

二次元ネットワークにおけるデータ同化による 交通状態推定に関する研究

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 東京大学大学院助教 工学系研究科 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: hara@bin.t.u-tokyo.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

本研究は、プローブデータと交通流モデルの融合による二次元ネットワークのリアルタイムな交通モニタリング手法を提案する。交通管制では、主要路線や代替路線、その他あらゆる路線の情報を収集し、二次元ネットワーク全体の交通状況をモニタリングした上で、交通制御・情報提供することが重要である。しかし、観測データはスパースかつ観測誤差が存在するため、一般的には、モデルにより交通状態推定を行う。二次元ネットワークの交通状態推定では、単路部(一次元)と異なり、利用者の経路選択行動のモデル化とモデルに入力するOD需要の推定が必要である。そこで、本研究では、経路選択を考慮した交通流モデルにプローブ車両から得られる車両密度と分岐率のデータを同化する状態空間モデルを構築した。構築した状態空間モデルはプローブデータの観測誤差を考慮して、OD需要の目的地構成率と交通状態を同時に推定可能である。交通シミュレーションによるモデル検証の結果、提案したモデルは良好な渋滞推定精度を得られた。

Key Words : kinematic wave theory, data assimilation, state-space model, route choice, probe data

1. はじめに

(1) 研究の背景と目的

本研究では、プローブデータと交通流モデルの融合による二次元ネットワークのOD需要の目的地構成率と交通状態をリアルタイムに推定する状態空間モデルを提案する。

交通管制では、主要路線や代替路線、その他あらゆる路線の情報を収集し、二次元ネットワーク全体の交通状況をモニタリングした上で、交通制御・情報提供することが重要である¹⁾。

最近、車両感知器の他、GPS等の移動体のセンサーから大量のセンシングデータが得られる。しかし、センシングデータはスパースなため、一般的には、センシングデータを入力値とした交通シミュレーションモデルで未観測箇所の交通状態を補完・推定する。本研究もセンシングデータとモデルによる交通状態推定のアプローチをとる。車両感知器は、センサー設置箇所が限定的であるため、本研究では、モデル適用の汎用性を高めるためにセンシングデータは、プローブデータのみを用いることとする。プローブデータを用いた二次元ネットワーク

全体の交通状態を推定するモデル構築にあたっては、下記3つの技術課題がある。

- 1) プローブデータの観測誤差の考慮：プローブデータには、GPSの測位誤差等の観測誤差が存在する。そのため、観測誤差を考慮したモデルを構築する必要がある。
- 2) 利用者の経路選択行動のモデル化：一次元(単路部)と異なり、二次元ネットワークでは、利用者の経路選択行動により交通状態が変化する。そのため、経路選択行動のモデル化が必要である。経路選択行動のモデル化を行わずに、ネットワークを複数の単路部に分割し、一次元モデルを全ての単路部に適用するアプローチも考えられる。しかし、この場合、
 - ・ 観測値が得られない(モデルの入力値が得られない)単路部の交通状態は不明
 - ・ 交差点の複雑な交通現象(直進、右左折等)は、一次元モデルでは表現できないためリンク間の交通流に不整合が発生
 といった問題が生じる。

- 3) OD需要の推定：二次元ネットワークの交通状態推定のモデルには、入力値(境界条件)として、OD需要が必要である。しかし、プローブデータは、“量的な把握は出来ない”，“ドライバーの目的地は把握できない”といった問題がある。そのため、プローブデータからOD需要を推定する手法の構築が必要である。

課題1)の解決のために、観測データとシステムモデルにより状態空間モデルを構築して、モデルの推定精度改善を図るデータ同化というアプローチ²⁾がある。川崎ら³⁾は、データ同化のアプローチで、プローブデータから得られる車両密度、分岐台数と交通流モデル(CTM ; Cell Transmission Model⁴⁾)を用いた2種類の状態空間モデルを構築し、前述の課題1),2)の解決を試みた。OD需要は、リンクを分割したセルの目的地構成率(目的地dを持つ車両の割合)を所与として、セルの車両密度から算定している。モデル検証の結果、分岐台数は、モデルの経路選択改善に寄与すること、車両密度で交通状態を更新する方が分岐台数を用いるよりも渋滞推定精度がよいことがわかった。しかしながら、両モデルとも渋滞の推定精度に課題が残った。川崎らは、推定精度が低い大きな要因は、目的地構成率を所与としているために、OD需要が実際とモデルで乖離していることと考察している。

以上を踏まえ、本研究では、川崎ら³⁾のモデルをベースに、目的地構成率を所与とせずにプローブデータと交通流モデルのみで、OD需要の目的地構成率と交通状態を同時に推定する状態空間モデルの構築を試みる。

