

多様な観測データの活用による 交通状態推定の一般フレーム

布施 孝志¹・佐々木 邦明²・福田 大輔³・
菊池 輝⁴・藤井 涼⁵・福山 祥代⁶

¹正会員 東京大学大学院准教授 工学系研究科社会基盤学専攻(〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)
E-mail:fuse@civil.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 山梨大学大学院教授 総合研究部(〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11)
E-mail:sasaki@yamanashi.ac.jp

³正会員 東京工業大学准教授 環境・社会理工学院土木・環境工学系
(〒152-8552 東京都目黒区大岡山2-12-1-M1-11)
E-mail:fukuda@plan.cv.titech.ac.jp

⁴正会員 東北工業大学教授 工学部都市マネジメント学科(〒982-8577 仙台市太白区八木山香澄町35-1)
E-mail:akikuchi@tohotech.ac.jp

⁵非会員 日本工営(株)福岡支店 社会システムグループ(〒812-0007 福岡県博多区東比恵1-2-12)
E-mail:a7012@n-koei.co.jp

⁶正会員 東京大学大学院特任研究員 工学系研究科社会基盤学専攻(113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)
E-mail:fukuyama@bin.t.u-tokyo.ac.jp

従来から、演繹的なアプローチとして、ランダム効用最大化原理、交通流の流体力学的モデル、交通ネットワークの配分原理等の規範的理論に基づいた交通需要予測等が行われてきた。一方で、近年の交通観測手法の発展により、より詳細なデータが利用可能となっている。これらのデータを用いて、帰納的なアプローチにより有用な情報を抽出することが行われてきた。本論文では、これらの演繹的、帰納的アプローチを統合したデータ同化手法に着目し、多様な交通現象分析に対する一般フレームを提示する。具体的には、交通分野における状態推定研究をまとめ、一般状態空間モデルによる枠組みを提示する。また、構成要素であるシステムモデル、観測モデルについて、交通現象分析におけるモデル化、および観測データの動向を整理した。

Key Words : data assimilation, generalized state-space model, system model, observation model

1. はじめに

従来から、ランダム行動最大化原理、交通流の流体力学的モデル、交通ネットワークの配分原理等、規範的理論に基づいた交通需要予測等が行われてきた。例えば、ネットワーク上の交通流マイクロシミュレーションモデルでは、個別の車両挙動を追従理論等に基づきモデル化し、ネットワーク全体の交通状態を表現する。また、非集計行動モデル体系における生活行動シミュレーションは、個人の活動内容や継続時間等の活動要素に対して、選択モデル等を構築し、逐次的に適用して行動をシミュレーションするものである。演繹的アプローチであるこれらの手法では、初期条件への依存、長期的な変動に

おける誤差の蓄積等による予測精度の低下も考えられる。

一方で、近年の観測技術の進展により、交通状況の観測方法が多様化している。例えば、GPSに代表される衛星測位に基づく観測、交通系ICカードによる観測、携帯電話基地局情報による推計等多岐にわたる。それにより、従来からのアンケートベースの調査に加え、より詳細かつリアルタイムなデータが利用可能となっている。新たな観測手法によるデータの利用価値は高いものと考えられるが、多くは、交通現象分析のために取得されたものではない。そのため、帰納的なアプローチにより有用な情報を抽出することが行われてきた。しかしながら、データの多様化に伴い、データ空間の次元も増加し、スパースなデータになるため、分析精度には限界がある。

近年では、これらの演繹的、帰納的アプローチを統合した分析手法が盛んになってきている。特に、データ同化(Data Assimilation: DA)に着目した手法が増加している。データ同化は、観測データと予測モデルの統合により推定精度の向上を目指すものである。その意義としては、実測データを用いて数値シミュレーションモデルの精度・性能を改善すること(初期条件、境界条件、パラメータ推定、感度分析等を含む)、シミュレーションモデルを用いることにより観測の不足を補う、あるいは観測誤差を修正すること(再解析データセットの生成、仮想観測等)が挙げられる¹⁾。データ同化の枠組みにおいては、その柔軟性から、様々な対象に適用可能である。

以上の背景の下、本稿では、データ同化に基づき、多様な交通分析に対する一般フレームを提示することを目的とする。具体的には、交通現象分野における状態推定研究の系譜を概観し、推定手法の一般フレームを提示する。その上で、交通分野でのシミュレーション手法、利用可能データおよびデータからの状態推定に関して示す。なお、データ同化においては、逐次型と非逐次型(例えば、4次元変分法)があるが、本論文においては、交通現象分析において重要となる逐次型を扱うものとする。

2. 交通分野における状態推定研究の系譜

(1) 交通流モデルと観測データ

a) リンクベースの検討

速度や密度等、時々刻々と変化する道路交通流の内部状態推定(Traffic State Estimation: TSE)は、古くから関心を持たれてきたテーマであり、動的な交通運用管理や道路のサービス水準評価に対して有益な知見を与えている。

一般にTSEは、ネットワーク上の特定の地点・時間帯において何らかの機器によって収集された交通状態の観測情報に基づいて、ネットワーク全体の様相を明らかにすることを企図している。こうしたTSE研究の知見は、流入制御等の交通運用や交通流モデルの同定(モデルパラメータの決定)等への適用が期待されている²⁾。

TSEにおける従来の代表的な方法論は、カルマンフィルタ(Kalman Filter: KF)を基礎とする線形・ガウス型の動的システムであり、マクロ交通流モデルを線形近似したシステムモデルと、感知器等の観測系から導かれる観測モデルとの融合により、状態推定の精度向上等が図られてきた³⁾。さらに近年では、より一般的なデータ同化の枠組みのもとでのTSE研究が進展している。例えば、高次のマクロ交通流モデルと携帯電話による車両位置情報および速度のデータとをパーティクルフィルタ(Particle Filter: PF)を用いて同化させた研究⁴⁾、同じくPFを用いて固定感知器からの観測データを同化させている研究⁵⁾等

