

博士論文

対向車線の車両観測データを用いた交通状態推定手法の構築
— 突発事象と途中流出入交通への対応 —

東北大学大学院情報科学研究科
人間社会情報科学専攻 空間計画科学分野

竹之内 篤

2020年3月

目次

	頁
第1章 序論	1-1
1.1 研究の背景	1-1
1.2 研究の目的	1-1
1.3 論文の内容	1-3
1.4 論文の構成	1-4
第2章 既往研究の整理	2-1
2.1 交通流モデルに基づく交通状態推定手法	2-1
2.2 交通流モデルとセンシングデータのデータ同化手法	2-2
2.3 交通流モデルを仮定しない交通状態推定手法	2-3
2.4 プロブデータを用いた突発事象の検出手法	2-4
2.5 本研究の位置付け	2-5
第3章 Backward プロブを用いた突発事象等の検出	3-1
3.1 Backward プロブ情報の定義	3-1
3.2 Backward プロブ軌跡上の交通状態推定	3-4
3.3 Backward プロブ情報を用いた突発事象等の検出	3-8
3.4 BP の観測誤差が突発事象の検出に及ぼす影響	3-20
3.5 Forward プロブに対する Backward プロブの優位性	3-23
第4章 状態空間モデルの定式化	4-1
4.1 時空間の離散化	4-3
4.2 交通流モデル	4-3
4.3 観測される交通状態	4-4

4.4	状態空間モデルの構築	4-5
4.5	パラメータのキャリブレーション	4-7
第5章	提案手法の有効性の検証	5-1
5.1	仮想交通状況への適用	5-1
5.2	実観測データへの適用	5-35
第6章	研究の総括	6-1
6.1	本研究で得られた知見	6-1
6.2	今後の研究課題	6-2
Appendix 1 Cell Transmission Model によるフロー評価		

第1章 序論

1.1 研究の背景

本研究では、対向車線車両からの計測データを用いて、区間途中の流出入交通や突発事象時にも対応可能な交通状態推定手法を提案する。

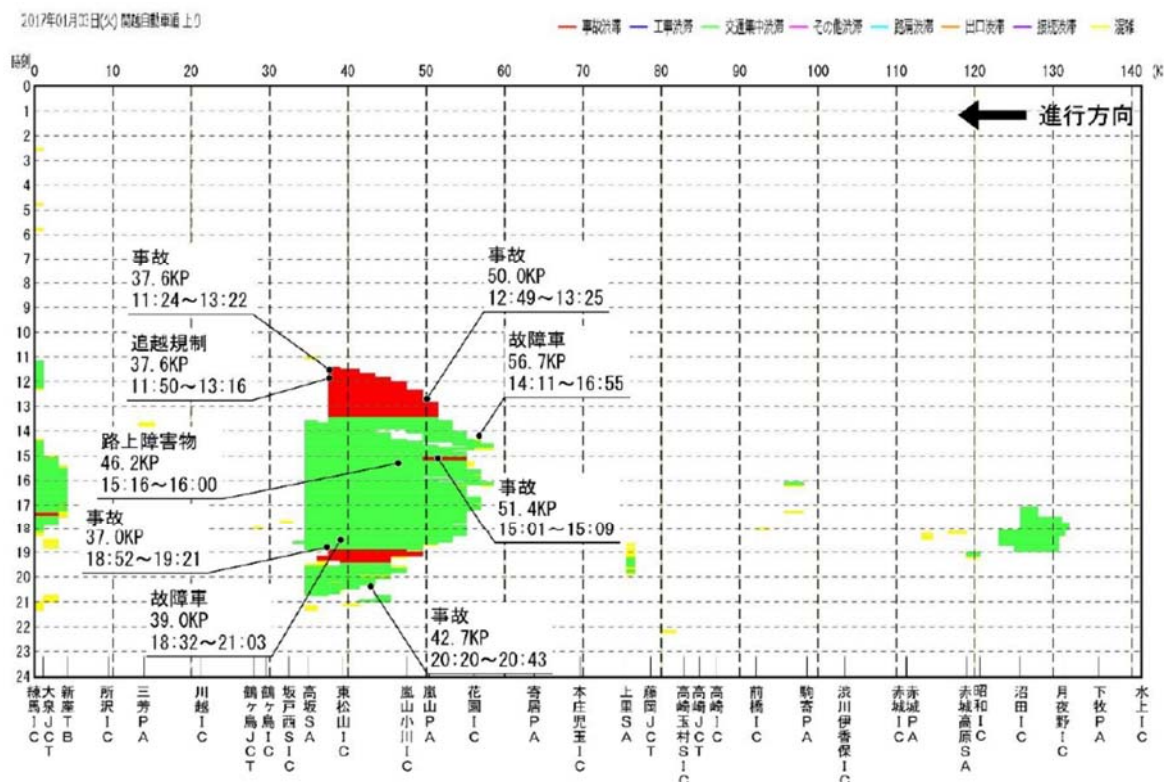
道路交通における渋滞や事故、環境負荷などの諸問題に対し、交通流の把握は長年重要な課題であった。近年では、GPSによる高精度測位の普及、通信・道路インフラの整備、車両のIT化や車載センサーの普及によってプローブカーデータとして収集できる情報の種類、量が豊富となり、交通モニタリングへの活用が期待されている。

既往研究として、交通状態をモニタリングするため、センシングデータと交通流理論を組み合わせた方法の提案が行われてきたが、実務への適用上、既往手法には幾つかの課題を有することが分かっており、これに対応可能な手法の構築が、道路管理者から求められている。

1.2 研究の目的

交通モニタリングの主な適用対象である我が国の高速道路においては、交通渋滞以外にも、交通事故や故障車、路上障害物等による渋滞が日常的に多頻度で発生する（図1-1参照）。既往手法は、与条件である道路区間特性（交通容量など）を、通常時の交通状況に基づいて設定するため、突発事象等が生じた時の推計精度には課題を有する。

さらには、既往研究の基礎となっている道路上の交通流ダイナミクスを記述する標準的な枠組みである kinematic wave 理論は、対象区間における出入りを考慮していないため、対象区間の途中（IC・交差点等）において流出入交通が存在する時の推定精度に課題を有することが挙げられる。



関越道 上り線 練馬 IC～水上 IC L=141km 2017.1.3 の状況

図 1-1 高速道路における渋滞発生状況例（関越自動車道（上り））

本研究は，上記課題を解決するために，車両感知器や従来の順方向プローブに加え，車載センサーにより対向車線を計測したデータを用いて，区間途中における流出入交通の差分台数や，突発事象下の道路区間特性（交通容量など）の変化を考慮した交通モニタリング手法を構築することを目的とする．

なお，本研究では，ビデオレコーディング，ミリ波レーダー，車車間通信などのいくつかの高度な技術を使用することで，前方を通過する車両を対向車線で走行する測定車両（これを **Backward** プローブ車両と定義する）により計測できると想定している．なお，対向車線の測定車両に搭載する測定装置は現在開発中であるが，この種のセンシング技術は，特に，自動車同士が接続され，自動化された車両環境において，近い将来に実現化されると考えている．

1.3 論文の内容

本研究では、Backward プローブは、順方向を走行するすべての車両と遭遇し、車載カメラ、レーダーなどの機器によって順方向を走行する車両と遭遇した時刻と位置を計測できるものと仮定する。すなわち、測定車両の走行軌跡に沿って、順方向の車両の流率を計測できるものとする。

前述した目的を達成するため、本研究では、はじめに Backward プローブデータを用いて、観測した道路地点の交通状態（交通流率、交通密度、速度）を推定する手法を検討する。ここでは、道路交通特性として、線形近似した Fundamental diagram (FD) を仮定することで、Backward プローブ速度が、Backward wave speed（後進波速度）を常に上回るという条件下では、Backward プローブ（移動観測者）が計測した交通流率から、定点において計測する交通流率が一意に求まる関係性を利用する。

次に、測定車両の走行軌跡に沿って、順方向の車両の流率を計測できる Backward プローブデータの特性を踏まえ、未観測である区間途中の流出入交通に関する情報や、突発事象下の道路閉塞に関する情報（発生地点、開始・終了時刻、及びボトルネック交通容量）を検出する手法を検討する。なお、ここでは突発事象が発生した時の交通状態として、自由流領域で発生する場合と渋滞流領域で発生する場合を想定し、それぞれ場合について検出ロジックを検討する。

さらに、検出した情報を交通モニタリングに逐次的に反映させるため、交通流モデルと Backward プローブデータを含むセンシングデータの同化による状態空間モデルの開発を行う。ここで、交通流の表現は、交通流モデルの解法の一つである Cell Transmission Model(CTM)を用いる。また、本研究では、状態空間モデルを拡張し、区間途中における流出入交通量の差分（流入－流出）や、ボトルネック地点の交通容量等をモデルパラメータの一つとみなし、状態量（交通密度）とこれらパラメータを同時推定するモデルを構築する。

最後に、比較対象の真値として、区間途中の流出入交通や突発事象による道路閉塞が発生する仮想の交通状況をシミュレーションにより生成し、これに提案手法を適用、推計値と比較することで、提案手法の有効性を検証する。

1.4 論文の構成

本論文は全6章からなる。それぞれの章の概要は以下のとおりである。

第1章では、本研究の背景と目的を述べる。

第2章では、本研究に関連する既往研究を整理し、既往研究の課題を踏まえ、本研究の貢献（本研究の位置づけ）を述べる。

第3章では、Backwardプローブより測定される情報を用いて、区間途中の流出入交通や交通事故等の突発事象やに関する情報を検出する手法を提案する。

第4章では、交通状態と途中流出交通の差分台数や突発事象下のボトルネック交通容量を同時推定する状態空間モデルの定式化を行う。

第5章では、仮想の交通状況に提案手法を適用し、本手法の有効性を検証する。

第6章では、本論文の結論であり、得られた結論を整理し、総括する。

第2章 既往研究の整理

第2章では、本研究に関連する、様々なセンシングデータを用いた交通状態推定手法に関する既往研究を整理すると共に、移動体データを用いた突発事象の検出方法に関する既往研究を整理する。最後に、既往研究の課題を踏まえて、本研究の位置付けを述べる。

2.1 交通流モデルに基づく交通状態推定手法

これまでの研究の多くは、車両感知器とプローブ車両データによってそれぞれ表されるオイラーおよびラグランジュの交通データを利用した物理的な交通流のダイナミクスに基づく交通モニタリングを扱ってきた。Mehran and Kuwahara (2012, 2013) は、Daganzo (2005a, 2005b) によって提案された Variational Theory (VT) に基づいて、区間の出入口の車両感知器データを使用して、信号交差点を有する単純な道路区間において、プローブ軌跡データと幹線道路に沿った信号現示のタイミングを用い、車両軌跡を推定する方法を検討した。Variational Theory は、微分方程式として定式化された Kinematic wave の効率的な解法を提供する。信号交差点のある単純な道路区間では、2つの境界条件に出入口の車両感知器のカウントが使用され、車両軌跡に沿った累積車両台数のカウントである追加の境界条件にもプローブ車両の軌跡が使用されている。VTを適用して、彼らは東京中心部の幹線道路で観測された車両軌跡と推定値が一致することを確認した。さらに、交差点での流入交通を考慮するように、彼らは方法を拡張している。また、彼らが提案した手法は、区間出入口の車両感知器データを用いることにより、区間途中の流入交通を考慮できる点に新規性を有する。

その後、Takayasu and Kuwahara (2016) は、データ間の相関を考慮して、入力

データの変動に関する推定累積台数の感度を分析している。Kawasaki ら（2017）は Fundamental Diagram のばらつきを考慮して、車両感知器とプローブ車両データを用いた VT を使用して、同様の分析を実施している。

2.2 交通流モデルとセンシングデータのデータ同化手法

一方、以下の研究では、交通流モデルとセンシングデータの確率を考慮したデータ同化のフィルタリング手法を採用している。Herrera and Bayen（2010）は、カルマンフィルターを使用して、カリフォルニアの高速道路の交通状態を推定した。また、Allströma ら（2014）および Yuan ら（2015）は、カルマンフィルターを使用して Bluetooth センサーデータとプローブ車両データを交通流モデルに同化した。Nantes et al.(2016)は拡張カルマンフィルターを使用して、車両感知器と Bluetooth センサーからのデータを使用して、信号交差点のある幹線道路下のリアルタイム交通予測モデルを開発した。Jiang ら（2017）は、拡張された一般化された Treiber-Helbing フィルターを修正し、プローブ車両データと車両感知器データを融合して、都市高速道路の交通状態と流出台数を推定した。Xie ら（2018）は同様にパーティクルフィルターを使用して、車両感知器データ、交通信号のタイミング、旅行時間測定等の様々なセンシングデータを使用して、信号制御された都市幹線道路の車両軌跡を推定した。

なお、フィルタリング技術に関しては、顕著な研究が Patire ら（2015）によってなされている。車両感知器とプローブ車両データを使用したアンサンブルフィルターに基づいて、オイラーとラグランジュのデータがどれだけ必要かを研究している。彼らは、一定レベルの精度を満たすために要求されるセンシングデータの量を決定するために、車両感知器の数とプローブ車両データの数の両方の関数として推定される性能の等高線図を描いた。応用は単純な道路区間に限定されていたが、彼らの研究は同化性能と要求されるセンシングデータの量との関係を定量的に分析している。

データ同化問題については、最適化問題を定式化する研究も存在する。Canepa and Claudel (2017) は、センシングデータを使用して Kinematic wave モデルに基づく混合整数計画問題を提案し、分合流は有るが、経路選択の無い高速道路区間の交通密度を推定した。Sun ら (2017) は、交通量データと車両軌跡データの両方を考慮して、単純な道路区間の交通状態とモデルパラメーター (Fundamental Diagram と初期車両台数) を同時に推定する最適化問題を定式化した。

なお、交通状態推定に関するデータ同化を 2 次元に拡張した研究として、Hofleitner ら (2012) は遷移確率とプローブ観測値を使用して、信号交差点を持つ 2 次元ネットワーク上の交通状態を推定するモデルを提案している。この作業は、代替ルートを用意したネットワークに焦点を当てたユニークなものであるが、車両の経路は推定交通状態に直接関連してない。一方で、川崎ら (2017) は同じく 2 次元ネットワーク上に拡張しているが、これは、プローブ軌跡データと交通流モデル (cell transmission model) 及び経路選択モデルを同化し、目的地別のセル車両密度と交差点分岐率を推定する手法を提案している。

2.3 交通流モデルを仮定しない交通状態推定手法

これまでに述べた研究では、Fundamental Diagram の知識を主に使用して、物理的な流れのダイナミクスに基づいて交通状態を推定する。一方、以下の研究では、フロー保存を除いて、物理的な流れのダイナミクスを使用していないため、Fundamental Diagram を必要としない。Seo ら (2015a, b) は、Edie の流率と密度の推定法 (Edie 1963) に基づき、位置と時刻を計測するプローブに加え、車間計測を使用する交通モニタリング方法を提案した。van Erp et (2018) は、累積台数が計測可能である時空間上の 3 点で定義される三角形領域のプローブ軌跡から推定される累積台数計測に基づく別のモニタリング方法を提案した。Fundamental Diagram はこれらの方法には必要としないが、各メッシュまたは三角形領域の交通状態は同質であると仮定している。プローブ車両の普及率が十分に高くない場合、

メッシュまたは三角形領域のサイズは、均一性の仮定を満たすために十分小さくすることはできない。したがって、十分な量のプローブデータが利用可能である場合には、物理的フローのダイナミクスを使用しないこれらのデータ駆動型アプローチは有望である。

2.4 プローブデータを用いた突発事象の検出

本研究の目的である突発事象の検出に関して、車両感知器等の路側観測器のデータを用いる手法と、プローブ車両等の移動体データを用いる手法に分類されるが、後者に関する既往の研究としては、Asakura ら（2015）の研究があげられる。提案手法は、順方向のプローブ車両データのみから渋滞末尾とから衝撃波速度を求め、突発事象の発生位置と時刻を求めるものである。同時に、交通量低下を推定することで、プローブ車両による突発事象検出で課題であった交通集中による自然渋滞が原因となる誤検出を減らすことを意図した手法である。なお、本研究では、交通シミュレータを用い、都市内高速道路において突発事象を発生させた検証用データに提案手法を適用し、有効性の検証を行っている。

同じく、順方向のプローブ車両データから観測される衝撃波速度から突発事象を検出している研究として、関塚ら（2015,2016）らの研究が挙げられる。本研究は、プローブ移動軌跡から速度の変曲点を抽出し、現在時刻までの渋滞の延伸状況から将来の渋滞状況を予測することで車両の軌跡を求め、突発事象下の将来旅行時間を予測している。さらに、本研究では、高速道路で実際に発生した突発事象下で取得したプローブ車両データに提案手法を適用し、その有効性を検証している。なお、本研究では、実際に観測されるプローブデータにはノイズが含まれるため、推定される衝撃波速度が不安定であることや、自然渋滞中に突発事象が発生する場合は検出に課題を有することが明らかとなっている（図 2-1 参照）。

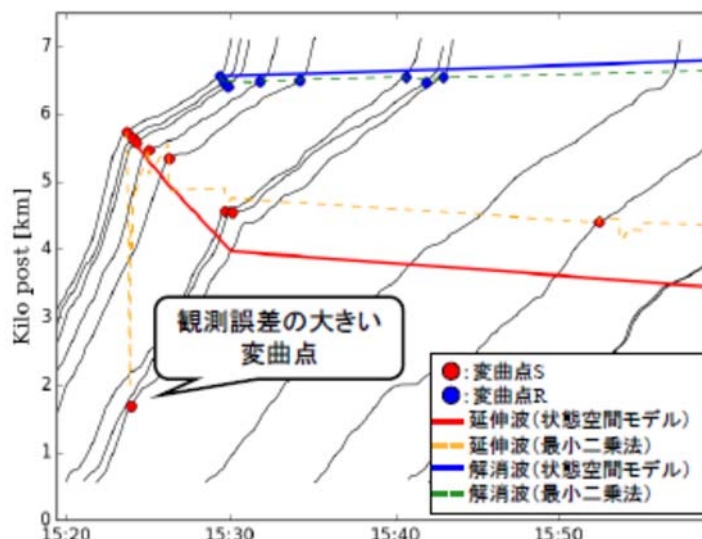


図 2-1 都市内高速道路における突発事象による衝撃波推定の例

2.5 本研究の位置づけ

前節までに整理した既往研究を踏まえると、全体として、様々なセンシングデータを使用した交通流のダイナミクスに基づき交通状態を推定するこれらの以前の研究は、本研究で十分に参照されている。但し、それらのいずれも、対向車線を走行する車両の計測値を使用していない。なお、本研究では、この計測車両を **Backward** プローブ車両と定義する。

ここでは、既往の研究に対する本研究独自の位置づけとして、以下の3点を挙げる。

- (1) 新たな交通センシングデータとして **Backward** プローブを定義し、対向車線から計測した **Backward** プローブデータから、プローブ車両の走行軌跡に沿って、順方向車両の交通流率、交通密度、速度が推定可能であることを示したこと。
- (2) **Backward** プローブデータから、突発事象下の道路閉塞に関する交通情報（発生地点、開始・終了時刻、及びボトルネック交通容量）や、未観測である区間途中の流出入交通に関する情報が検出可能であることを示したこと。
- (3) 交通流モデル(CTM)と **Backward** プローブデータを含むセンシングデータの同化による状態空間モデルを定式化すると共に、区間途中の流出入交通量の差分や、道路閉塞地点の交通容量等を同時推定するモデルに拡張し、検出した情報を交通モニタリングに逐次的に反映できるようにしたこと。

2 章の参考文献

- 1) Mehran, B., Kuwahara, M., Naznin, F., 2012. Implementing kinematic wave theory to reconstruct vehicle trajectories from fixed and probe sensor data, *Transportation Research Part C* 20, 144–163.
- 2) Mehran, B., Kuwahara, M., 2013. Fusion of probe and fixed sensor data for short-term traffic prediction in urban signalized arterials, *International Journal of Urban Sciences*, Vol. 17, No. 2, 163–183.
- 3) Daganzo, C.F., 2005a. A variational formulation of kinematic waves: Basic theory and complex boundary conditions. *Transportation Research Part B*, 39, 187–196.
- 4) Daganzo, C.F., 2005b. A variational formulation of kinematic waves: Solution methods. *Transportation Research Part B*, 39, 934–950.
- 5) Takayasu, A., Kuwahara, M., 2016. Traffic State Estimation considering Stochasticity of Input Data based on Variational Theory, *The 21st International Conference of Hong Kong Society for Transportation Studies*.
- 6) Kawasaki, Y., Hara, Y., Kuwahara, M., 2017. Real-time Monitoring of Dynamic Traffic States by State Space Model, *Transportation Research Procedia* 21, 42–55.
- 7) Herrera, J.C., Bayen, A.M., 2010. Incorporation of Lagrangian measurements in freeway traffic state estimation, *Transportation Research Part B* 44, 460–481.
- 8) Allströma, A., Bayen, A.M., 2014. Magnus Fransson, David Gundlegårda, Anthony D. Patirec, Clas Rydergren and Mats Sandina, Calibration Framework based on Bluetooth Sensors for Traffic State Estimation using a Velocity based Cell Transmission Model, *Transportation Research Procedia* 3, 972–981.
- 9) Yuan, Y., Duret, A., van Lint, H., 2015. Mesoscopic traffic state estimation based on a variational formulation of the LWR model in Lagrangian-space coordinates and Kalman filter, *18th Euro Working Group on Transportation, EWGT 2015, 14-16 July 2015, Delft, The Netherlands*, *Transportation Research Procedia* 10, 82–92.
- 10) Nantes, A., Ngoduy, D., Bhaskar, A., Miska, M., Chung, E., 2016. Real-time traffic state estimation in urban corridors from heterogeneous data, *Transportation Research Part C* 66, 99–118.
- 11) Jiang, Z., Chen, M. Ouyang, Y., 2017. Traffic state and emission estimation for urban expressways based on heterogeneous data, *Transportation Research Part D* 53, 440–453.
- 12) Xie, X., van Lint, H., Verbraeck, A., 2018. A generic data assimilation framework for vehicle trajectory reconstruction on signalized urban arterials using particle filters, *Transportation Research Part C* 92, 364–391.
- 13) Patire, A.D., Wright, M., Prodhomme, B., Bayen, A.M., 2015. How much GPS data do we need? *Transportation Research Part C* 58, 325–342.
- 14) Canepa, E.S., Claudel, C.G., 2017. Networked traffic state estimation involving mixed fixed-mobile sensor data using Hamilton-Jacobi equations, *Transportation Research Part B* 104, 686–709.

- 15) Sun, Z., Jin, W., Ritchie, S.G., 2017. Simultaneous estimation of states and parameters in Newell's simplified kinematic wave model with Eulerian and Lagrangian traffic data, *Transportation Research Part B* 104, 106–122.
- 16) Hofleitner, A., Herring, R., Bayen, A., 2012. Arterial travel time forecast with streaming data: A hybrid approach of flow modeling and machine learning, *Transportation Research Part B* 46, 1097–1122.
- 17) 川崎洋輔, 原祐輔, 桑原雅夫, 状態空間モデルによる経路選択を考慮した二次元ネットワークの交通状態推定手法の構築, 土木学会論文集 D3, 土木学会論文集 D3, 73 巻 (2017) 5 号 p. I_949-I_959
- 18) Seo, T., Kusakabe, T., 2015a. Probe vehicle-based traffic state estimation method with spacing information and conservation law, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 59, 391-403.
- 19) Seo, T., Kusakabe, T., Asakura, Y., 2015b. Estimation of flow and density using probe vehicles with spacing measurement equipment, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 53, 134-150.
- 20) Edie, L.C., 1963. Discussion of traffic stream measurements and definitions. In: Almond, J. (Ed.), *Proceedings of the 2nd International Symposium on the Theory of Traffic Flow*, pp. 139–154.
- 21) van Erp, P. B., Knoop, V. L., Hoogendoorn, S. P., 2018, Macroscopic traffic state estimation using relative flows from stationary and moving observers, *Transportation Research Part B: Methodological*, 114, 281-299.
- 22) van Erp, P. B., Thoen, S., Knoop, V. L., Hoogendoorn, S. P., 2018, Estimating the fundamental diagram using moving observers, *IEEE 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems*.
- 23) Yasuo ASAKURA, Takahiko KUSAKABE, Long Xuan NGUYEN, Takamasa USHIKI: Incident detection methods using probe vehicles with on-board GPS equipment, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, in press (available online 2016.12)
- 24) 関塚貴一, 三谷卓摩, 桑原雅夫, プローブデータを用いた高速道路を対象とした異常事象時の旅行時間推定, 第 13 回 ITS シンポジウム, 2015.12
- 25) 関塚貴一, 三谷卓摩, 川崎洋輔, 益田卓朗, 永井慎一, 桑原雅夫: 車両軌跡のみを用いた突発事象発生時の旅行時間予測, 土木計画学研究・講演集, Vol.53, CD-ROM, 2016.

第3章 Backwardプローブを用いた突発事象等の検出

本章では、はじめに Backward プローブ (BP) 車両より取得されるデータについて定義する。次に、対向車線の BP 車両より測定される情報を用いて、順方向車両の交通状態を推定する手法を提案する。最後に、BP データの特性を利用し、区間途中の流出入交通や交通事故等の突発事象やに関する情報を検出する手法について提案する。

本章の構成を述べる。3.1 節では、BP 車両より得られる情報について定義する。3.2 節では、BP 情報を用いた交通状態の推定方法について記述する。3.3 節では、BP 情報を用いた突発事象等の検出手法について記述する。3.4 節では、BP の観測誤差が突発事象の検出に及ぼす影響について記述する。3.5 節では、順方向プローブに対する Backward プローブの優位性について記述する。

3.1 Backward プローブ情報の定義

本研究では、BP は、順方向を走行するすべての車両と遭遇し、車載カメラ、レーダなどの機器によって順方向を走行する車両と遭遇した時刻と位置を計測できるものと仮定する。すなわち、BP の走行軌跡に沿って、順方向の車両の流率を計測できるものとする。

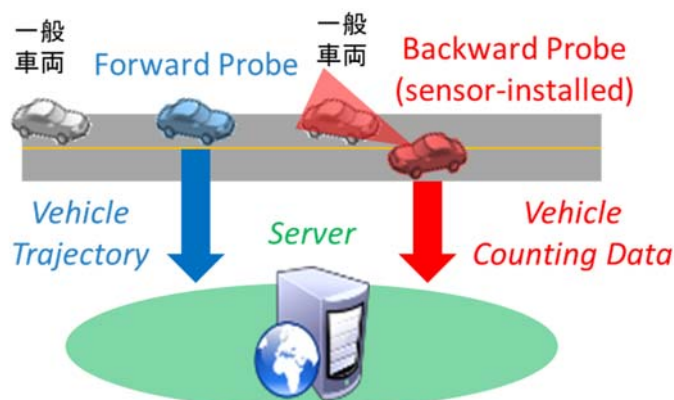


図 3-1 Backward プローブの概念

ここである 1 台の BP を例にとると、起点 O を出発後、終点 D に到着するまで、対向車線を走行する 1 台 1 台の車両について、自車両とすれ違った時の時刻 t と位置 x を n 台分計測する（図 3-2 参照）。

同時に、前車との車頭間隔 $h_b(x, t)$ を位置 x 、時刻 t において計測でき、車頭間隔は次のように時刻 t あるいは位置 x のみの関数として記述できる。

$$h_b(x, t) = h_b(x(t), t) = h_b(t) \quad \text{あるいは,}$$

$$h_b(x, t) = h_b(x, t(x)) = h_b(x)$$

ここで、計測した $h_b(t)$ （あるいは $h_b(x)$ ）の逆数をとると、

計測流率 $q_b(t) = 1/h_b(t)$ あるいは、 $q_b(x) = 1/h_b(x)$ を得ることができる。

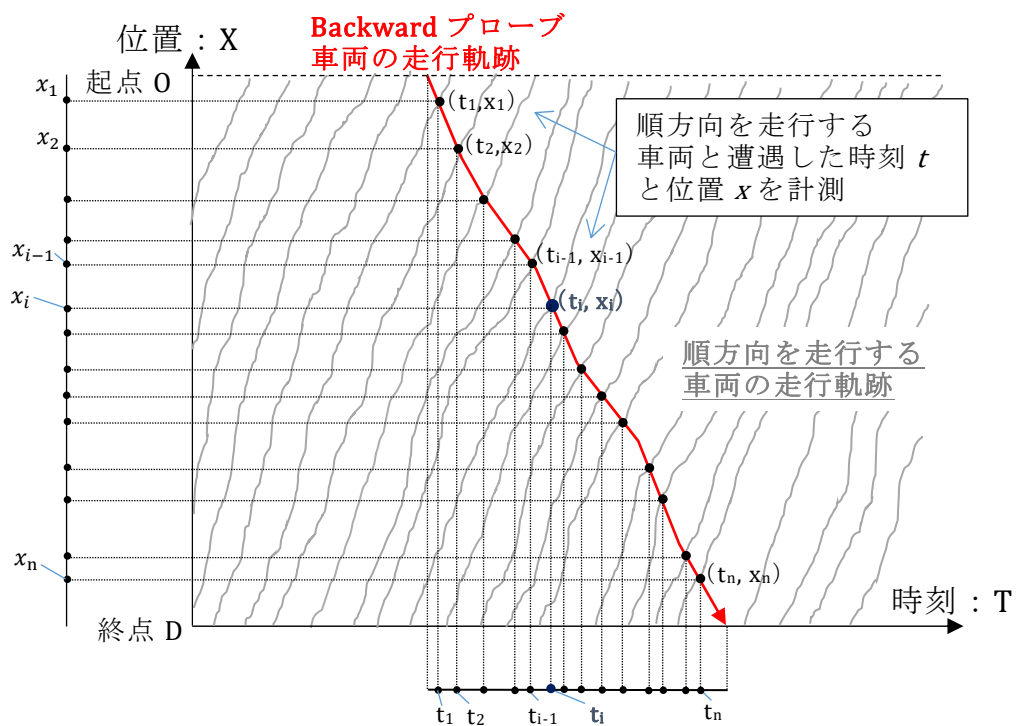


図 3-2 Backward プローブが取得する情報

但し、実際の道路交通においては、車群の形成等の影響により、短時間において計測する流率が大きく変動することがありえ、後に説明する突発事象の検出において、渋滞・非渋滞を正しく検出できない可能性を有することから、移動平均をとることが望ましい。

ここで、時刻 t （あるいは位置 x ）において、移動区間 t_m （あるいは x_m ）だけ後方に移動平均した BP の計測流率は下記の通りに記述できる。

$$q(t) = \sum_{\tau=t-t_m}^t q_b(\tau) \quad \text{あるいは} \quad q(x) = \sum_{y=x-x_m}^y q_b(y)$$

なお、BP が直接計測する流率 q が、次節で説明する Backward プローブ軌跡上の交通状態推定において仮定する FD パラメータの交通容量 Q_{max} を超えないように、移動平均を算出する際の区間を設定することが望ましいが、区間を大きくするほど、実際の BP の通過時刻・位置とのずれが生じる。

よって、区間の設定に際しては、目的とする交通流モニタリングの推計精度を踏まえて設定する必要がある。

3.2 Backward プローブ軌跡上の交通状態推定

本節では、3.1 で説明した BP データを用いて、BP 軌跡上の交通状態の推定方法について記述する。なお、本手法は、観測対象の交通流が定常流、非定常流のいずれの場合においても成立するものである。また、計測する BP の走行速度が時間変動する場合においても同様である。

