状態空間モデルとプローブ軌跡データを用いた 区間途中の流出台数の推定手法の構築

川崎 洋輔¹・原 祐輔²・桑原 雅夫³

¹正会員 東北大学大学院 情報科学研究科 博士後期課程 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: kawasaki-y@plan.civil.tohoku.ac.jp

²正会員 東北大学大学院助教 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: hara@plan.civil.tohoku.ac.jp

³正会員 東北大学大学院教授 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

本研究では、状態空間モデルとプローブ軌跡データを用いて区間途中の流出台数を推定する手法を提案する。一般道は交差点(流出入箇所)の間隔が短いため、流出入交通が交通に与える影響が大きい。一般道において、リアルタイムに渋滞状況を把握するためには、こうした区間途中の流出入の影響を考慮した交通モニタリング手法の開発が必要である。そこで、本研究では、Variational Theory (VT) とプローブ軌跡データを用いた状態空間モデルを構築した。本モデルでは、区間途中の流出台数が観測できない条件下においても、流出入台数を推定可能である。ベンチマークデータによって状態空間モデルの性能を検証した結果、良好な精度で流入台数を推定できたことを確認した。

Key Words: kinematic wave theory, state-space model, probe trajectory, inflow/outflow in the interval

1. はじめに

(1) 研究の背景と目的

本研究では、状態空間モデルとプローブ軌跡データを用いて区間途中の流出台数を推定する手法を提案する。高速道路では、オンランプ・オフランプ・ジャンクションでの流出入交通は本線交通に影響を及ぼす。しかしながら、一般道のほうが交差点(流出入箇所)の間隔が短いため、流出入交通が交通に与える影響が大きいと考えられる。

ネットワークの交通状態をモニタリングするためのセンサーとして車両感知器やプローブ機器(GPS)がある。車両感知器は、設置箇所の交通量や平均速度が把握可能であるが、設置箇所が限定的である。プローブ機器は、車両の状態が詳細に把握可能であるが、プローブ機器のみでは、交通の量的な把握はできない。したがって、センサーからの観測データのみではネットワーク全体の交通状態は把握できない。そのため、観測データを入力値としたKinematic Wave Theoryに基づく交通流モデルによる交通状態推定を行うのが一般的である。交通流モデルを効率的に解く手法として、Daganzo¹⁾により提案されたVariational Theory (以降VTという)がある。VTは、Fundamental Diagram (以降FDという)と境界条件を与えれば、交通状態を推定することができる。VTは、信号やセンサーデータ(車両感知器データ、プローブデータ)を境界条件として柔軟に組み込

むことが可能であり、その条件下で時空間上の累積交通量を解析的に推定可能といった特徴を持つ。しかしながら、VTでは、区間途中の流出入によるリアルタイムな交通影響を考慮できない。VTを拡張して区間途中の流出入を考慮した研究にMehran et al.²⁾やMehran and Kuwahara³⁾が存在する。しかしこの研究は、流出入が既知の場合の拡張であり、流出入台数が観測できない場合は適用できない。

そこで、本研究では、区間途中の流出台数が把握できない状況下において、流出台数を推定する手法を提案する。流出台数が推定できれば、Mehran et al.の手法で渋滞状況を推定することができる。流出台数の推定は、状態空間モデルを構築して、システムモデル(交通シミュレーションモデル)の推定結果の改善を図るデータ同化^{4),5)}のアプローチをとる。川崎ら⁶⁾は、VTを状態空間モデルに拡張し、区間途中の流出入がない条件下でFDの時系列変化を考慮し、一般道の渋滞状況をリアルタイムに推定するモデルを提案した。このモデルは、FDが時間変化する状況において既往のVTよりも高い精度で渋滞状況を推定することが可能である。しかし前述の区間途中の流出入の状況を考慮できていない。また、川崎ら⁷⁾によると、1度の流出入が本線の渋滞に大きく影響を及ぼす場合があるため、流出入を考慮しないモデルで流出入ありの本線区間の渋滞を推定しても、よい推定精度が得られないとの報告がある。よって、流出入がある場合の本線の渋滞を推定するた

めには、流出入を明示的にモデルに考慮する必要があると考える。

そこで、本研究では、Mehran et al. の手法とプローブ軌跡データを用いて状態空間モデルを構築し、本線区間途中の流出台数を推定する手法を提案する。

(2) 既往研究の整理

既往研究でのデータ同化による交通状態推定は、データ同化により交通シミュレーションモデルのパラメータを推定するものと観測データによりシステムモデルの推定結果を改善するという2つのアプローチに分けられる。前者は、Sopasakis and Katsoulakis⁸⁾、本山・佐々木⁹⁾、藤井ら¹⁰⁾などにより、観測データを用いた交通シミュレーションモデルのパラメータ推定手法が提案されている。本研究は、後者に位置づけられるため、以下に関連研究を整理する。