が見られる。PFについては、並列化を行うことで実時間内での適用も十分可能となっている⁶⁾。また、PFよりも計算速度や安定性が高いとされるアンサンブルカルマンフィルタ(Ensemble Kalman Filter: EnKF)に関しても、車両搭載GPS携帯位置データと交通流モデル(Cell Transmission Model: CTM)との同化等が試みられている^{7,8)}。一方国内の研究事例として、都市高速道路において高密に配置された感知器から得られた観測データを用いて交通流モデルのパラメータを経験ベイズ法によって求め、状態推定結果の再現性についての検証を行った事例⁹⁾も見られる。また、自然災害生起直後等交通状態を即時的に明らかにするニーズがあるような状況を念頭に、観測データとフローモデルとの同化(CTMとEnKF¹⁰⁾、あるいは、Variational TheoryとPF¹¹⁾を行うことで、非平常時の交通状態の再現性向上を試みた研究も近年行われている。

b) エリアベースの検討

混雑した都市のエリア単位で集計された交通量・密度・速度の間にも同様の安定的な関数関係であるMFD(Macroscopic Fundamental Diagram)に関する研究が国内外で進展している。対象エリアのMFDを高い精度で推定できるようになれば、詳細なOD交通量情報や緻密な交通需要モデルに依拠せずともエリア全体の(集計的な)交通状態を把握可能になるため、交通混雑制御のための新たな方法論として着目されつつある。

さて、あるエリアのMFDを推定するためのアプローチは、(a) 固定配置されたセンサーインフラによる観測結果を用いる方法；(b) 交通シミュレーション結果を用いる方法に大別される。(a)は、センサーが高密度で設置されていることが大前提であり、先進国の都心部等限られた場所での適用に留まっている。一方の(b)は適用例が多いものの、高精度の動的交通シミュレーションを予め構築する必要があることや、観測値ではなくシミュレーション値を用いているために推定結果の現実的妥当性が低いことが課題となっている。このような中、感知器データに基づいて推定された従来型のMFDとプローブデータをより推定されたMFDの比較を行い、後者の手法の有用性を確認した研究¹²⁾も近年では行われている。さらに、MFDをシステムキャリブレーションプロセスの一部に用い、交通センサーを活用してリアルタイムで一般街路の交通状態を推定するシステムも構築されている¹³⁾。また、新たな展開として、複数のMFD(Multi-region MFDs)間での広域な動的ODフローを携帯電話基地局情報に基づくメッシュ滞在人口と同化させる理論フレームの検討¹⁴⁾も新たに行われつつある。

(2) 交通需要モデルと観測データ

集計型あるいは非集計型の交通需要モデルにおいては、交通調査を通じて収集された観測データ(トリップ量や

各旅行者の交通に係る選択結果)に適合するよう、最小二乗法や最尤法等の古典的統計手法に基づいてモデルパラメータの推定を行う場合が大半であった。これらの交通需要モデル研究も交通状態推定を企図していると考えられなくもないが、多様な観測データがリアルタイムで収集されそれを活用するような状況を念頭に置いたものでは必ずしもない。但し初期の研究においても、ベイズ更新の考え方を適用して集計データと非集計データを統合的に活用してモデルパラメータを推定する試み^{15), 16)}はなされている。

従来型の都市交通調査における回収率の低下や回答精度の低さに鑑み、誤差の小さい観測リンク交通量の情報と交通量配分モデルを融合することによってOD交通量を逆推定する研究が長年にわたって進められてきた¹⁷⁾。OD逆推定はまさに観測データの活用による交通状態(OD交通量)推定の典型例と言える。近年では、アクティビティを考慮したネットワーク均衡モデルへと拡張を行った上で、断面交通量等の情報のみならず、ナンバープレート認識情報等も併用したデータ同化の方法論開発も進みつつある^{18), 19)}。一方で、古典的な空間的相互作用モデルの枠組み(エントロピーモデル)を踏襲しつつも、従来のパーソントリップ調査等で推計された過去OD表の情報と、携帯電話基地局情報等のモバイルビッグデータから得られる在圏人口情報をモデルベースで融合させることにより、過去OD表を現時点の最新のOD表に更新する方法²⁰⁾等も新たに提案されている。

以上のような交通行動モデルやネットワークフローモデル等も包含した上で、Flötteröd and Bierlaire²¹⁾は、「個々のエージェントの活動参加モデル」、「交通フローモデル」、「移転/転居モデル」という都市交通システムの主要三要素をサブモデルと見立て、それらの間を「施設利便性」、「移動需要と混雑」、「アクセシビリティ」という要素で連結した上で、都市マイクロシミュレーションシステムの新たな観測データとの同化についての基礎フレームを提案している。但し、あくまでも概念の提案にとどまっており、このフレームに基づいた実際の検討はまだなされていない。

3. 状態推定の一般フレーム

データ同化においては、状態が時々刻々変化し、観測データが時系列で得られることを前提としており、それらの関係をモデル化し、時系列解析手法に基づき、状態を推定する。

状態や観測データの関係は、一般状態空間モデル²²⁾により表現することができる。一般状態空間モデルは状態

ベクトル \mathbf{x}_t と観測ベクトル \mathbf{z}_t とから構成される(図-1)。時刻 t における状態ベクトル \mathbf{x}_t は、直接観測できない、あるいは推定したい変数のベクトルであり、観測ベクトル \mathbf{z}_t は、センサにより観測した変数のベクトルである。状態ベクトルを隠れ変数として導入することにより、一般状態空間モデルとしての表現力が向上している。また、観測ベクトルは異種データを \mathbf{z}_{1t} , \mathbf{z}_{2t} 等と分割して利用することも可能である。ベクトル間の関係性は、条件付き分布としてモデル化できる。状態ベクトルと観測ベクトルとの関係を表したモデル $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$ を観測モデルと呼び、状態ベクトルの時間推移を表したモデル $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ をシステムモデルと呼ぶ。

時刻1から t までの観測ベクトル $\mathbf{z}_{1:t} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$ が得られたときに、時刻 t における状態ベクトル \mathbf{x}_t を事後確率最大化基準により推定する。ここに、事後確率 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$ は、ベイズの法則より、

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) \\ = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1)$$

と展開される。右辺のうち $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$ は観測モデルを、 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ はシステムモデルを、 $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})$ は時刻 $t-1$ における推定の結果をそれぞれ示している。

一般状態空間モデルの典型例は、逐次ベイズフィルタであり²³⁾、システムモデルに基づき予測を行い、観測モデルに基づきフィルタリングを行うものである。それぞれ、予測分布

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (2)$$

フィルタ分布

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})}{\int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_t} \quad (3)$$

として一般的に表現でき、逐次適用することにより、事後分布が得られる。

これらの変数やモデルを、対象とする状態や観測データに応じて定義やモデル化すれば、一般状態空間モデルの枠組みは変更することなく利用できる。次章以降で、交通状態推定における定義やモデル化を示すこととする。