3.2.1 対向車線の流率のみが計測可能な場合

はじめに、BP は移動観測者 (Moving Observer) であり、時刻 t 、走行位置 $x(t)$ で計測する流率 $q(t, x(t))$ は、静止している定点観測者による流率 $Q(t, x(t))$ とは異なることに留意する必要がある。

これら $q(t, x(t))$ と $Q(t, x(t))$ の関係は、図 3-3 のように表すことができる。図のように、Forward wave speed が $v(t, x)$ 、Backward wave speed が $-w(t, x)$ である Fundamental Diagram (FD) で定義される道路区間の反対車線を、BP が時刻 t に速度 $-u(t)$ で走行 (順方向の速度を正とするので、逆向きに走行する BP の速度は負となる) したとすると、式(3-1)の関係が成り立つ。

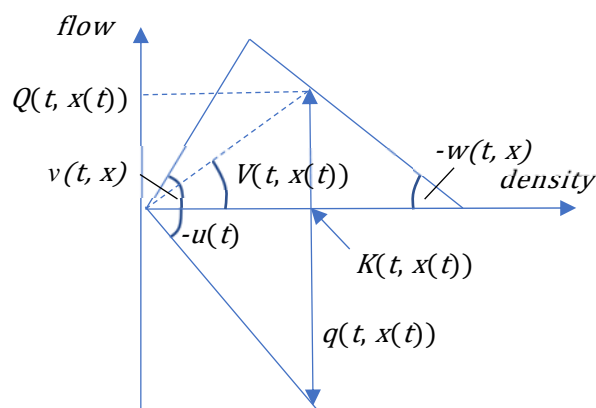


図 3-3 移動観測量と定点観測量との関係 (FD が所与である場合)

$$q(t, x(t)) = Q(t, x(t)) + K(t, x(t))u(t) \quad (3-1)$$

ここで、 $K(t, x(t))$ は定点観測による時刻 t 、位置 $x(t)$ の交通密度である。

よって、所与である BP の速度 $-u(t)$ と FD に対して、BP が計測した流率 $q(t, x(t))$ から、式(3-1)の関係を満たす（定点観測による）密度 $K(t, x(t))$ と流率 $Q(t, x(t))$ を求めることができる。なお、図 3-4 から理解できるように、移動観測の場合には、その移動速度 $u(t)$ が $w(t, x)$ よりも大きければ、計測した流率 $q(t, x(t))$ から求められる定点観測密度 $K(t, x(t))$ は唯一に決められる。一方、定点観測の場合には、ある流率に対応する密度は自由流領域と渋滞領域にそれぞれ 1 つずつ存在するので唯一には決まらない。

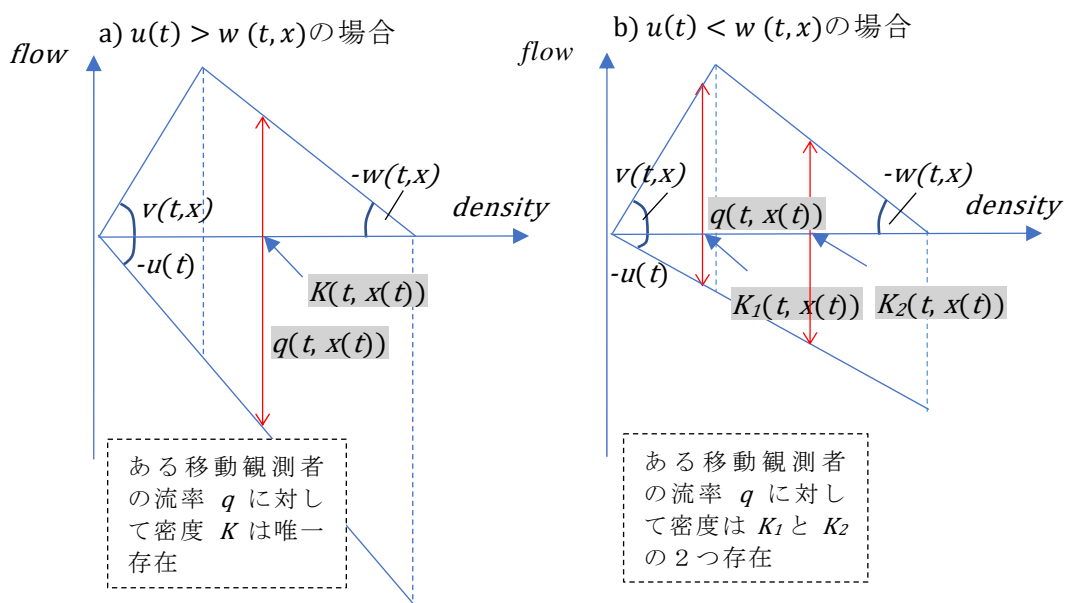


図 3-4 移動観測者の流率に対応する交通密度

このように、移動観測の場合には、流率から密度を唯一に決めることができるのが特徴である。また、求められた密度 $K(t, x(t))$ と流率 $Q(t, x(t))$ から、対応する速度 $V(t, x(t))$ も $Q(t, x(t))/K(t, x(t))$ として求めることができる。

例えば、流率 $q(t, x(t))$ が観測された場合において、交通密度 $K(t, x(t))$ は以下の通り求められる。

$$K(t, x(t)) = \begin{cases} \frac{q(t, x(t))}{v(t, x) + u(t)} \dots\dots\dots \text{free flow} \\ \frac{q(t, x(t)) - Kc(v(t, x) + w(t, x))}{u(t) - w(t, x)} \dots\dots \text{jam flow} \end{cases}$$

また、流率 $Q(t, x(t))$ は以下の通りに求められる。

$$Q(t, x(t)) = \begin{cases} q(t, x(t)) - \frac{q(t, x(t))}{v + u(t)} \times u(t) \dots\dots\dots \text{free flow} \\ q(t, x(t)) - \frac{q(t, x(t)) - Kc(v(t, x) + w(t, x))}{u(t) - w(t, x)} \times u(t) \dots\dots \text{jam flow} \end{cases}$$

そして、速度 $V(t, x(t))$ は以下の通りに求められる。

$$V(t, x(t)) = \begin{cases} v(t, x) \dots\dots\dots \text{free flow} \\ \frac{(u(t) - w(t, x)) \times q(t, x(t))}{q(t, x(t)) - Kc(v(t, x) + w(t, x))} - u(t) \dots\dots \text{jam flow} \end{cases}$$

以上をまとめると、BP が走行軌跡に沿って順方向の車両の流率 $q(t, x(t))$ を計測することにより、定点観測による $Q(t, x(t))$, $K(t, x(t))$, $V(t, x(t))$ を全て計測することができる。

なお、本研究では、計測した流率 $q(t, x(t))$ から求められる定点観測密度 $K(t, x(t))$ が唯一に決められる条件として、「BP 車両の移動速度 $u(t)$ が w よりも大きい」という仮定を置いている。この仮定の妥当性であるが、我が国の高速道路において Backward wave speed の w は概ね 10~20km/hour であることが知られており、現実的にこの仮定は、概ねの場面においては妥当だと考えることができる。

3.2.2 対向車線の流率に加え、速度が計測可能な場合

次に、BP が、時刻 t 、走行位置 $x(t)$ において、対向車線の流率 $q(t, x(t))$ を計測するだけでなく、速度 $V(t, x(t))$ も計測可能である場合は、図 3-5 に示すとおり、fundamental diagram が所与でなくとも、定点観測による $Q(t, x(t))$ 、 $K(t, x(t))$ が計測できる。

ここで、BP が時刻 t に速度 $-u(t)$ で走行したとすると、 $K(t, x(t))$ と $q(t, x(t))$ の間には以下の関係が成り立つ。

$$K(t, x(t)) = q(t, x(t)) / (V(t, x(t)) + u(t)) \quad (3-2)$$

また、 $Q(t, x(t))$ は、 $q(t, x(t))$ と $K(t, x(t))$ から、式(3-1)により求めることができる。

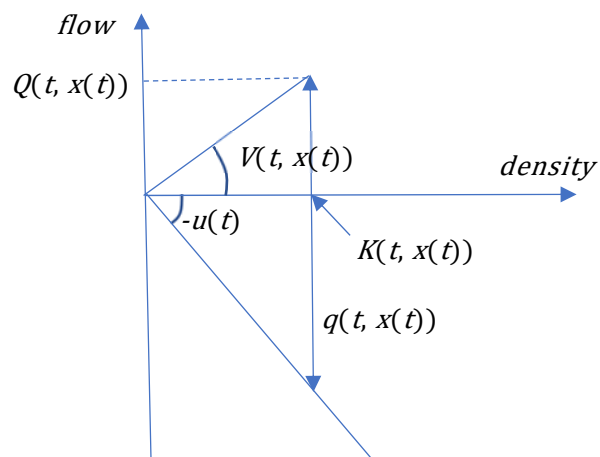


図 3-5 移動観測量と定点観測量との関係 (FD が所与では無い場合)

3.3 Backward プローブデータを用いた突発事象等の検出

3.2 節を踏まえ、BP データを用いて区間途中の流出入交通や突発事象に関する情報を検出する手法について記述する。

3.2 節で説明した通り、BP データより、BP の走行軌跡上における交通状態が推定できるため、BP 車両の混入率が高い場合は、渋滞末尾の推移に着目するなど、一定精度の交通流モニタリングを行うことは可能であるが、混入率が低い場合は、BP 車両間の未観測である時空間領域の交通状態把握が課題となる。

これに対し、プローブ車両間の未観測である時空間領域について、交通流モデルを用いて補間推計することが、既往研究として行われてきたが、交通流モデルの前提条件である **Fundamental diagram** のパラメータを通常の交通状態より設定するため、突発事象下においては推計精度が低下することが課題であった。

本研究で提案する手法の特長として、1 台の BP データから突発事象による道路閉塞の発生時刻、発生地点、およびボトルネックの交通容量を推定可能であることが挙げられる。これらの情報は、4 章以降に記述する交通流モデルとのデータ同化による交通モニタリングにおいて、FD パラメータのフィルタリングを行う際に活用される。これにより、突発事象に対応して、BP データが取得される度に、FD パラメータを逐次更新しながら交通状態の補間推計を行うことが可能となる。

なお、ここでは説明を簡易にするため、対象区間内の FD 形状は一様であるとしている。但し、位置よって FD が変化する場合においても同様に考えることが可能である。

3.3.1 突発事象による道路閉塞への対応

ここでは、BP による計測データを用いて、突発事象による道路閉塞の発生・終了時刻、発生地点、およびボトルネックの交通容量を推定する方法について説明する。なお、説明に際しては、突発事象が自由流領域で発生する場合と渋滞流領域で発生する場合に分類する。これは、突発事象が発生する交通密度状態の差異

により、発生・終了時刻の推定範囲が異なるためである。

なお、本研究では突発事象を検出する際に、Backwardプローブが直接計測する流率 q を、定点流率 Q や交通密度 K に変換しているが、突発事象が発生しているか否かを検出するだけであれば、計測流率 q のみに着目すれば十分と考えられる。

ここで、計測流率 q を定点流率 Q や交通密度 K に変換する理由を以下に示す。

- ・道路閉塞箇所を正確に検出するには渋滞・非渋滞領域の判別を伴う為、その判別に交通密度 K が必要となること。また、交通密度 K は渋滞末尾の判別にも有用であること。
- ・ボトルネック交通容量を推定する際に、道路閉塞箇所前後の定点流率 Q を把握する必要があること。

(1) 自由流区間において道路閉塞が生じた場合

自由流区間の位置 x_0 において突発事象が発生し、時刻 t_0 から t_1 まで道路閉塞が生じ、 x_0 を先頭に渋滞が発生した状況を想定する（図3-6参照）。この場合、対向車線のBPの計測流率を用いて突発事象に関する情報を検出するアルゴリズムを以下に示す。

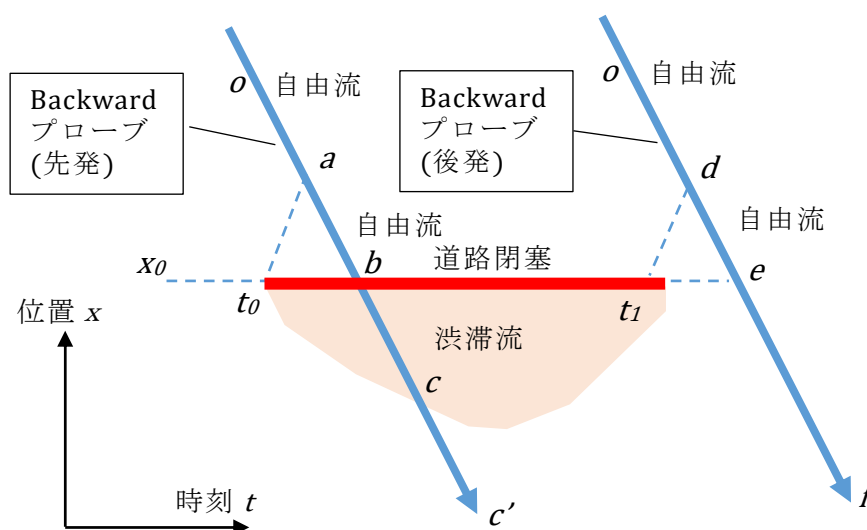


図 3-6 自由流領域において道路閉塞が生じた状況

【自由流領域において生じた突発事象を検出するアルゴリズム】

①突発事象発生を検出

BP が時刻位置 a に到達後、BP は区間 oa に対する区間 ab での流率と密度の変化を検知する。この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が生じている場合、区間 oa が自由流、区間 ab が自由流である時、突発事象の開始時刻 t_0 は、時刻位置 a から上流側に傾き Forward wave speed (v) を描いた線上に存在することが推察される。

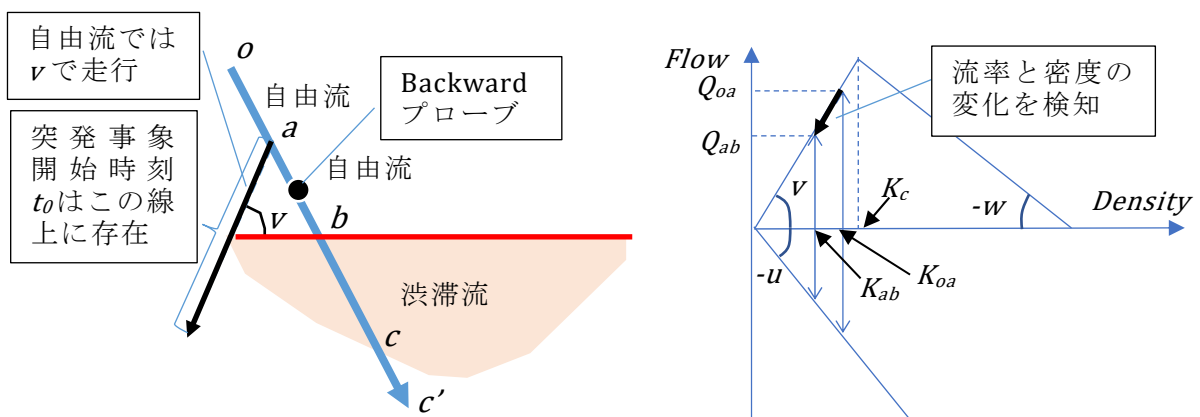


図 3-7 突発事象発生を検知

②突発事象開始時刻 t_0 の検出

BP が時刻位置 b に到達、BP は対向車線側の事故を発見し、突発事象発生位置 x_0 を検出する。続いて、傾き v の線分と発生位置 x_0 との交点より、突発事象開始時刻 t_0 を検出する（図 3-8 参照）。

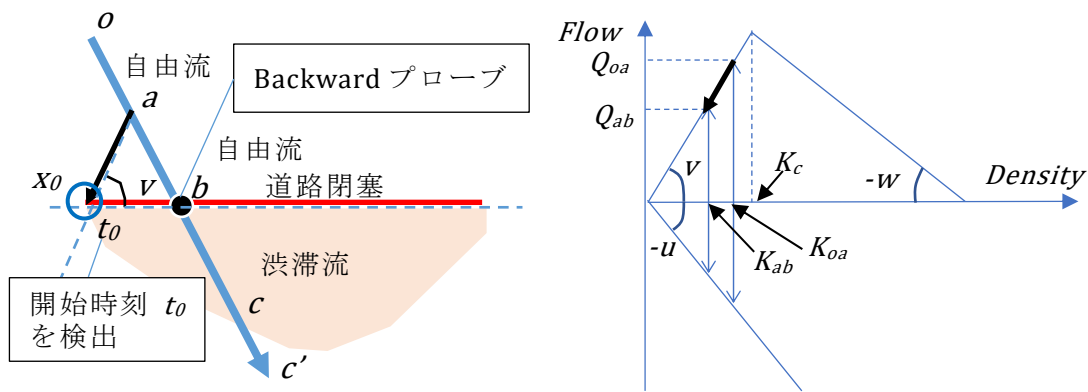


図 3-8 突発事象開始時刻 t_0 の検出

③ ボトルネック交通容量 Q_0 の推定

BP が時刻位置 b に到達後、BP は区間 ab に対する区間 bc における密度の変化を検知する。この時、突発事象発生位置 x_0 がボトルネック箇所となっていて、上流側よりボトルネック容量 Q_0 を上回る需要が到着し、ボトルネック箇所を先頭に渋滞を形成している場合は、区間 ab と区間 bc との間で定点観測による流率は変化しない。よって、区間 ab が自由流、区間 bc が渋滞流である時、 Q_{ab} と Q_{bc} の関係からボトルネック容量 Q_0 が推定可能である（図 3-9 参照）。

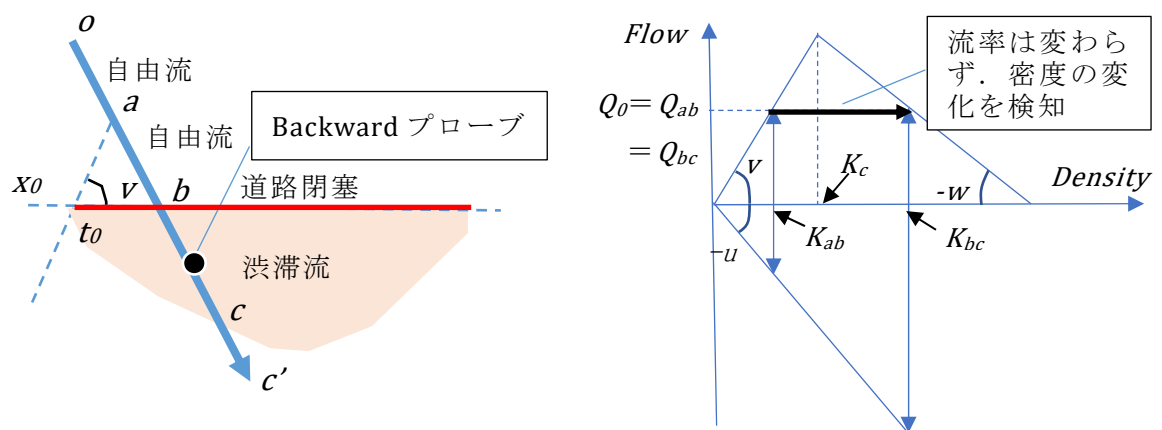


図 3-9 ボトルネック容量 Q_0 の推定

さらに、BP が時刻位置 c に到達後、BP は区間 bc に対する区間 cc' における密度の変化を検知し、この時 c 点が渋滞末尾であることがわかる（図 3-10 参照）。

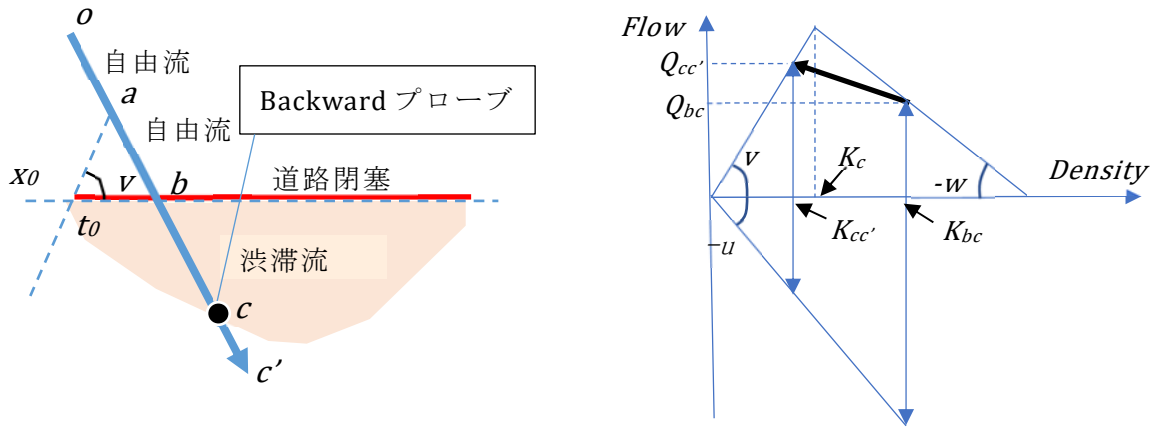


図 3-10 渋滞末尾の推定

④突発事象終了時刻 t_1 の検出

後発の BP が時刻位置 d に到達、区間 od に対する区間 de における流率と密度の変化を検知。この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が終了している場合、区間 od 及び区間 de がいずれも自由流の場合、時刻位置 d から上流側に傾き v の線を描くと、この線上に突発事象終了時刻 t_1 が存在することが想定される。続いて、傾き v の線分と既知である突発事象発生位置 x_0 との交点より、突発事象終了時刻 t_1 を検出する（図 3-11 参照）。

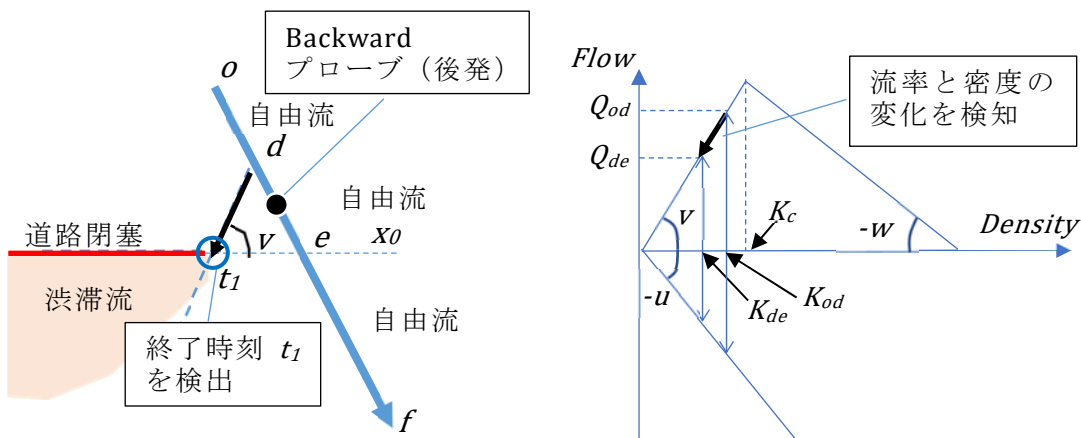


図 3-11 突発事象終了時刻 t_1 の検出

(2) 渋滞流において道路閉塞が生じた場合

次に、渋滞流の状況で位置 x_0 において突発事象が発生し、時刻 t_0 から t_1 まで道路閉塞が生じた状況を想定する（図 3-12 参照）。

なお、ここでは、元の渋滞流の要因となっていた下流側のボトルネック交通容量 Q_{od} が、上流側の突発事象発生地点のボトルネック交通容量 Q_{ou} よりも高い状況（ $Q_{od} > Q_{ou}$ ）を想定している。これは、 $Q_{od} < Q_{ou}$ である場合、突発事象によって新たに上流側に渋滞が生成されないためである。

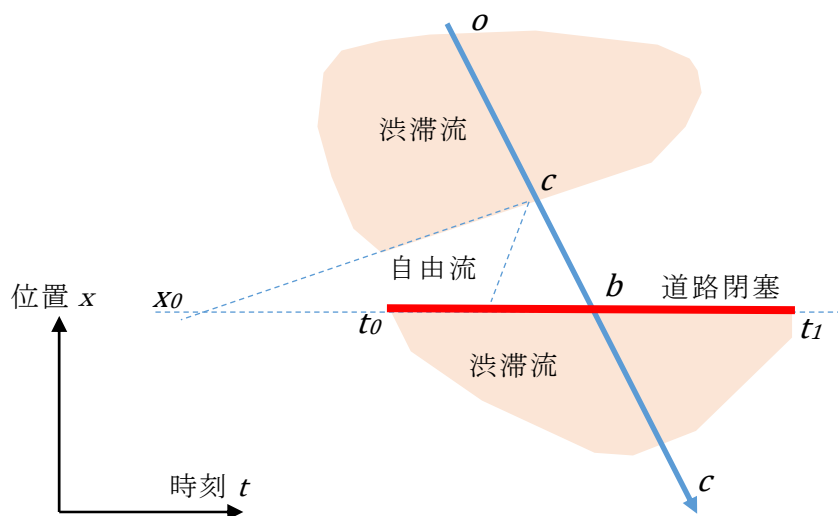


図 3-12 渋滞流領域において道路閉塞が生じた状況

【渋滞流領域において突発事象を検出するアルゴリズム】

① 突発事象発生の検出

BP が時刻位置 a に到達後、BP は区間 oa に対する区間 ab における流率と密度の変化を検知する。この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が生じている場合、区間 oa が渋滞流、区間 ab が自由流である時、自由流では Forward wave speed: v で走行するため、突発事象の開始時刻 t_0 は、少なくとも時刻位置 a から上流側に傾き v を描いた線分よりも以降には存在しない。一方で、下流側の渋滞流領域と上流側の自由流領域の境界波速度 v_1 を描いた線分よりも以前には存在しない。これは、 v_1 が必ず正の傾きを取るため、開始時刻が手前に来る場合、境界波はより下流側

に生じるからである。

よって、 t_0 が取り得る範囲は、時刻位置 a から上流側に傾き v_1 と v の 2 本の線分を描いた間に存在することが推察される (図 3-13 参照)。

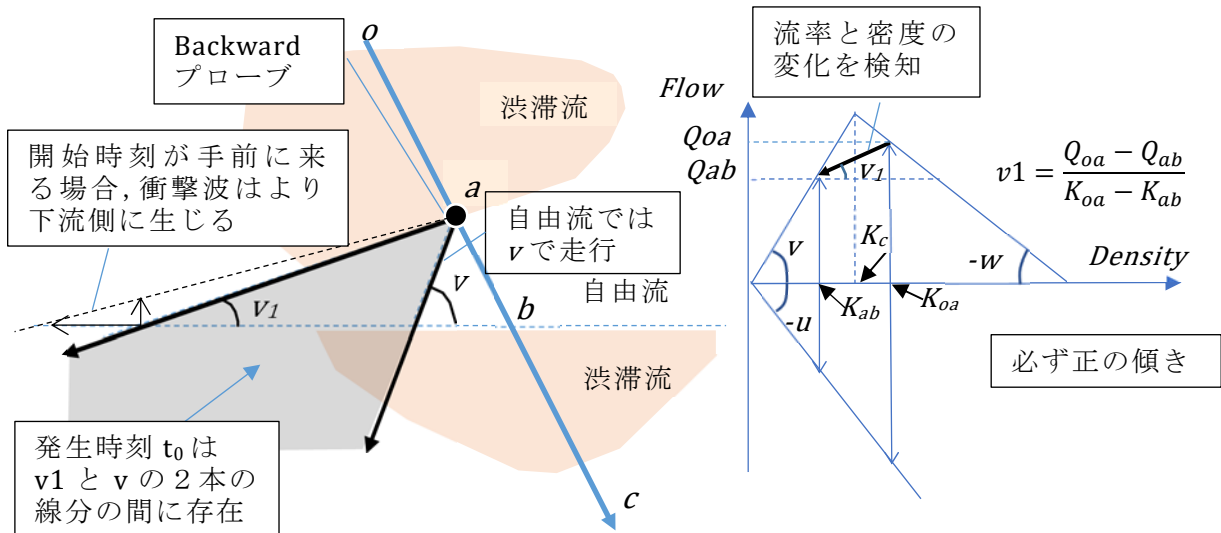


図 3-13 突発事象発生を検知

②突発事象発生時刻 t_0 の検出

BP が時刻位置 b に到達, BP は対向車線側の事故を発見し, 突発事象発生位置 x_0 を検出する。続いて、傾き v_1 と v の 2 本の線分と発生位置 x_0 との交点より、突発事象開始時刻 t_0 が取り得る範囲を検出する (

図 3-14 参照)。

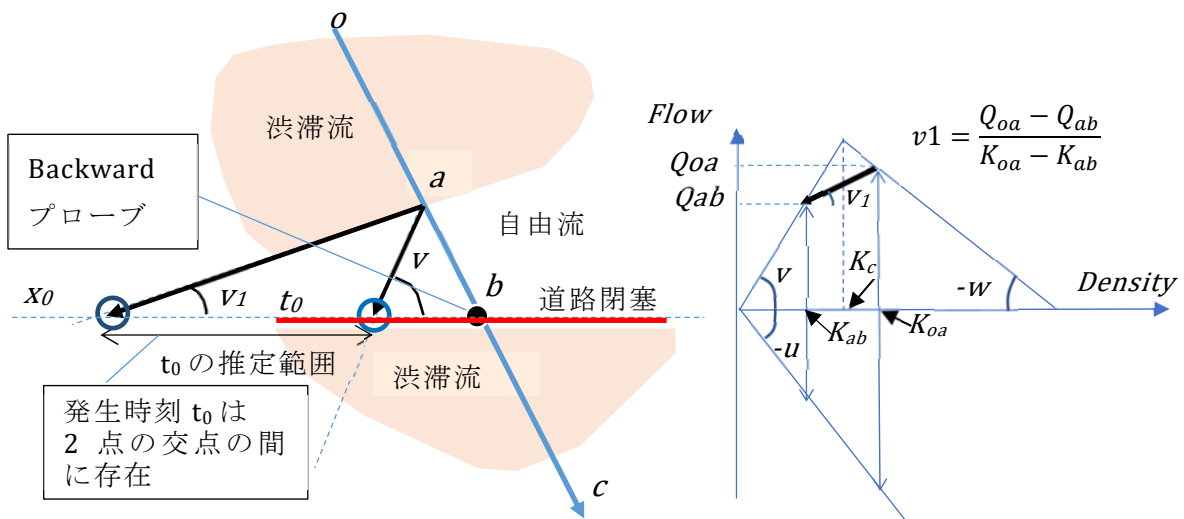


図 3-14 突発事象開始時刻 t_0 の推定範囲の検出

③ ボトルネック交通容量 Q_0

BP が時刻位置 b に到達後, BP は区間 ab に対する区間 bc における密度の変化を検知する. この時, 突発事象発生位置 x_0 がボトルネック箇所となっていて, 上流側よりボトルネック容量 Q_0 を上回る需要が到着し, ボトルネック箇所を先頭に渋滞を形成している場合は, 区間 ab と区間 bc との間で定点観測による流率は変化しない. よって, 区間 ab が自由流, 区間 bc が渋滞流である時, Q_{ab} と Q_{bc} の関係からボトルネック容量 Q_0 が推定可能である (図 3-15 参照).