例えば、Claudel and Bayen¹¹⁾は、高速道路の交通状態推定手法を提案している。GPS データとハミルトン・ヤコビ方程式をベースとした状態空間モデルを構築している。Deng et al.¹²⁾は、状態空間モデルは似たものを用いているが、プローブデータ、Bluetooth、車両感知器といった多様な観測データを用いている点が異なる。Yuan et al.¹³⁾は、LWR モデルと車両感知器とプローブデータを用いてカルマンフィルターにより交通状態を推定する手法を提案している。Nates et al.¹⁴⁾は、一般道路を対象に CTM (Cell Transmission Model) と類似したセルベースのモデルとプローブデータ、Bluetooth を用いて拡張カルマンフィルタにより交通状態を推定する手法を提案している。この他、Work et al.¹⁵⁾も車両感知器とプローブデータを用いて類似した交通状態推定手法を提案している。この他に成岡ら¹⁶⁾のようにパラメータと交通状態を同時推定している例もある。

これらの研究は、高速道路を対象としたものが主であり、一般道に着目したものは少ない。交通状態の推定手法に着目すると、交通流モデルや車両感知器データ、プローブデータを用いている点は本研究と同様である。本研究は、一般道を対象とし、区間途中の流出台数をモデル内で明示的に扱い、流出台数を推定している点が異なる。区間途中の隣接リンクからの流出台数が推定できれば、Mehran et al. の手法で渋滞状況が推定できる。また、このモデルの推定結果より対象区間と隣接リンク間の交通流動が明らかとなる。この知見は、ネットワーク全体の交通流動のモニタリング手法の要素技術として有用と考える。

(3) 変数の表記

状態空間モデルの構築にあたって、表-1 に本研究で使用する主な変数の表記を示す。

表-1 本研究で扱う主な変数の表記

記号	定義	次元
t	時刻	—
ΔT	システムモデルの時間ステップ	—
$\Delta t, \Delta l$	単位メッシュの時間幅、距離幅	—
$\delta_{s,t}$	交差点ノードsの時刻tにおける 流出台数 (確率変数)	—
λ_s	交差点ノードsの平均流出台数	—
$\mathbf{x}_t$	状態ベクトル	$ \Omega_k $
$\mathbf{y}_t$	観測ベクトル	$ \Omega_{k_o,t} $
$\mathbf{w}_t$	観測ノイズ	$ \Omega_{k_o,t} $
$\mathbf{H}_t$	観測マトリクス	$ \Omega_k \times \Omega_{k_o,t} $
u	FDのforward wave speed	—
$-w$	FDのbackward wave speed	—
k_{jam}	FDの最大密度	—
q_{max}	FDの最大フローレート	—
dt	時空間に敷き詰めたFDの時間幅 (=VTの計算時間ステップ)	—
dx	時空間に敷き詰めたFDの高さ	—
N_i	時空間上のノードiの累積交通量	—

2. 状態空間モデルのコンセプト

(1) 状態空間モデルの概要

“状態”とは、シミュレーションモデルの計算結果の状態である。時刻 t のシミュレーションモデルの状態のベクトル量を状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ と定義する。一般的なシミュレーションモデルは決定論的である。状態空間モデルでは、シミュレーションモデルに確率的な誤差を考慮した確率論的なモデルを用いる。この確率論的なシミュレーションモデルをシステムモデル、システムモデルの確率的な誤差をシステムノイズと呼ぶ。

次に観測された時系列データを考える。時刻 t に得られた観測値のベクトル量を観測ベクトル $\mathbf{y}_t$ と定義する。状態ベクトルと観測ベクトルとの関係を表したものを観測モデルと呼ぶ。モデルから推定される状態ベクトルと観測モデルは一般的には一致せず、近い値が得られると考えられる。この両者の誤差を観測ノイズと呼ぶ。なお、観測ノイズは、確率変数である。

状態空間モデルでは、時刻 t までの観測ベクトルが得られた時に、事後分布を算出し、事後分布を最大化するような状態ベクトルを推定する。観測モデル、システムモデルの関係のグラフィカル表現を図-1 に示す。事後分布 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_t)$ は、図-1 のモデルの仮定とベイズの定理より式 (1) のように示される。

$$\begin{aligned}
 p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_t) &\propto p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t-1}) \\
 &= p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{y}_{1:t-1})d\mathbf{x}_{t-1}. \quad (1)
 \end{aligned}$$

右辺の中で、 $p(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t)$ は観測モデル、 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ はシ

図-1 一般的なシステムモデルと観測モデルの関係

図-2 仮定するネットワークおよび流出入箇所

システムモデル, $p(x_{t-1}|y_{1:t-1})$ は, $t-1$ 時 (1 期前) における推定結果を示す. 以上より, 状態空間モデルでは, 観測モデル, システムモデルの構築と事後分布の計算が必要である.