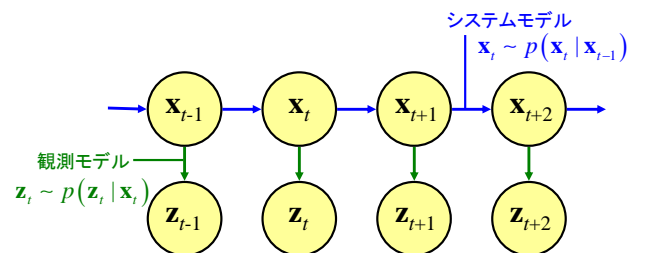


図-1 一般状態空間モデル

4. システムモデル

前章で示した通り、 \mathbf{x}_t は時刻 t の状態ベクトルであり、観測不能な潜在変数を含む様々な状態変数を成分としたベクトルである。システムモデル $\mathbf{x}_t \sim p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ は、関数形として

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_t), \mathbf{v}_t \sim q(\cdot) \quad (4)$$

とも表現できる。ここでは、時刻 $t-1$ における状態 \mathbf{x}_{t-1} を初期条件として、シミュレーション f を行うことにより時刻 t における状態 \mathbf{x}_t を推定することを意味する。 $\mathbf{v}_t \sim q(\cdot)$ は分布 $q(\cdot)$ に従う確率項を意味しており、シミュレーションにおけるシステムノイズ(制御)を意味している。

(1) 状態の定義とシミュレーション

一般状態空間モデルの状態変数は、時々刻々と変化するシステムの状態であり、2.ではTSEとして様々なものを取り上げられているが、基本的には時間とともに変動する状態が対象とされる。状態変数はベクトルであるため、多地点や複数の交通状態、例えば、ネットワーク上の複数の場所の状態や複数の場所の異なる状態を一つにまとめて表現することも可能である。

特に交通工学の状態変数としてこれまで用いられてきたものとして、交通密度^{24, 25)}、平均速度^{8, 26, 27)}、交通量²⁸⁾等の交通ネットワークの基本的な状態を記述する変数を用いるものがある。これに加えて、シミュレーションモデルのパラメータも時間とともに変動する状態として定義し、逐次的に可変のものとして推定可能である^{29, 30)}。さらにこれらの状態を正常・異常等のように離散的に表現したのも状態変数として定義できる³¹⁾。また、ゾーンごと滞人数やOD表の要素^{19, 20, 32)}等も状態として定義可能である。どの状態を対象とするかは、(シミュレーション)モデルと観測データの関係に依存する。例えば、マクロ交通流モデルとして用いられるCTMは複数の区間に区切った交通密度の遷移を記述するモデルであるが、この場合交通密度を状態変数として定義することになる。しかし、観測データが速度である場合には速度を密度に変換するか、もしくはCTMを速度に応用したCTM-Vを用いて観測モデルを構築することになる。

(2) シミュレーションのレビュー

ここでは、交通シミュレーションとして、主に交通ネットワークのシミュレーターとアクティビティシミュレーターの二つを取り上げる。

a) 交通ネットワークシミュレーター

交通流シミュレーションはモデル化の方法により、追従モデルやセルオートマトンを用いて個々の車両を離散的に表現するマイクロシミュレーションと、車群の挙動

を連続的な流体として記述する等交通現象を単純化してモデリングするマクロシミュレーションに大別される。前者は車両挙動の詳細な表現に重点を置くため限定された領域を対象とし、後者は主として広域の道路ネットワークを対象とすることが多い。また、両者の中間的なモデルとして、個々の車両の属性や選択行動を取り扱いつつ、移動量は車群単位で算定するメソモデルがある。

交通流シミュレーションでは「車両挙動」の記述がモデル構成の中心となる。マイクロシミュレーションにおける車両挙動は、進行方向への速度調整として表現する。この速度調整は、周辺車両との関係に基づいて行われ、(1) 道路区間ごとの密度(車頭距離)–速度関係に基づいて、当該時刻における車頭距離から速度を算定する方法、(2) 前方車両との速度差に応じて加速度を決定する方法(追従モデル)等がある。算定された加速度(または速度)に基づいて、時間進行に伴う走行距離を算出し、個々の車両をリンクの下流側へ移動させていく。ただし、前方車両に追突しないという前提で移動距離を制約するものが多い。代表的なマイクロ交通流シミュレーションとしては、例えばMITSIM³³⁾、DRACULA³⁴⁾、tiss-NET³⁵⁾、HEROINE³⁶⁾等がある。

一方、マクロシミュレーションでは、車両1台あるいは数台をまとめたパケットとして扱う離散モデルと、交通流を流体近似して扱う方法の二種類に大別される。離散モデルにおける車両移動方法は、道路区間ごとの密度(車頭距離)–速度関係に基づき、当該時刻の車頭距離から速度を求め、時間進行に伴う走行距離を算出し、車両をリンクの下流側から順次移動させていくものである。代表的なモデルの一つにSOUND³⁷⁾が挙げられる。一方、流体近似モデルでは道路をいくつかの区間に分割し、各区間における交通量–密度関係に基づいて流出入台数を算出し、各区間の交通密度を時間進行とともに更新していくものが多い。流体近似の代表的なモデルにはBOX MODEL³⁸⁾やCTM³⁹⁾等があげられる。またマクロモデルに微視的な交通流モデルを組み込む方法も提案されている。AVENUE⁴⁰⁾はその代表例であり、ブロック密度法に基づきブロック間の移動台数を整数化することで離散的な車両移動を再現している。このように交通流シミュレーションはマイクロシミュレーションの場合には、個別の車両挙動からリンク上の状態を様々な変数として出力可能であるが、マクロシミュレーションは、区間ごとの密度や速度を状態変数として用いることから、密度や速度が状態変数として使いやすい。

b) アクティビティシミュレーター

アクティビティシミュレーターは、活動を選択の対象として分析を行う。具体的には活動の内容と時間・空間を主な要素として説明することで、異なる時空間での活動と同時にそこまでのトリップが把握できる。また、活