(2) 既往研究の整理

データ同化による交通状態推定の既往研究は、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で定義した状態量そのものを改善するという2つのアプローチに分けられる。本研究は、後者に位置付けられるため、後者に関連する研究を以下に整理する。

高速道路の交通状態推定を目的とした交通流モデルベースの状態空間モデルは、例えば、Caudel et al.⁵⁾、Deng et al.⁶⁾、Work et al.⁷⁾、成岡ら⁸⁾がある。モデルに用いる観測データは、車両感知器といった設置型のセンサーの他、Bluetooth やプローブデータ等の移動体データが活用されている。Seo et al.⁹⁾は、車間距離測定プローブ車両から得られる車間距離とプローブ車両の位置情報により逐次Fundamental Diagram(FD)と車両密度を推定するモデルを提案している。このように、既往のセンサーに加えて車間距離等の新たな観測データの活用が模索されている。この他のアプローチとしては、フィルタリング手法の違いによる交通状態推定精度の比較検証を行った研究として、高嶋ら¹⁰⁾、Seo et al.¹¹⁾がある。

表-1 主な変数の表記法

記号	定義
i	セルのインデックス. $i = 1, 2, \dots, I$
Ω_I	全てのセルのインデックス集合
Ω_o	起点セルのインデックス集合. $\Omega_o \subseteq \Omega_I$
$C_u(i)$	セル i の上流のセル m の集合
$C_d(i)$	セル i の下流のセル j の集合
Ω_D	車両の目的地ノード d の集合. $d \in \Omega_D$
t	システムモデルのタイムステップ. $t = 1, 2, \dots, T$
潜在変数	
$k_i^d(t)$	時刻 t におけるセル i の目的地 d を持つ車両密度
$K_i^D(t)$	時刻 t における全ての $k_i^d(t)$ の集合
$k_i(t)$	時刻 t におけるセル i の車両密度
$K(t)$	時刻 t における全ての $k_i(t)$ の集合
$\pi_{ij}^d(t)$	時刻 t における目的地別のセル i からセル j への分岐率
$\pi_{ij}(t)$	時刻 t におけるセル i からセル j への分岐率
$\Pi(t)$	時刻 t における全ての $\pi_{ij}(t)$ の集合
観測変数	
$\hat{k}_i(t)$	時刻 t におけるセル i の観測車両密度
$\hat{K}_i(t)$	時刻 t における全ての $\hat{k}_i(t)$ の集合
$\hat{\pi}_{ij}(t)$	時刻 t におけるセル i からセル j への観測分岐率
$\hat{\Pi}(t)$	時刻 t における全ての $\hat{\pi}_{ij}(t)$ の集合
ハイパーパラメータ	
F	Fundamental diagramの諸量
θ	ロジットモデルのパラメータ

一般道を対象としたものには、例えば、Nates et al.¹²⁾、Kawasaki et al.¹³⁾、竹之内ら¹⁴⁾の研究がある。これらの研究では、信号制御を考慮した交通流モデルとプローブデータやBluetooth データを用いて交通状態を推定する手法を提案している。

以上の研究は、全て一次元ネットワーク(単路部)を対象にしたものである。一次元ネットワークの道路を分割したセルの状態量は、セル内の車両の密度や平均速度のみであるが、二次元ネットワークの道路のセルの場合は、セル内に異なる目的地の情報を持った車両が混在する。そのため、既往研究のモデルをそのまま二次元ネットワークに適用することは出来ない。

(3) 変数の表記法

表-1に本研究の状態空間モデルで扱う主な変数の表記法を示す。

2. 二次元ネットワーク交通流の表現

本章では、ネットワーク交通流の表現について述べる。本研究のネットワーク交通流は、kinematic wave theory に基づく交通流モデルと経路選択モデルで表現する。交通流モデルとは、FD に従って、車両を移動させるものである。本研究では、交通流モデルの解法の一つであるCTMを用いる。ネットワーク交通流の表現には、交通

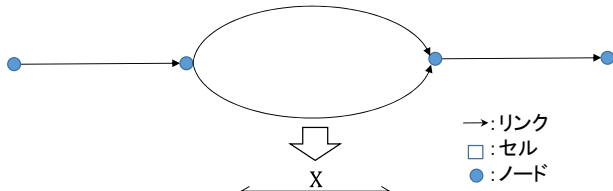


図-1 CTM ネットワークの例

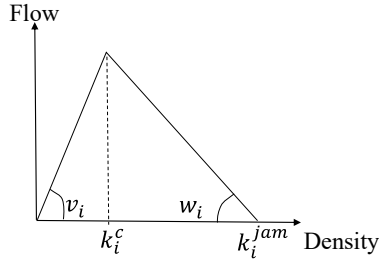


図-2 Fundamental Diagram (FD)