(2) ネットワークおよび交通条件の仮定

まず, 図-2 に本研究が仮定するネットワークおよび流出入箇所を示す. 同図に示すように対象区間は, 信号交差点が含まれる一般道の単路部区間 (以降, 本線区間と表記する) とする. 本線区間内での追い越しはないと仮定する.

次に区間途中の流出入箇所の設定を整理する. 流出入可能な箇所の空間と時間を以下のように定義する. 流出入可能な空間は信号交差点のみとする. 流出入可能な時間 (タイミング) は, 本線区間の信号が青と黄色現示の時に本線区間からの流出が発生し, 赤現示の時には本線区間への流入が発生すると仮定する. 例えば, 図-2 の場合は, 流出入可能な空間 (信号交差点数) は 1 箇所, 流出入可能な時間は, 流入 2 箇所, 流出 2 箇所である. この流出入可能な箇所の流出入台数を本研究では, 箇所別の流出入台数と呼ぶこととする. 本線区間の流入端と流出端の交通量 (車両の到着分布) は車両感知器によって観測可能である. そして, 区間途中の信号交差点で箇所別に実際に何台流出入したかは不明であるが, 信号現示と平均流出入台数は既知という状況を考える.

(3) 状態空間の定義

本研究における状態空間を定義する. 図-2 と同様の本線区間を考えよう. 本線区間の区間長は L とする. 図-3 に示す本線区間の時空間を, 空間と時間でそれぞれ離散化する. 対象とする 1 つの離散時空間は距離 L ,

図-3 時刻 t の時空間メッシュ

図-4 観測ベクトルと時空間メッシュの関係

時間 ΔT であり, これが離散時刻 t の対象時空間である. さらに, 時刻 t の対象時空間を微小区間 $\Delta t, \Delta l$ ごとに分割した単位メッシュを作成し, これらを時刻 t の時空間メッシュと呼ぶ. 時空間メッシュ内の単位メッシュのインデックス集合を $\Omega_k = 1, 2, \dots, k, \dots, K$ とする. 時刻 t の持つ時間幅 ΔT は $\Delta T = n\Delta t$ とする. ここで, n は自然数である. 各単位メッシュは状態量として一つの累積交通量を持つ. 時間軸を ΔT からさらに Δt で分割している理由は, システムモデルである VT の計算時間ステップ dt が ΔT よりも小さい場合に VT と状態空間の時間ステップに整合を持たせて状態量と VT の出力結果を対応させるためである.

(4) 状態ベクトルの定義

時刻 t の時空間メッシュ内の状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ を定義する. 時刻 t の k 番目の単位メッシュの持つ累積交通量を $x_{k,t}$ と表記する. 以上より, 時刻 t のすべての単位メッシュの持つ状態量を状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ として,

$$\mathbf{x}_t = (x_{1,t} \dots x_{k,t} \dots x_{K,t})^T. \quad (2)$$

と定義する.

(5) 観測ベクトルの定義

時刻 t の時空間メッシュ内の観測ベクトル $\mathbf{y}_t$ を定義する. 観測量は, プローブ軌跡データから得られる速度である. 図-4 に示すようにプローブ車両が, 時刻 t の時空間メッシュ内を走行した場合を考える. プローブ車両が走行した単位メッシュのインデックスの集合を $\Omega_{k_{o,t}}$ と定義する. これは時刻 t ごとに観測されるメッシュ数が異なるため, 集合のサイズは異なる. $k_{o,t}$ 番号

の単位メッシュの観測量を $y_{k_{o,t}}$ と表記する．観測ベクトル $\mathbf{y}_t$ を $y_{k_{o,t}}$ の集合ベクトルとして，

$$\mathbf{y}_t = (\dots y_{k_{o,t}} \dots)^T, \quad \forall k_{o,t} \in \Omega_{k_{o,t}} \in \Omega_k, \quad (3)$$

$$|\Omega_{k_{o,t}}| \leq |\Omega_k| \quad (4)$$

と定義する．

3. 状態空間モデルの構築

(1) 状態空間モデルの仮定

図-5 に本研究が仮定する状態空間モデルのグラフィカル表現を示す．ここで， $\delta_{s,t}$ は交差点ノード s の時刻 t における流出台数であり，確率変数である． λ_s は交差点ノード s の平均流出台数である．また， $\mathbf{x}_t, \mathbf{y}_t$ は 2.(4) および 2.(5) で定義した状態ベクトルと観測ベクトルである．流出台数 $\delta_{s,t}$ は λ_s を母数とする確率分布に従うものとする． $\delta_{s,t}$ の詳細は，3.(4) で述べる．状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ は流出台数 $\delta_{s,t}$ と状態ベクトル $\mathbf{x}_{t-1}$ に依存する．この関係より，状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ のシステムモデルを，

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = \int_{\delta_{s,t}} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \delta_{s,t}) p(\delta_{s,t}) d\delta_{s,t}, \quad \forall s \quad (5)$$