動の分析には時間の概念が含まれるため、一日単位での生活の分析となり、その結果移動手段の関連性を持たせることができる。これらの特性によって、様々な交通政策に対する反応がより正確に把握できると考えられている。既存のアクティビティシミュレーターは、活動種類、目的地選択、時間帯選択、継続時間モデル、手段選択を導入するかどうかでモデルの構造が異なる。主に離散選択や生存時間分析の枠組みでモデル化がなされるが、アクティビティの要素をあるパターンとしてとらえ、デシジョンツリーやニューラルネットワーク等のアルゴリズムによるものも増加している。モデルの簡素化という趣旨ではツアーベースモデルがある。これは外出のみに着目して、その活動の時間空間を特定し、移動手段についてはツアー単位で決定するものである。近年ではエージェントベースシミュレーションが入り、離散選択のほかルールやヒューリスティクスを用いた統合型のシミュレーターが構築されている。このようなアクティビティシミュレーターは個人の行動を再現するため、その状態変数は非常にフレキシブルに構成可能である。例えば、交通手段分担率や目的地選択モデルの結果から OD やゾーン別滞在人数を設定される時間帯の解像度で出力可能である。このようにマイクロアクティビティシミュレーターは状態変数がフレキシブルに構成可能であるといえる。

システムモデルとして京都大学で開発された PCATS を取り上げて解説する。PCATS⁴⁾は、個人・世帯属性データ、ゾーン単位の地域属性データ、ならびにゾーン間の LOS データに基づき、個人の一日の生活行動の軌跡を時間軸上で再現するシミュレーションであり、逐次的・段階的な意思決定過程を仮定した上で、個々の意思決定の局面に Nested Logit Model 等の離散選択モデルを用いて、確率的に生活行動を再現している。離散選択モデルを用いたシミュレーションの場合、選択肢集合が巨大になることが多いが、PCATS では個々人の時空間プリズム⁴⁾制約や目的地認知制約を考慮することで対処している。また LOS データを入力要件としているため、LOS の変化が生活行動に与える影響を再現することができる。すなわち、LOS 変化に伴い生じる、トリップ生成、個々のトリップの機関選択、目的地選択、出発時刻選択、あるいは、活動順序を含むトリップチェーン形態の二次的、三次的变化を総合的に把握することが可能となる。

5. 観測モデル

(1) 観測データ

従来実施されてきた交通調査に加えて、位置特定技術や情報通信技術の進展により、個人の移動に関する多様

な観測データが得られるようになってきている。これらのデータは、収集目的や方法等により、取得できる情報の項目や時空間的範囲等が異なっており、データの特性に応じて有効に利用することが必要である。

例えば、データ取得の頻度や対象については、パーソントリップ調査等の交通調査が、数年に一度実施され、平日のある1日における統計的な代表性を考慮したデータを得るものであるのに対し、近年利用可能となっている観測データは、多くが常時自動計測される一方、観測対象となる移動体や空間が限定された情報となっている。

観測方法に着目すると、車両感知器等に代表される定点観測型(オイラー型)と、GPS データのように個別の観測対象を追跡する軌跡観測型(ラグランジュ型)に分けられる。前者は固定された観測地点・範囲における状態の推移が計測できるのに対し、後者は個別の移動体の移動過程に関する詳細な情報を得ることができる。

データの利用形態については、リアルタイムで利用可能なデータと、オフラインでの利用を前提としたデータがある。後者に関しては、携帯電話やカーナビゲーション等調査とは別の目的で利用された GPS データを利用者の許諾を得た上で活用するものも多く、利用者のプライバシー保護等の観点から、集計データとして第三者に提供される場合も多い。

現在日常的に観測されている移動軌跡データは、観測対象が車両のみであったり、集計データとして提供されたりすることが多いことから、個人の1日の行動を把握できる観測データは限定的である。また、調査データ以外では、プライバシー保護の観点から一般的に個人属性は収集されない。

以上のような点に着目して、代表的な観測データの特徴を整理する。

a) PT調査、道路交通センサス

パーソントリップ調査(PT調査)は調査対象地域内の人の動きを調査したものであり、OD、移動手段、移動時間、移動目的等を個人属性と関連付けて把握することができる。また、サンプルの拡大処理により全 OD データの取得が可能である。しかし、調査結果は行政界、人口分布等を基に作成されるゾーン単位で集計されるため、特定の目的地、出発地に着目した分析は困難である。

調査は大都市圏、地方中核都市圏、地方中心・中小都市圏等で独立して実施されており、調査が実施されていない地域も存在する。また、調査実施頻度は5年に1度程度と少ないため、経年変化把握への対応が困難である。

道路交通センサスは PT 調査と同様に5年に1度国土交通省が実施しており、調査内容は、交通量・旅行速度等の実測を行う「一般交通量調査」、アンケート調査等により地域間の自動車の動きを把握する「自動車起終点調査」で構成されている。調査対象区間となっている路線

の交通量，旅行速度，道路緒元および車の 1 日の動き（車種別の移動目的，OD）の把握が可能である。PT調査と同様にサンプルの拡大処理により全ODデータの取得が可能であるが，移動手段が車に限定されている。

調査対象路線は高規格幹線道路，直轄国道，幹線的な役割を担う県道，市道となっている。都市部と地方部で区間設定が異なり，人口密度が高い都市部では区間分割が細かいが，地方部においてはその区間長が大きくなる。調査は全国を対象として一斉に行われるため，PT調査のような空白エリアは存在しない。

b) 車両感知器データ

車両感知器データは，道路に設置された感知器により，通過する車両の数や地点速度を計測したデータであり，道路管理者によってリアルタイムで収集され交通管制等に利用されている。計測データは数分間隔単位で集計され，感知器設置地点における全量が把握できることが特徴である。一方，設置地点以外に関する情報は得られないため，感知器データに基づき把握される道路上の交通状態の精度は，感知器の設置間隔に依存する。首都高速道路では概ね300～600m間隔と高密に感知器が整備されているが，NEXCOでは整備区間においては2km間隔程度となっている。また，直轄国道，都道府県道においても車両感知器が設置されているが，直轄国道で26%（H22道路交通センサ全対象区間延長に対する割合），都道府県道等で4%（H22道路交通センサ全対象区間延長に対する割合）となっており，高規格幹線道路と比較し，密度は低い。

c) プローブデータ

プローブデータは，GPSを搭載した個々の移動体の位置・時刻等に関する履歴情報である。現在日常的に観測・収集されているプローブデータとしては，国土交通省によるETC2.0プローブデータと自動車メーカー等による民間プローブデータがある。この他，プローブパーソン調査等の個別調査によっても収集される。