流モデルの他に、利用者の経路選択行動をモデル化した経路選択モデルが必要である。

本章では、まず、ネットワーク条件とモデルの前提条件を述べる。次に、二次元ネットワークの交通流を表現するための交通流モデルと経路選択モデルを定式化する。

(1) ネットワーク条件

本研究で用いるCTMネットワークを定義する。CTMのネットワークの例を図-1に示す。同図の上段のようにネットワークは有向リンクとノード $n = 1, 2, \dots, N$ で構成されている。CTMネットワークでは、同図の下段のように各リンクは、微小距離 Δx のセルで分割されていると仮定する。リンクは、道路を示し、ノードはリンクの端点である。以降、ノード i 、ノード j で構成されるリンクは「リンク (i, j) 」と表記する。リンクの距離 X は $X = n\Delta x$ とする。ここで n は自然数である。ネットワークに存在するセルのインデックス集合を $\Omega_l = \{1, 2, \dots, i, \dots, I\}$ と定義する。セル i は、図-2に示すFDを持ち、諸量を下記のように表す。

v_i = セル i のForward wave speed

w_i = セル i のBackward wave speed

k_i^c = セル i の臨界密度

k_i^{jam} = セル i のジャム密度

なお、FDの諸量は全セル共通かつ時間変化しないと仮定し、所与とする。

(2) モデルの前提条件

本研究のモデルは、

- 1) 利用者は、CTMのネットワークを走行している。

- 2) 利用者は、利用可能な経路についての完全な情報を得ている。
- 3) 利用者は、逐次経路選択を行っている。(分岐部に到着する度に逐次経路選択を行っている)
- 4) 利用者は、時刻 t において、時刻 t に実現している(瞬間的な)所要時間のみを基に経路選択を行っている。
- 5) ネットワーク条件、信号現示およびFDの諸量は所与とする。

の前提条件を満たすと仮定する。

(3) 交通流モデル

本研究では、交通流モデルの解法であるCTMを用いる。前述したように二次元ネットワークでは、一つのセル内に異なる目的地の情報を持った車両が混在する。そこで、本研究では、CTMにおいてセルの密度を目的地別に保持し、逐次更新することを考える。CTMのタイムステップを $t = 1, 2, \dots, T$ と表記し、タイムステップの時間幅を Δt とする。車両の目的地ノードのインデックス集合を $\Omega_D = \{1, 2, \dots, d, \dots, D\}$ とし、時刻 t のセル i における目的地 d を持つ車両の密度を $k_i^d(t)$ と表記する。CTMのセルは、タイムステップごとに下記の交通密度を持つ。

$$K_i^D(t) = (k_i^1(t), k_i^2(t), \dots, k_i^d(t), \dots, k_i^D(t))^T, \forall i \in \Omega_l. \quad (1)$$

$$K_l^D(t) = (K_1^D(t), K_2^D(t), \dots, K_i^D(t), \dots, K_I^D(t))^T. \quad (2)$$

$$k_i(t) = \sum_{d \in \Omega_D} k_i^d(t), \forall i \in \Omega_l. \quad (3)$$

$$K_l(t) = (k_1(t), k_2(t), \dots, k_i(t), \dots, k_I(t))^T. \quad (4)$$

CTMにおける交通量保存則について、以下に述べる。まず、隣接するセル m, i, j 間の車両密度の時間進展を定式化する。セル i の上流のセルの集合を $C_u(i) = \{\dots m \dots\}$ 、下流セルの集合を $C_d(i) = \{\dots j \dots\}$ と定義する。時刻 t におけるセル m, i, j の交通流率は、交通量保存則より、

$$\begin{aligned} k_i^d(t+1) &= k_i^d(t) + (\sum_m x_{mi}^d(t) - \sum_j x_{ij}^d(t)) \frac{\Delta t}{\Delta x}, \\ \forall d \in \Omega_D, \forall i \in \Omega_l, m \in C_u(i), j \in C_d(i), \\ \text{s.t. } \frac{\Delta x}{\Delta t} &\geq v_i. \end{aligned} \quad (5)$$

と書ける。ここに、

$x_{ij}^d(t)$ = 時刻 t の目的地 d をもつ車両のセル i, j 間の流率である。式(5)では、 Δt の間にセルを飛び越えないように $\Delta x / \Delta t \geq v_i$ の制約を設けている。本来であれば、交通量保存則では、セル i で発生するOD需要を加味して定式化する必要がある。しかしながら、本研究では、以下に示すOD需要の定義により、式(5)のセル i ではOD需要は発生しない。