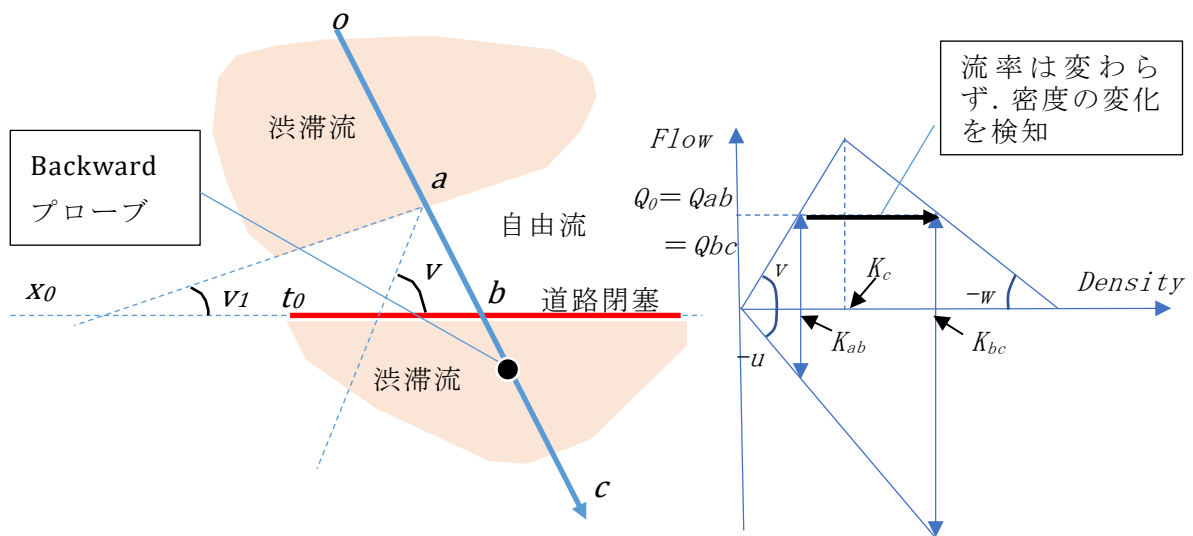


図 3-15 ボトルネック容量 Q_0 の推定

④ 突発事象終了時刻 t_1 の検出

後発の BP が時刻位置 d に到達後, 区間 od に対する区間 de における流率と密度の変化を検知. この時, 上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される. ここで, 上流側で突発事象が終了している場合, 区間 od が渋滞流, 区間 de が自由流の時, 突発事象の終了時刻 t_1 が存在する範囲は, 時刻位置 d から上流側に傾き v_1 (下流側の渋滞流領域と自由流領域の境界波速度) を描いた線分と, v を描いた線分之间存在することが推察される. 続いて, 傾き v_1 と v の 2 本の線分と既知である突発事象発生位置 x_0 との交点より, 突発事象終了時刻 t_1 が取り得る範囲を検出する (図 3-16 参照).

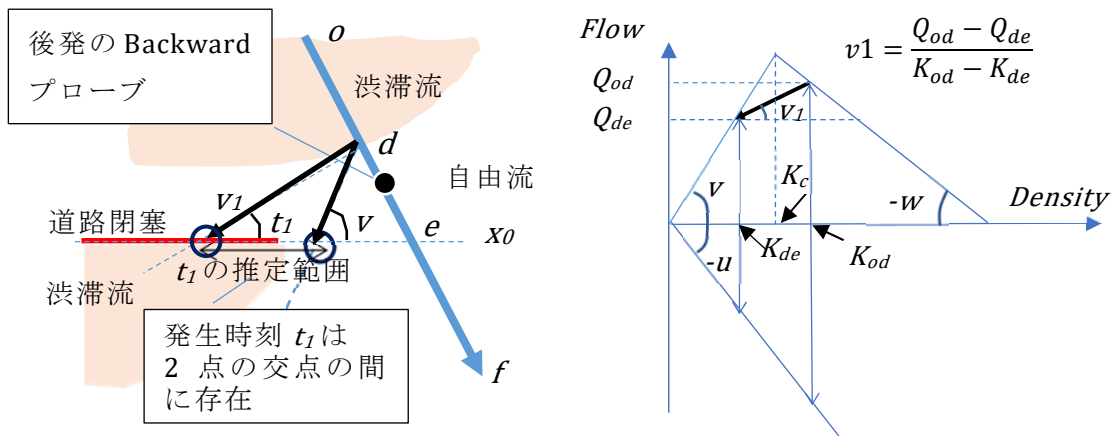


図 3-16 突発事象開始時刻 t_l の推定範囲の検出

(3) Backward プローブの前提条件が突発事象の検出に及ぼす影響

1) Backward プローブの発進間隔

BP の発進間隔を ΔT_P とするとき、突発事象が発生（時刻 t_0 ）してから BP が突発事象発生地点 x_0 を最初に計測する時刻 t_b までの最大時間は、次の通りとなる。

$$t_b - t_0 = \Delta T_P \tag{3-3}$$

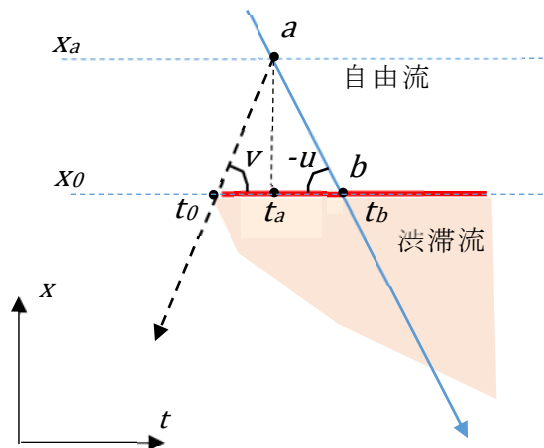


図 3-17 BP 発進間隔と突発事象の検出時刻

一方で、BP が最初に下流側で交通密度の変化を検知する x_a までの距離は、以下の通りに表される。

$$x_a - x_0 = (t_a - t_0) \times v = (t_b - t_a) \times u \tag{3-4}$$

これより $t_b - t_0$ は、密度変化を検知してから事故地点を観測するまでの時間 $t_b - t_a$ を用いて以下の通りに表される。

$$\begin{aligned} t_b - t_0 &= \left(\frac{1}{v} + \frac{1}{u}\right) \times (x_a - x_0) \\ &= \left(\frac{1}{v} + \frac{1}{u}\right) \times (t_b - t_a) \times u \end{aligned} \quad (3-5)$$

式(3-3)と(3-5)より $t_b - t_a$ を ΔT_P について整理すると、以下の通りに表される。

$$\begin{aligned} t_b - t_a &= (t_b - t_0) / \left(u \times \left(\frac{1}{v} + \frac{1}{u}\right)\right) \\ &= \frac{\Delta T_P}{u \times \left(\frac{1}{v} + \frac{1}{u}\right)} = \frac{\Delta T_P \times v}{v + u} \end{aligned} \quad (3-6)$$

2) 計測流率 q の移動平均区間

突発事象検出のアルゴリズムでは時刻位置 a, b の検出を踏まえ、突発事象発生位置 x_0 及び開始時刻 t_0 を検出する。自由流領域で突発事象が生じた場合は、時刻位置 a から傾き v の線分と発生位置 x_0 との交点より突発事象開始時刻 t_0 を検出する。

BP の計測流率 q の算出に移動平均を用いていることから、この時検出される x_0 及び t_0 は、真値に対してずれが生じていると考えられる。図 3-18 によると、計測流率 q の移動平均区間が t_m の時、 a 点及び b 点の検出時刻は、真の時刻に対して $t_m/2$ だけ遅れる。この時、真の突発事象開始の時刻位置 c' (t_0, x_0) は図中網掛けの範囲に位置すると考えられる。

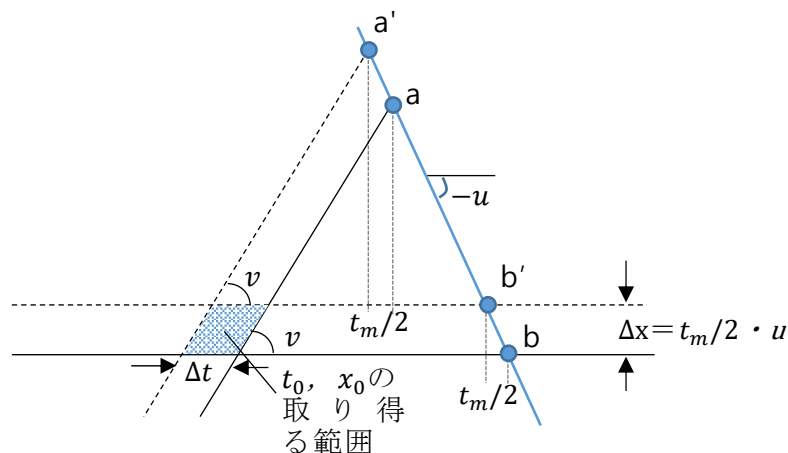


図 3-18 移動平均区間 t_m に対し t_0, x_0 の取り得る範囲 (自由流領域で突発事象が発生)

また、渋滞流領域で突発事象が生じた場合は、時刻位置 a から傾き v と v_1 の 2本の線分と発生位置 x_0 との交点より、突発事象開始時刻 t_0 を取り得る範囲を推定することとしている。図 3-19 によると、計測流率 q の移動平均区間が t_m である時、真の突発事象開始の時刻位置 c' (t_0, x_0) は網掛けの範囲に位置すると考えられる。

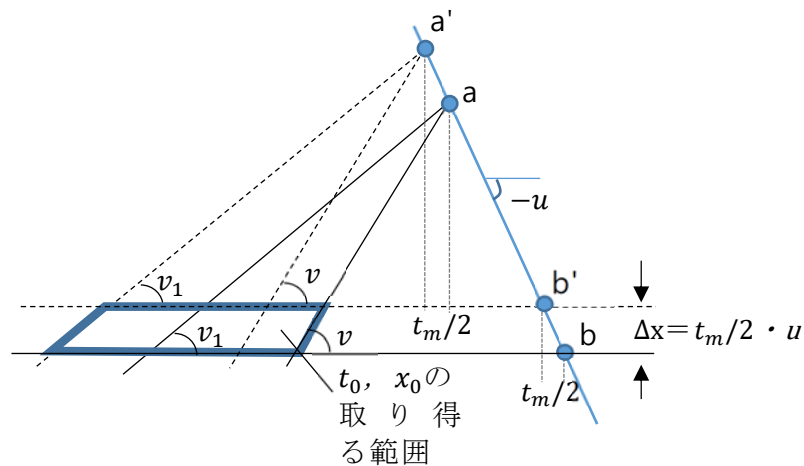


図 3-19 移動平均区間 t_m に対し x_0, t_0 の取り得る範囲（渋滞流領域で突発事象が発生）

3.3.2 区間途中流出入交通への対応

BP による計測データを用いて、インターチェンジ(IC)等の区間途中における流出入交通量に関する情報を検出する手法を説明する。

ここでは、図 3-20 に示すように区間途中（位置 N ）に IC が存在し、流出入交通がある状況を想定する。

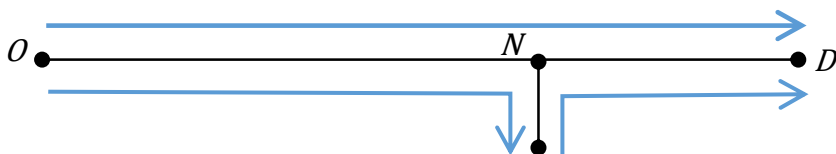


図 3-20 区間途中で流出入交通が存在する道路ネットワーク

なお、流出入交通が存在する区間途中の位置は、通常は既知であるため、流出入交通量は、その流出入位置前後の流率の変化から推定する（図 3-21 参照）。

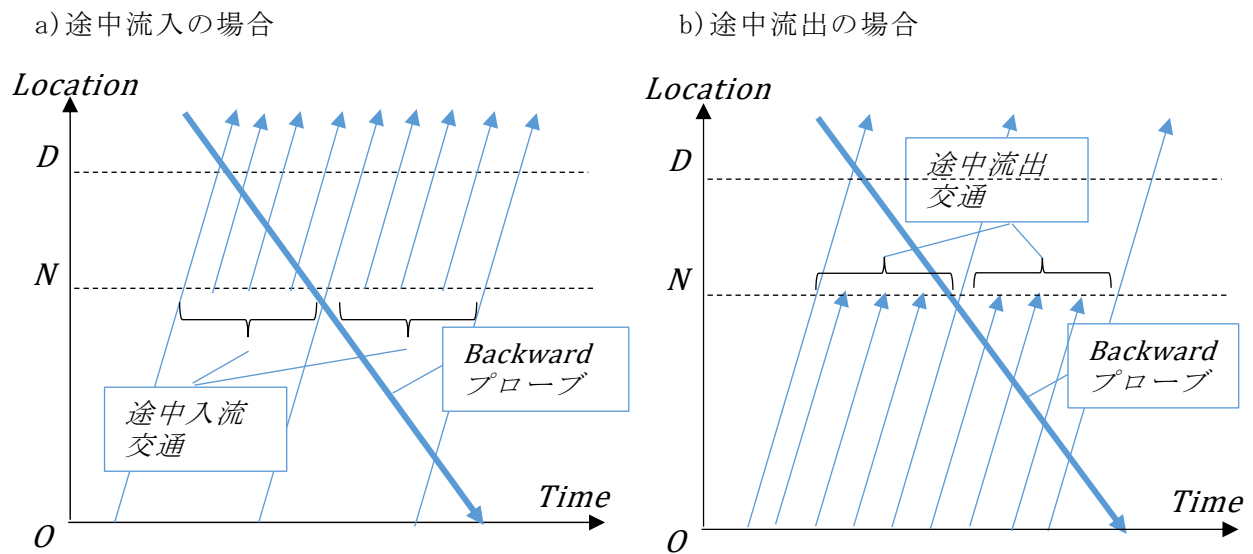


図 3-21 区間途中において流出入交通が生じた状況

ここで仮に区分線形の FD が所与である場合（図 3-22 参照），3.2 BP 軌跡上の交通状態推定で記述した通り，移動観測量から流出入交通量を計測することが可能である．但し，実際には流入交通と流出交通が混在するため，両者の差分を計測することとなる．

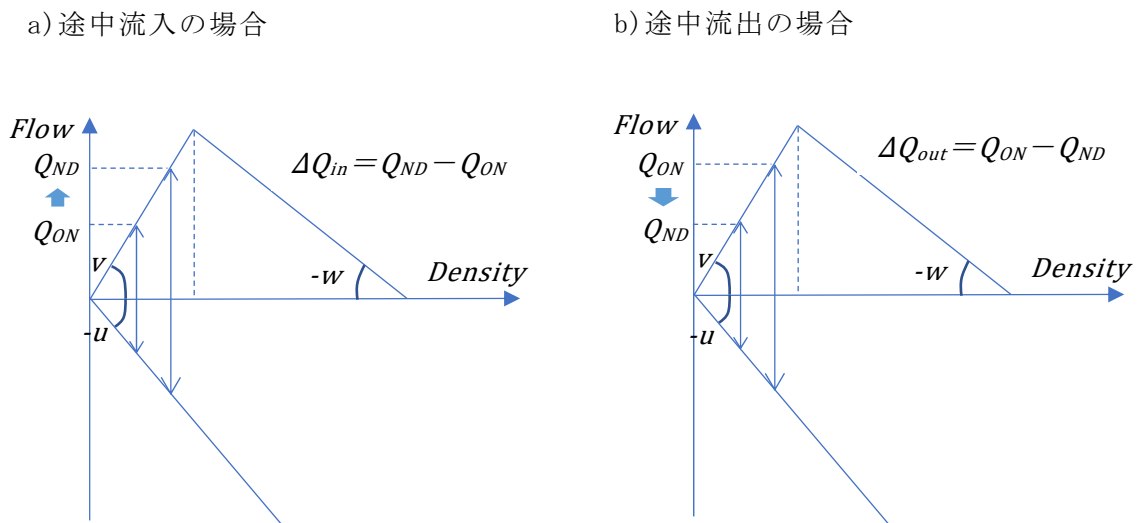


図 3-22 移動観測量と流出入交通量との関係

3.4 BP の観測誤差が突発事象の検出に及ぼす影響

本節では，BP の観測誤差 dq が突発事象の検出に及ぼす影響について説明する．

3.4.1 BP の観測誤差が定点観測流率に及ぼす影響

BP が計測する流率の観測誤差 dq が，これより推定される定点観測者の流率 Q に及ぼす影響 dQ について説明する．はじめに，定点観測者が計測する流率 Q と，反対車線を速度 $-u$ で走行する BP が計測する流率 q との関係式(3-1)を簡略的に記すと，以下の通りとなる．

$$Q = q - uK \quad (3-7)$$

さらに，式(3-3)の両辺を q により微分すると，以下の通りとなる．

$$\frac{dQ}{dq} = 1 - u \frac{dK}{dq} \quad (3-8)$$

一方で，forward wave speed が v ，backward wave speed が $-w$ である図 3-3 のような区分線形 FD を仮定すると，BP が計測する流率の変分 dq と密度の変分 dK の関係は以下の通りとなる．

$$dq = \begin{cases} (u + v)dK & \dots\dots\dots \text{free flow} \\ (u - w)dK & \dots\dots\dots \text{jam flow} \end{cases} \quad (3-9)$$

さらに，式(3-7)の両辺を dK により除すると，以下の通りとなる．

$$\frac{dQ}{dK} = \begin{cases} \frac{1}{u+v} & \dots\dots\dots \text{free flow} \\ \frac{1}{u-w} & \dots\dots\dots \text{jam flow} \end{cases} \quad (3-10)$$

そして，式(3-8)の右辺に式(3-10)を代入すると， $\frac{dQ}{dq}$ は以下の様に整理される．

$$\frac{dQ}{dq} = \begin{cases} \frac{v}{u+v} \cdots \cdots \text{free flow} \\ \frac{-w}{u-w} \cdots \cdots \text{jam flow} \end{cases} \quad (3-11)$$

式(3-11)から分かるように、図 3-3 に示す様な区分線形の fundamental diagram が所与である時、 $v=60\text{km/h}$ 、 $w=15\text{km/h}$ において、 $u=30\text{km/h}\sim 60\text{km/h}$ の範囲の値をとる時、*free flow* の状況においては、 $\frac{dQ}{dq}$ は u と v により規定され、 $1/3 < \frac{dQ}{dq} < 1/2$ の範囲の値をとる。また、*jam flow* の状況においては、 $\frac{dQ}{dq}$ は u と w により規定され、 $-1/2 < \frac{dQ}{dq} < -1/4$ の範囲の値をとる。

3.4.2 BP の観測誤差が突発事象の検出に及ぼす影響

ここまでの整理を踏まえ、BP の観測誤差 dq が突発事象を検出する時に及ぼす影響について考察する。

(1) a 点の検出について

はじめに、突発事象情報を検出するアルゴリズムでは、BP が時刻位置 a に到達後、BP は区間 oa に対する区間 ab での流率と密度の変化を検知することで、上流側で少なくとも何かが生じていることを把握する。

この時、 a の下流側が自由流、上流側も自由流である場合、式(3-11)より、BP が計測する流率 q は、定点観測者の流率 Q の $(u+w)/v$ 倍で観測される。

一方で、 a の下流側が渋滞流、上流側が自由流である場合、 q は Q の $-(u-w)/w$ 倍で観測することができるため、自由流領域よりも渋滞流領域で突発事象が発生する場合の方が、 a 点を検出しやすいと考えられる。

但し、いずれの場合であっても、 a 点における流率 q の変化が、BP の観測誤差 dq 相当である場合は、 a 点の検出が困難となる可能性を有する。

(2) b 点の検出について

アルゴリズムでは、BP が時刻位置 b に到達、BP は突発事象発生位置 x_0 を検出するとしている。この時、時刻位置 b では自由流領域から渋滞流領域に遷移することから、 b 点における流率 q の変化は、BP の観測誤差 dq よりも相当に大きいと考えられ、 b 点の検出は a の点の検出よりも困難でないと考えられる。

3.5 Forward プローブに対する Backward プローブの優位性

本節では、突発事象の検出に関して、既往のセンシングデータである Forward プローブ (FP) に対し、本研究で提案する Backward プローブ (BP) の優位性について整理する。なお、ここで Forward プローブとは、車載の GPS 機器により自車両の時刻位置を記録するものを指す。

(1) ボトルネック交通容量 Q_0 の推定について

FP でも、三角形の FD を仮定することにより、渋滞流の場合は、速度から流率を推定することが可能である。但し、自由流の場合は流率を推定することはできない。一方、BP は流率を直接計測することが可能であることから、ボトルネック交通容量 Q_0 を推定する際に BP は優位であると言える。

また、これは区間途中の流出入交通の差分を推定する際においても同様のことが言える。

(2) 突発事象発生時刻 t_0 の検出について

FP を利用する場合、複数のプローブ車両軌跡から速度の変曲点同士を結び、これより衝撃波を推定することで、発生時刻 t_0 を検出するため、少なくとも 2 台分の FP データが必要となることから、時間遅れが生じる可能性を有する (BP を利用しても同様の検出は可能)。また、FP の走行軌跡の変曲点は、計測対象方向のローカルな交通状態に左右されやすく、これを結ぶ衝撃波の推定結果も不安定な結果となりやすい。

一方で、BP は 1 台分の情報で推定可能であること、発生地点の下流側における流率変化 (a 点) からも推定可能であることから、FP を用いた推定よりも時間遅れが小さくなると考えられる。また、BP は対向車線より観測するため、原則的に計測対象方向の交通状態の影響を受けずに計測することが可能である。

また、交通流モニタリング一般について、BPの優位性について着目すると、3.1節で説明した通り、BPによって、対向車線を走行する車両の累積台数をBPの走行軌跡に沿って計測することが可能である。これを、Kinematic wave理論の効率的求解手法であるVariational Theoryの境界条件として適用すると、車両感知器データを用いなくとも、BPの軌跡1本だけで一定領域内の交通状態を推定することが可能である。このことは、Forwardプローブの走行軌跡を境界条件として用いる場合、区間端の車両感知器データも併せて境界条件として必要であることに対し、BPの優位性の一つであると言える。これらに関しては、本研究の関連論文であるTakenouchiら(2019)に詳しい。

さらに、当該論文では、BPデータの確率的変動が交通状態の推定結果に及ぼす影響を分析するため、境界条件の車両累積高さが確率変動すると考え、これらの境界条件を経由する経路の累積高さの最小値の確率分布について定式化しているので参考にされたい。なお、当該の最小値分布は互いの変動に相関があるため、解析的に求めることは困難であることから、Clark近似を用い累積交通量の期待値と標準偏差を算出する手順について記述している。

3章の参考文献

- 1) Takenouchi, A., Kawai, K. and Kuwahara, M., Traffic State Estimation and its Sensitivity utilizing Measurements from the Opposite Lane, Transportation Research Part C, Available online June 2019.

第4章 状態空間モデルの定式化

本章では、第3章で説明した Backward プローブ (BP) から検出した突発事象情報を用いて、交通容量 Q_{max} をフィルタリングしながら交通流モニタリングを行う状態空間モデルの定式化を行う。

本来、プローブ車両より取得されるセンシングデータは、スパース性を有しており、未観測である時空間領域に関して、交通流モデルで補間推計する手法がこれまで研究されてきた。但し、既往手法は、交通流モデルの与条件である Fundamental diagram(FD)を、通常時の交通状況に基づいて設定するため、突発事象等が生じた時の推計精度には課題を有する。よって本研究は、上記課題を解決するために、BP データを用いて、突発事象下の道路区間特性（交通容量など）の変化を考慮した交通モニタリング手法を構築することを目的としている。

なお3章では、BP を用いて、区間途中の流出入交通や突発事象に関する情報を検出できることを示した。この突発事象情報からは、位置 x_0 において突発事象が発生し、開始時刻 t_0 から終了時刻 t_1 まで、当該位置における交通容量 Q^{max} がボトルネック交通容量 Q_0 と等しいことがわかる。但し、BP のセンシング情報は、基本的に観測誤差を含んでおり、そのまま情報を扱うには問題を有することから、観測誤差を考慮して、交通容量 Q^{max} を推定する必要がある。

よって、本研究では、状態空間モデルの枠組みを用いることで、交通流モデルが有するシステムノイズと、センシングデータが有する観測ノイズを確率的に考慮し、流出入交通の差分や突発事象発生位置の交通容量 Q^{max} を、交通状態（交通密度 k ）と同時に推定する手法を提案する。

なお、本章で定式化する状態空間モデルは、交通密度 k を状態変数とし、システムモデル（交通流モデル）により推計される交通密度 k について、FP や BP より観測される交通密度 \hat{k} によりフィルタリングし、事後分布を求めるものであるが、交

通密度 k を推定すると共に、突発事象発生位置 x_0 における FD パラメータ Q^{max} も同時に推定する。

具体には、BP を用いて検出した突発事象情報に基づき、突発事象発生位置 x_0 において、検出したボトルネック交通容量 Q_0 を観測値 \hat{Q}_{max} として与え、突発事象開始時刻 t_0 から終了時刻 t_1 まで FD パラメータ Q^{max} のフィルタリングを行うものである（図 4-1 参照）。なお、3.3 節で説明した通り、BP による計測流率 q は移動平均により算出することから、 Q^{max} をフィルタリングする時空間領域については、移動平均区間が x_0 、 t_0 、 t_1 の推定に及ぼす影響を考慮し、周辺の一定範囲を含めるものとする（図 4-1 参照）。

なお、状態空間モデルの定式化にあたっては、途中流出入交通量の差分については IO パラメータ $R(t)$ 、交通容量 Q^{max} については FD パラメータ $\theta(t)$ として扱っている。

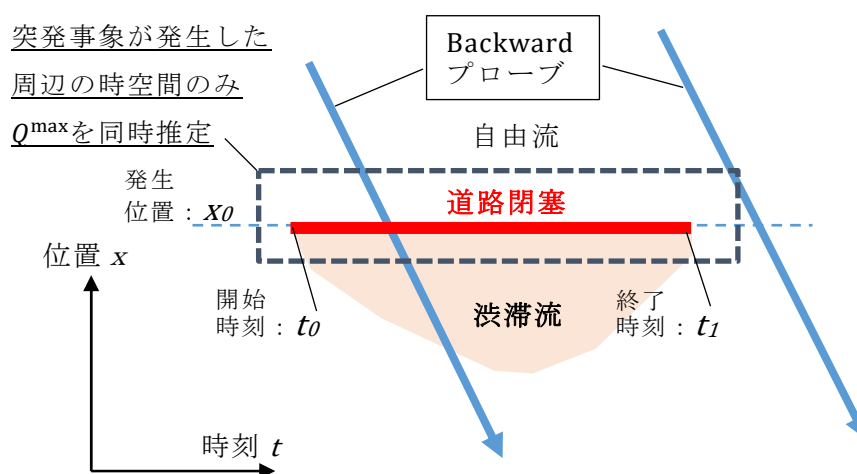


図 4-1 FD パラメータ (Q^{max}) をフィルタリングする時空間領域

本章の構成を述べる。4.1 節では、状態空間モデルの定式化において対象とする時空間の離散化について記述する。4.2 節では、システムモデルに使用する交通流モデルの表現について記述する。4.3 節では、Forward プローブや Backward プローブにより観測される交通状態の表現について記述する。4.4 節では、前節までの

定式化を踏まえた状態空間モデルの表現について記述する。4.5 節では、状態空間モデルを拡張し、状態量（交通密度）とパラメーター（流出入交通量や交通容量）との同時推定について記述する。

4.1 時空間の離散化

本章で対象とする道路ネットワークは、1方向のシングルネットワークである。

ここでは、Time-Space 空間を、時間軸は Δt 、空間軸は Δx ごとの微小セルに分割し、離散化した時間を $t=1,2, \dots, T$ とし、離散化した空間を進行方向順に、 $i=1,2, \dots, C$ とする。なお、セルの長さ Δx は Δt における最大移動距離より小さくなくてはならないため、 $\Delta t \leq \Delta x/v_i$ for $\forall i$ となる。

下流側セルの集合 i は $C_d(i)$ で示され、上流側セルの集合は $C_u(i)$ で示される。また、セル i には、次の属性を持つ独自の区分線形 fundamental diagram (FD) $\phi_i(t) = (v_i(t), w_i(t), Q_i^{max}(t))$ が付与される(図 4-2 参照)。

$v_i(t)$ = セル i の時刻 t における forward wave speed,

$w_i(t)$ = セル i の時刻 t における backward wave speed,

$Q_i^{max}(t)$ = セル i の時刻 t における最大流率

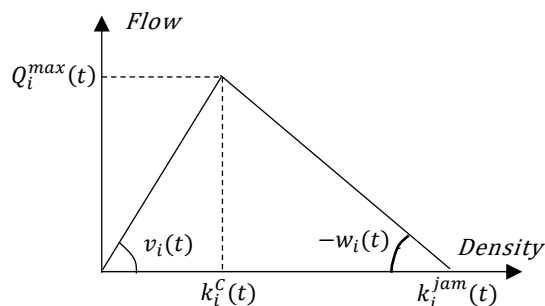


図 4-2 区分線形の fundamental diagram

4.2 交通流モデル

状態空間モデルの状態変数はセル密度であり、時刻 t のセル i について、セル密度のベクトルは次のように定義される。

$$\begin{aligned}
 K(t) &= k_i(t) \text{ for } \forall i, t. \text{ を要素とするセル密度ベクトル} \\
 &= (k_1(t), k_2(t), \dots, k_i(t), \dots, k_c(t))^t \\
 k_i(t) &= \text{時刻 } t \text{ におけるセル } i \text{ の車両密度 for } \forall i, t
 \end{aligned} \tag{4-1}$$

また、セル間にフローを導入することにより、セル i でのフロー保存は次のように説明される。

$$k_i(t+1) = k_i(t) + (\sum_m x_{mi}(t) - \sum_j x_{ij}(t) + r_i(t)) \cdot \Delta t / \Delta x, \quad \forall i, t, \tag{4-2}$$

ここで、

$x_{ij}(t)$ = 時刻 t におけるセル i から j に移動する流量 for $\forall i, j, t$,

$r_i(t)$ = 時刻 t におけるセル i での流入流出流量 for $\forall i, t$,

この $r_i(t)$ は、入口のセルで発生した需要、または時間 t において中間ランプのセル i で流入/流出する流量のいずれかを表す。なお、フロー保存則はすべてのセルでいつでも満たさなければならないため、時刻 $t+1$ での目的地の密度 $k_i(t+1)$ は、セル間のフローの場合、以前の密度 $k_i(t)$ から推定される。また、 $x_{ij}(t)$ は時刻 t で評価される。なお、交通流の評価は、Kinematic wave 理論に基づいてセル間の流れを決定する CTM によって実行可能であり、密度の関数形式を意味する式(4-3)のように関数として記述できる（付録参照）。

$$k_i(t+1) = k_i * (K_i(t)). \tag{4-3}$$

4.3 観測される交通状態

4.3.1 Forward プローブ車両により観測されるセル密度

Forward プローブ車両データは、車両の位置（緯度と経度）を数秒ごとに通知する。したがって、2つの連続する車両位置と時間間隔から、軌跡に沿って車両速度を測定できる。2つ以上のプローブ車両が時刻 t にセルを通過する場合、それらの平均速度がセル i の車両速度 $\hat{v}_i(t)$ の測定に使用される。各セル i は独自の fundamental diagram を有するため、密度 $\hat{k}_i(t)$ は、式(4-4)のように、 $\phi_i(t)$ と計測車両速度 $\hat{v}_i(t)$ から推定される（図 4-3 参照）。 $\hat{v}_i(t)$ が forward wave 速度 v_i より小さい場合、計測された密度 $\hat{k}_i(t)$ は、fundamental diagram $\phi_i(t)$ から次のように推定される。ただし、速度 $\hat{v}_i(t)$ は、fundamental diagram を使用して、自由流領域のセル密度を一意に決定できないため、ここでは、自由流セル密度は、単に臨界密度の半分（ $= k_i^c/2$ ）と見なすものとする。

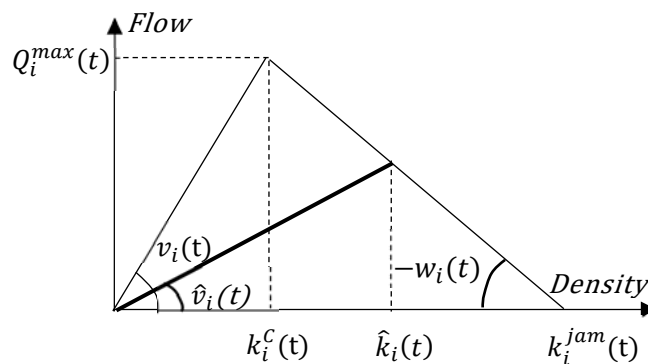


図 4-3 観測車両密度

$$\hat{k}_i(t) = \begin{cases} k_i^c/2, & \hat{v}_i \geq v_i \\ \frac{k_i^{jam}}{1+\hat{v}_i/w_i}, & \hat{v}_i < v_i \end{cases}, \quad (4-4)$$

ここで、

$$k_i^c = \text{セル}i\text{の臨界密度} = Q_i^{max}/v_i$$

$$k_i^{jam} = \text{セル}i\text{のジャム密度} = \left(\frac{Q_i^{max}}{v_i} + \frac{Q_i^{max}}{w_i} \right)$$

$$\hat{k}_i(t) = \text{観測された時刻}t\text{におけるセル}i\text{の車両密度 for } \forall i, t$$

4.3.2 Backward プローブにより観測されるセル密度及び交通流率

「3.2 Backward プローブ軌跡上の交通状態推定」で記述したように、Backward プローブは対向車線を通過するセルの密度、流率、速度を計測可能である。

$\hat{k}_i(t)$ = 観測された時刻 t におけるセル i の車両密度 *for* $\forall i, t$

$\hat{x}_i(t)$ = 観測された時刻 t におけるセル i の交通流率 *for* $\forall i, t$

なお、Backward プローブによって計測されたセル密度は、Forward プローブによるセル密度よりも優先されることに注意する必要がある。

4.4 状態空間モデルの構築

交通流モデルとセンシングデータにより観測された交通状態のデータ同化においては、次に示すシステムモデル、観測モデルを連立させた状態空間モデル ($t=1, \dots, T$)を考える。

式(4-4)は、完全には信頼できないため、システムノイズ $\varepsilon(t)$ が式(4-3)に追加される。

$$k_i(t) = k_i * (K_I(t-1) + \varepsilon_K^s(t)), \quad \text{for } \forall i, t, \quad (4-5)$$

ここで、 $\varepsilon_K^s(t) = (\varepsilon_{K1}^s(t), \varepsilon_{K2}^s(t), \dots, \varepsilon_{Ki}^s(t), \dots, \varepsilon_{Kc}^s(t))^t$.