ETC2.0プローブデータは，ETC2.0車載器および対応カーナビに蓄積された走行位置等の履歴情報であり，GPS測位による時刻・位置情報（走行履歴情報）と，加速度等が所定の閾値を超えたときの挙動履歴情報（時刻・位置，速度，ヨー角速度，前後/左右加速度等）により構成される。走行履歴は200m走行時もしくは45度以上の進行方向変化時に車載器に蓄積され，車両が路側機を通過した際に通信により収集される。車載器では延長ベースで最大80km程度の情報が蓄積できる。また，路側器は現在，高速道路および直轄国道に設置されている。データは，車両や個人，走行開始地点および走行終了地点から一定範囲内の履歴情報等が特定されないよう処理され，道路に関する調査・研究等に利用される。調査データとは異なり，リアルタイム利用も視野に入れたシステム構築が

なされている⁴³⁾。

プローブデータに共通する特徴として，観測対象の移動体に関するOD・経路や詳細な時空間情報が得られる一方，調査以外の場合は，対応する車載器やカーナビ等の利用者のサンプルデータであるため，母集団代表性のある集計量を得るのが難しいことが挙げられる。ETC2.0プローブデータについては，常時自動的に収集され取得頻度が高いこと，公的データであり収集の継続性が期待できることが特長である。ただし，車両のみの移動データであり，これ以外の交通手段による移動の状況は把握できない。また，個人属性の情報は収集されない。ETC2.0車載器の普及率が低い段階や，路側機のない道路で構成されるエリアでは，OD等の集計量の分布の偏りが著しくなるため，広範なデータ利活用に向けては，車載器普及率や路側機設置範囲の拡大が望まれる。一方，リンク速度は抽出率の影響が小さく，車載器普及率が高くない段階でも利用可能と考えられる。

d) メッシュ人口統計データ

メッシュ人口統計データは，携帯電話基地局情報や地図・ナビゲーションアプリ利用者のGPS情報等を，メッシュ単位で時間帯別に集計したものであり，特定の空間に着目して時間ごとに流入する人の動きを把握するオイラー型のデータである。携帯電話やナビアプリ等を運営する会社がそれぞれ自社の収集データを加工した上で市販しており，滞在人数等の集計データが提供される。観測対象となる移動手段は元となるデータによるが，携帯電話や歩行等を含む携帯ナビアプリの場合は全モードの観測が可能である。個人属性はない場合が多いが，メッシュごとの性別・年齢等，属性に関する人口分布等を提供している社もある。データは常時自動的に収集され，取得頻度が高いこと，またマルチモーダルな移動・滞在人数を広範囲に把握できることが特徴である。一方，集計データであるため個人単位の移動特性は把握できず，活用場面は限定される。また，標本の抽出率や代表性も，特定アプリに基づく情報の場合は注意が必要である。

(2) 観測モデルの一般表現

システムモデルと同様に，観測モデル $\mathbf{z}_i \sim p(\mathbf{z}_i | \mathbf{x}_i)$

も関数形として，

$$\mathbf{z}_i = h_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}_i), \mathbf{w}_i \sim r(\cdot) \quad (5)$$

と表現できる。3.で定義した通り， \mathbf{z}_i は時刻*i*における様々な観測データを成分に持つ観測ベクトルである。観測モデルでは，システムモデルのシミュレーションによって推定した状態ベクトル \mathbf{x}_i とその直接・間接の観測のベクトルである \mathbf{z}_i との関係を示している。状態ベクトルの要素は直接には観測できない場合がほとんどであるため，通常は観測ベクトルと状態ベクトルの関係性を表現

する観測演算子である $h()$ を介して関係性を示している。 $w_t \sim r(\cdot)$ は同じく $r(\cdot)$ に従う確率項であり、観測ノイズ(制御)と呼ばれている。

前節でまとめられた観測データは、時間スケールの違い、空間スケールの違い、解像度の違い、観測手法の違い等が指摘されている。このように様々な特性を持つ観測変数をどのようにとるかは、交通政策上の課題とシミュレーションによる状態変数の記述可能性に応じて変化する。前節で示された観測データの多くは、必ずしも政策課題に応じた状態変数やシミュレーションモデルの出力として利用可能な観測ではないケースもある。このとき、状態変数と観測データの組み合わせは工夫が必要な場合がある。

例えば、福田ら⁹⁾は車両検知器の設置間隔の最適性を検証することを目的として、交通状態の変化を予測した、全線で5か所の速度検知器データが利用可能なことから、CTMの速度を状態変数にしたCTM-vをシステムモデルとして観測データに同化した。更にラグランジュ型データであるプローブデータによって検証を行った。このようにオイラー型の検知器データとラグランジュ型のプローブデータは、全数を捕捉するためある断面での精度の高さや速度等の状態を全経路にわたって観測可能なラグランジュ型データは根本的に性質が異なる。しかし状態空間モデルではこれらをまとめて観測ベクトル(状態ベクトル)として用いることで、区別なく利用可能になる。

さらに複数の状態変数とその観測を活用し、シミュレーションの出力である状態ベクトルと複数の観測に対して、それぞれの関係式を観測モデルとして定式化することで、シミュレーションの再現精度の向上が図れるケースもある。例えばHerera and Bayen⁷⁾は検知器による密度をシミュレーションモデルの境界条件に使い、プローブによる密度-速度を観測データとしてシミュレーションモデルのある地点の密度の観測として活用し、シミュレーションによる予測と観測を用いてNewton Relaxation法を用いて統合している。さらに、Nantes et al.⁴⁹⁾は、検知器による車両台数、Bluetoothからの速度(オイラー型データ)およびGPSからの速度(ラグランジュ型)を観測データとして、それぞれの観測モデルを構築している。また交通以外の分野、例えば、海洋気象では、固定のブイからの観測データと漂流ブイからの観測データをそれぞれオイラー型データ、ラグランジュ型データとして活用し、それぞれの観測モデルを構築してシミュレーションモデルとの差をイノベーションとして同化させる事例もある。それによって初期状態や予測精度の改善が行われる⁴⁵⁾。例えば日本海海況予報システムでは、対馬海峡のモニタリング(流向、流速、水温、塩分等)、人工衛星データ(海面高度、海面水温、漂流ブイ等)、海洋観測データ(水温、潮位、流速等)の多くの観測データが利用可能であり、

状況に応じて観測データを選別し、初期条件、境界条件データ同化を行って日本海流動モデルが作られている⁴⁶⁾。また、土木の分野でも、複数の固定された場所の観測降雨量と観測河川水位という二つのオイラー型データから、リアルタイムの河川水位予測モデル⁴⁷⁾等も構築されている。

6. 状態推定手法

(1) 状態推定手法の概観

前章までに見てきたとおり、一般状態空間モデルの構成要素である、状態ベクトルと観測ベクトルを定義、システムモデルと観測モデルを定式化すれば、状態推定が可能になる。本章では、その一般的手法について触れる。

