることが可能と考えている。

また、将来的に同様の画像センシング設備が交通事象が多発する懸案箇所に設置され、路車連携により、路側・車側のセンシング範囲・役割を相互補完する時代が到来することを見据えた場合、最適な路車双方のセンシングの在り方についても、今後は仮想環境にて検討していくプロセスが必要になってくると考えている。その際にも、本 DB が真値データとして有効に機能するものと期待している。

このように、本 DB を真値データとして扱うことで、既存センシングの最適化に寄与することを期待している。

(2) 車両軌跡データの外部への活用拡大に向けた検討

前述のとおり、全走行車両の長期間の軌跡データは、多様な活用ポテンシャルを有するデータと考えられることから、外部から新たな要素技術や知見を積極的に採り入れることは、道路交通マネジメントの推進において、重要な視点と考えている。そのため、前項で整理した活用体系を踏まえつつ、本 DB を大学・企業等の研究機関向けに公開し、研究成果をフィードバックしていただく仕組み作りを現在検討している（図-20）。

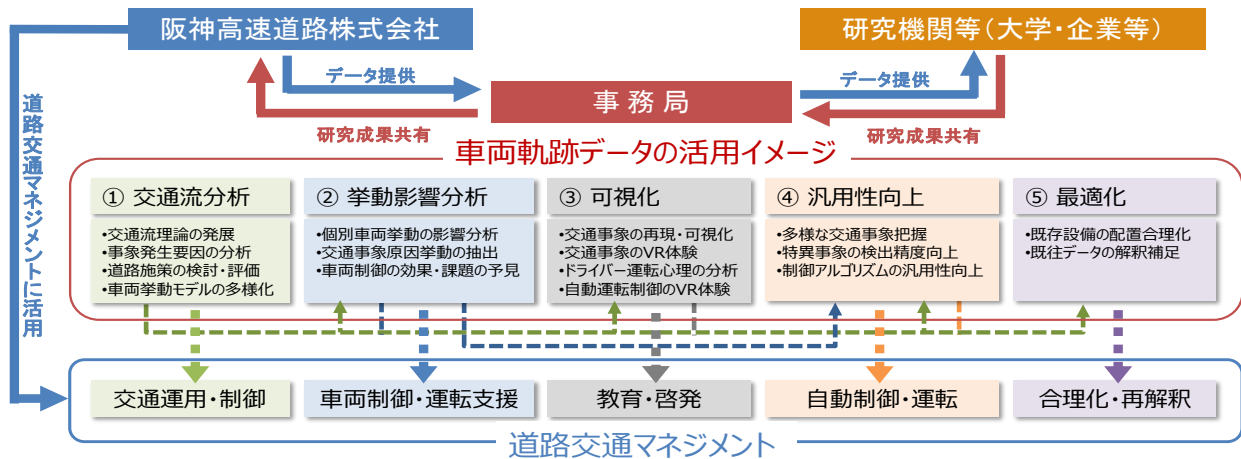


図-20 車両軌跡データの外部への活用拡大のイメージ

なお、今回検討したように、走行結果である軌跡データは、その結果を誘発する原因として懸念される外部環境データと重畳可能なデータ構成にすることで、その価値はさらに高まると考えているが、さらに、データ間の関係性の理解を深める、あるいは研究・分析の端緒を得るには、数値化されたデータベースに加え、映像又は可視化されたデータも有効な付加情報になると思われる。

このように、同時に利用できる付加情報が、車両軌跡データのさらなる価値向上を左右すると考えている。

ただし、元映像データの場合、現在の解像度では車番等は確認できないものの、将来、画像処理技術が高度化することにより、現在は想定していなかった情報が検出される可能性もあるため、プライバシー問題に発展する危険性にも留意して検討を進める必要がある。

以上も踏まえながら、利活用対象のデータセット構成について、引き続き、検討を重ねていきたい。

今後は、2018 年夏頃を目途に、国内外を問わず、大学・企業の研究機関向けのデータの利活用を開始することを目標に、準備を進めていく予定である。

8. まとめ

本稿は、今後の道路交通マネジメントを発展させていくうえで大変有用と期待される“全走行車両の車両軌跡データベース”について、その構築の流れや特徴をとりまとめるとともに、同マネジメントの発展を加速させていくためには、外部から新たな要素技術や知見を積極的に採り入れることが有効であり、それには本 DB の外部への活用の拡大を推進していくことが重要と考え、この外部への利活用の合理的な推進を検討していくにあたり、本 DB の活用体系について整理を行った。

現在は、外部利活用の実装に向けて準備を進めている段階であるが、開始後の、外部の積極的な利活用を促すために、準備の進捗を図ることと並行して、大学・企業等の研究機関に対し、本稿で整理した本 DB の活用性を踏まえた利活用について、働きかけていきたいと考えている。

参考文献

- 1) 兒玉ら：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，第 37 回交通工学研究発表会，2017.8

UTILITY STUDY ON TRAFFIC FLOW DATA GENERATED BY IMAGE SENSING

Takashi KODAMA, Hiroyuki MASUMOTO, Kentaro SUZUKI, Jun TANABE, Masakazu NAKANISHI, Yusuke TAGO, Satoshi NAKAJO and Masahiro KOIBUCHI