$\varepsilon_{Ki}^s(t)$ は、 $k_i(t)$ の確率的変動を表すシステムノイズである。また、 $\varepsilon_{Ki}^s(t)$ は独自の確率密度関数を有する確率変数である。

上記のシステムモデルは、次の観測モデルと組み合わせられる。

$$\hat{k}_i(t) = k_i(t) + \varepsilon_{Ki}^m(t), \forall i, t \quad (4-6)$$

式 (4-6) は、測定されたセル密度 $\widehat{K}(t)$ には、フローモデル式 (4-5) によって推定されたセル密度周辺の確率的ノイズ $\varepsilon_{K_i}^m(t)$ を有することを意味する。

式 (4-5) と式 (4-6) のシステムモデルと観測モデルは、両方とも $K(t)$ の関数になるため、ベクトル形式で簡潔に記述できる。

$$K(t) = f(K(t-1) + \varepsilon_K^s(t)), \quad (4-7)$$

$$\widehat{K}(t) = K(t) + \varepsilon_K^m(t), \quad (4-8)$$

ここで、

$$f(K(t-1)) = (k_1 * (K(t-1) + \varepsilon_K^s(t)), k_2 * (K(t-1) + \varepsilon_K^s(t)), \dots, k_c * (K(t-1) + \varepsilon_K^s(t)))^t \quad (4-9)$$

$$\widehat{K}(t) = (\widehat{k}_1(t), \widehat{k}_2(t), \dots, \widehat{k}_c(t))^t, \quad \varepsilon_K^m(t) = (\varepsilon_{K_1}^m(t), \varepsilon_{K_2}^m(t), \dots, \varepsilon_{K_c}^m(t))^t$$

システムモデルに含まれる Fundamental diagram パラメータ (FD パラメータ) と、全ての $r_i(t)$ のパラメータ (IO パラメータ) が所与である場合、上記の状態空間モデルは標準形式であり、フィルター処理されたセル密度は、シーケンシャルベイジアンフィルター法によって取得できる。

4.5 モデルパラメーターのキャリブレーション

突発事象が発生している間、FD パラメータは通常の状態から変化する。ここでは、システムモデルに含まれる $v_i(t)$, $w_i(t)$, $Q_i^{max}(t)$ の FD パラメータのうち、wave 速度 $v_i(t)$ および $w_i(t)$ は一定であると想定すると、 $Q_i^{max}(t)$ のみ突発事象の影響を受ける。

なお、3.3 節で説明した通り、BP が検出する突発事象情報からは、位置 x_0 において突発事象が発生し、開始時刻 t_0 から終了時刻 t_1 まで、当該位置における交通容

量 $Q_i^{max}(t)$ が推定したボトルネック交通容量 Q_0 と等しいことがわかっている。

但し、基本的に、Backwardプローブ車両によって観測される $\hat{Q}_i^{max}(t)$ には観測ノイズを含んでいる。従って、単に観測値を使用する代わりに、突発事象が発生した周辺の時空間で $Q_i^{max}(t)$ を、キャリブレーションする必要がある。

具体には、BPを用いて検出した突発事象情報に基づき、突発事象発生位置 x_0 において、推定したボトルネック交通容量 Q_0 を観測値 $\hat{Q}_i^{max}(t)$ として与え、突発事象開始時刻 t_0 から終了時刻 t_1 までFDパラメータ $Q_i^{max}(t)$ のフィルタリングを行うものである（図4-1参照）。

なお、 $Q_i^{max}(t)$ は、ランダム誤差が加わりながら時間的に変動すると仮定すると、システムモデルは以下の通りに記述できる。

$$Q_i^{max}(t) = Q_i^{max}(t-1) + \varepsilon_{\theta i}^s(t), \forall i, t$$

ここで、 $\varepsilon_{\theta i}^s(t) = Q_i^{max}(t)$ のシステムノイズ

また、上記のシステムモデルは次の観測モデルと組み合わせられる。

$$\hat{Q}_i^{max}(t) = Q_i^{max}(t) + \varepsilon_{\theta i}^m(t), \forall i, t$$

ここで、 $\varepsilon_{\theta i}^m(t) = \hat{Q}_i^{max}(t)$ の観測ノイズ

また、IOパラメータ $r_i(t)$ についても状態空間モデルの中でキャリブレーションする必要がある。なお、 $r_i(t)$ についても $Q_i^{max}(t)$ と同様に仮定し、システムモデル及び観測モデルを以下の通りに設定する。

$$r_i(t) = r_i(t-1) + \varepsilon_{Ri}^s(t), \forall i, t$$

ここで、 $\varepsilon_{Ri}^s(t) = r_i(t)$ のシステムノイズ

$$\hat{r}_i(t) = r_i(t) + \varepsilon_{Ri}^m(t), \forall i, t$$

ここで、 $\varepsilon_{Ri}^m(t) = \hat{r}_i(t)$ の観測ノイズ

パラメータのキャリブレーションには、自己組織化状態空間モデル（Kitagawa (1998)）を使用する。これは、上記で説明した標準状態空間モデルと同じ構造を持つが、以下に示すように FD および IO パラメータを含むように状態変数を拡張する。

$$X(t) = \begin{pmatrix} K(t) \\ \theta(t) \\ R(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(K(t-1) + \varepsilon_K^s(t)) \\ \theta(t-1) + \varepsilon_\theta^s(t) \\ R(t-1) + \varepsilon_R^s(t) \end{pmatrix} = f(X(t-1) + \varepsilon^s(t)), \text{ for } \forall t, \quad (4-10)$$

$$Y(t) = \begin{pmatrix} \hat{K}(t) \\ \hat{\theta}(t) \\ \hat{R}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} K(t) + \varepsilon_K^m(t) \\ \theta(t) + \varepsilon_\theta^m(t) \\ R(t) + \varepsilon_R^m(t) \end{pmatrix} = X(t) + \varepsilon^m(t), \text{ for } \forall t, \quad (4-11)$$

ここで,

$\theta(t)$ = FD パラメータ $Q_i^{max}(t)$ のベクトル, *for* $\forall i, t$,

$R(t)$ = IO パラメータ $r_i(t)$ のベクトル, *for* $\forall i, t$,

$\varepsilon_K^s(t), \varepsilon_\theta^s(t), \varepsilon_R^s(t)$ = $K(t), \theta(t), R(t)$ のシステムノイズ

$\varepsilon_K^m(t), \varepsilon_\theta^m(t), \varepsilon_R^m(t)$ = $\hat{K}(t), \hat{\theta}(t), \hat{R}(t)$ の観測ノイズ

$\varepsilon^s(t) = (\varepsilon_K^s(t), \varepsilon_\theta^s(t), \varepsilon_R^s(t))^t$, $\varepsilon^m(t) = (\varepsilon_K^m(t), \varepsilon_\theta^m(t), \varepsilon_R^m(t))^t$

上記のように、状態変数 $X(t)$ にはセル密度 $K(t)$ 、FD パラメータ $\theta(t)$ 、IO パラメータ $R(t)$ が含まれている。また、観測値 $Y(t)$ には、Forward および Backward プロブ車両による観測密度 $\hat{K}(t)$ だけでなく、Backward プロブ車両によって測定される FD パラメータ $\hat{\theta}(t)$ 、及び IO パラメータ $\hat{R}(t)$ も含まれる。

$\tilde{f}(\cdot)$ の関数形式は CTM で最小操作を行う線形ではないため、カルマンフィルター処理は使用できないが、フィルター処理される状態変数 $X(t) = (K(t), \theta(t), R(t))^t$ の評価には粒子フィルター処理が使用される。

第5章 提案手法の有効性の検証

本章では、前章までにおいて提案手法の有効性について検証する。本章では、区間途中の流出入交通や突発事象が発生した仮想の交通状態をシミュレーションにより生成し、これを真値として、モデルによる推定値との比較を行うことで提案手法の有効性を検証する。

ここで、5.1 節では、比較対象の真値として、区間途中の流出入交通や突発事象による道路閉塞が発生する仮想の交通状況をシミュレーションにより生成し、これに提案手法を適用、推計値と比較する。5.2 節では、湖西道路（国道 161 号）の観測データに提案手法を適用し、途中流出入交通情報を考慮した交通モニタリングに関し、提案手法の有効性を検証する。

5.1 仮想交通状況への適用

本節では、比較対象の真値として、区間途中の流出入交通や突発事象による道路閉塞が発生する仮想の交通状況をシミュレーションにより生成し、これに提案手法を適用、推計値と比較することで、提案手法の有効性を検証する。

5.1.1 突発事象発生時の交通容量変化への対応

(1) 適用対象とする仮想交通状況の概要

1) 仮想交通状況の生成

提案された方法を検証するために、図 5-1 に示す単純なネットワーク上で、真とする仮想の交通状況をする。対象とするネットワークは、全長は 10 km である

が、最初の区間 9 km(ON)と最後の区間 1 km(ND)は、表 5-1 に示す通り異なる区分線形の fundamental diagram を有している。両区間は、Forward wave speed が $v = 60 \text{ km / hour}$ 、Backward wave speed が $w = -15 \text{ km / hour}$ と等しいが、交通容量はそれぞれ 2,400 veh / hour と 1,800 veh / hour と異なる。

また、出発地 O から目的地 D への交通需要は、表 5-2 に示すように一様に生成される。シミュレーション時間 120 分間のうち、最初の 40 分間の交通需要は 2,200 veh / hour であり、これは最後の 1 km 区間の容量 1,800 veh / hour を超える。

さらに、7 km の地点 (M) で開始 20 分後から 80 分までの間に事故が発生するものとし、事故現場の交通容量は 1,600 veh / hour に低減すると仮定する。

なお、本章では、最後の 1km 区間(ND)の交通容量を 2,400 veh / hour として、自由流領域において事故が生じた場合を Case1、交通容量を 1,800 veh / hour として、渋滞流領域において事故が生じた場合を Case2 と設定し、以降の検証を行う。

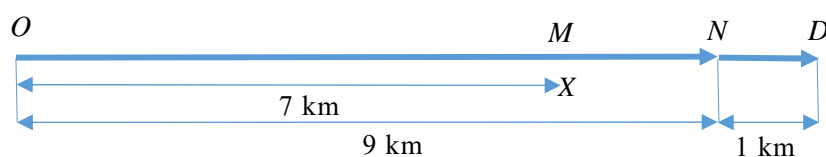


図 5-1 対象道路ネットワーク

表 5-1 交通シミュレーション条件

Item		Value
Simulation time span		120 min
FD	q_{\max} : Saturation flow rate	N→D Case1 : 2,400 veh/hour Case2 : 1,800 veh/hour
		O→N 2,400 veh/hour
	v: Forward wave speed	60 km/hour
	w: Backward wave speed	15 km/hour

表 5-2 交通需要発生条件

Origin→ Destination	Time zone (min)		
	0-40	40-80	80-120
O→D	2,200 veh/hour	1,800 veh/hour	1,200 veh/hour

2) 仮想交通状況の生成結果

比較対象とする真の交通状況を生成するために、fundamental diagram で定義された速度-間隔の関係に基づいて、1秒のスキャン間隔で各車両が前進する簡単なシミュレーションを採用した。

はじめに、Case1 の交通状況の生成結果を図 5-2 に示す。図 5-2 は、Time-Space 上における、シミュレーションにより生成した順方向車両の移動軌跡を示している。これによると、事故により位置 M を先頭に渋滞が成長する。これを「渋滞 M」と呼ぶ。事故期間中、渋滞 M からの排出流率は 1,600 veh /hour であり、渋滞 M は事故処理後も残存する。

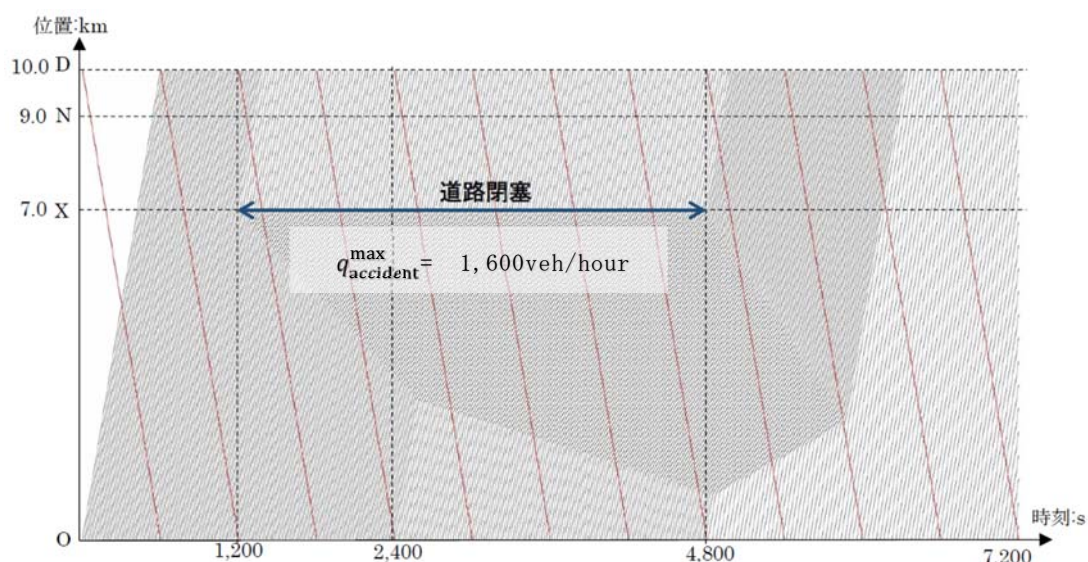


図 5-2 真とする交通状況 (Case1 : 自由流領域で事故発生)

次に、Case2 の交通状況の生成結果を図 5-3 に示す。これによると、最後の 1km の区間 (ND) の容量 (1,800 veh /hour) を超える需要 (2,200 veh /hour) により、ノード N から最初の 20 分間に渋滞が延伸する。この渋滞を「渋滞 N」と呼ぶこととする。その後、事故により、別の渋滞が位置 M から成長する。これは「渋滞 M」と呼ぶ。事故期間中、渋滞 M からの排出流率は 1,600 veh /hour であり、渋滞 N の排出流率 (1,800 veh /hour) よりも低いため、渋滞 N は縮小する。最後に、80 分後から渋滞 N が再び大きくなり、渋滞 M は事故処理後も残存する。

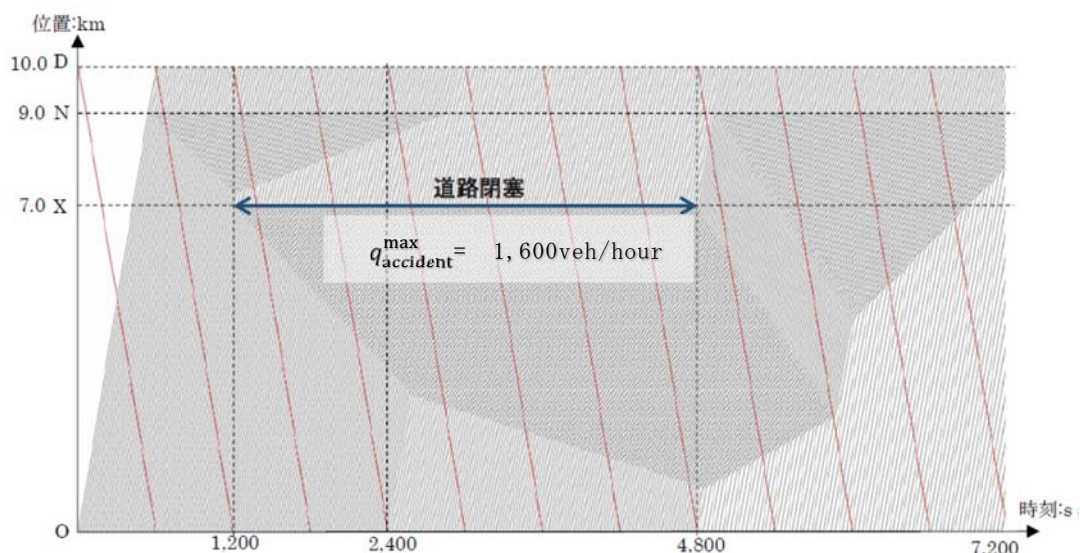


図 5-3 真とする交通状況 (Case2 : 渋滞流領域で事故発生)

3) 仮想の Backward プローブの生成

図 5-2, 図 5-3 の赤い線に示すように, 対向車線において D 地点を起点として, O 地点に向けて仮想の Backward プローブ車両が 10 分ごとに生成される. Backward プローブ車両は, $u = 60 \text{ km / hour}$ の自由流速度で移動し, 対向車線の順方向車両とすれ違った時の時刻と位置に関する情報を取得する.

(2) 突発事象情報の検出

前項において生成した仮想交通状況に対して, Backward プローブデータ (BP) より観測したデータに基づき, 突発事象情報を検出する. なお, 本研究において突発事象情報とは, a) 突発事象の開始時刻, 終了時刻, b) 突発事象の発生日点, c) ボトルネック地点 (突発事象発生日点) の交通容量を指すものである.

1) Case1 : 自由流領域で突発事象が生じた場合

Case1 において真とする交通状況を Time-Space 上で表現したものを図 5-4 に再掲する. 図中の赤い軌跡は BP の移動軌跡を示しており, シミュレーション時間 (120min) 中, 10min 間隔で計 12 台走行している. BP と道路閉塞期間との関係を整理すると, 12 台の BP 車両のうち, 道路閉塞が開始 ($t_0 = 1,200 \text{ sec}$) して最初

に事故地点 x （地点 o から7km地点）を観測するBPは3台目であり、以降4台目から8台目が道路閉塞期間中に事故地点を観測する。なお、道路閉塞が終了（ $t_1=4,800\text{sec}$ ）して最初に事故地点を観測するBPは9台目となる。

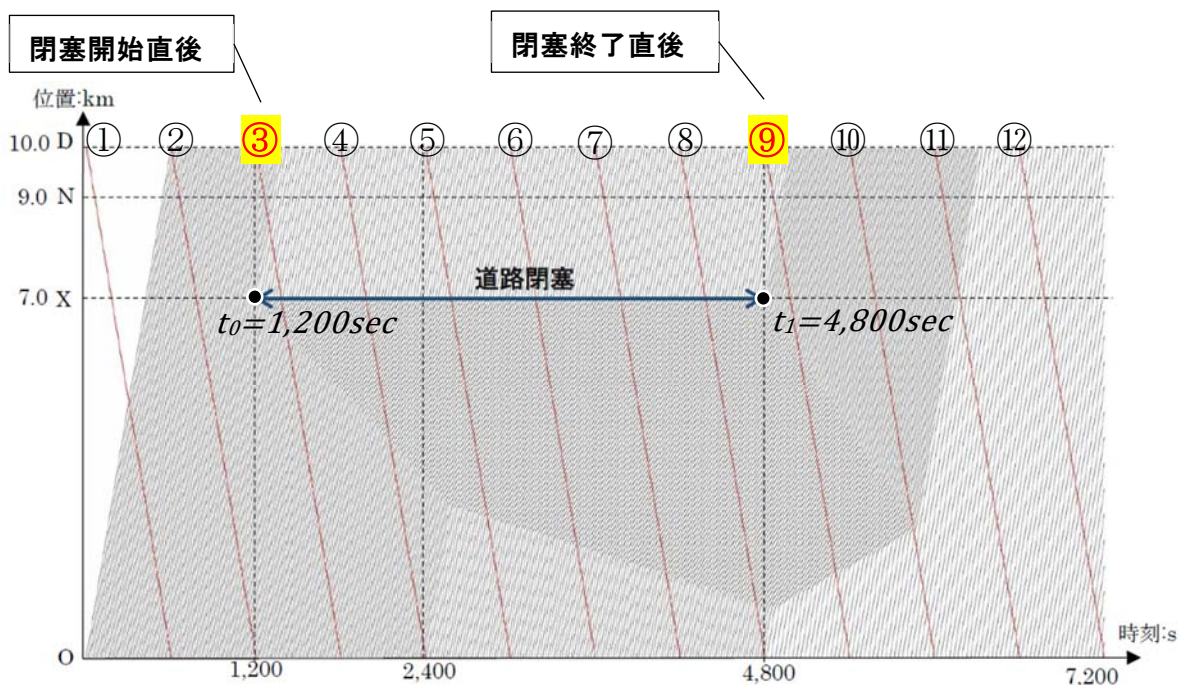


図 5-4 (再掲) 真とする交通状況 (Case1: 自由流領域で事故発生)

また、Case1の交通状況を生成する際に仮定した fundamental diagram (FD) を図 5-5 に示す。パラメータ設定は表 5-1 に示した通りであるが、この時、臨界密度 K_c は 40veh/km 、ジャム密度 K_{jam} は 200veh/km と計算される。

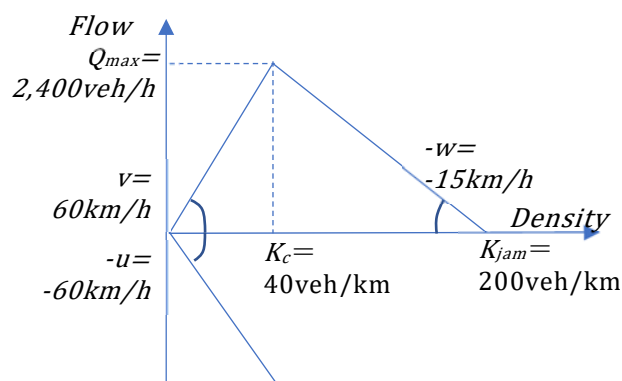


図 5-5 Case1 (自由流領域で事故発生) の FD 条件

次に、閉塞開始直後に事故地点を観測する3台目のBPに着目し、突発事象発生位置 x_0 、開始時刻 t_0 、ボトルネック交通容量 Q_0 を検知する過程について、BP観測データに基づいて説明する(図5-6参照)。なお、図5-6は、横軸に地点Dを起点にした時のBPの走行位置、縦軸にBPにより計測される定点流率と交通密度を示している。

これによると、3台目のBPが時刻位置a ($t_a=1,290s, x_a=8,500m$)に到達後、BPは区間oaの計測流率 $Q_{oa}=2,200veh/hour$ に対して、区間abでは流率 $Q_{ab}=1,600veh/hour$ を計測し、流率の変化を検知する。

この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が生じている場合、区間oaが自由流、区間abが自由流である時、突発事象の開始時刻 t_0 は、時刻位置aから上流側に傾き $v=60km/hour$ を描いた線上に存在することが推察される。

続いてBPは時刻位置b ($t_b=1,380s, x_b=7,000m$)に到達、BPは対向車線側の事故を発見し、突発事象発生位置 $x_0 = 7km$ を検出する。この時点で、傾き v の線分と発生位置 x_0 との交点を求め、突発事象開始時刻 $t_0=1,200sec$ を検出する。

その後、計測した交通密度より、区間abが自由流、区間bcが渋滞流と判定された一方で、区間abと区間bcの計測流率が $Q_{ab}=Q_{bc}=1,600veh/hour$ と一定の値であることから、ボトルネック交通容量 Q_0 は $1,600veh/hour$ と推定される。

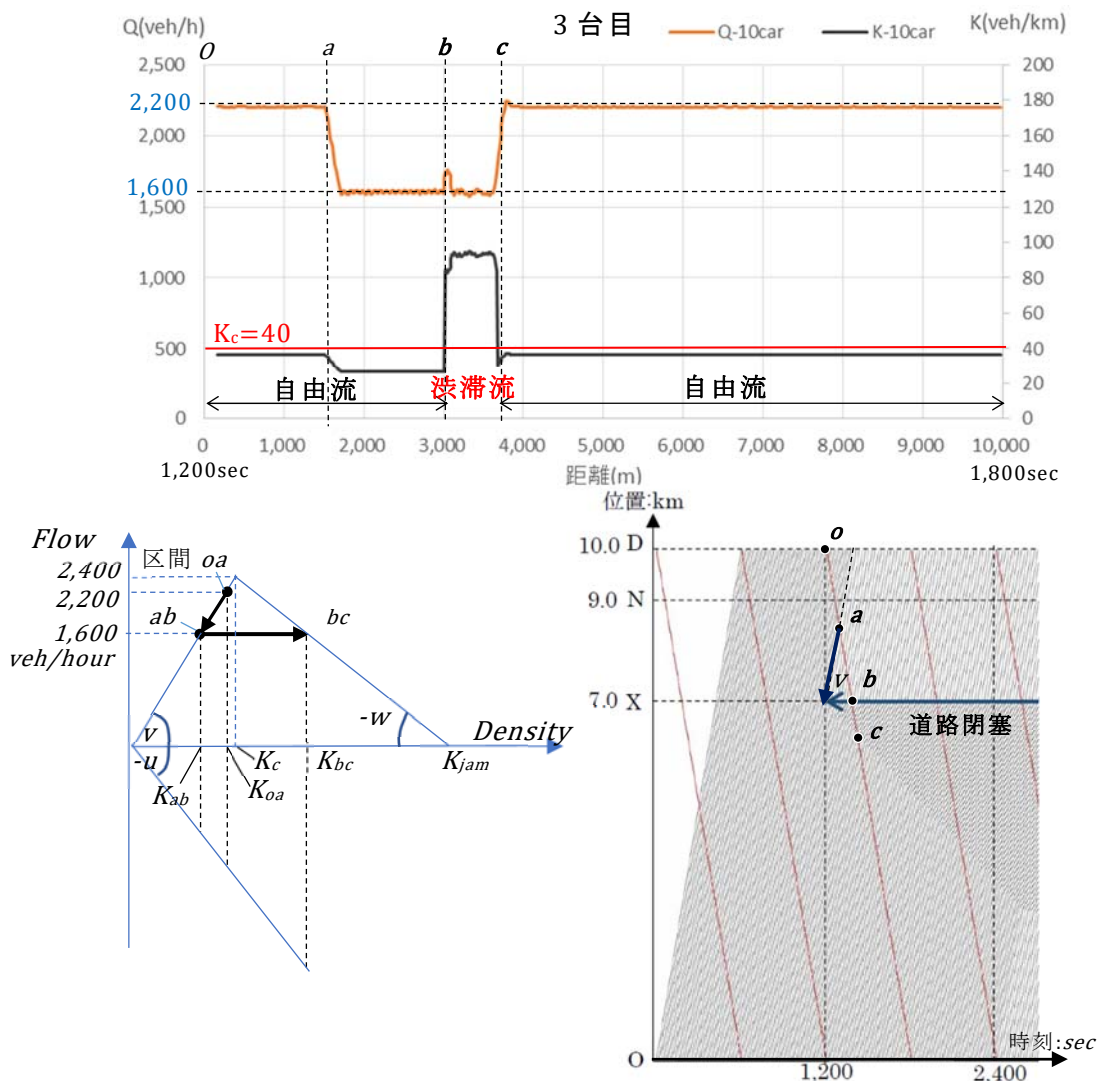


図 5-6 3 台目 BP により観測される定点流率と交通密度

続いて、閉塞終了直後に事故地点を観測する 9 台目の BP に着目し、突発事象終了時刻 t_1 を検知する過程について説明する (図 5-7 参照)。

9 台目の BP が時刻位置 d ($t_d=4,890s, x_d=8,500m$) に到達、区間 od の計測流率 $Q_{de} = 2,400veh/hour$ に対して、区間 de では流率 $Q_{de}=1,600veh/hour$ を計測し、流率の変化を検知する。この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が終了している場合、区間 od 及び区間 de がいずれも自由流の場合、時刻位置 d から上流側に傾き v の線を描くと、この線上に突発事象終了時刻 t_1 が存在することが想定される。続いて、傾き v の線分と既知である突発事象発生位置 $x_0=7.0km$ との交点より、終了時刻 $t_1=4,800sec$ を検出す

る (図 5-7 参照).