システムモデル、観測モデルがともに線形であり、両ノイズもガウス分布で表現できる場合、すなわち、

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_t &= F_t \mathbf{x}_{t-1} + G_t \mathbf{v}_t, & \mathbf{v}_t &\sim N(\mathbf{0}, Q_t) \\ \mathbf{z}_t &= H_t \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t, & \mathbf{w}_t &\sim N(\mathbf{0}, R_t) \end{aligned} \quad (6)$$

の場合には、カルマンフィルタにより、解析的に状態推定を行うことができる。カルマンフィルタにおいては、予測を行った後、観測データを用いた予測誤差に基づき修正(フィルタリング)、状態を推定する。予測により不確実性(分散共分散行列)が増加するものの、フィルタリングにおいて、予測誤差の分散共分散行列を用いた推定精度の改善がなされる。

カルマンフィルタは、線形・ガウス性のシステムを前提としており、安定性はある一方で、適用範囲は限定される。非線形・非ガウス性に対応するため、様々な手法が提案されてきた⁴⁸⁾。

ガウス性ノイズを仮定するが、非線形関数への適用拡張を行った手法として、拡張カルマンフィルタ、モーメントマッチング、アンセンティッドカルマンフィルタがある。拡張カルマンフィルタは、非線形関数をテイラー展開で線形化したものである。システムモデルの分散共分散行列が不安定であることや、オンラインでシステムモデルのヤコビ行列の計算必要である等の短所を有する。モーメントマッチング(Assumed Density Filter)は、事後確率分布の平均と共分散が保たれるように線形化している。アンセンティッドカルマンフィルタは、重み付き線形回帰モデルを利用して線形化(アンセンティッド変換)を行う。シグマ点がガウス分布から抽出され非線形関数により変換され、2次のテイラー展開程度の正確さという特徴を有する。

非ガウス型ノイズにまで拡張した手法としては、ヒストグラムフィルタやガウス分布和フィルタ(複数仮説カルマンフィルタ)、アンサンブルカルマンフィルタ

(Ensemble Kalman Filter: EnKF)⁴⁹⁾, パーティクルフィルタ (Particle Filter: PF)^{50), 51)}が存在する. これらの手法は, 確率分布をヒストグラム, ガウス分布和, アンサンブル等で近似したものである. この中でも, アンサンブルベースの手法として, EnKFとPFが, その自由度から, 様々な分野で適用されている.

(2) アンサンブルベースの状態推定

a) アンサンブルカルマンフィルタ(EnKF)

EnKFでは, 確率分布をその分布からサンプリングした多数のアンサンブル $\{\mathbf{x}^{(n)}\}_{n=1}^N$ により離散的に近似する.

アンサンブル近似は,

$$p(\mathbf{x}_t) \doteq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^{(i)}) \quad (7)$$

に従って行われる. ここで δ はディラックのデルタ関数である. EnKFでは, システムモデルにこのアンサンブル近似を適用するものである. 一方の観測モデルは, 従来通りの線形の観測モデルに従うものとする. この設定に基づき, 逐次, 状態ベクトルの平均と分散共分散行列を更新する. EnKFの計算フローを図-2に示す.

フィルタ分布は従来通りのものであるため, フィルタ分布が正規分布に従わないとき, アンサンブルを増やしても精度向上しない. また, フィルタ分布のアンサンブルは, 予測分布のアンサンブルの加重和であり, リサンプリングは行わないため, アンサンブルはフィルタリングステップにおいて非縮退であるという特徴を有する. このため, 高次元の状態ベクトルの推定に利用されることが多い. しかしながら, 非線形観測方程式を直接的には扱うことができないため, 拡張カルマンフィルタと同様に線形化, あるいは, 拡大状態ベクトルを導入して形式的に線形化を行うという対応が必要になる.

b) パーティクルフィルタ(PF)

PFにおいても, EnKFと同様に, アンサンブル(PFでは, パーティクルと呼ばれる)を用いて確率分布を離散的に近似する. EnKFとの相違は, 確率分布を状態ベクトルのパーティクル群 $s_t^{(n)}$ と各パーティクルの重み $\pi_t^{(n)}$ の組によって表現することである. さらに, 事後確率分布からリサンプリング(重点サンプリング)を行ったパーティクル群に対して, 予測を行う点も異なる. PFの計算フローを図-3に示す.

PFは非線形・非ガウス型にも適用できる, 最も柔軟性の高い手法として知られている. しかしながら, リサンプリングを行うため, 縮退が起きる可能性があり, 粒子生成の工夫等も行われている⁵²⁾. また, 高次元の状態ベクトルへの適用へは不向きであり, 状態ベクトルを2要素に分解して, その片方を線形化することによる周辺化技術等も開発されている.

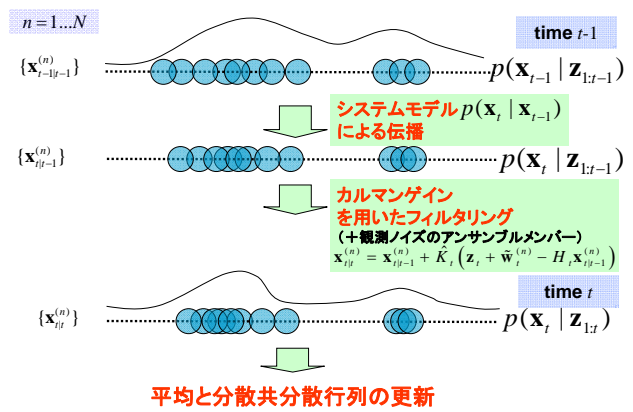


図-2 EnKFの計算フロー

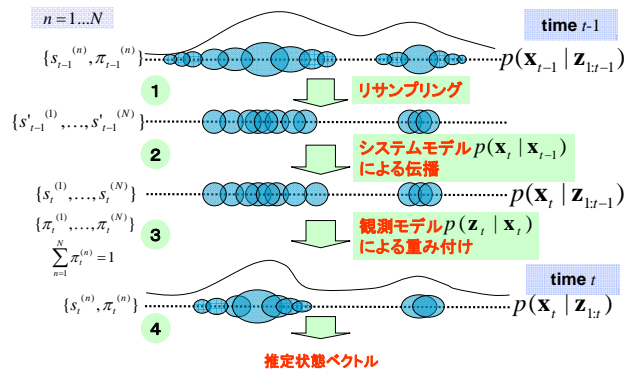


図-3 PFの計算フロー

c) パラメータ推定

上記の計算においては, システムモデルや観測モデルのパラメータを固定している. 一般状態空間モデルが, ベイズ推定に基づくことから, パラメータ推定については, 最尤法によりパラメータ推定を行う経験ベイズ, あるいは, パラメータの事前分布を導入してベイズ推定を行うフルベイズ等の手法をとることになる.