と定義する．なお， $\mathbf{x}_t$ は，後述する決定論的なモデルである VT によって計算されるが，入力データである $\delta_{s,t}$ が確率変数のため，VT のアウトプットは確率変数となる．観測ベクトル $\mathbf{y}_t$ は状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ に依存する．観測ベクトルと状態ベクトルの関係は観測モデルにより定式化する．本研究では，システムモデルと観測モデルにより，流出台数の事後分布 $p(\delta_{s,t} | \mathbf{y}_t)$ を推定する．なお，観測モデルの内容は 3.(5)，事後分布の推定方法は，3.(6) で述べる．

(2) VT の概要

VT の概要について説明する．対象区間では，区間途中の流出入がない FIFO (First In First Out) 条件を満たすと仮定する．forward wave speed u と backward wave speed $-w$ が与えられた時，図-6 のように区分線形 FD が時空間上に敷き詰められた FD ネットワークを構築

する．FD の最大フローレートを $q_{\max}$ ，最大密度を k_{jam} とする．青矢印は，forward wave speed u に付随したコスト 0 のリンク (以降 fw リンクという) を示す．赤矢印のリンクは，backward wave speed $-w$ に付随したリンク (以降 bw リンクという) である．赤リンクのコストは， $k_{\text{jam}} dx = q_{\max} dt$ で示され， dx と dt は，図-6 に示すように時空間を区切る微小区間である．時空間上で累積交通量が既知のノードを境界ノードと定義する．時空間上の累積交通量が不明な任意のノード j に到達可能な境界ノード i のインデックス集合を Ω_j と定義する． N_i と N_j をノード i と j の累積交通量とする．なお， N_i は境界ノードの累積交通量で既知である．ノード i とノード j 間の累積交通量の変化量を Z_{ij} とする．Variational Theory によると，ノード j の累積交通量は以下のように示される．

$$N_j = \inf_i \{N_i + Z_{ij}\}, \quad i \in \Omega_j. \quad (6)$$

ここで， Z_{ij} は，FD ネットワーク上のノード i からノード j 間の最短経路コストで与えられる．全ての Z_{ij} を計算した場合，ノード j の累積交通量は， N_i と Z_{ij} の和の最小値となる．式 (6) の操作をすべてのノード j に対して繰り返せば，FD ネットワークの全てのノードの累積交通量を求めることができる．実際の道路交通に VT を適用する時の上流側 (下流側) の境界ノードの交通量は，車両感知器により観測される個々の車両の到着時刻から与えればよい．そして，全てのノードの累積交通量が求められた下で，図-7 に示すように累積交通量の等しいノードをつなぐと，車両軌跡を推定できる．車両軌跡の傾きは車両速度である．本研究では，ノード j を起点とした車両軌跡の傾き v をノード j の地点速度と定義する．時空間上の全てのノードの累積交通量か

図-5 状態空間モデルの仮定 (グラフィカル表現)

図-6 FD ネットワーク

図-7 車両軌跡の推定イメージ

ら車両軌跡を推定し、地点速度を算定する関数を

$$\mathbf{v} = g_v(\mathbf{N}) \quad (7)$$

と定義する。ここで、 $\mathbf{N}$ は時空間上の累積交通量の集合ベクトル、 $\mathbf{v}$ は地点速度ベクトル、 $g_v(\cdot)$ は、累積交通量を引数として速度を算定する関数である。以上より、VT は、境界条件と FD を与えれば、全てのノードの累積交通量と地点速度を算定することが出来る。

(3) 流出入台数が既知の場合の VT の拡張

本節では Mehran et al. による流出入台数が既知な場合の VT の拡張の概要について述べる。図-8 のように時空間上のある流出入点 A を中心に、forward wave speed u と backward wave speed $-w$ の波面で区切った領域 I~IV を考える。Mehran et al. によると wave speed は、 u 、 $-w$ に限定されているので、A に流入/流出した場合の累積交通量は、領域 I の累積交通量にのみに影響する。例えば、A に 1 台の車両が流入した場合、領域 I の累積交通量を算定する初期条件である A-D 波面に接続する fw リンクのコストと D-E 断面の境界ノードのコストを図-8 のように 1 台増加させればよい。もしも A から車両が 1 台流出した場合は、同様の箇所のコストを 1 台減少させればよい。

以上の操作を以下の数式で整理する。点 A の流出入台数を δ_A と表記する。A-D 波面に接続する fw リンクのインデックス集合を Ω_{AD} 、リンク m のリンクコストを c_m と定義する。このとき、A-D 波面に接続する fw リンクコストは、

$$c_m = c_m + \delta_A, \quad \forall m \in \Omega_{AD}. \quad (8)$$

として更新される。

同様に、D-E 断面における境界ノードのコスト更新を説明する。D-E 波面上の境界ノードのインデックス集合を Ω_{DE} 、境界ノード i の累積交通量を N_i と定義する。このとき、D-E 波面上の境界ノードの累積交通量は、

$$N_i = N_i + \delta_A, \quad \forall i \in \Omega_{DE}. \quad (9)$$

として更新される。

図-8 車両が流入/流出する場合のネットワークコストの調整

流出入がある場合に、式 (8), (9) の更新を繰り返すことで、流出入量に整合した VT による累積交通量の算定ができる。なお、累積交通量算定後に領域 I を跨いだ車両軌跡を推定する際は、初期条件の更新を加味する必要がある。本手法の車両軌跡更新の詳細は Mehran et al.²⁾を参照されたい。