OD 需要について以下に定義する。本研究では、OD 需要を目的地別の車両密度で表現する。まず、OD 需要

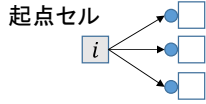


図-3 起点セルのイメージ

定義のために起点セルを導入する。起点セルとは、OD需要が発生するセルと定義する。起点セルのインデックス集合を $\Omega_o \subseteq \Omega_i$ と定義する。起点セルのイメージを図-3に示す。同図に示すように、起点セルは、他のセルから交通が流入出来ない場所に位置すると仮定する。便宜上、起点セル以外で構成されたネットワークを計算ネットワークと呼ぶこととする。時刻 t に起点セルから計算ネットワークに流入する交通を時刻 t の OD 需要と定義する。この定義により、起点セル $i \in \Omega_o$ の目的地別の車両密度は、OD 需要そのものと解釈できる。 $k_i^d(t), \forall i \in \Omega_o$ の算定式は交通需要を用いて、

$$k_i^d(t) = \frac{q_i^d(t)}{v_i}, \forall i \in \Omega_o. \quad (6)$$

と定義する。ここに、

$$\begin{aligned} q_i^d(t) &= \text{時刻 } t \text{ にセル } i \text{ を出発し、目的地ノード } d \text{ に} \\ &\quad \text{向かう OD 需要} \\ &= \text{given(所与)} \end{aligned}$$

以降は、時刻別・目的地別の OD 需要を $k_i^d(t), \forall i \in \Omega_o$ と表記する。なお、起点セルでは、交通量保存則による密度の更新(式(5)の操作)は行わないと仮定する。

次に、式(5)のセル ij 間の交通流率 $x_{ij}^d(t)$ の算定法を整理する。交通流率 $x_{ij}^d(t)$ を求めるにあたっては、以下の交通流率を考える必要がある。

- 1) セル i からセル j に流出したい交通流率, $u_{ij}(t)$
- 2) セル i からセル j に流出できる交通流率, $r_{ij}(t)$
- 3) セル j がセル i から受け入れることができる交通流率, $s_{ij}(t)$

1)の $u_{ij}(t)$ とは、セル i に存在する交通のうち終点セルに向かうためにセル j に流出したい交通需要のことを言う。したがって、この交通流率は、終点までの経路に依存した関数として、

$$u_{ij}^d(t) = v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t), \forall d \in \Omega_D. \quad (7)$$

$$\sum_{j \in C_d(i)} \pi_{ij}^d(t) = 1, \forall d \in \Omega_D. \quad (8)$$

$$u_{ij}(t) = \sum_{d \in \Omega_D} u_{ij}^d(t). \quad (9)$$

と定義する。ここに、

$$u_{ij}^d(t) = \text{時刻 } t \text{ に目的地 } d \text{ を持つ車両がセル } i \text{ から } j \text{ に流出したい交通需要}$$

$$\begin{aligned} \pi_{ij}^d(t) &= \text{時刻 } t \text{ にセル } i \text{ の目的地 } d \text{ を持つ交通が、セル} \\ &\quad j \in C_d(i) \text{ を選択する割合} \\ &= \text{目的地別の分岐率} \end{aligned}$$

$\pi_{ij}^d(t)$ の算定法は、次節で述べる。

以下に 2)の $r_{ij}(t)$ を定義する。ここで、 $r_{ij}(t)$ を考え

なければいけない理由は、セル間の幾何構造によっては、1)の交通需要 $u_{ij}(t)$ がセル j に流出できない場合があるからである。例えば、セル j のひとつ上流に複数のセルが存在してセル j で合流が起こる場合には、上流セルの交通状態とセル間の幾何構造によって、実際に合流できる交通流率が制限される場合がある。セル j の上流セルの集合を $C_u(j) = \{\dots m \dots\}$ とすると、 $r_{ij}(t)$ は、 $u_{ij}(t)$ と上流セル m の幾何構造に依存する関数として、一般的に

$$r_{ij}(t) = f_{r_{ij}}(u_{mj}(t), m \in C_u(j)). \quad (10)$$

と書ける。本来であれば、実際の合流状況を加味して適切な $f_{r_{ij}}(u_{mj}(t), m \in C_u(j))$ を設定すべきであるが、本研究では簡単のため、最も単純な関数として、

$$r_{ij}(t) = u_{ij}(t). \quad (11)$$

を採用する。セル j に流出できる総交通流率 $r_j(t)$ は、

$$r_j(t) = \sum_i r_{ij}(t) = \sum_i u_{ij}(t). \quad (12)$$

で表される。

次に 3)の $s_{ij}(t)$ の算定法を整理する。セル j がセル i から受け入れることができる交通流率 $s_{ij}(t)$ を求めるためには、まずセル j が受け入れることができるセル全体の交通流率 $S_j(t)$ を求める必要がある。この交通流率は、セル j の交通状態に依存し、