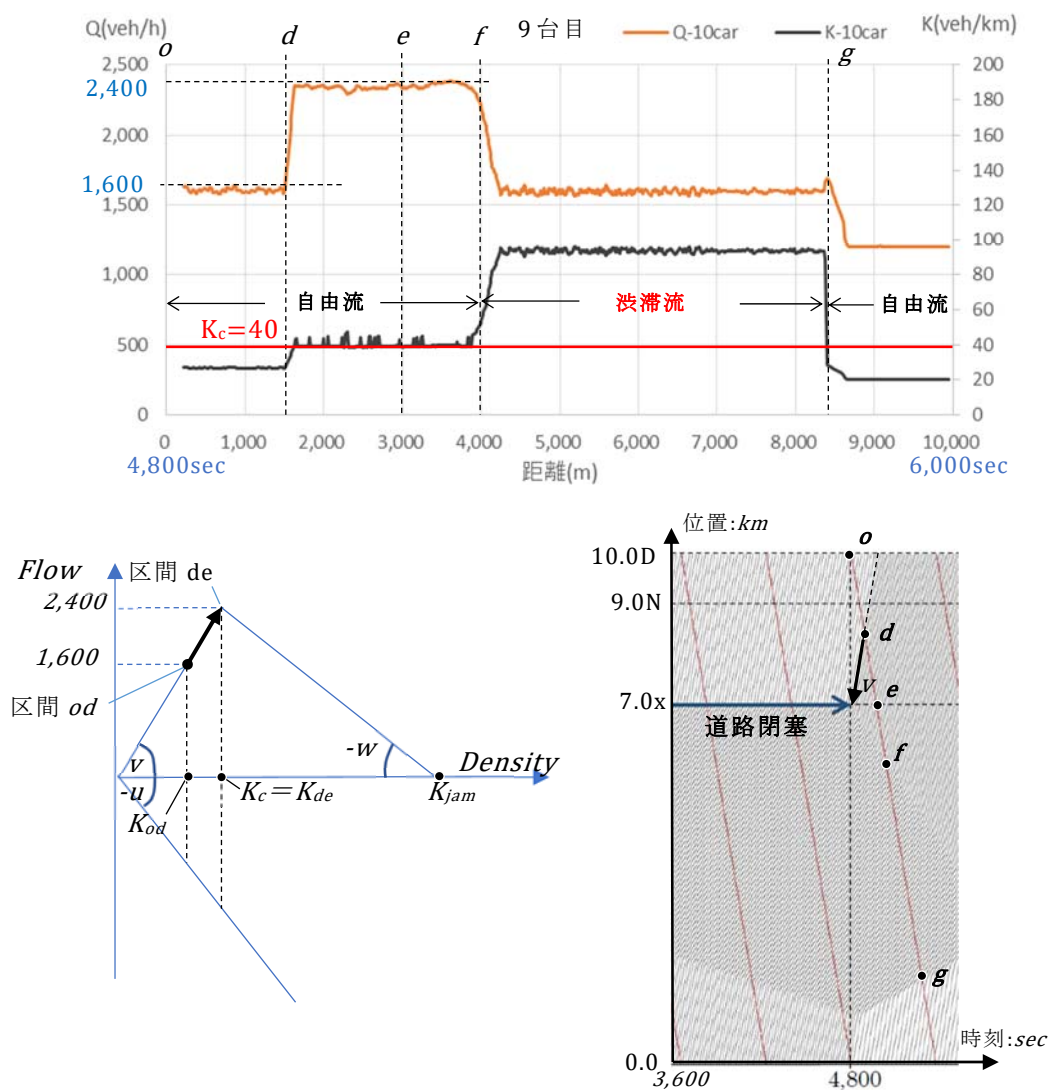


図 5-7 9 台目 BP による計測流率と交通密度(CASE1)

2) 渋滞流領域で突発事象が生じた場合 (Case2)

Case2 (渋滞流領域で事故発生) において真とする交通状況を Time-Space 上で表現したものを図 5-8 に再掲する. BP と道路閉塞期間との関係を整理すると, Case1 と同様に, 道路閉塞が開始して最初に事故地点 x を観測する BP は 3 台目であり,以降 4 台目から 8 台目が道路閉塞期間中に事故地点を観測する. そして, 道路閉塞が終了して最初に事故地点を観測する BP は 9 台目となる.

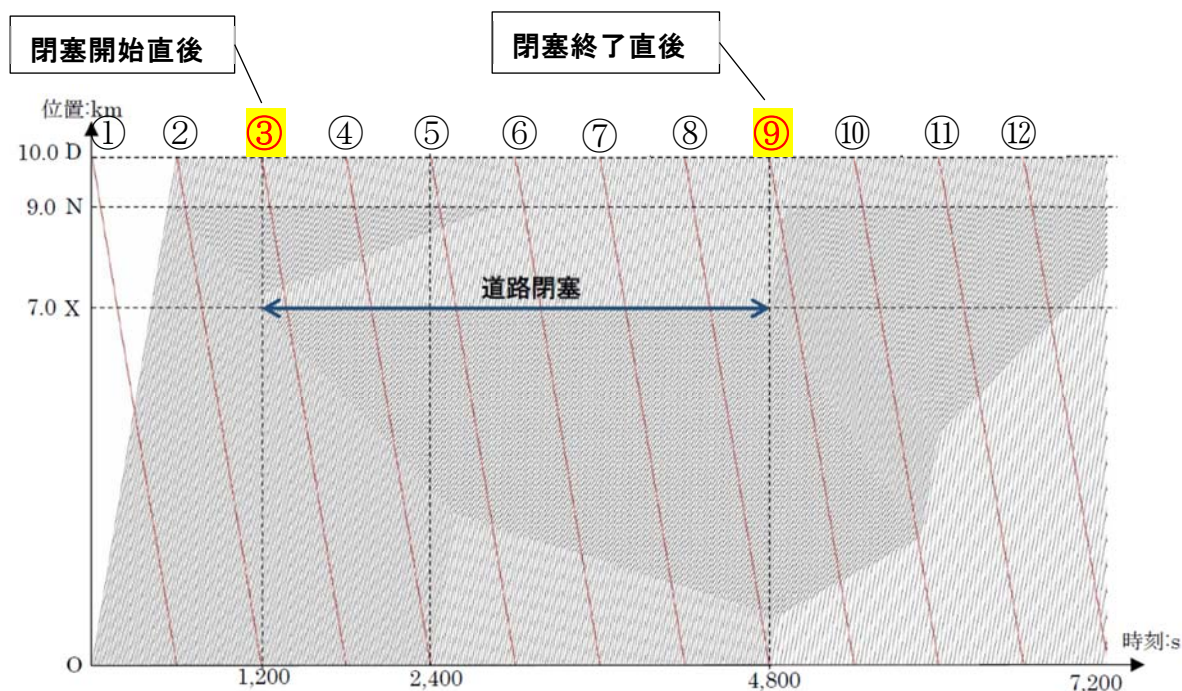


図 5-8 渋滞流領域で突発事象が生じた交通状況(CASE2)

次に、Case2 の交通状況を生成する際に仮定した fundamental diagram (FD) を図 5-9 に示す。パラメータ設定は表 5-1 に示した通りであるが、地点 0 から最初の 9km 区間 (区間 i) と最後の 1km 区間 (区間 ii) で設定が異なる。この時、区間 i の臨界密度 K_c は 40veh/km, ジャム密度 K_{jam} は 200veh/km, 区間 ii の臨界密度 K_c は 30veh/km, ジャム密度 K_{jam} は 150veh/km と計算される。

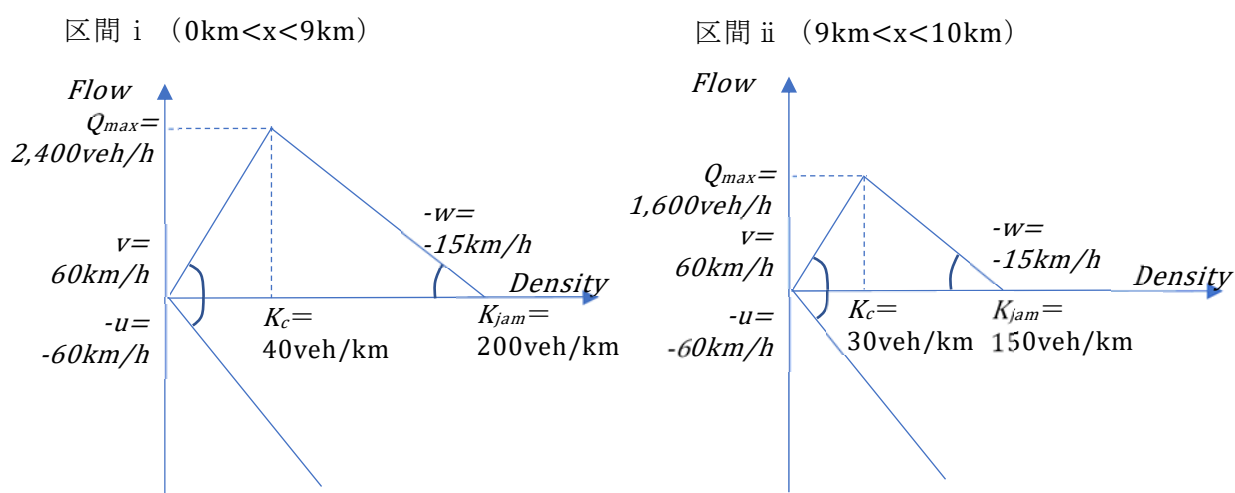


図 5-9 Case2 (渋滞流領域で事故発生) の FD 条件

次に、閉塞開始直後に事故地点を観測する3台目のBPに着目し、突発事象発生位置 x_0 、開始時刻 t_0 、ボトルネック交通容量 Q_0 を検知する過程について、BP観測データに基づいて説明する(図5-10参照)。なお、図5-10は、横軸に地点Dを起点にした時のBPの走行位置、縦軸にBPにより計測される定点流率と交通密度を示している。

これによると、3台目のBPが時刻位置a($t_a=1,354\text{sec}$, $x_a=7.423\text{km}$)に到達後、BPは区間o'aの計測流率 $Q_{o'a}=1,800\text{veh/hour}$ に対して、区間abでは流率 $Q_{ab}=1,600\text{veh/hour}$ を計測し、流率の変化を検知する。

この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が生じている場合、区間oaが渋滞流、区間abが自由流である時、突発事象の開始時刻 t_0 が存在する範囲は、時刻位置aから上流側に傾き v_1 (下流側の渋滞流領域と自由流領域の境界波速度)を描いた線分と、 v を描いた線分の中に存在することが推察される。

続いてBPは時刻位置b($t_b=1,380\text{sec}$, $x_b=7.0\text{km}$)に到達、BPは対向車線側の事故を発見し、突発事象発生位置 $x_0=7.0\text{km}$ を検出する。この時点で、傾き $v_1=3.77\text{km/hour}=(1,800-1,600)/(80.0-26.9)$ と $v=60.0\text{km/hour}$ の2本の線分と発生位置 x_0 との交点より、突発事象開始時刻 t_0 が取り得る範囲($950\text{sec}<t_0<1,329\text{sec}$)を検出する。

その後、計測した交通密度より、区間abが自由流、区間bcが渋滞流と判定された一方で、区間abと区間bcの計測流率が $Q_{ab}=Q_{bc}=1,600\text{veh/hour}$ と一定の値であることから、ボトルネック交通容量 Q_0 は $1,600\text{veh/hour}$ と推定される。

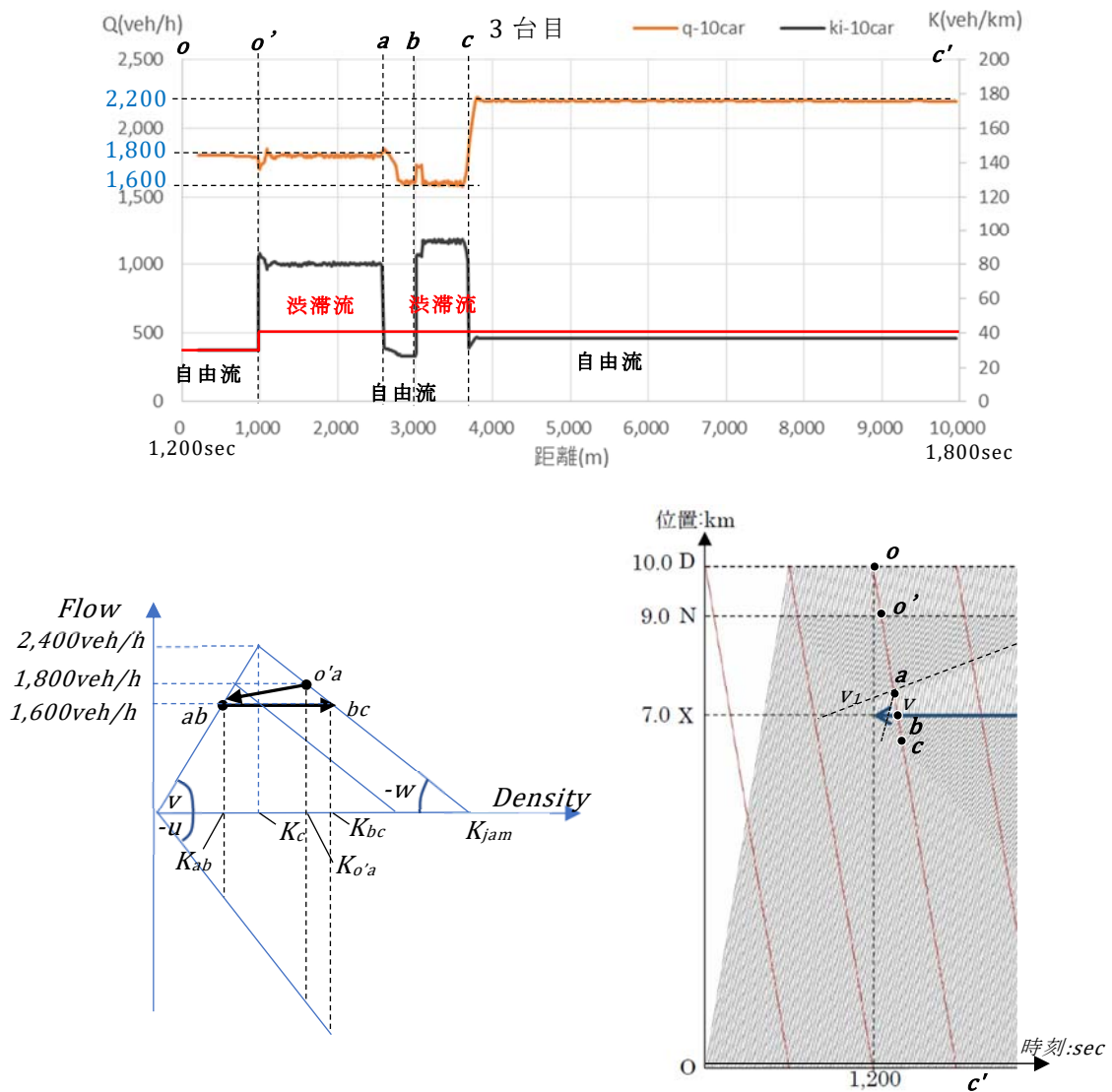


図 5-10 3 台目 BP による計測流率と交通密度(CASE2)

続いて、閉塞終了直後に事故地点を観測する 9 台目の BP に着目し、突発事象終了時刻 t_1 を検知する過程について説明する (図 5-11 参照)。

9 台目の BP が時刻位置 d ($t_d=4,890\text{sec}, x_d=8.5\text{km}$) に到達、区間 od の計測流率 $Q_{od} = 1,600\text{veh/hour}$ に対して、区間 de では流率 $Q_{de}=2,400\text{veh/hour}$ を計測し、流率の変化を検知する。この時、上流側で少なくとも何かが生じていることが想定される。ここで、上流側で突発事象が終了している場合、区間 od 及び区間 de がいずれも自由流の場合、時刻位置 d から上流側に傾き v の線を描くと、この線上

に突発事象終了時刻 t_1 が存在することが想定される。続いて、傾き v の線分と既知である突発事象発生位置 $x_0=7.0\text{km}$ との交点より、終了時刻 $t_1=4,800\text{sec}$ を検出する(図 5-11 参照)。

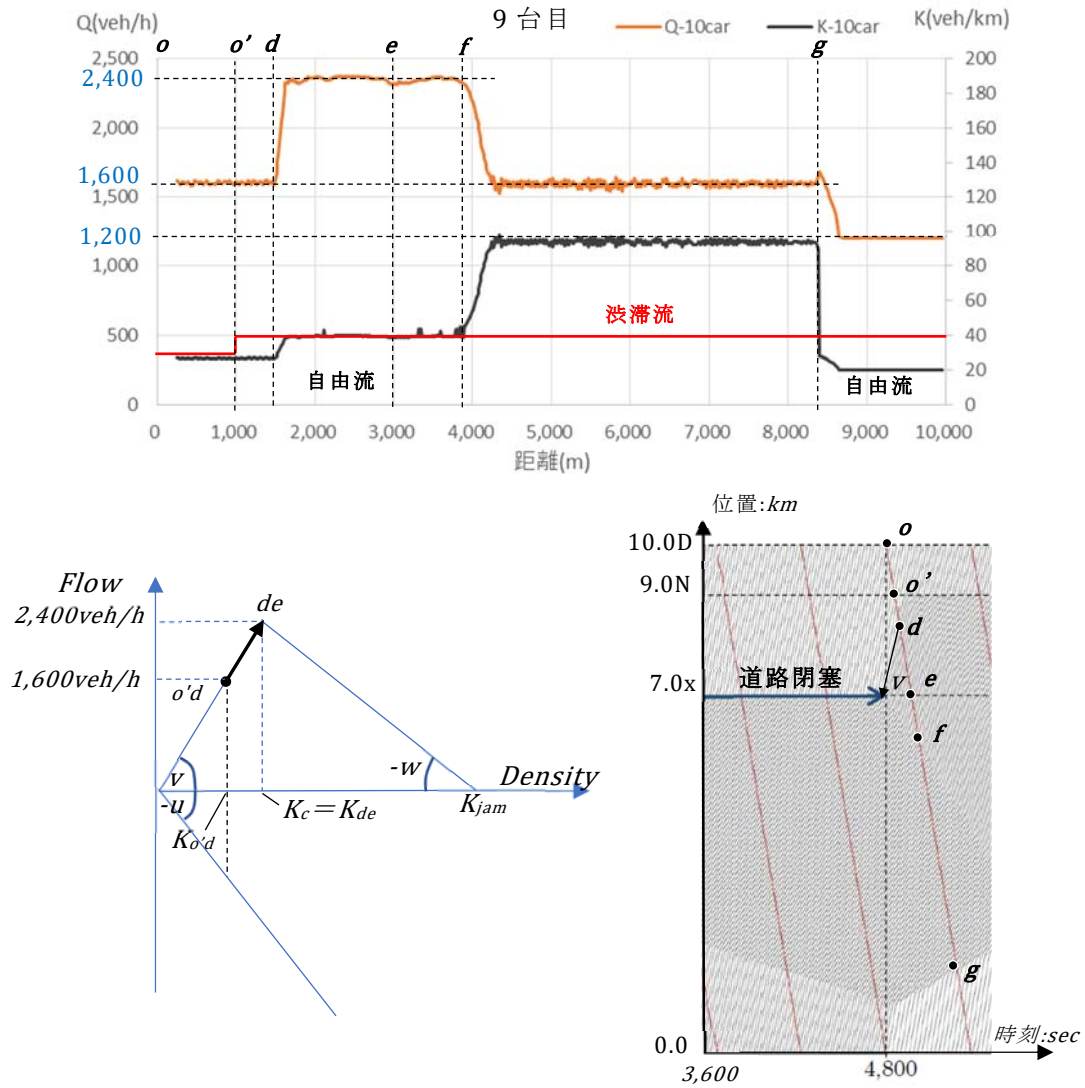


図 5-11 9 台目 BP による計測流率と交通密度(CASE2)

(3) 突発事象情報を考慮した交通流モニタリング

前項において生成した真の交通状態に対し、4章で構築した状態空間モデルを適用し、Backwardプローブ等による観測値に基づいて、状態変数（交通密度 k ）と突発事象発生位置周辺のFDパラメータ（交通容量 Q^{max} ）とを同時推定しながら、交通流モニタリングを行う。

なお、本研究では、状態空間モデルのノイズ分布にいずれも正規分布を仮定しているが、システムモデルが非線形であることを考慮し、状態空間モデルのフィルタリング手法にはパーティクルフィルタを採用した。

1) 状態空間モデルの計算条件

① 各種交通センサーより得られる情報

交通流の逐次モニタリングを行うにあたり、各種交通センサーのデータ取得条件と取得可能な観測値の内容を以下に示す。

a) Backward プローブ (BP) より得られる観測値

- ・ BP は 10 分に 1 台の間隔で地点 D を出発し、対向車線においてすれ違う車両の時刻と位置を記録する。
- ・ BP からは、当該車両の移動軌跡上の流率 Q 、交通密度 k 、速度 v が観測値として得られる。
- ・ 上記観測値の変動から、突発事象に関する情報（発生位置 x_0 、発生時刻 t_0 、終了時刻 t_1 、ボトルネック交通容量 Q_0 ）が推定される。

b) Forward プローブ (FP) より得られる観測値

- ・ FP は走行車両 350 台に 1 台の割合で地点 O を出発し、当該車両の時刻と位置と走行速度を記録する。
- ・ FP からは当該車両の移動軌跡上の交通流率 Q 、交通密度 k 、速度 v が観測値

として得られる（交通流率 Q は渋滞領域のみ観測可能）。

c) 車両感知器より得られる観測値

- ・地点 O （区間端）を通過する全ての車両について，通過時刻を記録する。
- ・車両感知器からは地点 O の交通流率が観測値として得られる。

② FD パラメータ（交通容量 Q^{max} ）のフィルタリング

本研究で提案する状態空間モデルでは，状態変数（交通密度 K ）と共にパラメータ（交通容量 Q^{max} ）を同時に推定する。

交通流モニタリングの目的上，突発事象による交通容量の変化を反映させたい区間は突発事象の発生位置であり，これについては，BP データから，突発事象発生位置 x_0 として推定可能である。

本試算では，交通容量 Q^{max} のフィルタリングを行う区間として，事故地点 M を含むセルと前後 1 セル分の計 3 セル分の 150m を対象とした。

なお，フィルタリング対象区間の距離設定について，正確には，3.3 節に示した通り，BP の計測流率 q を算出する際の移動平均区間の取り方が， x_0 の検出に与える影響を考慮する必要があるが，本試算においては，所与の値として設定した。

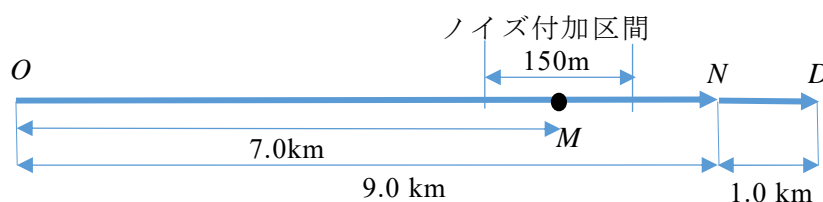


図 5-12 交通容量 Q^{max} のフィルタリング対象区間

なお，交通容量 Q^{max} の決定要因としては，道路幅員や縦断勾配などの道路線形要素が支配的であることから，通常時において大きな時間変動はないものと仮定する。よって，交通容量 Q^{max} のフィルタリングを行う期間は，突発事象が発生している時間帯のみを対象とし，それ以外の時間帯は Q^{max} の初期値をそのまま与える。

ることとした。

なお、突発事象が発生している時間帯は、BP データから、突発事象開始時刻 t_0 及び終了時刻 t_1 として推定可能である。

これらを踏まえ、本試算では、FD パラメータ（交通容量 Q^{max} ）のフィルタリングを次の通り行う。

- BP データから、突発事象発生位置 x_0 、開始時刻 t_0 及び終了時刻 t_1 、ボトルネック交通容量 Q_0 が推定される。
- 事故発生地点 x_0 の近傍 150m 区間において、突発事象開始時刻 t_0 から終了時刻 t_1 において、ノイズを付加した Q^{max} のフィルタリングを行う。
- BP が事故発生地点 x_0 のボトルネック交通容量 Q_0 を推定した時、 Q_0 を事故発生地点の Q^{max} の観測値とし、次の BP の計測が行われるまで、この観測値を用いて Q^{max} のフィルタリングを每期行う。
- 事故地点における Q^{max} の変化は頻繁ではないと考えられるため、BP の計測が行われない期は、前回の観測値を用いる。

なお、交通状態の推定に用いた状態空間モデルのパラメータを表 5-3 に示す。

表 5-3 状態空間モデルのパラメータ設定

項目		設定値	備考	
タイムステップ : dt		3.0[s]	—	
セル長 : dx		50.0[m]	—	
パーティクル数 : p		500	—	
パラメータ設定 FD	Forward wave speed: v	60[km/h]	観測値による Q^{max} の更新は, 事故地点 M を含むセルと前後 1 セル分 (計 3 セル分 : 150m 区間) のみ実施	
	Backward wave speed: w	15[km/h]		
	交通容量 Q^{max}	0<x<9km 2,400[veh/hour] 9<x<10km Case1 : 2,400 [veh/hour] Case2 : 1,800 [veh/hour]		
ノイズ設定	システムノイズ	交通容量 std_q_s	1.0/sqrt(3,600) [veh/sec]	事故地点 M を含むセルと前後 1 セル分 (計 3 セル分) のみ実施
		交通密度 std_k_s	0.0/sqrt(1,000/dx) [veh/dx]	—
	観測ノイズ	交通容量 std_q_m	0.1 [veh/sec]	事故地点 M を含むセルと前後 1 セル分 (計 3 セル分) のみ実施
		交通密度 std_k_m	1.0/sqrt(1,000/dx) [veh/dx]	—

2) 計算結果

① 真値

推計結果の比較対象となる Case1 の真値（交通密度）をタイムスペース上に表したものを図 5-13 に示す。また、同様に Case2 の真値を図 5-14 に示す。なお、図中では、セルの着色が濃くなるほど、セル車両密度が高いことを意味する。

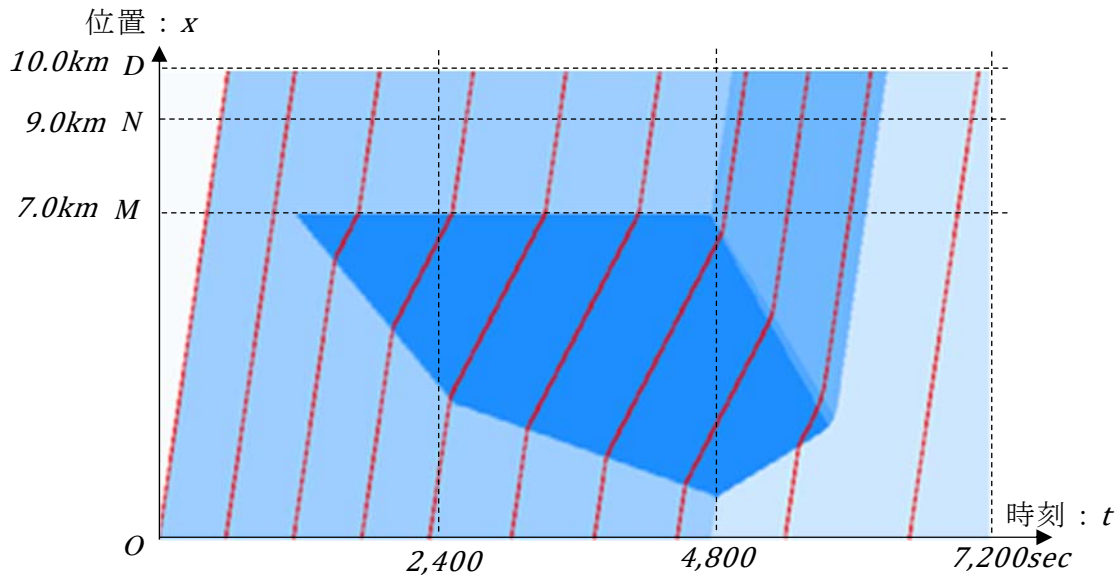


図 5-13 真とする交通状況（交通密度図）：Case1

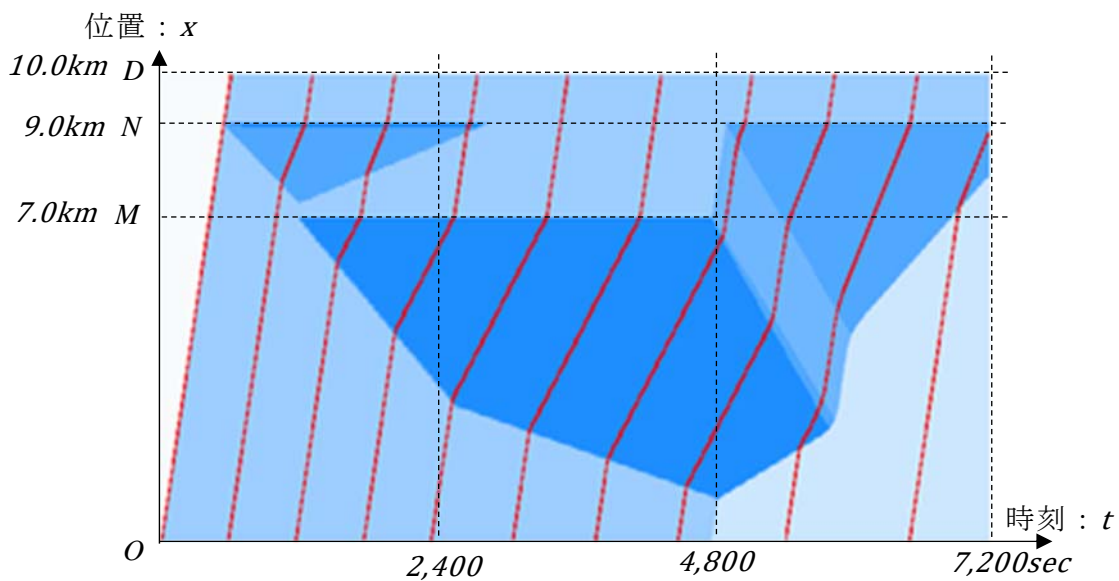


図 5-14 真とする交通状況（交通密度図）：Case2

② 推計値（基本ケース： t_0 , t_1 使用）

提案手法のシステム評価を行うため、複数の評価指標を設定した。

はじめに、同時刻・同位置のセルにおいて、真の交通状態と提案手法による推定結果を比較し、第1種過誤（実際には渋滞していないが、渋滞していると推定）の割合を示す偽陽性率、第2種過誤（実際には渋滞しているが、渋滞していないと推定）の割合を示す偽陰性率を、評価指標として設定した（表 5-4 参照）。なお、ここでは、車両密度が臨界密度 K_c を超え、渋滞流領域にある場合を渋滞、 K_c 以下の場合を非渋滞（自由流領域）としている

表 5-4 第1種過誤，第2種過誤の判定

		実際の状態	
		渋滞	非渋滞
推定結果	渋滞	真陽性	偽陽性 (渋滞しているという推定結果だが、実際には渋滞していない) 第一種過誤
	非渋滞	偽陰性 (実際には渋滞しているのに、推定できなかった) 第二種過誤	真陰性