以上の流出入台数を考慮した VT による累積交通量算定の関数を定義する。上記の VT の拡張手法により時空間上の全てのノードの累積交通量を推定する関数を $f_{VT}(\cdot)$ と表記する。推定対象である時空間上の全てのノードの累積交通量の集合ベクトルを N_{all} とする。そして、 N_{all} を求める関数を

$$N_{all} = f_{VT}(N_{B,all}, FD, \delta_i) \quad (10)$$

と定義する。ここで、 $f_{VT}(\cdot)$ の引数である $N_{B,all}$ は境界ノードの集合ベクトル (境界条件)、 FD は、Fundamental diagram の形状、 δ_i は点 i の流出入台数である。

(4) システムモデルの構築

本研究では、確率的に流出入台数が発生する場合のシステムモデルを Mehran et al. を参考にモデル化する。

時刻 t の交差点ノード s の流出入台数を $\delta_{s,t}$ として表記する。流出入台数は、一般的に車両の到着分布で用いられるポアソン分布に従うと仮定する。この仮定と式 (10) よりシステムモデルの関数を、

$$\mathbf{x}_t = f_{VT}(\mathbf{x}_{t-1}, N_{B,t}, FD, \delta_{s,t}), \quad (11)$$

$$\delta_{s,t} \sim \text{Poisson}(\lambda_s), \quad \forall s. \quad (12)$$

と定義する。ここで、式 (12) の $f_{VT}(\cdot)$ は、式 (10) で定義した、境界条件、FD 形状および流出入台数を引数とした VT の関数である。 $\mathbf{x}_{t-1}$ は時刻 $t-1$ の状態ベクトル (時刻 $t-1$ の累積交通量) である。 $N_{B,t}$ は時刻 t における境界ノードの集合ベクトルならびに、FD は、Fundamental diagram の形状である。式 (12) の λ_s はポアソン分布のパラメータであり、交差点ノード s の平均流出入台数である。 λ_s は、2.(2) で述べた通り、本研究では既知とする。ただし、各交差点ノードで実際に何台の車両が流出入したかは不明とする。

本研究のシステムモデルによる時間ステップごとの累積交通量の算定手順について述べる。図-9 にシステムモデルの時間更新イメージを示す。同図に示すように初期時刻 $t=0$ の時、境界ノードの累積交通量は、上流/下流端の車両感知器とプローブ軌跡によって計測された累積交通量によって初期の $\mathbf{x}_t$ が決定される。その初期条件により算定された累積交通量 $\mathbf{x}_t$ と $N_{B,t+1}$ を新たな境界条件として次の時間 $t+1$ 時の累積交通量 $\mathbf{x}_{t+1}$ を算定する。

なお、単位メッシュのサイズによっては、VT の FD ネットワークのノードと単位メッシュが一対一対応し

4. モデル性能の検証

(1) モデル検証の方法

4章では、提案した状態空間モデルについて、流入が発生する条件下でのモデルの性能検証を行う。モデル性能の検証の方法を以下に整理する。モデルの妥当性検証には、モデルの推定精度を比較検証するための状態ベクトルの真の状態が必要である。しかしながら、状態ベクトルを直接観測することが不可能であるため、真の状態ベクトルを把握することができない。そこで、状態空間モデルでは、この問題に対して、双子実験¹⁷⁾と呼ばれる手法を用いた検証が行われている。

双子実験の概要を述べる。まず始めに、初期条件、境界条件、モデルパラメータなどを設定してモデル計算を行い、その結果を“真値”と仮定する。次に、初期条件、境界条件、モデルパラメータなどを全てまたは一部を真値を求めたものから変更してモデル計算を行い、その結果を“シミュレーション値(システムモデルの推定結果)”とする。観測値は“真値”の一部から観測に相当する物理量を抽出し、作成する。そして、この観測値を“シミュレーション値”に同化して、結果を“真値”と比較して精度検証を行う。

本研究では、上記の双子実験の手法を踏襲してモデル検証を行う。具体的には、交通シミュレーションにより生成したベンチマークデータを真値として用いて状態空間モデルの推定値と比較検証を行う。

(2) 交通シミュレーションの概要

交通シミュレーションは、個々の車両の車間距離の時間進展を記述した追従モデルを用いた。追従モデルは、図-11に示すようにシステムモデルのFDに対応したS-V条件を用いる。図-11の S_0 は最小車頭距離、 S_c は、臨界車頭距離であり、 $S_0 = 1/k_{jam}$ 、 $S_c = 1/k_c$ の関係が成り立つ。したがって、車両 i のS-V条件は、

$$S_{i,t} = \frac{v_{i,t}}{u}(S_c - S_0) + S_0, \quad \text{s.t. } v_{i,t} \leq u \quad (18)$$