$$S_j(t) = w_j(k_j^{jam} - k_j(t)) \quad (13)$$

と表される。セル j に流入できる交通流率 $x_j(t)$ は、 $r_j(t)$ のうち受け入れ可能な $S_j(t)$ だけであるため、

$$x_j(t) = \min\{r_j(t), S_j(t)\}. \quad (14)$$

と書ける。 $x_j(t)$ を上流セル別に分解すると、

$$x_{ij}(t) = x_j(t) \cdot \frac{r_{ij}(t)}{r_j(t)}. \quad (15)$$

が得られる。なお、セル下流側に信号が設置されており、かつ時刻 t の時に信号が赤現示の場合は、 $x_{ij}(t) = 0$ とする。 $x_{ij}(t)$ を目的地別に分解すると、

$$\begin{aligned} x_{ij}^d(t) &= x_{ij}(t) \cdot \frac{u_{ij}^d(t)}{\sum_{d \in \Omega_D} u_{ij}^d(t)} \\ &= x_j(t) \cdot \frac{u_{ij}(t)}{u_j(t)} \cdot \frac{u_{ij}^d(t)}{u_{ij}(t)} = x_j(t) \cdot \frac{u_{ij}^d(t)}{u_j(t)}. \end{aligned} \quad (16)$$

と書ける。

次に、セル i からセル j への分岐率 $\pi_{ij}(t)$ を定義する。 $\pi_{ij}(t)$ は、セル i から全ての下流セルへの全流出量におけるセル ij 間の交通流率 $x_{ij}(t)$ が占める割合として、

$$\pi_{ij}(t) = \frac{x_{ij}(t)}{\sum_{j \in C_d(i)} x_{ij}(t)} \quad (17)$$

と定義する。上式より $\pi_{ij}(t)$ は、

$$\sum_{j \in C_d(i)} \pi_{ij}(t) = 1. \quad (18)$$

の性質を満たす。この $\pi_{ij}(t)$ の集合を

$$\Pi(t) = (\dots, \pi_{ij}(t), \dots)^T. \quad (19)$$

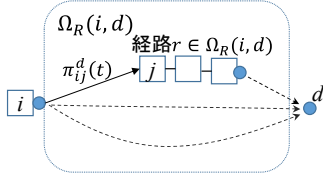
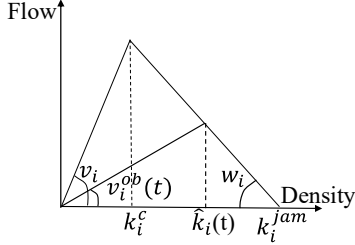
図-4 セル*i*から目的地*d*間のネットワーク

図-5 セルの観測車両密度

と定義する。

以上より $k_i^d(t)$ から $x_{ij}^d(t)$ を求めることができ、これを式(5)に代入すれば時刻 t の全てのセルの目的地別の交通密度 $k_i^d(t+1)$ が求められる。そして、全ての $k_i^d(t+1)$ が求めれば、式(1)～(4)より車両密度 $K_I^D(t+1)$, $K_I(t+1)$ が求められる。

本節で述べたセル $i \in (\Omega_I \setminus \Omega_O)$ の $k_i^d(t)$ を求める式をまとめて $f(\cdot)$ の関数で表記する。 $f(\cdot)$ と式(6)より、本研究の交通流モデルを、

$$k_i^d(t) = \begin{cases} \frac{q_i^d(t)}{v_i} & , if \ i \in \Omega_O \\ f(K_I^D(t-1)) & , if \ i \in (\Omega_I \setminus \Omega_O) \end{cases} \quad (20)$$

と定義する。なお、式(6)で述べたように、式(20)のOD需要 $q_i^d(t)$ は、所与とする。

(4) 経路選択モデル

ネットワークの交通流では、前節で述べた交通流モデルの他に、利用者の経路選択行動を考慮する必要がある。すなわち、目的地別の分岐率 $\pi_{ij}^d(t)$ をネットワークの交通状態と関連付けてモデル化する必要がある。まず、図-4のようにセル i から終点 d までに複数の経路があるネットワークを考えよう。ここで、