次に、起点 O から終点 D までの旅行時間を評価指標として設定した。なお、旅行時間の計測にあたっては、観測データとして利用している 10 台の Forward プロローブ車両が起点 O を出発した同時刻に起点 O を出発する車両を仮定した。

a)Case1（自由流領域において突発事象が生じた場合）の推計結果

状態空間モデルによる Case1 の推計結果（交通密度）をタイムスペース上に表したものを図 5-15 に示す。なお、図中、タイムスペース上を交差する青色の線分は、観測値として用いた BP と FP の移動軌跡を示す。

これをみると、突発事象発生位置 M を起点とする渋滞の延伸、解消の状況についてほぼ再現していることが確認できる。なお、評価指標をみると、偽陽性率は 0.014、偽陰性率は 0.102 となっている。また、旅行時間をみても、真値との誤差はいずれも $\pm 10\%$ 以内に収まっていることがわかる（図 5-16 参照）。

真の交通状況を生成したシミュレーションと状態空間モデルにおいて、道路交通特性である FD を同一にしていること(突発事象発生地点 M を除く)や、試算上、取得する観測値は計測誤差を含んでいないことから、これらの差異は、実際の突発事象の発生・終了時刻と BP 車両により突発事象情報を検出した時刻のずれ、及び突発事象発生地点 M の交通容量 Q^{max} のボトルネック容量 Q_0 に対する追従の程度により生じると考えることができる。

次に、事故発生地点 M 周辺における交通容量 Q^{max} のフィルタリング結果を図 5-17 に示す。この場合、BP より突発事象開始時刻 t_0 を取得しているため、 Q^{max} について t_0 までフィルタリングは行われず、初期値 2,400veh/hour のまま推移する。 t_0 以降は、BP より観測される Q^{max} に基いたフィルタリングが行われ、 Q^{max} は 1,600 veh/hour 付近で推移する。そして終了時刻 t_1 以降、アルゴリズムに従い、フィルタリングを中止し、 Q^{max} は初期値である 2,400veh/hour に移行する。

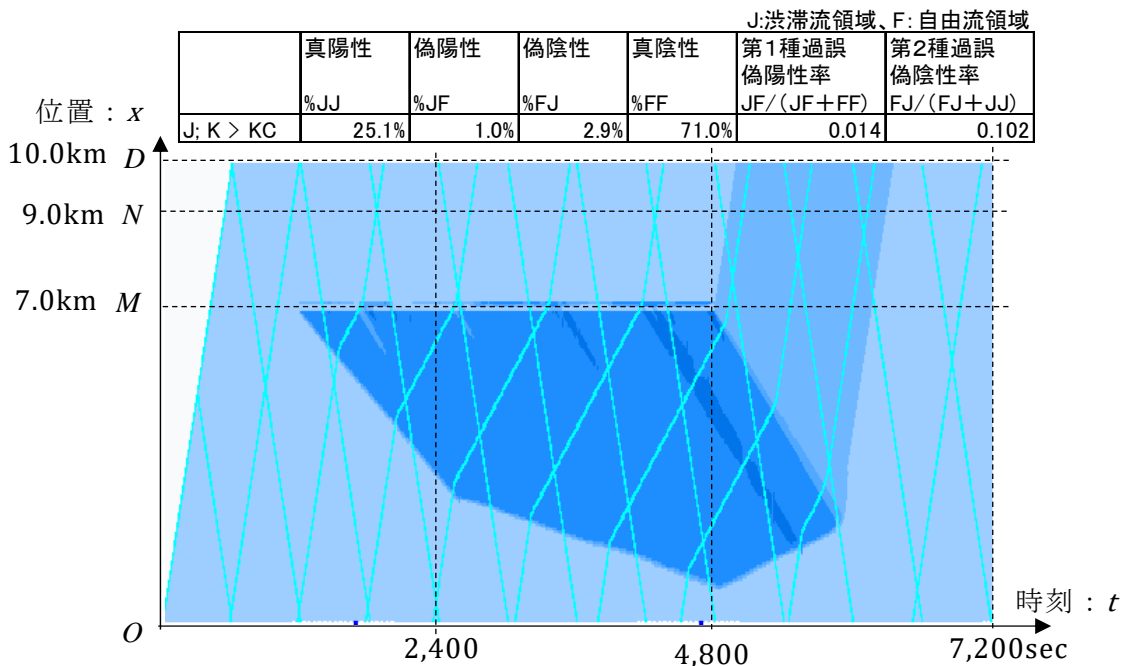


図 5-15 推計結果 (交通密度図) : Case1, t_0 , t_1 使用

FP_番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤差率	0.0%	0.0%	-1.6%	2.1%	3.6%	5.3%	5.2%	5.6%	8.3%	0.0%

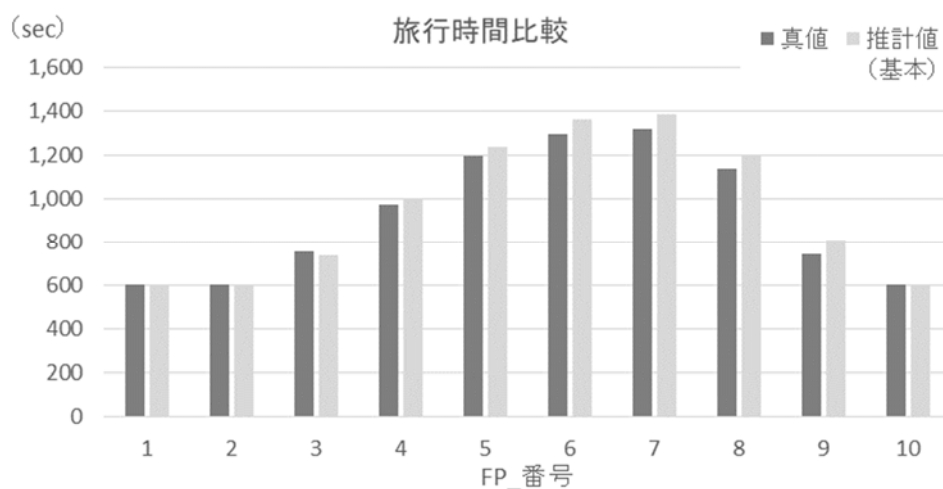


図 5-16 真値と推計値の旅行時間比較 : Case1, t_0 , t_1 使用

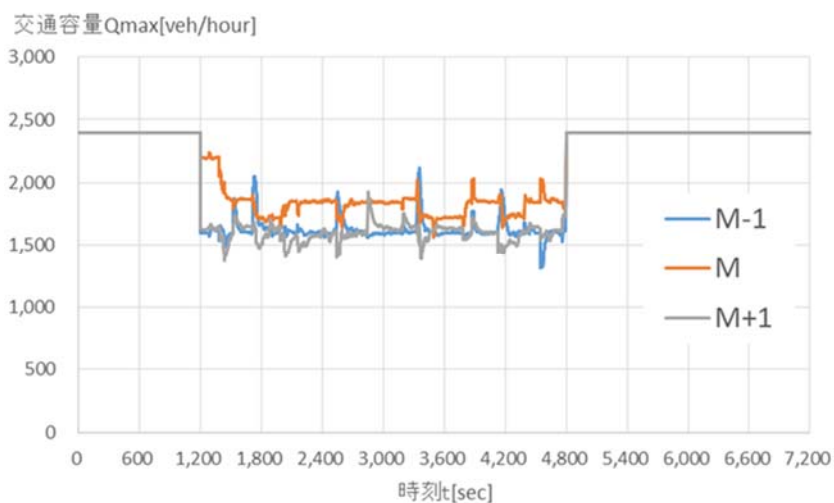


図 5-17 発生地点 M 周辺における交通容量の推計結果 : Case1, t_0 , t_1 使用

b)Case2（渋滞流領域において突発事象が生じた場合）の推計結果

同じく Case2 の推計結果（交通密度）を図 5-18 に示す．この結果もまた，突発事象発生位置 M を起点とする渋滞の延伸，解消の状況についてほぼ再現していることが確認できる．また，旅行時間をみても，真値との誤差はいずれも±10%以内に収まっていることがわかる（図 5-19 参照）．

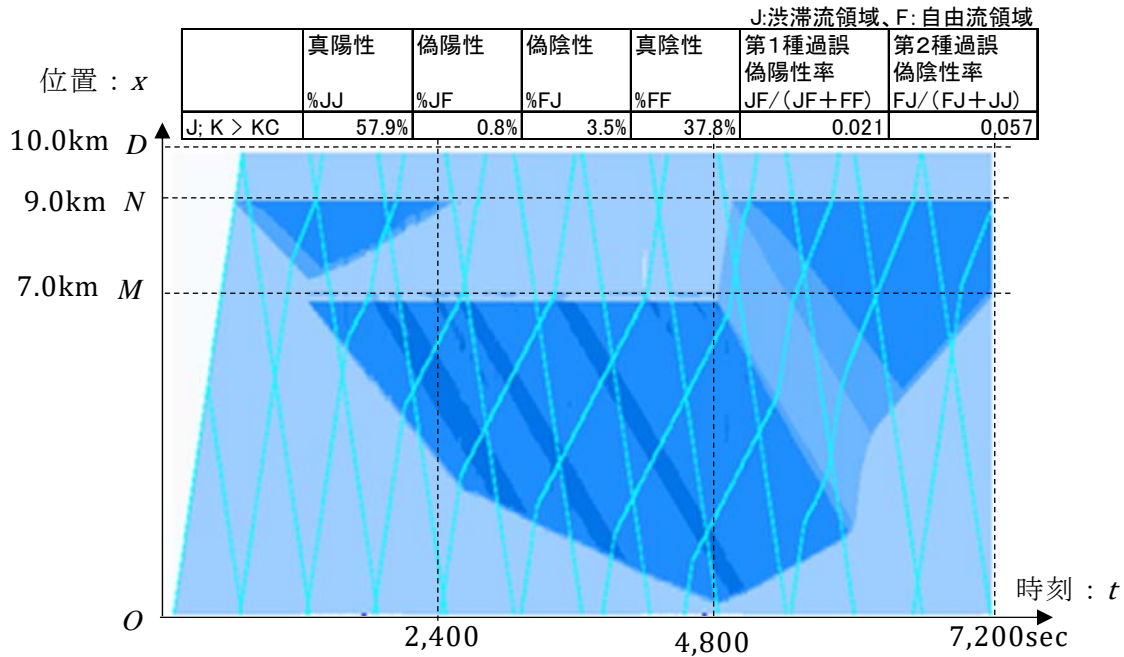


図 5-18 推計結果（交通密度図）：Case2, t_0 , t_1 使用

FP_番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤差率	0.0%	0.0%	-1.6%	-1.0%	2.3%	3.6%	4.1%	4.1%	4.6%	-

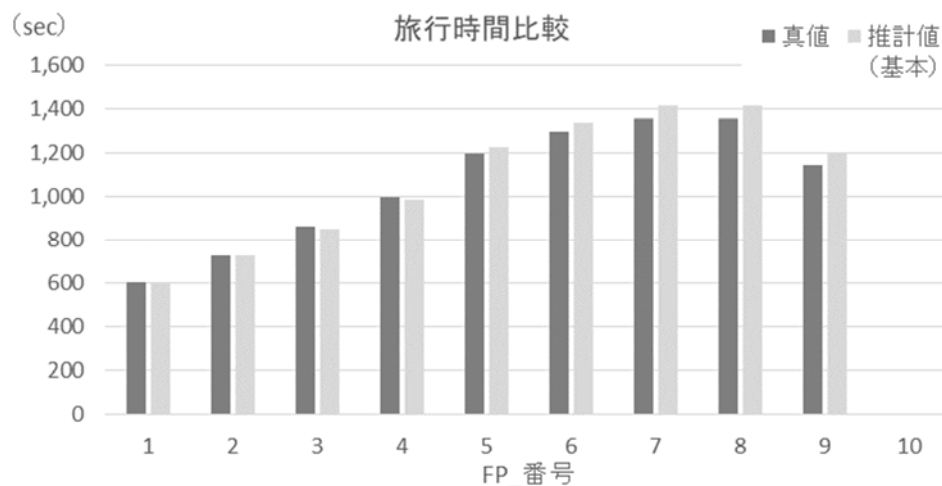


図 5-19 真値と推計値の旅行時間比較：Case2, t_0 , t_1 使用

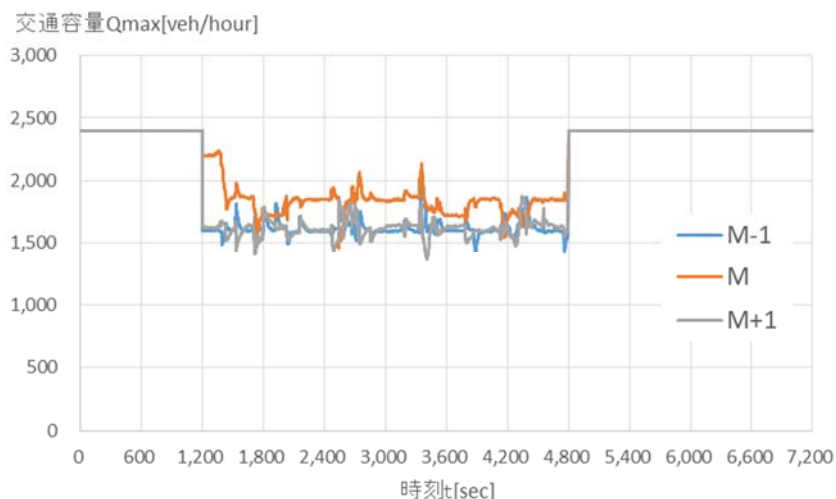


図 5-20 発生地点 M 周辺における交通容量の推計結果：Case2, t_0 , t_1 使用

③ 推計値（比較ケース： t_0 , t_1 不使用）

BP より取得する突発事象情報として，開始時刻 t_0 及び終了時刻 t_1 を使用せずに推計した結果について以下に説明する．

a)Case1（自由流領域において突発事象が生じた場合）の推計結果

Case1 の推計結果（交通密度）を図 5-21 に示す．これをみると，突発事象発生位置 M を起点とする渋滞の延伸，解消の状況について概ね再現していることが確認できる．なお，評価指標をみると，偽陽性率は 0.014，偽陰性率は 0.258 であり， t_0 及び t_1 を使用した場合と比べ，推計精度が低下している．また，旅行時間をも，真値との誤差率が 10 台のうち 2 台について $\pm 10\%$ を超えている．

次に，事故発生地点 M 付近における交通容量 Q^{max} のフィルタリング結果を図 5-22 に示す． Q^{max} の初期値は 2,400veh/hour であるが，3 台目の BP の観測値が得られた時点から Q^{max} はフィルタリングにより，ボトルネック容量 1,600 veh/hour に近づいていることが分かる．また，9 台目の BP の観測値が得られた時点から，通常時の交通容量 2,400veh/hour 付近に戻っており，これらのことから， Q^{max} がフィルタリングにより，真の交通容量に対して，概ね追従していることが確認された．

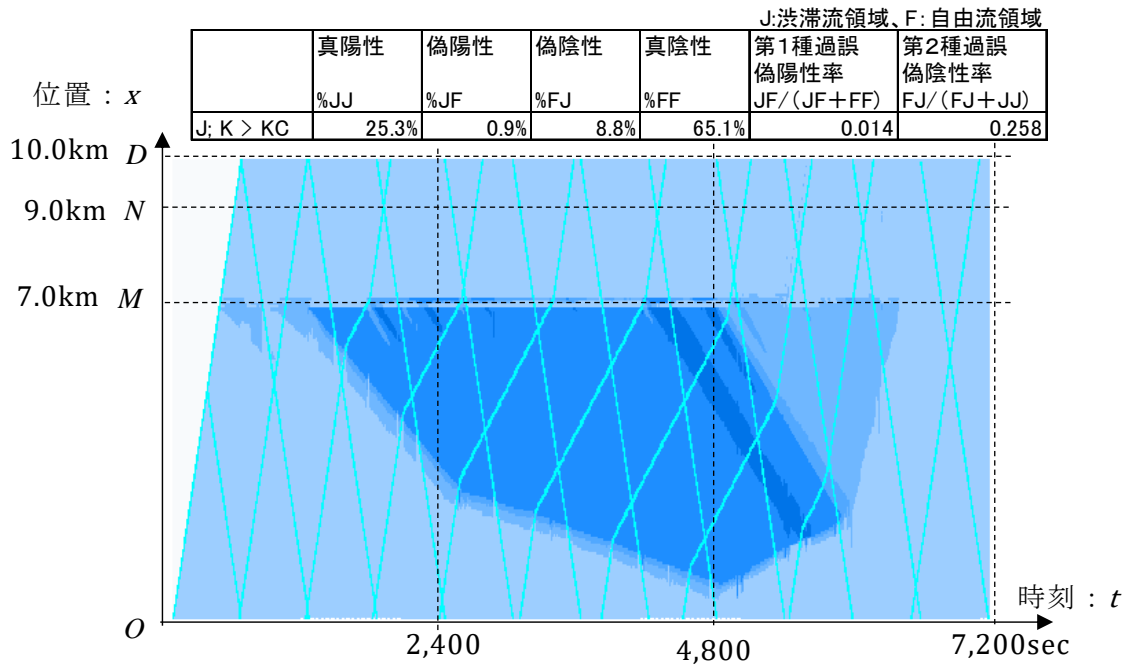


図 5-21 推計結果 (交通密度図) : Case1, t_0 , t_1 不使用

FP_番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤差率	0.0%	0.3%	-1.9%	1.3%	4.7%	6.0%	8.0%	10.5%	18.9%	-0.1%

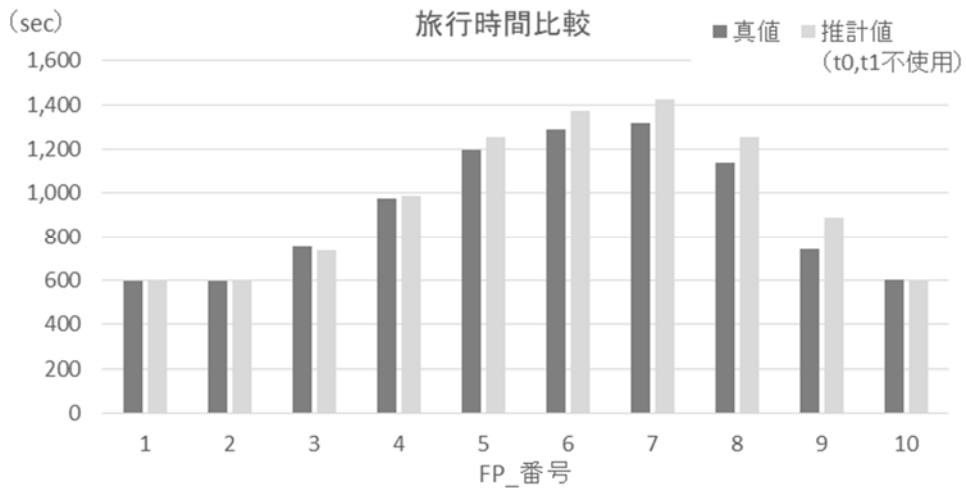


図 5-22 真値と推計値の旅行時間比較 : Case1, t_0 , t_1 不使用

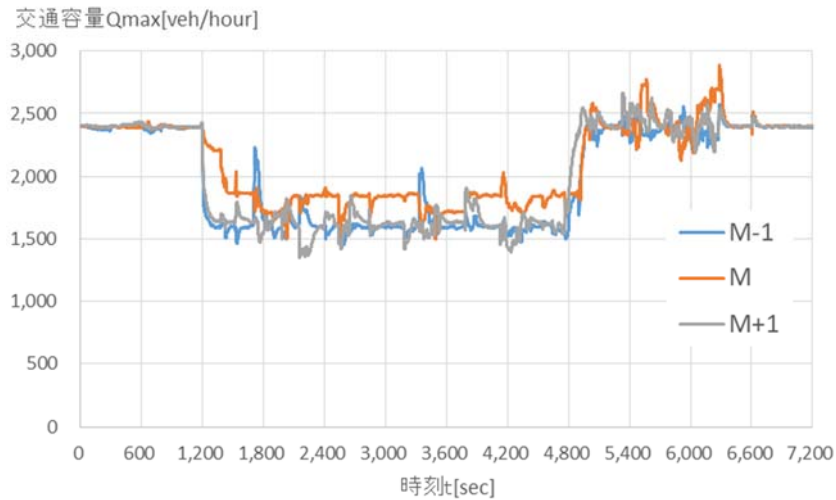


図 5-23 突発事象発生地点 M における交通容量の推計結果：Case1, t_0 , t_1 不使用

b) Case2 (渋滞流領域において突発事象が生じた場合) の推計結果

同じく Case2 の推計結果 (交通密度) を図 5-24 に示す. この結果もまた, 突発事象発生位置 M を起点とする渋滞の延伸, 解消の状況についてほぼ再現していることが確認できる. また, 旅行時間をみても, 真値との誤差はいずれも $\pm 10\%$ 以内に収まっていることがわかる (図 5-25 参照).

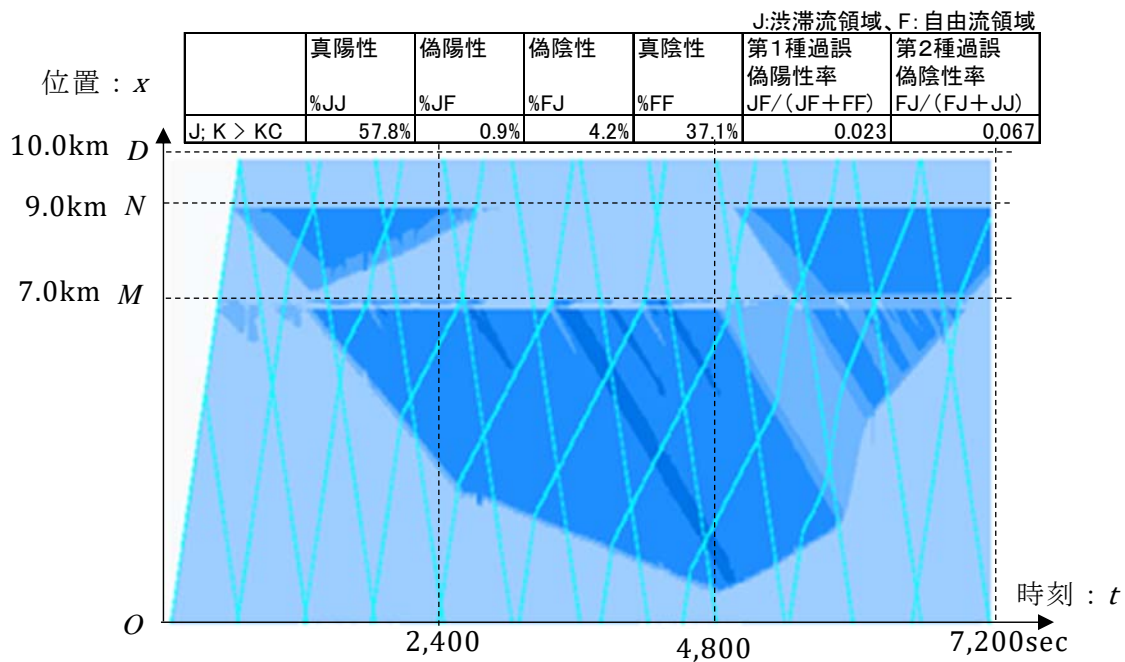


図 5-24 推計結果 (交通密度図) : Case2, t_0 , t_1 不使用

次に、事故発生地点 M 付近における交通容量 Q_{max} のフィルタリング結果を図 5-26 に示す。 Q_{max} の初期値は 2,400veh/hour であるが、3 台目の BP 及び 9 台目の BP の観測値が得られた時点から Q_{max} がフィルタリングにより、真の交通容量に対して、概ね追従していることが確認される。なお、10 台目の BP の観測値が得られた時点より Q_{max} は 1,800veh/hour 付近に移行しているが、これは、この時点で既に下流側地点 N を先頭とする渋滞が地点 M まで延伸したことから、ボトルネックである下流地点 N の交通容量が BP の観測値として得られるためである。

FP_番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤差率	0.0%	-0.3%	-1.8%	-1.8%	-0.6%	2.0%	3.4%	3.3%	2.7%	-

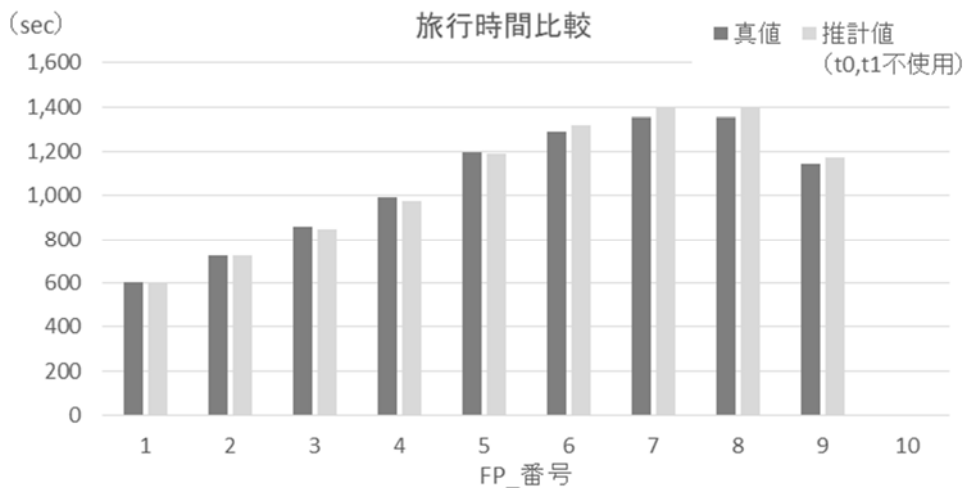


図 5-25 真値と推計値の旅行時間比較：Case2, t_0 , t_1 不使用

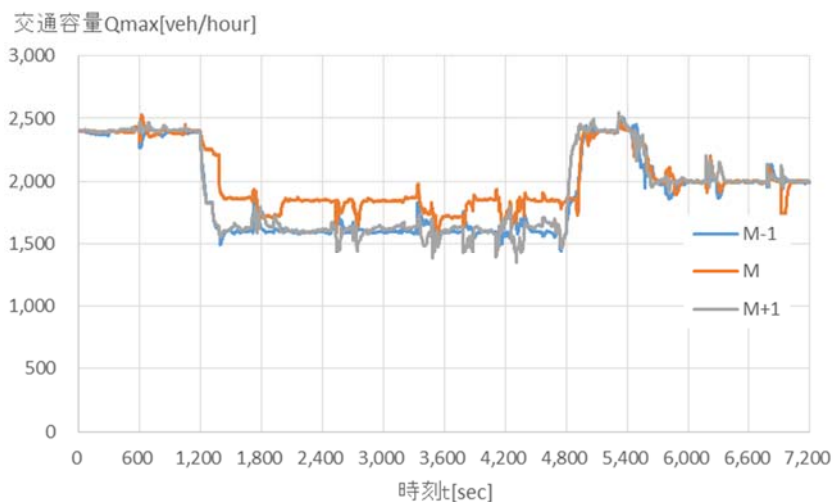


図 5-26 発生地点 M 周辺における交通容量の推計結果：Case2, t_0 , t_1 不使用

④ 推計値（比較ケース：FPのみ使用）

センシングデータとして、BPより取得する情報を使用せず、FPより取得する情報のみを利用して推計した結果について以下に説明する。

なお、FPより取得する情報のみを使用する場合は、突発事象発生地点において、FPが計測する交通密度 k から流率 Q を推定し、これを観測値 \hat{Q}^{max} として与え、 Q^{max} のフィルタリングを行う。但し、対象領域が自由流の場合にはセル密度が1つに定まらないため、渋滞流の場合のみ Q^{max} のフィルタリングを実施した。

a)Case1（自由流領域において突発事象が生じた場合）の推計結果

Case1の推計結果（交通密度）を図5-21に示す。これをみると、突発事象発生位置Mを起点とする渋滞の延伸、解消の状況の再現性が低いことが確認できる。なお、評価指標をみると、偽陽性率は0.016であるが、偽陰性率は0.420であり、BPを使用した場合と比べ、推計精度が低下している。また、旅行時間をもても、真値との誤差率が10台のうち3台について±10%を超えている。

次に、事故発生地点M付近における交通容量 Q^{max} のフィルタリング結果を図5-29に示す。3台目のFPの観測値が得られた時点から Q^{max} はフィルタリングにより、ボトルネック容量1,600 veh/hourに近づいていることが分かる。また、7台目のBPの観測値が得られた時点から、通常時の交通容量2,400veh/hour付近に戻っており、これらのことから、 Q^{max} がフィルタリングにより、真の交通容量に対して、概ね追従していることが確認された。

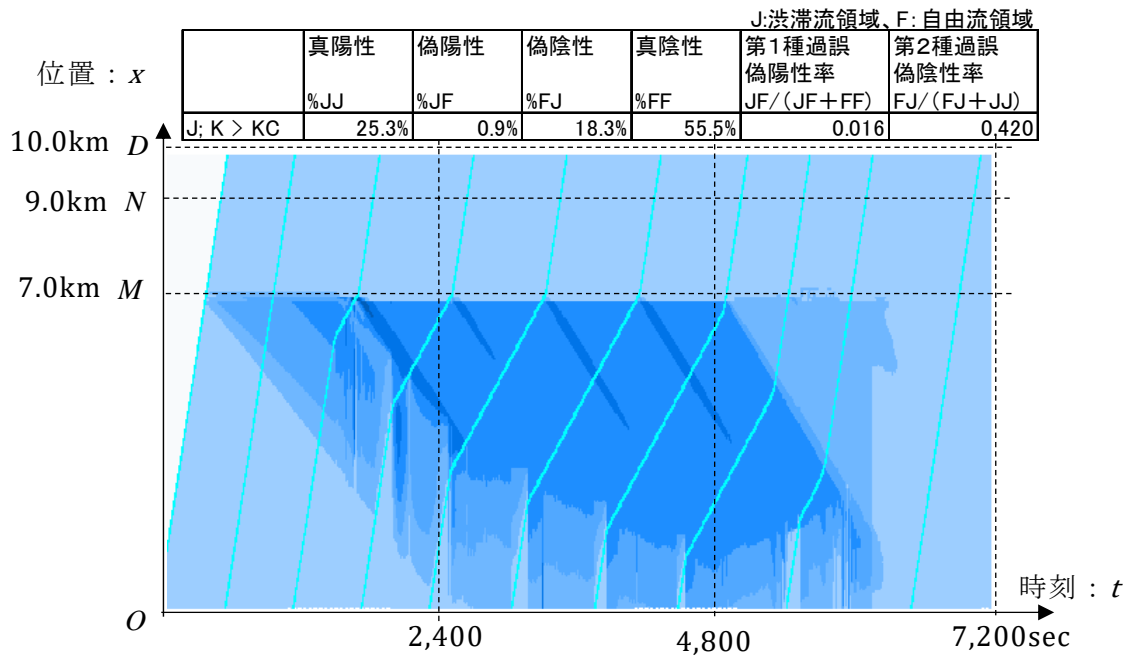


図 5-27 推計結果 (交通密度図) : Case1, FP のみ使用

FP_番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤差率	0.0%	15.5%	17.2%	0.6%	3.1%	5.2%	7.9%	9.7%	11.5%	0.0%