と書ける。ここで、 $v_{i,t}$ は t 時の車両 i の速度、 $S_{i,t}$ は、 t 時の車両 i と車両 i の前方車両との車頭距離である。交通シミュレーションでは、式(18)により、逐次全車両

図-11 FD および S-V 条件の設定

の車両速度を算定し、車両位置を更新する。このようにベンチマークデータと状態空間モデルの推定結果は同じFDに従って交通流が生成(同じシステムモデルで交通流が生成)されており、このベンチマークデータを用いれば双子実験と同様の枠組で評価可能と考えた。

交通シミュレーションと状態空間モデルの設定条件を表-2～表-4に示す。表-2に示すように、シミュレーションのネットワークは、信号交差点を含む区間長1kmの単路部とした。まず、交通シミュレーションでベンチマークデータ(全車両の軌跡)とプローブデータを生成する。

表-2に示すように、交通シミュレーションでは、全車両共通のS-V条件を設定した。プローブデータは、ベンチマークデータの全車両の中から、ランダム抽出して生成した。生成したベンチマークデータを図-12に示す。状態空間モデルは、表-3の信号現示データ、表-4、図-11のパラメータならびにプローブデータ、区間上流/

表-2 交通シミュレーション条件

項目	設定値
区間長 / 車線数	・ 1.0 km / 1車線
信号機数, 設置間隔	・ 2基(信号1, 信号2), 400m 間隔で設置
シミュレーション時間	・ 30 分
全交通量(本線+流入)	・ 377台 (300台+77台)
流入車両台数 δ	・ 流入箇所: 11箇所 ※信号1の赤現示を流入箇所として設定 ・ ポアソン分布($\lambda=7$)に従って発生させた δ をシミュレーションに入力 $\delta = \{6, 7, 6, 7, 3, 9, 10, 7, 8, 9, 5\}$, 計77台
プローブ車両生成方法	・ 全車両の中からランダム抽出
車両発生方法	・ 一様分布
S-V条件	・ 全車両同じS-V条件を設定 ・ 図-11のFDに対応したS-V条件を生成

表-3 信号現示 (秒)

	青	黄	赤	サイクル長	オフセット
信号 1	117	3	30	150	10
信号 2	57	3	40	100	15

表-4 状態空間モデルの計算条件

項目	設定値
FD	・ 図-11に示すFD
dt (FDの時間幅)	・ 3.0秒
単位メッシュサイズ	・ $dt \times \Delta l$: 10秒 $\times$ 20m
Δt (計算時間ステップ)	・ 150秒: 信号1のサイクル長と同じ
流入車両台数 δ	・ ポアソン分布($\lambda=7$)に従って発生 ・ λ の値は、シミュレーションと同値

図-12 ベンチマークデータ (プローブ車両 20 台の例)

下流端の交通量を用いた。

(3) 本手法による流入台数検証結果

本節では、モデル性能の検証結果を述べる。提案した状態空間モデルでは、プローブデータの取得状況が精度に影響を与えられられる。そこで、本研究では、本線交通量と流入車両台数を固定した上で、プローブ取得状況のみを変化させてプローブ取得状況とモデルの推定精度関係の分析を試みた。次節より“プローブ台数別の精度検証”と“プローブ抽出パターンの違いによる精度検証”との2つの視点でモデル検証した結果を整理する。

a) プローブ台数別の流入台数の精度検証

ここでは、プローブ台数別の精度検証を行う。本線区間の交通量、流入台数を固定した上で、プローブ台数を、20～280 台まで 20 台ピッチで変化させた計 14 ケースを設定した。そして、ケース別にプローブの抽出パターンをランダムに 50 パターン生成し、精度検証を行った。精度検証の評価指標として、各ケースの RMSE を

$$C_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\delta_{all} - \hat{\delta}_{m,all})^2}, \quad (19)$$

$$\hat{\delta}_{m,all} = \sum_{i=1}^N \hat{\delta}_{m,i}, \quad \delta_{all} = \sum_{i=1}^N \delta_i. \quad (20)$$

と定義する。 δ_{all} は推定時間内の総流入台数の真値、 $\hat{\delta}_{m,all}$ はプローブ抽出パターン m における推定時間内の総流入台数の推定値である。図-13 にケース別の C_{RMSE} を示す。同図を見ると、プローブ台数が 100 台を超えると、 C_{RMSE} の低減が鈍化している。この鈍化が開始するプローブ台数 100 台の地点を変化点 (以降、単に変化点と表記する) と呼ぶこととする。変化点が発生する理由について考察する。流入台数の発生状況によっては、本線区間の渋滞に影響を与えない場合がある。状態空間モデルでは、本線区間の渋滞状況を評価して、流入台数を推定しているため、流入車両が本線に影響を与えない場合には、うまく流入台数を推定できない。その