$\Omega_R(i, d)$ = セル i と目的地 d 間の経路集合

$r \in \Omega_R(i, d)$ に含まれる経路

$T^r(t)$ = 時刻 t における経路 $r \in \Omega_R(i, d)$ の所要時間

を定義する。本研究では、 $T^r(t)$ は、時刻 t における経路 r に属するセルの通過時間の同時刻和と仮定する。

$\Omega_R(i, d)$ に属する全ての経路の所要時間の集合を

$$T(t) = (\dots, T^r(t), \dots)^T. \quad (21)$$

と定義する。経路 r の選択確率は経路旅行時間のみに依存すると仮定する。経路選択確率を算定する関数を $h(\cdot)$ と表記すると、経路選択確率 $p^r(t)$ は一般に、

$$p^r(t) = h(T(t)), \forall r \in \Omega_R(i, d). \quad (22)$$

と書ける。関数 $h(\cdot)$ は、ロジットモデルやプロビットモデル¹⁵⁾ など対象に合わせた適当なモデル関数を用いればよい。

次に $\pi_{ij}^d(t)$ を定義する。図-4に示すように、 $\pi_{ij}^d(t)$ は、セル i から下流セル $j \in C_d(i)$ への分岐率である。 $\pi_{ij}^d(t)$ は $p^r(t)$ を用いて次のように表すことができる。

$$\pi_{ij}^d(t) = \sum_{r \in \Omega_R(i, d)} p^r(t) \cdot \delta_{ij}^r. \quad (23)$$

ここで、

$$\delta_{ij}^r = \begin{cases} 1, & if \text{ リンク}(i, j) \text{ が経路 } r \text{ に含まれる} \\ 0, & if \text{ リンク}(i, j) \text{ が経路 } r \text{ に含まれない} \end{cases}$$

3. 状態空間モデルの構築

本章では、2章で述べたネットワークの交通流モデルを基に状態空間モデルを構築する。

(1) 状態ベクトル

本研究では、状態ベクトルとして、式(2)で示した目的地別の車両密度の集合ベクトル $K_I^D(t)$ を定義する。

(2) 観測ベクトル

本研究では、プローブ車両による観測変数として、時刻 t のセル i の観測車両密度 $\hat{k}_i(t)$ およびセル i から下流セル $j \in C_d(i)$ への観測分岐率 $\hat{\pi}_{ij}(t)$ を用いる。

まず、 $\hat{k}_i(t)$ を定義する。時刻 t において、セル i を走行するプローブ車両速度 $v_i^{ob}(t)$ が観測されたことを考えよう。観測車両密度は、図-5のようにプローブ速度 $v_i^{ob}(t)$ の傾きを持った直線とセル i のFDの接点から求める。なお、プローブ速度 $v_i^{ob}(t)$ が、 v_i 以上の自由流の場合は、FD上では、密度が一意に決まらないため、本研究では便宜的に $k_i^c/2$ が観測される設定とした。以上よりプローブ速度をセルの車両密度に変換する式は、

$$\hat{k}_i(t) = \begin{cases} \frac{k_i^c}{2} & , if \ v_i^{ob} \geq v_i \\ \frac{w_i}{v_i^{ob} + w_i} \cdot k_i^{jam} & , else \end{cases} \quad (24)$$

と書ける。時刻 t において車両密度が観測されたセルのインデックス集合を $\Omega_{i,o}(t) = \{\dots, i, \dots\} \in \Omega_I$ と表記する。時刻ごとにプローブが観測されるセル数は異なるため、集合 $\Omega_{i,o}(t)$ のサイズは異なる。また、全てのセルで観測値が得られない場合もあるため、 $|\Omega_{i,o}(t)| \leq |\Omega_I|$ となる。以上より観測車両密度ベクトル $\hat{K}_I(t)$ は、次元数 $|\Omega_{i,o}(t)|$ の

$$\hat{K}_I(t) = (\dots, \hat{k}_i(t), \dots)^T, i \in \Omega_{i,o}(t). \quad (25)$$

と定義する。

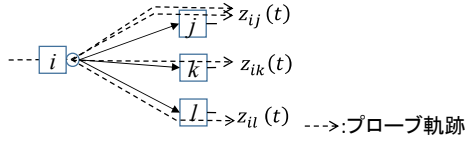


図-6 観測分岐台数

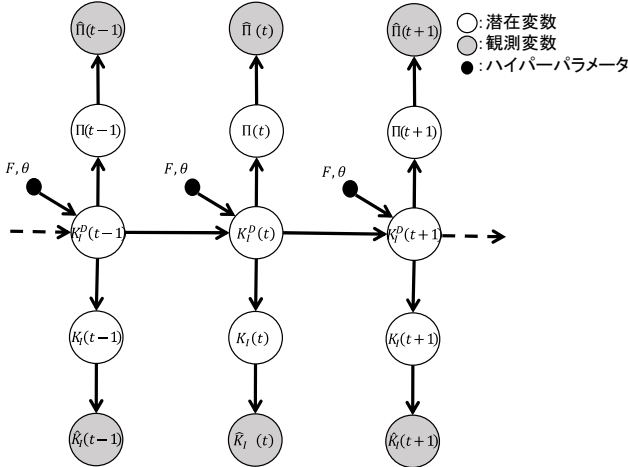


図-7 モデル構造のグラフィカルモデル

次に観測分岐率を定義する。まず、時刻 t においてセル i から下流セル $j \in C_d(i)$ へ分岐したプローブ車両台数を観測分岐台数 $z_{ij}(t)$ と定義する。図-6のように時刻 t において、セル i から下流セルに分岐するプローブ車両が観測分岐車両である。この観測分岐台数を用いて、セル i から下流セル j への観測分岐率を、