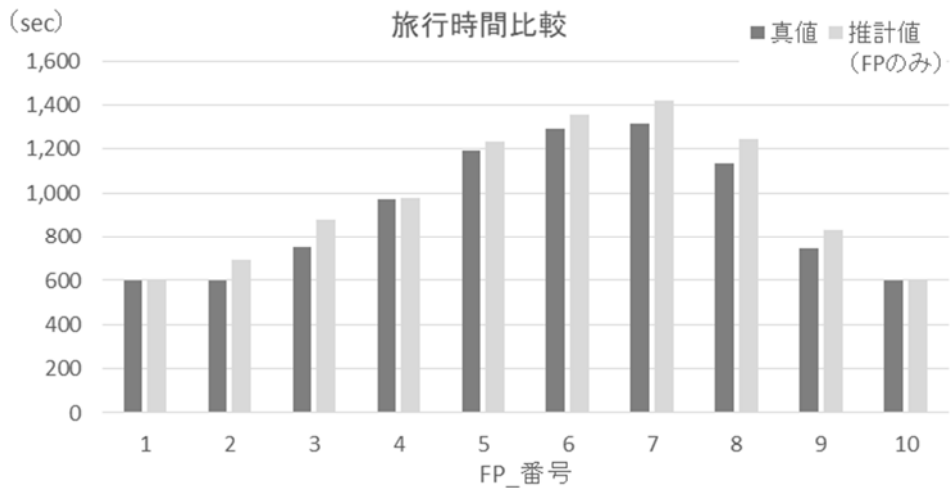


図 5-28 真値と推計値の旅行時間比較 : Case1, FP のみ使用

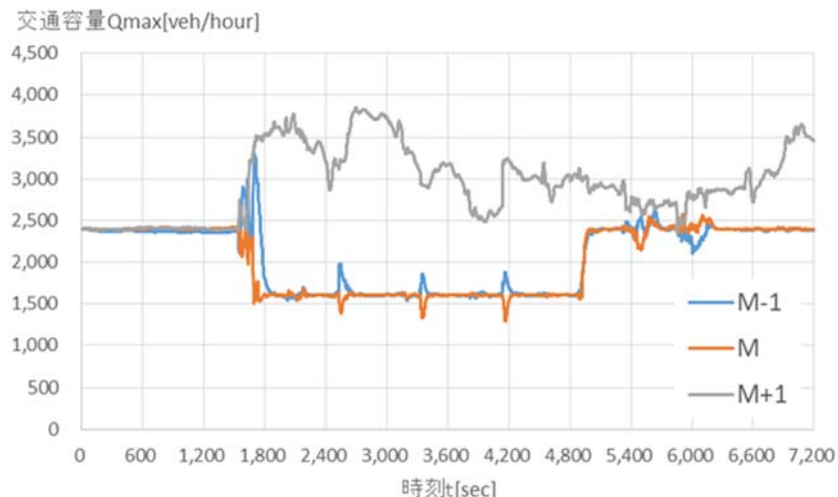


図 5-29 発生地点 M 周辺における交通容量の推計結果：Case1, FP のみ使用

b)Case2（渋滞流領域において突発事象が生じた場合）の推計結果

同じく Case2 の推計結果（交通密度）を図 5-30 に示す。これをみると、突発事象発生位置 M を起点とする渋滞の延伸，解消の状況の再現性が低いことが確認できる。なお，評価指標をみると，偽陽性率は 0.162，偽陰性率は 0.194 であり，BP を使用した場合と比べ，推計精度が低下している。また，旅行時間をみても，真値との誤差率が 9 台のうち 2 台について±10%を超えている（図 5-31 参照）。

次に，事故発生地点 M 付近における交通容量 Q^{max} のフィルタリング結果を図 5-32 に示す。3 台目の FP の観測値が得られた時点から Q^{max} はフィルタリングにより，ボトルネック容量 1,600 veh/hour に近づいていることが分かる。また，7 台目の BP の観測値が得られた時点から，通常時の交通容量 2,400veh/hour 付近に戻っており，これらのことから， Q^{max} がフィルタリングにより，真の交通容量に対して，概ね追従していることが確認された。なお,8 台目の BP の観測値が得られた時点より Q^{max} は 1,800veh/hour 付近に移行している。

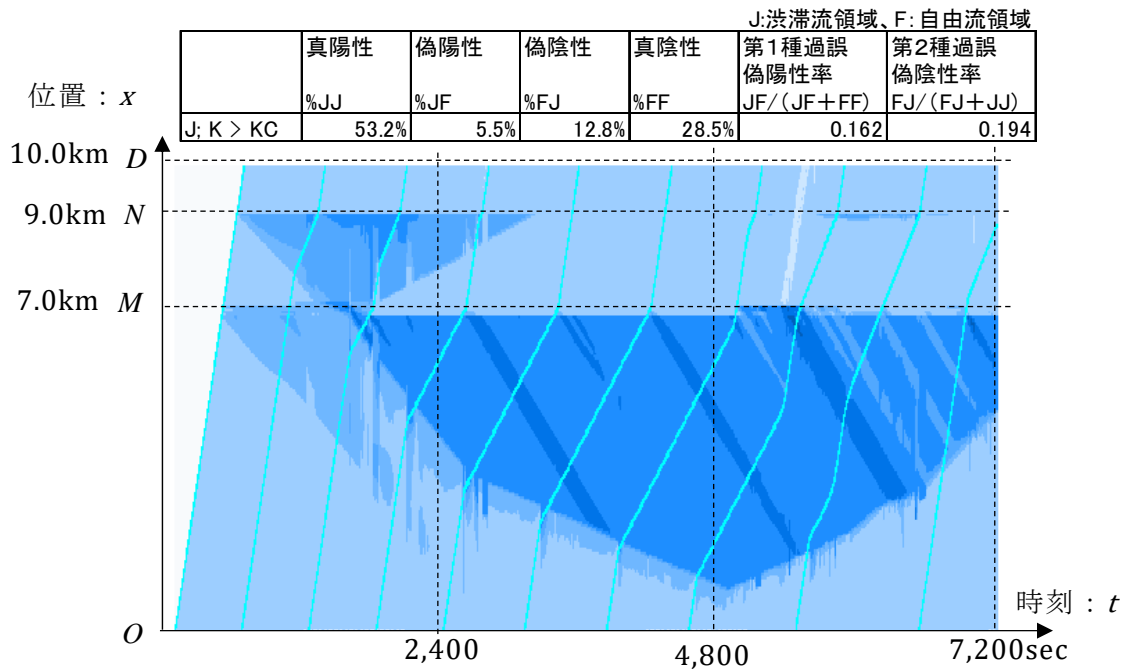


図 5-30 推計結果 (交通密度図) : Case2, FP のみ使用

FP 番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
誤差率	0.0%	0.7%	-5.2%	-0.2%	1.3%	4.8%	7.3%	11.3%	12.6%	-

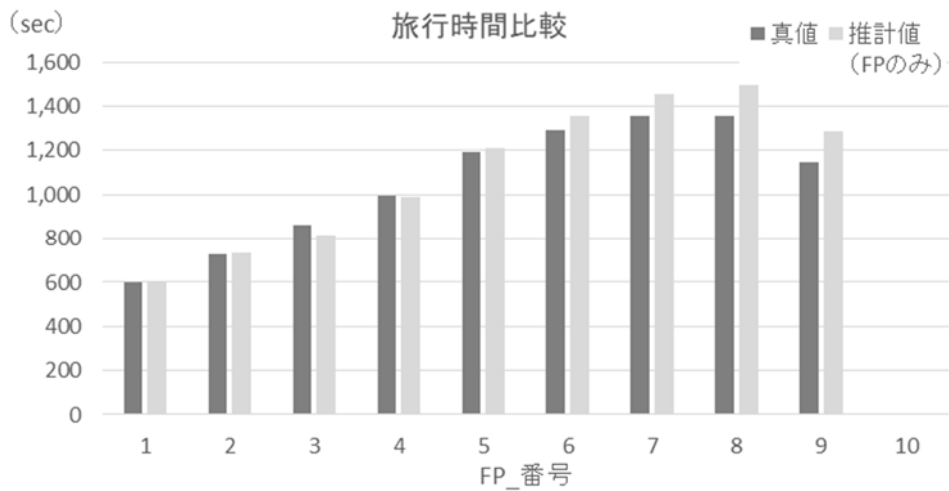


図 5-31 真値と推計値の旅行時間比較 : Case2, FP のみ使用

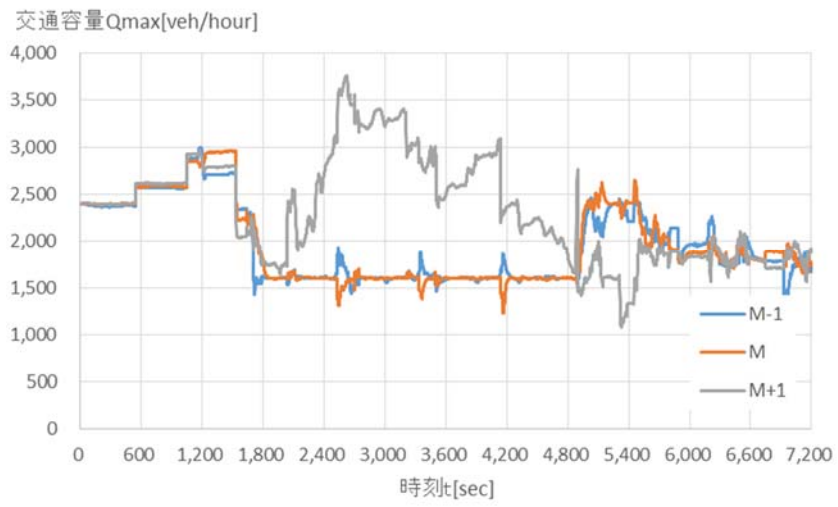


図 5-32 発生地点 M 周辺における交通容量の推計結果：Case2,FP のみ使用

5.1.2 区間途中における流出入交通への対応

(1) 適用対象とする仮想交通状況の概要

1) 仮想交通状況の生成

提案手法を検証するため、図 5-33 に示す単純なネットワーク上で、真とする仮想の交通状況をする。対象とするネットワークは全長 10 km であり、全区間共通で、表 5-5 に示す様な区分線形の fundamental diagram を有している。

また、交通需要に関しては、出発地 O から目的地 D への需要に対して、地点 N (5.0km) において、流入交通として出発地 N から目的地 D への需要が加わる。よって、シミュレーション時間 120 分間のうち、最初の 40 分間における地点 N の交通需要は、交通容量 2,400 veh / hour を超える。

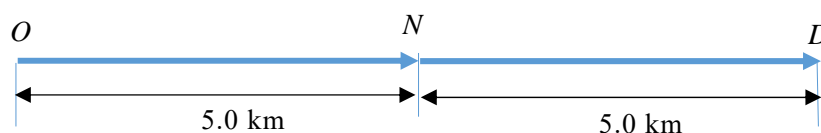


図 5-33 対象道路ネットワーク

表 5-5 交通シミュレーション条件

Item		Value	
Simulation time span		120 min	
FD	q_{\max} : Saturation flow rate	N→D	2,400 veh/hour
		O→N	2,400 veh/hour
	v: Forward wave speed	60 km/hour	
	w: Backward wave speed	15 km/hour	

表 5-6 交通需要発生条件

Origin→ Destination	Time zone (min)		
	0-40	40-80	80-120
O→D	2,200 veh/hour	2,000 veh/hour	1,600 veh/hour
N→D	400veh/hour	400veh/hour	400veh/hour

2) 仮想交通状況の生成結果

交通状況の生成結果を図 5-17 に示す. これによると, 開始 5 分後より, 地点 O を発進した交通需要が地点 N に到着し, これ以降, 地点 N では交通容量 (2,400 veh /hour) を超える需要が発生するため, 地点 N から最初の 40 分間において渋滞が延伸する. 次の 40 分間は地点 N における交通需要が交通容量と等しくなることから渋滞長に変化は生じない. 開始から 80 分後からは, 交通需要が容量を下回ることから渋滞は縮小し, 105 分後において渋滞は解消する.

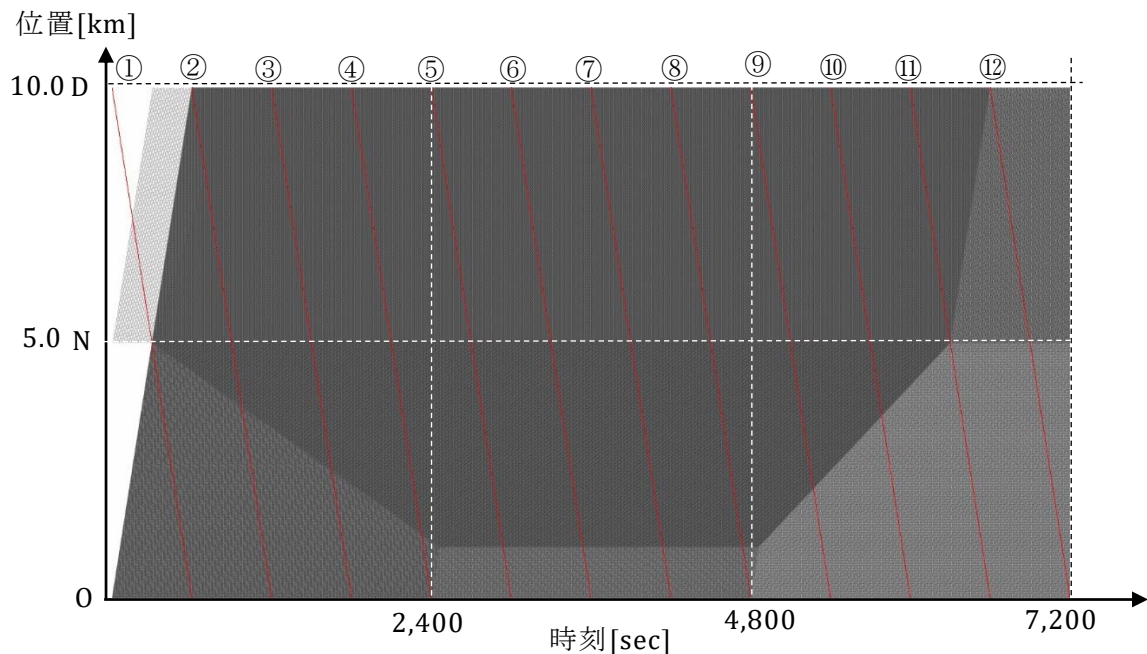


図 5-34 真とする交通状況 (地点 N で途中流入交通有り)

3) 仮想の Backward プローブの生成

図 5-34 の赤い線線分に示すように, 対向車線において D 地点を起点として, O 地点に向けて仮想の Backward プローブ車両が 10 分ごとに生成される. Backward プローブ車両は, $u = 60 \text{ km / hour}$ の自由流速度で移動し, 対向車線の順方向車両とすれ違った時の時刻と位置に関する情報を取得する.

(2) 途中流出入交通情報の検出

前項において生成した仮想交通状況に対して、Backward プローブデータ (BP) より観測したデータに基づき、途中流出入交通の差分台数を検出する。

なお、シミュレーション期間中に走行した 12 台の BP のうち、2 台目の BP が計測したデータを基に検出方法を説明する (図 5-35 参照)。なお、図 5-35 は、横軸に地点 D を起点にした時の BP の走行位置、縦軸に BP により計測される定点流率と交通密度を示している。

これによると、2 台目の BP が時刻位置 a ($t_a=900\text{s}$, $x_a=5,000\text{m}$) に到達後、BP は区間 oa の計測流率 $Q_{oa}=2,400\text{veh/hour}$ に対して、区間 ab では流率 $Q_{ab}=2,000\text{veh/hour}$ を計測し、流率の変化を検知する。

ここでは、少なくとも IC 位置 $x_0=5,000\text{m}$ は既知であることから、流率の変化量 $\Delta Q = Q_{oa} - Q_{ab} = 400 \text{ veh/hour}$ は途中流出交通の差分台数であることが分かる。

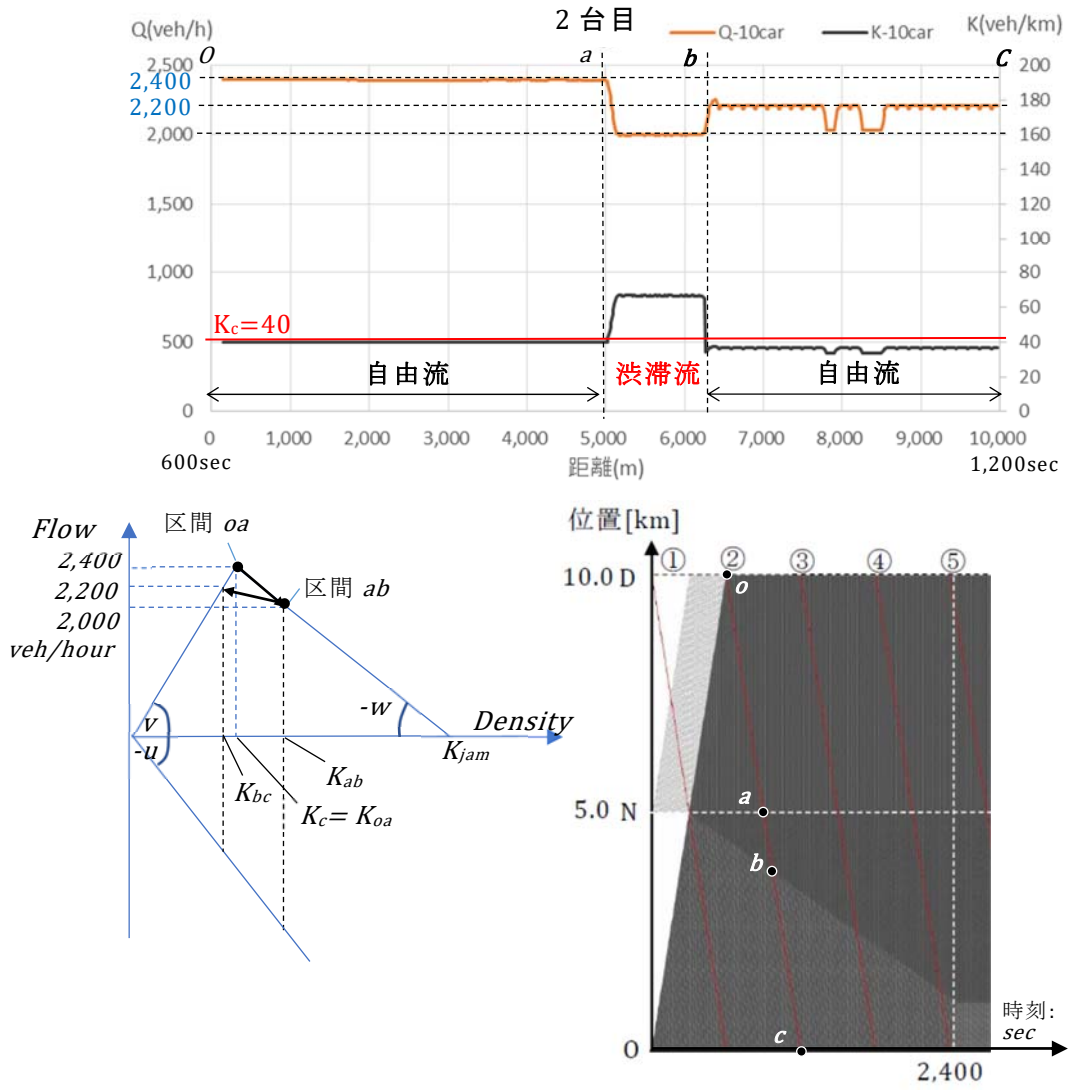


図 5-35 2台目 BP により観測される定点流率と交通密度

5.2 実観測データへの適用

本節では、湖西道路（国道 161 号）の観測データに提案手法を適用し、区間途中の流出入交通情報を考慮した交通モニタリングに関して、提案手法の有効性を検証する。

5.2.1 適用対象とする実観測データの概要

(1) 調査概要

本研究において道路交通調査を実施した、路線・区間・日時を表 5-7 に示す。また、対象区間を Open Street Map 上に表したものを図 5-36 に示す。

提案手法の検証用に実道上でデータを計測するにあたり、対象区間と対象時間を設定し、その範囲で境界の生成元となる(1)プローブ車両の走行軌跡、(2)対向観測車両の走行軌跡と車載カメラ映像を収集した。これらは同一の計測装置を搭載した複数の車両（以下、計測車両）が対象区間を往復することで、併せて収集している。同時に、真の交通状況として比較するために、対象区間に計測地点を設定し、(3)定点観測による車両計測情報を収集した。さらに、推定に対する外乱の影響を把握するために、(4)他道路と交差・分合流する地点における流出入台数を計測した。

対象区間としては、分合流が少ない片側 1 車線の自動車専用道路である国道 161 号線（滋賀県の湖西道路）を選択し、この中で坂本北 IC から真野 IC までの区間とした。また、対象時間としては、平日である 2016 年 8 月 23 日(火)を選択し、この中で通勤による混雑が見込まれる 7:00 から 10:30 の時間帯とした。

表 5-7 調査対象時間・区間

対象時間	2016年8月23日(火) 7:00~10:30
対象区間	一般国道161号線(湖西道路) 真野IC⇒坂本北IC(南行き) 片側1車線の自動車専用道路

調査項目	調査内容
①プローブカー調査	GPS 機器端末により自車両の位置・時刻を記録
②対向観測車両調査	車載カメラにより対向車線車両とのすれ違い位置・時刻を記録
③交通量調査	定点の断面交通量及び途中ICの流出入交通量を計測



図 5-36 調査対象路線図

(2) 調査結果

調査結果の概要について以下に整理する。なお、本研究では、観測当日に渋滞が発生していた南行き（真野 IC→坂本北 IC）方向の道路交通状況を整理対象とした。はじめに、プローブ車両並びに対向観測車両の車両軌跡を図 5-37 に示す。プローブ車両の軌跡をみると、7:30～9:00 頃にかけて、一部区間において速度低下が発生していたことが分かる。

また、定点及び分合流部の時間交通量（図 5-38、図 5-39 参照）をみると、雄琴 IC における流入交通量が、流出交通量を上回り、雄琴 IC より下流側の定点 3 において交通量が増加している。なお、現地の観測では、雄琴 IC の合流部がボトルネックとなり渋滞が生じていたことが、ビデオ映像において確認されている。

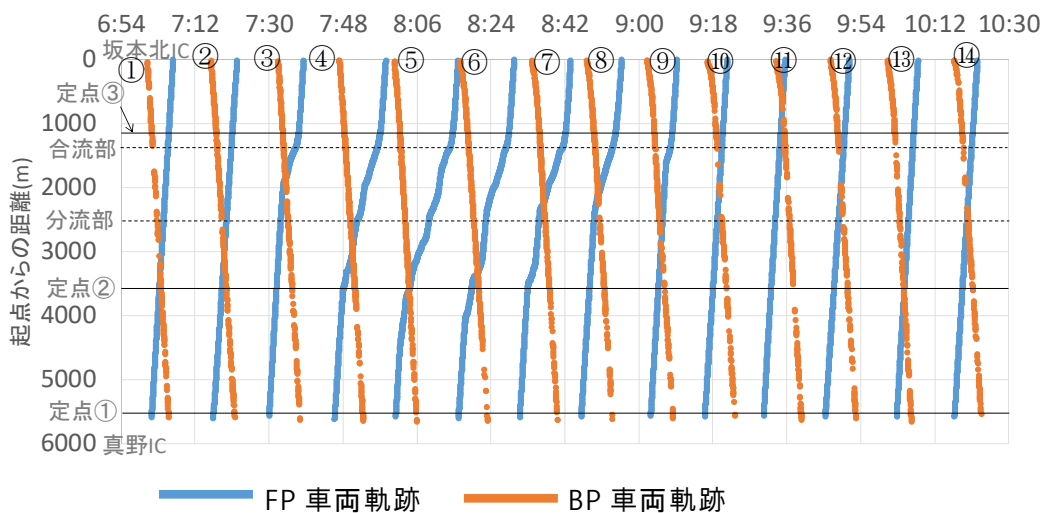


図 5-37 観測車両の走行軌跡（南行き）

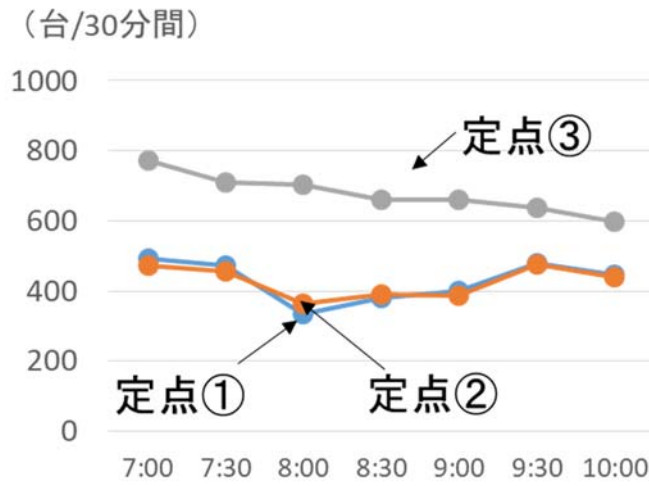


図 5-38 定点観測 断面交通量 (南行き)

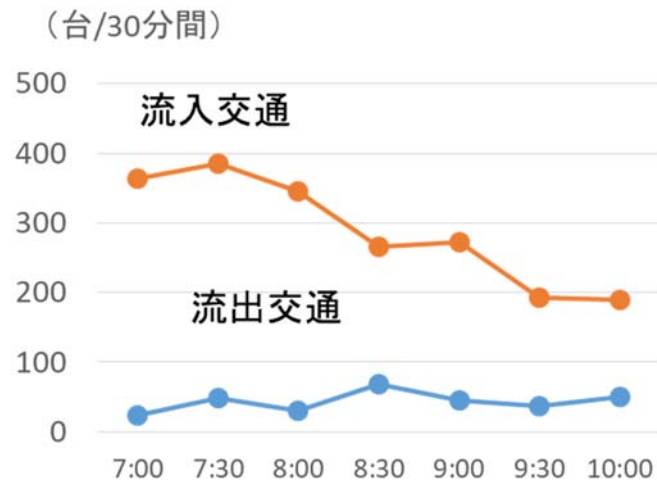


図 5-39 雄琴 IC 流出入交通量 (南行き)

5.2.2 Backward プローブデータを用いた途中流出入情報の検出

現地調査で計測した BP データより、観測流率 Q の変化より、区間途中（雄琴 IC）における流出入台数の差分を推定し、定点観測値と比較することで提案手法の有効性を確認する。

なお、BP データより、定点における流率 Q を推定するにあたり、仮定した対象区間の FD 条件を表 5-8 に示す。また、比較すべき分合流箇所の BP の起点からの距離を表 5-9 に示す。

表 5-8 対象区間の Fundamental diagram 設定

項目		設定値
Fundamental Diagram	Forward wave speed: v	65[km/h]
	Backward wave speed: w	12.5[km/h]
	交通容量 Q_{max}	1,600 [veh/hour]

表 5-9 対象区間における分合流箇所の位置

地点		BP 車両の 起点からの距離
起点（坂本北 IC）		0m
合流部 （雄琴 IC）	a-1：加速車線が終了し完全に 1 車線になった地点	1,350m
	a-2：ソフトノーズ端点	1,470m
分流部 （雄琴 IC）	b-1：ソフトノーズ端点	2,470m
	b-2：1 車線が分流し始めた地点	2,550m
終点（真野 IC）		5,650m

次に、対象時間に走行した 14 台の BP により計測した定点流率 Q 及び車両密度 K を図 5-40 から図 5-53 に示す。また、図中において横軸は BP の起点（坂本北 IC）からの距離、縦軸にはその地点における流率及び車両密度を示している。なお、流率の算定に際しては、観測誤差や流率の短期的な時間変動を考慮し、当該地点までに計測した 30 台分の移動平均に基づき算出している。

これらの結果をみると、図 5-37 でも確認したように、7:30～9:00 頃にかけて、合流地点を先頭に渋滞が発生し、やがて解消していく状況が把握できる。

さらに、提案手法に基づき、BP データより、合流部での流入流率、分流部での流出流率を推定し、図 5-39 に整理した路側観測値と比較した結果を表 5-10 に示す。なお、流入流率は、表 5-9 に示す a-1 地点と a-2 地点における計測流率の差分より推定した。同様に流出流率は b-1 地点と b-2 地点の計測流率の差分により推定した。

推定結果をみると、流入流率については一部の時刻帯において乖離がみられるものの、概ね路側観測値を再現していることが確認された。路側観測値との差異については、路側観測値が 30 分間平均であることに対して、推計値は短い時間幅での計測に基づくものであることから、流率の時間変動の影響を受けることが要因として挙げられる。また、流出入交通を除く、本線交通の時間変動も路側観測値との差異が生じる要因として挙げることができる。

また、流出流率については、絶対値こそは小さいものの、観測値に対して正負が逆転している時間帯がみられる。路側観測値が実際に低い場合においては、前述する要因の影響を受けることで、このような結果になったものと考えられる。

表 5-10 流出入流率に関する推計値と路側観測値との比較

時間帯	BP車両	流入流率(veh/hour)			流出流率(veh/hour)		
		推計値	時間内 平均値	路側 観測値	推計値	時間内 平均値	路側 観測値
7:00 ~ 7:30	①	596	269	726	-21	-124	48
	②	-58			-228		
7:30 ~ 8:00	③	690	677	770	-3	-26	98
	④	663			-49		
8:00 ~ 8:30	⑤	848	773	690	40	-29	62
	⑥	698			-98		
8:30 ~ 9:00	⑦	897	725	532	317	77	136
	⑧	554			-162		
9:00 ~ 9:30	⑨	97	184	546	30	19	92
	⑩	270			8		
9:30 ~ 10:00	⑪	-129	261	384	-69	-77	74
	⑫	651			-85		
10:00 ~ 10:30	⑬	313	320	378	295	164	100
	⑭	327			34		