図-13 プローブ台数別の流入台数 (推定値) の RMSE

ため、観測プローブ台数が増加しても流入台数の推定精度が上がらない変化点が発生すると推察される。この変化点は、プローブ車両の増加に伴い、効果的に本モデルの流入台数の推定精度向上が見込めるプローブ台数の目安であると解釈できる。

b) プローブ抽出パターンの違いによる流入台数の精度検証

ここでは、プローブの抽出パターンの違いによる精度検証を行う。本研究では、どの車両がプローブ車両として観測されるかというパターンを“プローブ抽出パターン”と定義する。例えば、区間途中で流入車両が発生し、その影響で後方に渋滞が発生した状況を考える。その時、プローブ車両として、流入車両の前方の車両が観測されるよりも、流入車両の後続の車両が観測される方が、流入車両による渋滞の発生状況を把握できると思われる。以下にプローブ抽出パターンの違いによるモデルの検証結果を整理する。本線区間の交通量、流入台数およびプローブ車両の抽出台数を 20 台 (全車両の約 5%) に固定し、ランダムに 50 パターン抽出したプローブデータセットを用いて精度検証を行った。精度評価の指標として、流入台数の RMSE を、

$$I_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M (\delta_i - \hat{\delta}_{m,i})^2} \quad (21)$$

として定義する。ここで、 i は流入箇所のインデックス、 N は推定時間内の流入箇所の総数、 m はプローブ抽出パターンのインデックス、 M はプローブ抽出パターンの総数である。今回の検証では、 $N = 11$ 、 $M = 50$ である。 δ_i は箇所 i の流入台数の真値、 $\hat{\delta}_{m,i}$ はプローブ抽出パターン m における箇所 i の流入台数の推定値である。

流入箇所別の流入台数の真値と推定値を図-14 に示す。同図の平均値に着目すると精度よく流入台数を推定していることがわかる。 I_{RMSE} は、3.1 であり、 ± 3 台程度の精度で流入車両を推定していると解釈できる。

図-14 流入箇所別の流入台数の推定結果

図-15 RYG の比較 (プローブ台数 20 台)

c) 流入台数の推定値を用いた渋滞状況の推定精度検証

推定した流入台数を用いて Mehran et al. の手法で推定した渋滞状況进行分析した。流入台数の推定値は、4.(2) b) 節で推定したプローブ抽出パターン別流入台数の推定値の期待値を用いた。渋滞状況の分析には、対象とする本線区間の RYG (渋滞状況図) を用いる。作成した RYG を図-15 に示す。ベンチマークと状態空間モデルの渋滞状況を比較すると、プローブが全車両の約 5% (20 台) であっても状態空間モデルはベンチマークデータと渋滞状況 (ボトルネック、渋滞長) が概ね整合している

ことがわかる。プローブデータのみで渋滞状況を可視化した結果を見ると、プローブデータ未観測箇所が時空間上に多数存在するため、渋滞の延伸状況が把握できない。以上のことから、状態空間モデルで推定した流入台数は、渋滞状況を推定するという視点において、良好な精度を得られていることがわかった。

5. おわりに

本研究では、状態空間モデルとプローブデータを用いて区間途中の流出台数を推定する手法を提案した。具体的には、Kinematic wave theory に基づく VT をベースとしたシステムモデルとプローブデータを用いて状態空間モデルを構築した。本モデルは、区間途中の流出台数が観測できない条件下において、観測されるプローブ軌跡データを用いて流出台数の推定が可能である。4 章では、区間途中の流入により交通状況を再現したベンチマークデータを用いて本モデルの性能を検証した。プローブ台数別の推定流入台数の RMSE を分析した結果、一定のプローブ台数を超えると、RMSE の低減が鈍化する変化点が存在することがわかった。この変化点は、プローブ車両の増加に伴い、効果的に本モデルの流入台数の推定精度向上が見込めるプローブ台数の目安であると解釈できる。またプローブ抽出パターン別の流入台数の精度を検証した結果、状態空間モデルで推定した流入台数は、良好な精度を得られているという結果を得た。最後に推定した流入台数を用いて本線区間の渋滞を推定した結果、プローブデータのみ比べてベンチマークデータに近い状態の渋滞状況が推定できた。

今後の課題は、以下の通りである。

- (1) 時空間メッシュのサイズの違いによるモデル検証：本稿の 4 章のモデル検証では、時空間メッシュのサイズを固定し、分析を行った。しかしながら、時空間メッシュのサイズは、プローブ台数の量によって望ましいサイズがあると推察される。そのため、プローブ台数ごとに時空間メッシュサイズを変更し、時空間メッシュのサイズの違いによるモデル精度の検証が必要と考える。
- (2) 状態空間モデルの高度化：今回、流出台数を確率的に発生させるポアソン分布パラメータ λ は既知という仮定としたが、 λ が未知な場合においても流出台数を推定できるように拡張することが望ましい。その対応方針としては、パーティクルフィルタによってシステムモデルの予測分布をモンテカルロ近似し、 λ の値を探索することが考えられる。