パラメータも時々刻々と変化する場合には, 拡大状態ベクトルによる対応がとられる. 拡大状態ベクトルとは, もとの状態ベクトルに対して, パラメータも状態ベクトルに加えたものである. この拡大状態ベクトルを用いて, システムモデル, 観測モデルを構築すれば, これまでの推定手法を利用することができる. 推定結果である事後確率は, 状態ベクトルとパラメータの同時確率分布であるため, 状態ベクトルにより周辺化すれば, パラメータの事後確率を得られることになる.

7. おわりに

本論文では, 近年の多様な観測データを活用し, これまでのシミュレーションの知見を活かすべく, データ同化による交通状態推定に着目して, その一般フレームを

示した。特に、交通分野における状態推定研究をまとめ、潜在変数である状態ベクトルと観測ベクトルから構成される一般状態空間モデルによる枠組みを提示した。このモデルを具体化するためには、システムモデル、観測モデルのモデル化が必要になるが、交通分野におけるモデル化を整理した。システムモデルについては、シミュレーションが対応するため、シミュレーションに関するレビューを行った。また観測モデルについては、観測データの整理を行ったうえで、観測モデルの一般表現を行った。最後に、一般状態空間モデルでの、状態推定手法について、特に着目されているアンサンブルベース手法に関して解説した。

前述の通り、データ同化の適用可能な対象は非常に広いものである。そのため、適用事例についても、全てを網羅したものにはなっていない。また、本論文で提示した、一般フレームの適用・検証を通して、その有効性を再確認することが望まれる。

謝辞：本研究は国土交通省「平成27年度 道路政策の質の向上に資する技術研究開発」の委託研究で実施し、数多くの有益なアドバイスを頂いた。ここに記して感謝の意を表します。また、この研究は科学研究費補助金(課題番号25289161)の支援を受けています。

参考文献

- 1) 中野慎也：データ同化の考え方とその方法，MTI-Handbook Electronic Archives, 2009.
- 2) 福田大輔：データ同化アプローチによる交通状態の推定に関する研究動向，交通工学，Vol.47，No.2，pp.33-38，2012.
- 3) 中辻隆：交通流におけるフィードバック原理に基づく推定技術の現状と展望，IATSS Review，Vol.31，No.1，pp.15-23，2006.
- 4) Cheng, P., Qiu, Z. and Ran, B.: Particle filter based traffic state estimation using cell phone network data, *Intelligent Transportation Systems Conference 2006 (ITSC'06, IEEE)*, pp.1047-1052, 2006.
- 5) Sau, J., El Faouzi, N., Aissa, A. and de Mouzon, O.: Particle filter-based real-time estimation and prediction of traffic conditions, In Skiadas, C. H. (ed.) *Recent Advances in Stochastic Modeling and Data Analysis*, World Scientific, pp.406-413, 2007.
- 6) Hegyi, A., Mihaylova, L., Boel, R. and Lendek, Z.: Parallelized particle filtering for freeway traffic state tracking, *European Control Conference*, 2007.
- 7) Herrera, J. and Bayen, A.: Incorporation of Lagrangian measurements in freeway traffic state estimation, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.44, No.4, pp.460-481, 2010.
- 8) Work, D., Blandin, S., Tossavainen, O., Piccoli, B. and Bayen, A.: A traffic model for velocity data assimilation, *Applied Mathematics Research eXpress*, Vol.2010, No.1, pp.1-35, 2010.
- 9) 福田大輔，洪子涵，岡本直久，石田東生：都市高速道路における交通状態推定問題およびセンサー配置問題に対するデータ同化アプローチ，土木学会論文集 D3(土木計画学)，Vol.70，No.5，pp.I_1041- I_1050，2014.
- 10) Kawasaki, Y. Hara, Y., Mitani, T. and Kuwahara, M.: Real-time simulation of dynamic traffic flow with traffic data assimilation approach, *Journal of Disaster Research*, Vol.11, No.2, pp.246-254, 2016.
- 11) Otsuka, R.P., Work, D.B. and Song, J.: Estimating post-disaster traffic conditions using real-time data streams, *Structure and Infrastructure Engineering*, in press.
- 12) Tsubota, T., Bhaskar, A., Nantes, A., Chung, E. and Gayah, V.V.: Comparative analysis of traffic state estimation: Cumulative counts-based and trajectory-based methods, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol.2491, pp.43-52, 2015.
- 13) Hanabusa, H., Kobayashi, M., Koide, K., Horiguchi, R. and Oguchi, T.: Development of the nowcast traffic simulation system for road traffic in urban areas, *Paper presented at the 20th World Congress on ITS*, 2013.
- 14) Ge, Q. and Fukuda, D.: A macroscopic approach for inferring dynamic origin-destination demand, *Paper presented at 6th International Symposium on Dynamic Traffic Assignment*, forthcoming.
- 15) 森地茂，屋井鉄雄，平井節生：個人データと集計データとの統合利用によるモデル構築方法，土木計画学研究・論文集，No.10，pp. 291-298，1987.
- 16) 屋井鉄雄，森地茂，魚谷憲：複数データの統合による交通需要モデルの推定技法，土木学会論文集，Vol.1993, No. 470, pp. 125-133, 1993.
- 17) 土木学会(編)：交通ネットワークの均衡分析- 最新の理論と解法-，土木学会，1997.
- 18) Siriprote, T., Sumalee, A., Watling, D.P. and Hu, S.: Updating of travel behavior model parameters and estimation of vehicle trip chain based on plate scanning, *Journal of Intelligent Transportation Systems*, Vol.18, No.4, pp. 393-409, 2014.
- 19) Siriprote, T., Sumalee, A., Ho, H.W. and Lam, W.H.K.: Statistical approach for activity-based model calibration based on plate scanning and traffic counts data, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.78, pp. 280-300, 2015.
- 20) Ge, Q. and Fukuda, D.: Origin-destination matrices estimation using aggregated mobile phone data, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, forthcoming.
- 21) Flötteröd, G. and Bierlaire, M.: Running urban microsimulations consistently with real-world data, In Arisona, S.M., Aschwanden, G., Halatsch, J. and Peter, W. (eds.) *Digital Urban Modeling and Simulation*, Springer, pp.181-199, 2012.
- 22) 樋口知之：粒子フィルタ，電子情報通信学会誌，Vol.88, No.12, pp.989-994, 2005.
- 23) Kitagawa, G.: Monte carlo filter and smoother for non-gaussian nonlinear state space models, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol.5, No.1, pp.1-25, 1996.
- 24) 鈴木宏典，中辻隆：フィードバック原理に基づく交通状態推定手法を応用した高速道路上起終点旅行時