$$\hat{\pi}_{ij}(t) = \frac{z_{ij}(t)}{\sum_{j \in C_d(i)} z_{ij}(t)}. \quad (26)$$

と定義する。時刻 t において分岐台数が観測された隣接セルのインデックス集合を $\Omega_{ij,o}(t) = \{\dots, ij, \dots\}$ と表記する。時刻 t ごとに分岐台数が観測されるセル数は異なるため、集合 $\Omega_{ij,o}(t)$ のサイズは異なる。観測分岐率ベクトル $\hat{\Pi}(t)$ は、次元数 $|\Omega_{ij,o}(t)|$ の

$$\hat{\Pi}(t) = \{\dots, \hat{\pi}_{ij}(t), \dots\}^T, ij \in \Omega_{ij,o}(t). \quad (27)$$

と定義する。

(3) 状態空間モデルの仮定

本節では、状態空間モデルの仮定を述べる。まず、本研究が仮定する状態空間モデルのグラフィカルモデルを図-7に示す。同図に示す θ は、ロジットモデルのパラメータ、 F はFDの諸量であり、前述の通り所与とする。状態ベクトル $K_I^p(t)$ は、マルコフ性（将来の条件付き確率分布が、現在状態のみに依存し、過去のいかなる状態にも依存しない）を仮定する。本研究の状態空間モデルは、観測密度 $\hat{K}_I(t)$ と観測分岐率 $\hat{\Pi}(t)$ により、目的地別の車両密度 $K_I^p(t)$ の事後分布を求めて、推定車両密度の更新を図る。なお、図中の $K_I(t)$ 、 $\Pi(t)$ は、前述したように

$K_I^p(t)$ によって内生的に決定される変数である。

(4) システムモデル

本節では、システムモデルを定義する。まず、システムモデルの仮定を以下に整理する。

- ・ タイムステップ毎の起点セル $i \in \Omega_o$ のOD需要 $q_i^d(t)$ は所与とする。
- ・ 起点セル $i \in \Omega_o$ の車両密度 $k_i^d(t)$ は、システムノイズ $\gamma_i^d(t)$ が含まれる。
- ・ 起点セル以外のセル $i \in \Omega_I \setminus \Omega_o$ では、一期先の予測時にシステムノイズ $\varepsilon_i^d(t)$ が加算される。

上記仮定と、図-7のグラフィカルモデルより、システムモデルを以下に定義する。

$$k_i^d(t) = \begin{cases} \frac{q_i^d(t)}{v_i} + \gamma_i^d(t) & , \text{if } i \in \Omega_o \\ f(K_I^p(t-1)) + \varepsilon_i^d(t), & \text{if } i \in (\Omega_I \setminus \Omega_o) \end{cases}$$

$$\gamma_i^d(t) \sim p(\gamma_i^d(t)), \varepsilon_i^d(t) \sim p(\varepsilon_i^d(t)). \quad (28)$$

ここで、式中の $f(\cdot)$ は、式(20)で定義した交通流モデルの関数、 $\gamma_i^d(t)$ 、 $\varepsilon_i^d(t)$ はシステムノイズ(確率変数)である。 $\gamma_i^d(t)$ 、 $\varepsilon_i^d(t)$ の具体的な内容は次章で述べる。式(29)より、OD需要 $k_i^d(t)$ 、 $i \in \Omega_o$ は、確率変数 $\gamma_i^d(t)$ の値によって、確率的に決定される。したがって、 $\gamma_i^d(t)$ は、起点セル $i \in \Omega_o$ におけるOD需要の確率分布を表現していると解釈できる。なお、OD需要 $q_i^d(t)$ は所与としているが、後述する観測モデルによる事後分布算定(フィルタリング)により、起点セルの車両密度 $k_i^d(t)$ 、 $\forall i \in \Omega_o$ (=OD需要の目的地構成率)は改善される。