謝辞: 本研究は、独立行政法人 情報通信研究機構 (NICT) の「ソーシャル・ビッグデータ活用・基盤技術の研究開発 (課題 178A09)」プロジェクトより助成を受けたものである。ここに記して感謝の意を表する。

参考文献

- 1) Daganzo, C. F.: On the variational theory of traffic flow: well-posedness, duality and applications, *Networks and Heterogeneous Media*, Vol. 1, No. 4, pp. 601-619, 2006.
- 2) Mehran, B., Kuwahara, M. and Naznin, F.: Implementing kinematic wave theory to reconstruct vehicle trajectories from fixed and probe sensor data, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 20, No. 1, pp. 144-163, 2012.
- 3) Mehran, B. and Kuwahara, M.: 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, pp. 163-183, 2013.
- 4) 樋口知之, 上野玄太, 中野慎也, 中村和幸, 吉田亮: データ同化入門—次世代のシミュレーション技術—, pp. 47-77, 朝倉書店, 2011.
- 5) 樋口知之: 予測にいかす統計モデリングの基本—ベイズ統計入門から応用まで—, pp. 63-93, 講談社, 2012.
- 6) 川崎洋輔, 原祐輔, 桑原雅夫: 交通流理論の状態空間モデルへの拡張, 土木計画学研究・講演集, Vol. 51, CD-ROM, 2015.
- 7) 川崎洋輔, 原祐輔, 桑原雅夫: 状態空間モデルによる区間途中の流入を考慮したリアルタイムな渋滞状況の推定手法の構築, 土木計画学研究・講演集, Vol. 52, CD-ROM, 2015.
- 8) Sopasakis, A. and Katsoulakis, M. A.: Information metrics for improved traffic model fidelity through sensitivity analysis and data assimilation, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 86, pp. 1-18, 2016.
- 9) 本山拓樹, 佐々木邦明: 高速道路のミクロシミュレーションへの交通状態観測のフィードバック, 土木計画学研究・講演集, Vol. 51, 2015.
- 10) 藤井涼, 大園渉, 奥野潤, 中辻隆: Particle Filter を用いた Micro simulation の動的パラメータ推定の実ネットワークへの適応, 土木計画学研究・講演集, Vol. 44, 2011.
- 11) Claudel, C. G. and Bayen, A. M.: Convex formulations of data assimilation problems for a class of Hamilton-Jacobi equations, *SIAM Journal on Control and Optimization*, Vol. 49, No. 2, pp. 383-402, 2011.
- 12) Deng, W., Lei, H. and Zhou, X.: Traffic state estimation and uncertainty quantification based on heterogeneous data sources: A three detector approach, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 57, pp. 132-157, 2013.
- 13) Yuan, Y., Duret, A. and van Lint, H.: Mesoscopic traffic state estimation based on a variational formulation of the LWR model in Lagrangian-space coordinates and Kalman filter, *Transportation Research Procedia*, Vol. 10, pp. 82-92, 2015.
- 14) 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: Emerging Technologies*, 2015.
- 15) Work, D., Blandin, S., Tossavainen, O. P., Piccoli, B. and Bayen, A.: A traffic model for velocity data assimilation, *Appl. Math. Res. Exp.*, Vol. 2010, No. 1, pp. 1-35, 2010.
- 16) 成岡尚哉, 瀬尾亨, 日下部貴彦, 朝倉康夫: 速度データに基づく交通流の状態とモデルパラメータの同時推定, 土木計画学研究・講演集, Vol. 51, 2015.
- 17) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一 編著: データ同化—観測・実験とモデルを融合するイノベーション—, 京都大学学術出版会, 2009.

(2016. 2. 26 受付)

CONSTRUCTION OF ESTIMATION METHOD OF INFLOW/OUTFLOW VEHICLE NUMBER IN THE INTERVAL BY STATE-SPACE MODEL AND PROBE TRAJECTORY

Yosuke KAWASAKI, Yusuke HARA and Masao KUWAHARA

In this study, we propose method that estimate the inflow/outflow vehicle number in the interval. We also propose traffic state estimation method by estimated the inflow/outflow vehicle number. Unlike the freeway, in the general road, the inflow/outflow in the interval affecting the main line traffic. In order to grasp the traffic state in real-time in general road, it is necessary to develop a traffic monitoring method that considering the effect of the inflow/outflow in the interval. Therefore, in this study, it was constructed a state-space model using traffic flow model based on the kinematic wave theory and probe data. This model can estimate inflow/outflow vehicle number in situations that can not be observed inflow/outflow vehicle. Result of model verification by benchmark data, we confirmed that estimated inflow vehicle number is good precision.