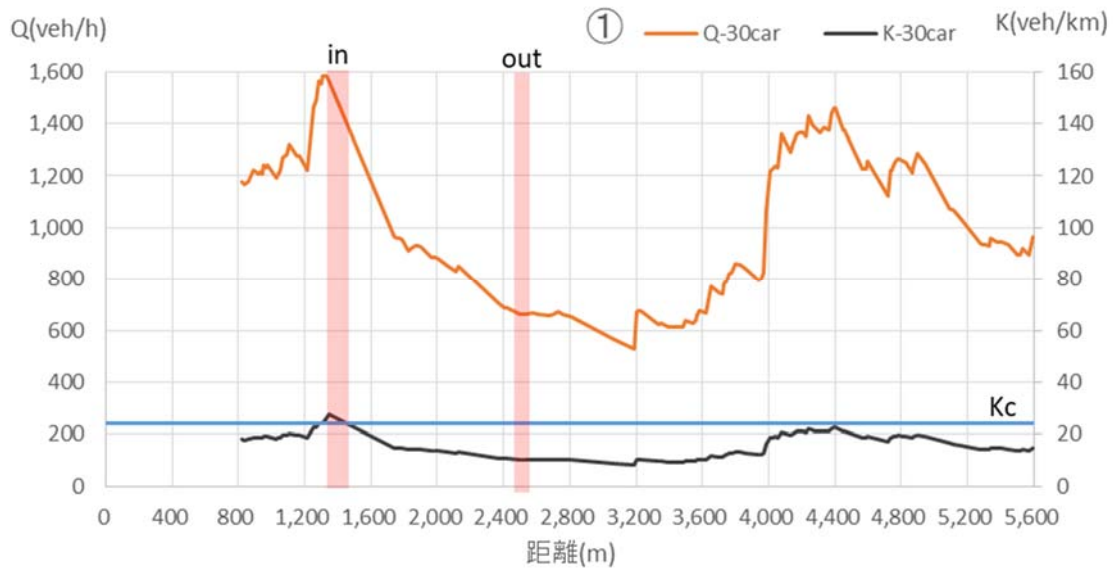


図 5-40 1 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K



図 5-41 2 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

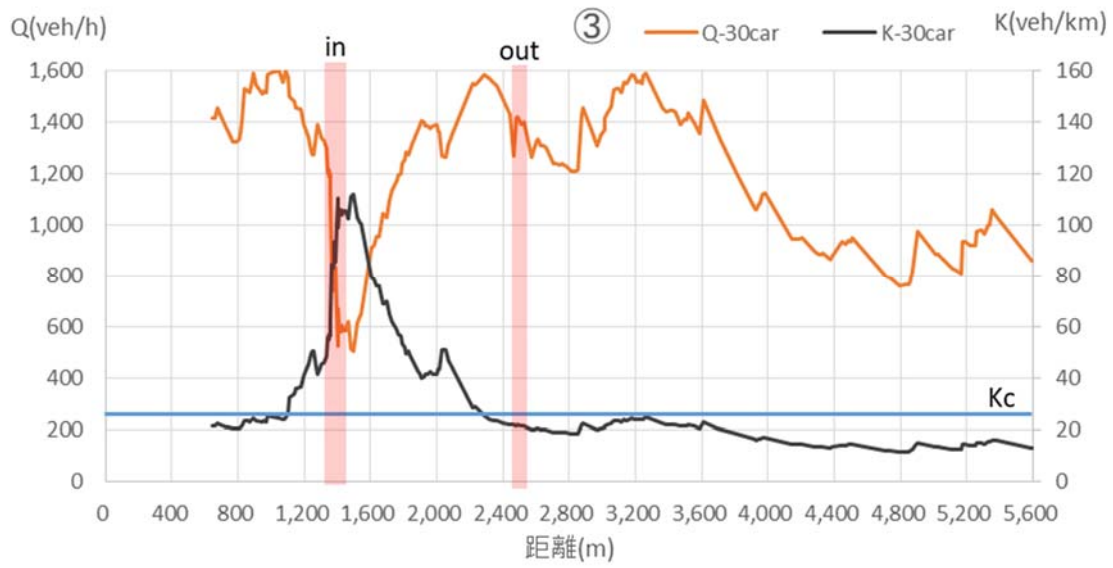


図 5-42 3 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

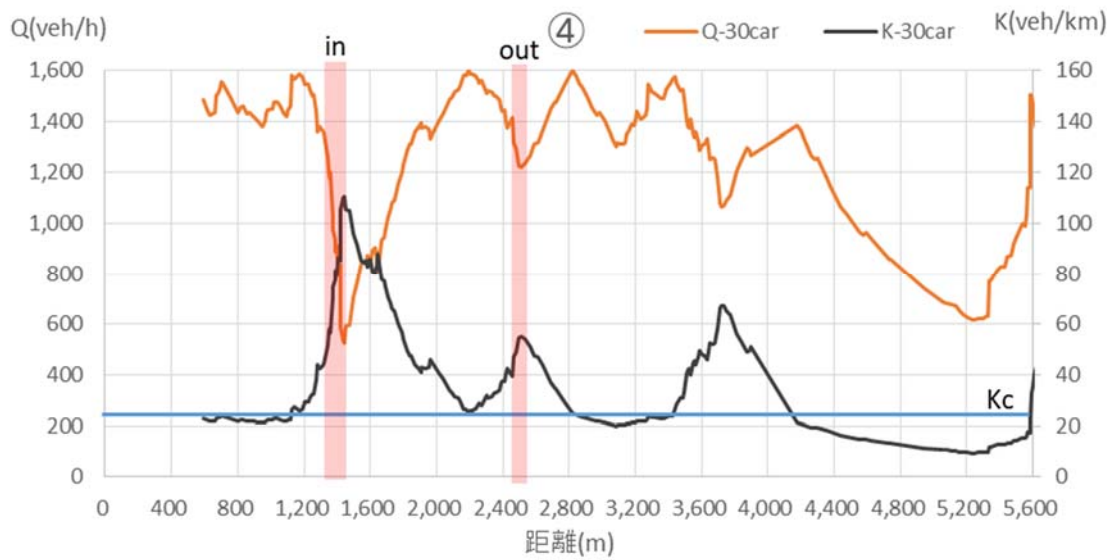


図 5-43 4 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

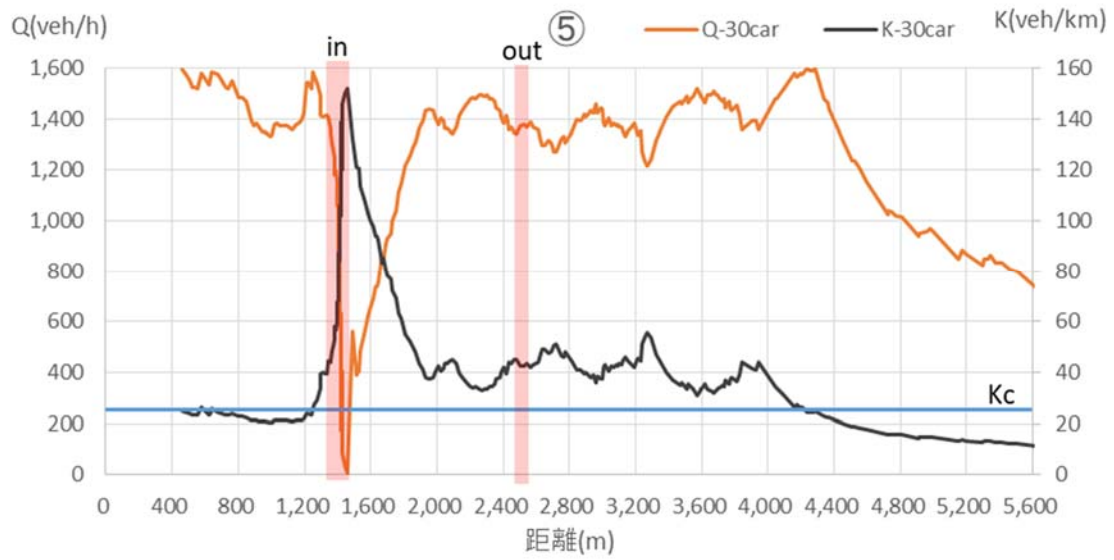


図 5-44 5 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

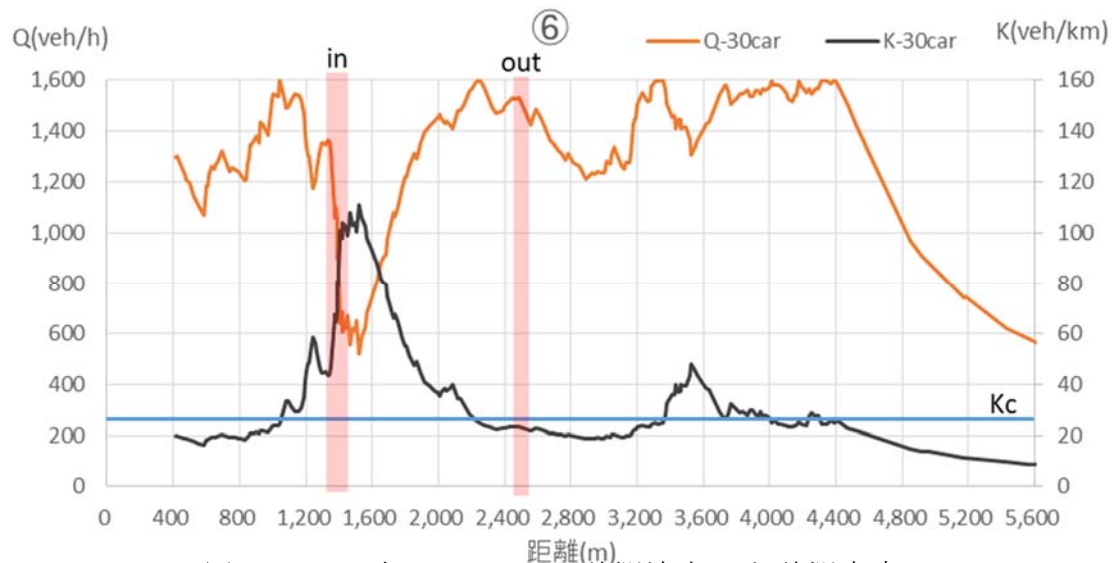


図 5-45 6 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

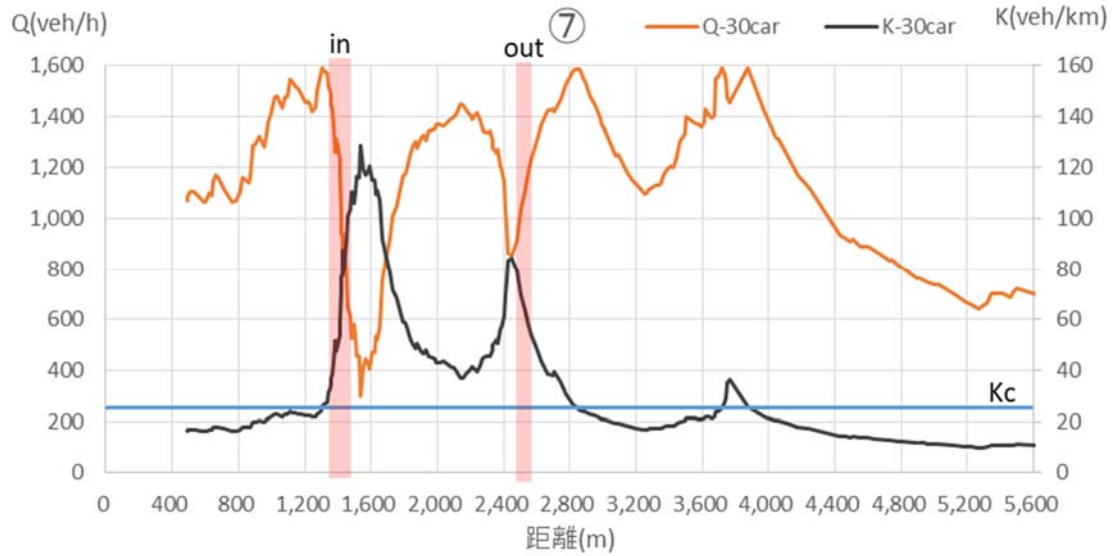


図 5-46 7 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

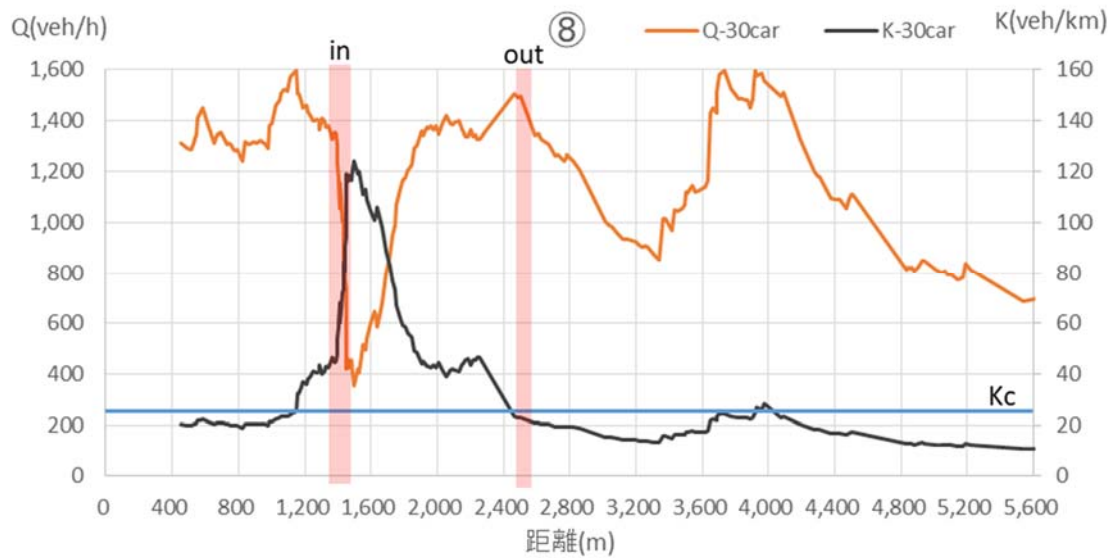


図 5-47 8 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

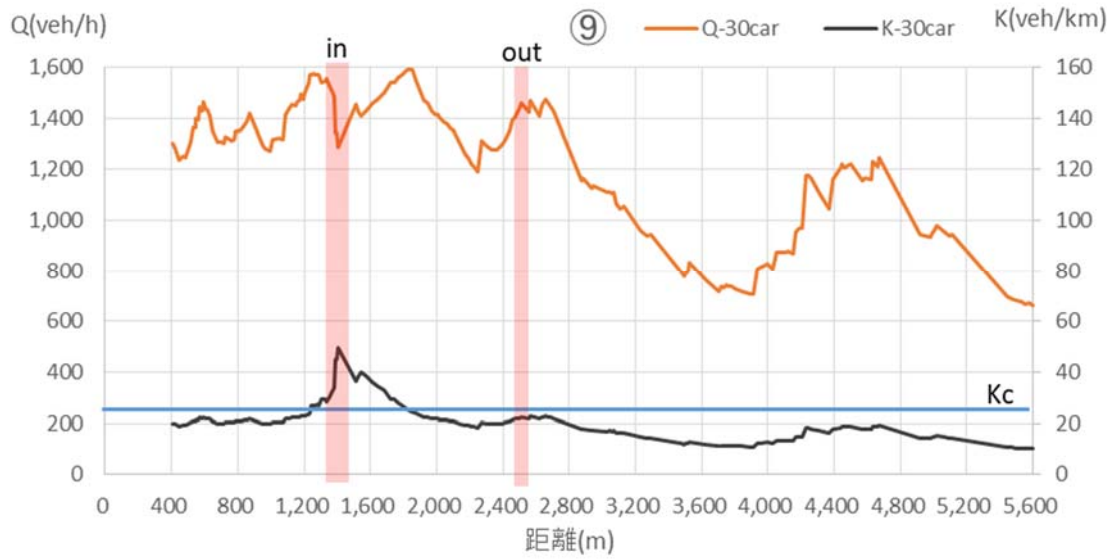


図 5-48 9 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

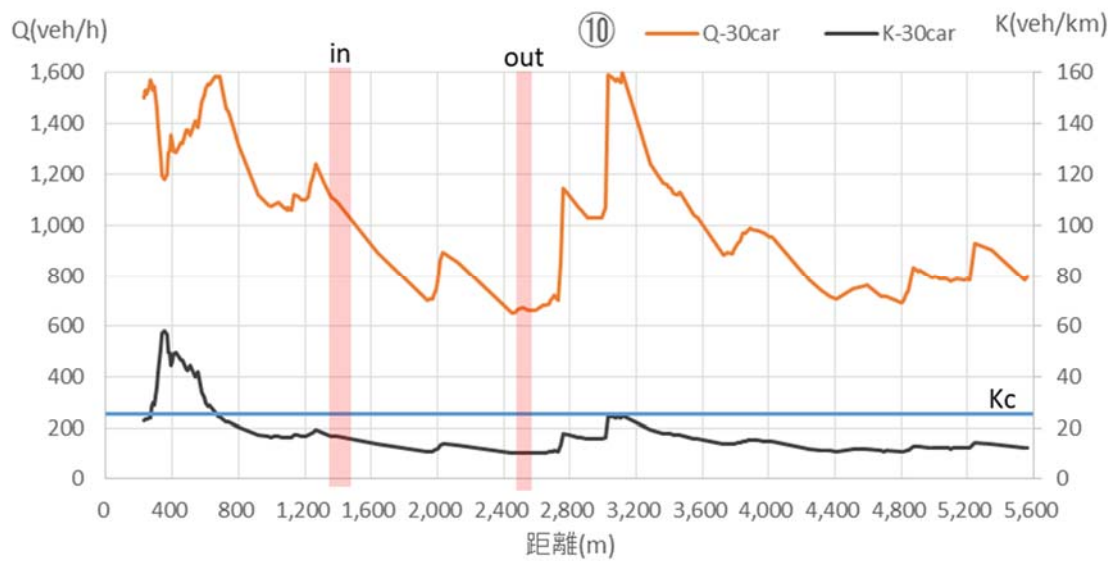


図 5-49 10 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

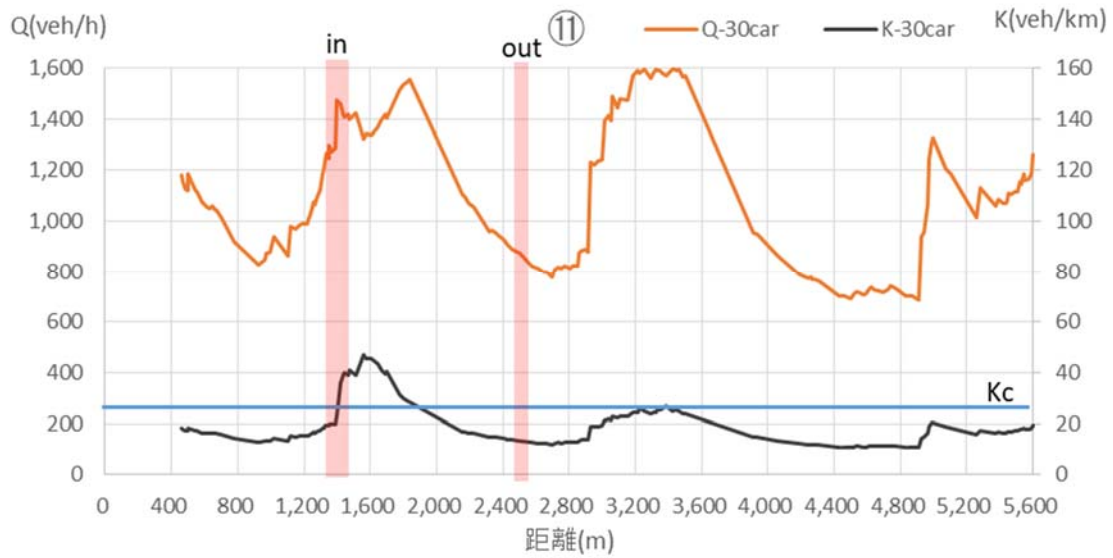


図 5-50 11 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

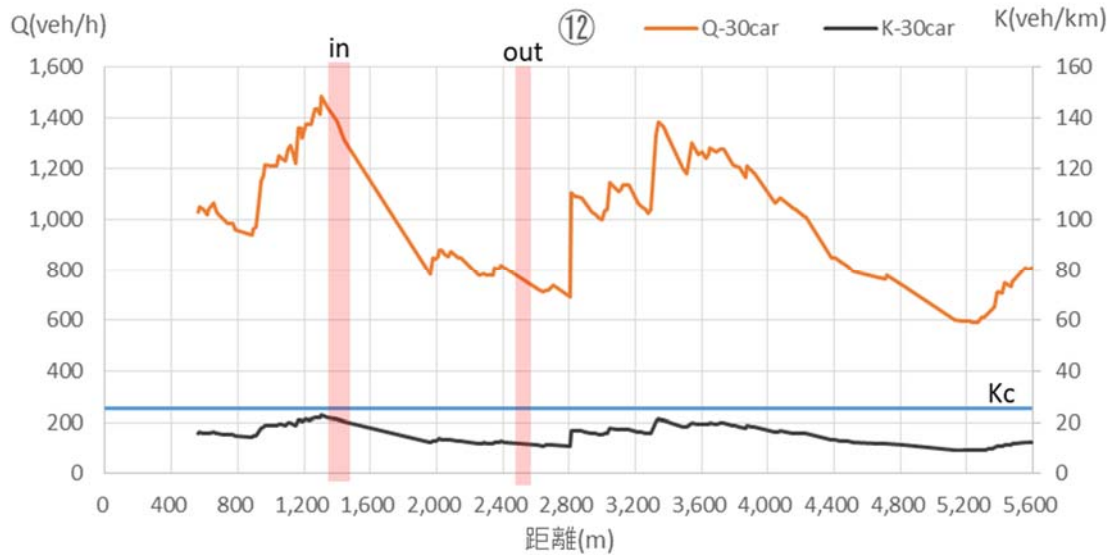


図 5-51 12 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

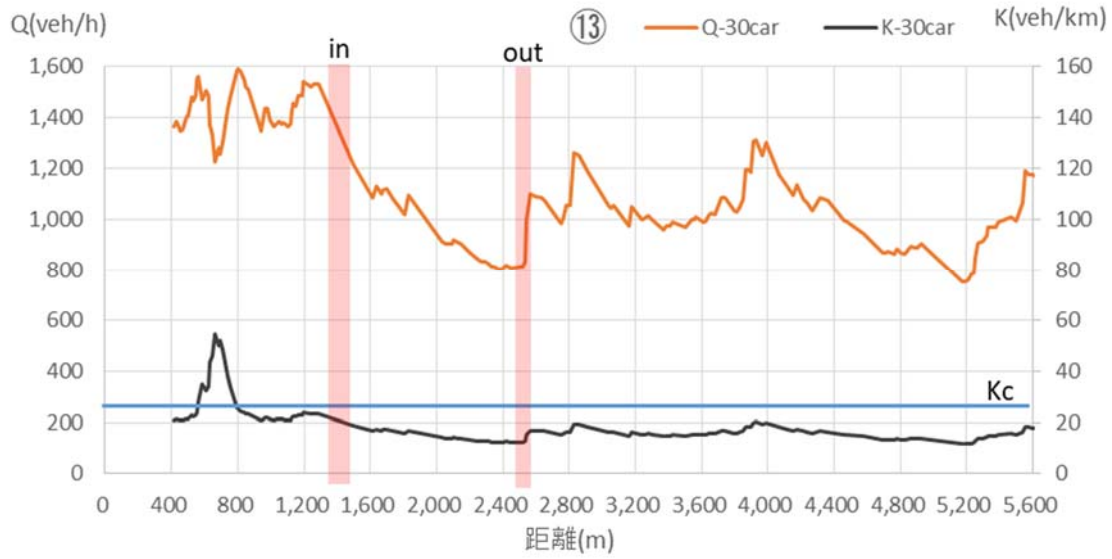


図 5-52 13 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

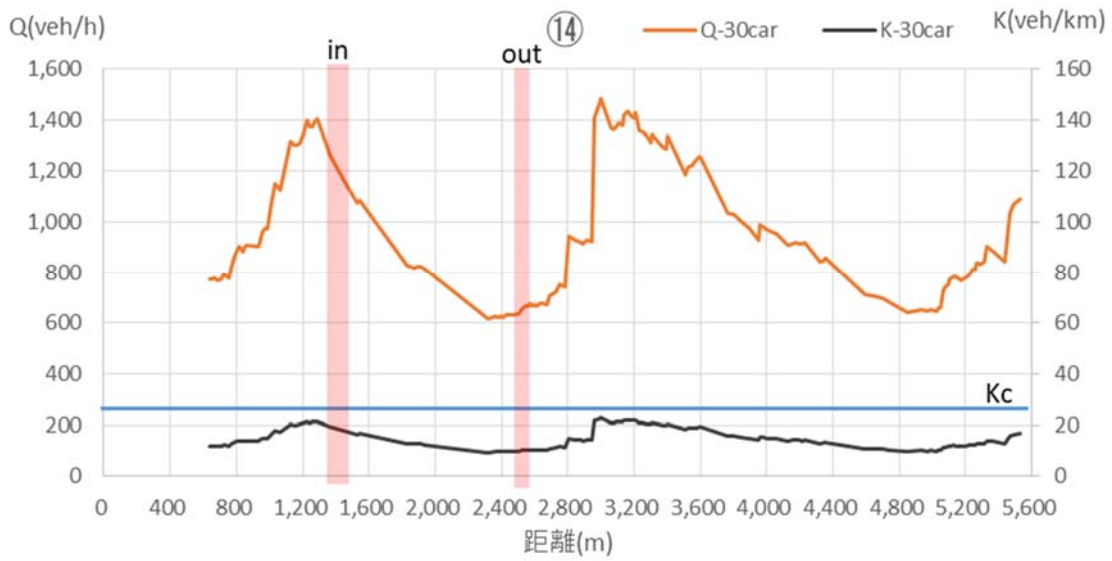


図 5-53 14 台目 BP による計測流率 Q と計測密度 K

第6章 研究の総括

6.1 本研究で得られた知見

本研究で得られた知見は以下のとおりである。

本研究では、新たな交通センシングデータとして Backward プローブ (BP) を定義し、対向車線から計測した BP から、プローブ車両の走行軌跡に沿って、順方向車両の交通流率、交通密度、速度が推定可能であることを示した。

BP から、突発事象下の道路閉塞に関する交通情報（発生地点、開始・終了時刻、及びボトルネック交通容量）や、未観測である区間途中の流出入交通に関する情報が検出可能であることを示した。

交通流モデル(CTM)と BP を含むセンシングデータの同化による状態空間モデルを定式化すると共に、区間途中の流出入交通量の差分や、道路閉塞地点の交通容量等を同時推定するモデルに拡張し、検出した情報を交通流モニタリングに逐次的に反映できるようにした。

シミュレーションにより生成した突発事象が発生する仮想の交通状況に、上記の状態空間モデルを適用し、BP により検出した突発事象情報をモニタリングに反映する場合としない場合とで、真値に対する推計精度を比較し、提案手法の有効性を定量的に確認した。

6.2 今後の研究課題

6.2.1 Variational theory を用いた状態空間モデルの定式化

本研究において、状態空間モデルのシステムモデルとして用いた Cell transmission model(CTM)は、Min 関数が含まれる非線形モデルであることから、状態の確率密度分布を近似することが難しく、事後分布を推定する際に生じる近似誤差に注意が必要である。よって、本研究では、フィルタリング手法として、非線形モデルに対しても計算の汎用性が高いパーティクルフィルター法を採用した。但し、パーティクルフィルター法は、状態ベクトルの次元数が高くなると、計算コストが増大することが課題として指摘されている。

一方で、Kinematic wave 理論の効率的な求解法である Variational theory (VT) は、任意の点の車両累積高さを求める問題を、境界上の点 B から任意の点 P までの最小コスト経路探索問題に置き換えたものであるが、Akmatsu(2003)の研究によると、Max-Plus 代数を用いて Max-Plus 線形のシステムに見立てることが可能だとしている。

このことは、交通流モデルとして VT を採用し、線形化の工夫を行うことで、状態の確率密度分布の近似誤差を減少できる可能性が有ることを示している。よって、今後の課題として、交通流モデルに VT を用いた場合の状態空間モデルの定式化を挙げるものである。

6.2.2 センサー技術に関する課題と将来的可能性

本研究は、センシング技術そのものに関する技術開発ではなく、対向車線からの流量計測が可能となった場合の交通流のモニタリングに関する研究であるためセンシング技術そのものは、本研究のスコープ外と考える。ただし、本手法の適用範囲は、現状の計測技術に大きく関係しますので、現在実用化しているセンサーを用いる場合の計測の限界、CAV 技術への期待について、次のように考察を加える。

対向車を検出するセンサーとしては、可視光カメラ、ミリ波レーダー、赤外線レーザレーダーなどが考えられるが、中央分離帯の植栽や壁があって対向車線がよく視

認できない状況，あるいは多車線道路で複数車線上の車両がお互いに重なりあうオクルージョンが起きる場合には，BP による計測ができないか，計測誤差がかなり大きくなることが考えられる．そのため，現状で実用されているこれらのセンサーを用いる場合には，中央分離帯に物理的な障害物がない片側 1 車線道路における適用に限定されるであろう．ただし，我が国では，高速道路においても片側 1 車線区間の延長が一定割合を占めている．

なお，障害物の向こう側の人や物体を検知できる技術として，画像センサー以外に，Wi-Fi 電波を計測して電磁場の歪みから人を識別する方法がある．その他には，音を計測して音源の到来方向および種類を識別する方法がある．これらの技術は，現時点では対向車の検出方法として実用的ではないが，今後発展が期待されている技術であり，BP のセンサーとして利用できる見込みがあると考えている．

一方で，今後，CAV 技術が進展し CAV 車両が普及してくれば，CAV 車両がその周辺車両の位置情報を取得することができるとともに，CAV 車両同士がこれら情報を交換することにより，対向車線との間に物理的な障害物があっても，BP は相当数の順方向走行車両を検出することも可能になる時代が来ると期待する．

6 章の参考文献

- 1) Takashi Akamatsu, The Cell Transmission Model, Newell's Cumulative Curves and Min-Plus Algebra, Working Papers ,December 1, 2003.

Appendix: : Cell Transmission Model によるフロー評価

まず、セル i から j への次の 2 種類のフローを定義する。

- 1) $u_{ij}(t)$ = セル i から j に流出するフロー
- 2) $s_{ij}(t)$ = セル j が受け入れることができるセル i からのフロー

ここで、 $u_{ij}(t)$ は、下流のセル j に行きたいセル i からのフローを意味する。

そして $u_{ij}(t)$ は、交通密度 $k_i(t)$ を用いて、次の様に記述できる。

$$u_{ij}(t) = v_i \cdot k_i(t), \quad (\text{A1})$$

$$u_j(t) = \sum_i u_{ij}(t) = \sum_i v_i \cdot k_i(t), \quad (\text{A2})$$

一方、時間 t での下流セル j の許容フローを考慮する必要がある。セル j の許容フローの総量は、密度に依存し、次のように記述できる。

$$s_j(t) = w_j \left(k_j^{jam} - k_j(t) \right), \quad (\text{A3})$$

ここで $s_j(t)$ = 時刻 t におけるセル j の許容フローの総量,
 $k_j^{jam} =$ セル j におけるジャム密度 $= q_j^{max}(1/v_j + 1/w_j)$

セル j に流入できる実際の流量 $x_j(t)$ は $u_j(t)$ と $s_j(t)$ の最小値であるため、次のように記述される。

$$x_j(t) = \text{Min}\{u_j(t), s_j(t)\}. \quad (\text{A4})$$

次に、 $x_j(t)$ は、セル i から j のジオメトリの OD を考慮して、上流のセル i に関して分解される。したがって、 $x_{ij}(t)$ は一般に $x_i(t)$ および $u_{ij}(t)$ の関数として記述され、関数形式も幾何学的設計に依存する。

なお、適切な関数は、特定のケーススタディネットワークの形状に従って定義できる。

$$x_{ij}(t) = f\{x_i(t), u_{mj}(t)'s\}, \quad m \in C_u(j) \quad (\text{A5})$$

このケーススタディネットワークでは、単純な定義を使用している。つまり、 $x_{ij}(t)$ は $u_{ij}(t)$ に比例する。

$$x_{ij}(t) = x_j(t) \cdot \frac{u_{ij}(t)}{u_j(t)} \quad (\text{A6})$$

このようにして、時刻 t で $k_i(t)$ の値がすべて既知である場合、セル間のフロー $x_{ij}(t)$ を評価できる。つまりは、 $x_{ij}(t)$ は $k_i(t)$ の関数となる。

$x_{ij}(t)$ をフロー保存則に適用すると、次のタイムステップにおける密度 $k_i(t+1)$ が推定される。つまりは、 $k_i(t)$ の値の関数として $k_i(t+1)$ を表すことが可能となる。

$$k_i(t+1) = k_i * (K_i(t)) \quad (\text{A7})$$