- 間の推定, 土木学会論文集, No.695, pp.137-148, 2002.
- 25) Herrera, J C., and Bayen, A. M.: Traffic flow reconstruction using mobile sensors and loop detector data, TRB 2008 Annual Meeting, CD-ROM.
- 26) Nanthawichit, C., Nakatsuji, T., and Suzuki, H.: Application of probe-vehicle data for real-time traffic-state estimation and short-term travel-time prediction on a freeway, TRB 2003 Annual Meeting, CD-ROM.
- 27) Yang, S. Kaplakis, K. and A. Biem: An adaptive observation site selection strategy for road traffic data assimilation, *Proceeding of IWCTS'12*, pp.2-7, 2012.
- 28) Terpstra, F. P., Meijer, G. R. and Visser, A.: Intelligent traffic forecasting system using data assimilation for use in traveler information systems, Presented Paper at First IFIP International Conference on Artificial Intelligence Applications and Innovations.
- 29) Wang, Y., Papageorgiou, M., Messmer, A., Coppola, P., Tzimitis, A. and Nuzzolo A.: An adaptive freeway traffic state estimator, *Automatica*, Vol.45, No.1, pp.10-24, 2009.
- 30) 中西航, 布施孝志: ネットワーク上の人物移動推定のための観測モデルパラメータの適応的推定, 土木計画学研究・講演集, Vol.50, CD-ROM, 2014.
- 31) 神谷啓太, 布施孝志: 人物動態のモニタリングに向けた統計的異常検知に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.51, CD-ROM, 2015.
- 32) 澤田茜, 川辺拓哉, 白須瑛紀, 佐々木邦明: アクティビティマイクロシミュレーションと観測データの融合による需要予測手法, 土木計画学研究・講演集, Vol.53, CD-ROM, 2016.
- 33) Yang, Q. and Koutsopoulos, H. S.: A microscopic traffic simulator for evaluation of dynamic traffic management systems, *Transportation Research Part C*, Vol.4, No.3, pp.113-129, 1996.
- 34) Liu, R., Van Vliet, D and Watling, D.: Microsimulation models incorporating both demand and supply dynamics, *Transportation Research Part A*, Vol.40, pp.125-150, 2006.
- 35) 吉田豊, 坂本邦宏, 久保田尚: 交通シミュレータ内における個人の走行経験蓄積を考慮した経路選択モデルの交通シミュレーションへの適用, 土木計画学研究・論文集, Vol.19, pp.533-540, 2002.
- 36) 大藤武彦, 大窪剛文: 阪神高速道路交通管制システムへのオンライン交通流シミュレーションの導入, *交通工学*, Vol.39, No.2, pp.27-32, 2004.
- 37) 吉井稔雄, 桑原雅夫, 森田緯之: 都市内高速道路における過飽和ネットワークシミュレーションモデルの開発, *交通工学*, Vol.30, No.1, pp.33-41, 1995.
- 38) 飯田恭敬, 藤井聡, 内田敬: 道路網における経路選択を考慮した動的な交通流シミュレーション, 土木学会論文集, No.536/IV-31, pp.37-47, 1996.
- 39) Daganzo, C.F.: The cell transmission model: A dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 28, No. 4, pp. 269-287, 1994.
- 40) Horiguchi, R., Kuwahara, M., Katakura, M., Akahane, H. and Ozaki, H.: A network simulation model for impact studies of traffic management, 'AVENUE Ver. 2', *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Transport Systems*, CD-ROM, 1996.
- 41) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸: 時間的・空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.643-652, 1997.
- 42) Hägerstrand, T.: What about people in regional science?, *Papers of the Regional Science Association*, Vol.24, pp.7-21, 1970.
- 43) 牧野浩志, 鹿野島秀行, 田中良寛, 佐治秀剛: ETC2.0 プローブ情報の活用方法の体系化に関する研究, 第 51 回土木計画学研究発表会講演集, CD-ROM, 2015.
- 44) Nantes, A., Ngoduy, D., Bhaskar, A., Miska, M. and Chung, E.: Real-time traffic state estimation in urban corridors from heterogeneous data, *Transportation Research Part C*, in press, 2015.
- 45) Mochizuki, T. et al.: Multi-year climate prediction with initialization based on 4D-Var data assimilation, *Geophysical Research Letters*, 2016.
- 46) Hirose, N. et al.: Numerical simulation and satellite altimeter data assimilation of the Japan Sea circulation, *Deep Sea Research II*, Vol.52, pp.1443-1463, 2005.
- 47) 田中耕司, 辻倉裕喜, 杉浦正之: 非線形フィルタリングを用いた実時間河川水位の集中型モデルへのデータ同化, 土木学会論文集 B1, Vol.70, No.4, pp.I_409-I_414, 2014.
- 48) Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D.: *Probabilistic Robotics*, MIT Press, 2005.
- 49) Evensen, G.: Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics, *J. Geophys. Res.*, Vol.99, No.C5, pp.10143-10162, 1994.
- 50) Gordon, N. J., Salmond, D. J. and Smith, A. F. M.: Novel approach to nonlinear / non-Gaussian Bayesian state estimation, *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, Vol.140, No.2, pp.107-113, 1993.
- 51) Israd, M. and Blake, A.: Condensation – Conditional density propagation for visual tracking, *International Journal of Computer Vision*, Vol.29, No.1, pp.5-28, 1998.
- 52) 中野慎也, 上野玄太, 中村和幸, 樋口知之: Merging Particle Filter とその特性, *統計数理*, Vol.56, No.2, pp.225-234, 2008.

(2016. 4. 22 受付)

A GENERAL FRAMEWORK FOR TRAFFIC STATES ESTIMATION WITH VARIOUS OBSERVATION DATA

Takashi FUSE, Kuniaki SASAKI, Daisuke Fukuda,
Akira KIKUCHI, Ryo FUJII and Sachiyo FUKUYAMA