本節のシステムモデルで全ての $k_i^d(t)$ を算定すれば、式(1),(2)により状態ベクトル $K_I^p(t)$ が求められる。

(5) 観測モデル

本節では、観測モデルを定義する。観測モデルの仮定を以下に整理する。

- ・ セル i では、推定車両密度 $k_i(t)$ にノイズが加えられた車両密度 $\hat{k}_i(t)$ が観測される。
- ・ 隣接セル $i, j \in C_d(i)$ では、推定分岐率 $\pi_{ij}(t)$ にノイズが加えられた分岐率 $\hat{\pi}_{ij}(t)$ が観測される。

上記仮定と図-7のグラフィカルモデルより、観測モデルを以下のように定義する。

$$\hat{k}_i(t) = \sum_a k_a^d(t) + \omega_i(t), \quad \omega_i(t) \sim p(\omega_i(t)), \forall i \in \Omega_{i,o}(t). \quad (29)$$

$$\hat{\pi}_{ij}(t) = g(K_I^p(t)) + \eta_{ij}(t), \quad \eta_{ij}(t) \sim p(\eta_{ij}(t)), \forall ij \in \Omega_{ij,o}(t). \quad (30)$$

上式の $\omega_i(t)$ 、 $\eta_{ij}(t)$ は観測ノイズ(確率変数)であり、独立と仮定する。独立と仮定した理由は、密度 $\hat{k}_i(t)$ の観測リソースがプローブ車両速度であるのに対して、分岐率 $\hat{\pi}_{ij}(t)$ のリソースはプローブ台数であることから、観

測値間に関連性はない(各々のリソースの性質は異なる)と考えたためである. なお, $\omega_i(t)$, $\eta_{ij}(t)$ の具体的な内容は次章で述べる. 式(30)の $g(\cdot)$ は, 目的地別の車両密度を分岐率に変換する関数である. $g(\cdot)$ は式(17)より下記のように表せる.

$$\pi_{ij}(t) = \frac{x_{ij}(t)}{\sum_{j \in C_d(i)} x_{ij}(t)}$$

$$= \frac{\min\{\sum_{i,d}(v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t)), w_j(k_j^{jam} - k_j(t))\} \cdot \frac{\sum_{i,d}(v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t))}{\sum_{i,d}(v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t))}}{\sum_j \left[\min\{\sum_{i,d}(v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t)), w_j(k_j^{jam} - k_j(t))\} \cdot \frac{\sum_{i,d}(v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t))}{\sum_{i,d}(v_i \cdot k_i^d(t) \cdot \pi_{ij}^d(t))} \right]} \quad (31)$$

上式の右边が, $g(\cdot)$ となる. 右边の $\pi_{ij}^d(t)$ はセルの交通状態 $k_i^d(t)$ と経路選択モデルによって内生的に得られる. したがって, 上式の右边は, 目的地別の車両密度 $k_i^d(t)$ の関数と見なすことができる.

(6) 予測分布

本節では, 予測分布の算定法について述べる. 時刻 $t-1$ の事後分布 $p(K_I^P(t-1) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1))$ が得られているとき, 時刻 t の予測分布は, 下記の式に従って算定すればよい.

$$p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1))$$

$$= \int \{p(K_I^P(t) | K_I^P(t-1))$$

$$\times p(K_I^P(t-1) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1))\} dK_I^P(t-1). \quad (32)$$

右边の $p(K_I^P(t) | K_I^P(t-1))$ はシステムモデルの出力結果である.

(7) 事後分布

本節では, 事後分布の算定法を整理する. 事後分布は, 観測値 $\hat{R}_I(t)$, $\hat{\Pi}(t)$ が得られた場合の目的地別車両密度の確率分布 $p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t))$ と定義する. 図-7のグラフィカルモデルより, 事後分布は,

$$p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t))$$

$$= \frac{p(\hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t) | K_I^P(t)) \cdot p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1))}{\int p(\hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t) | K_I^P(t)) \cdot p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1)) dK_I^P(t)}$$

$$\propto p(\hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t) | K_I^P(t)) \cdot p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1)). \quad (33)$$

と定義する. 右边の $p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1))$ は予測分布, $p(\hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t) | K_I^P(t))$ は, 観測モデルで得られる尤度である. 観測モデルの仮定より, 観測ノイズ

$\omega_i(t)$, $\eta_{ij}(t)$ は独立なため, $p(\hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t) | K_I^P(t))$ は以下のように分解できる.

$$p(\hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t) | K_I^P(t)) = p(\hat{R}_I(t) | K_I^P(t)) p(\hat{\Pi}(t) | K_I^P(t))$$

$$= p(\hat{R}_I(t) | K_I(t)) p(\hat{\Pi}(t) | K_I^P(t)). \quad (34)$$

したがって, 事後分布は,

$$p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t), \hat{\Pi}(t)) = p(\hat{R}_I(t) | K_I(t)) p(\hat{\Pi}(t) | K_I^P(t))$$

$$p(K_I^P(t) | \hat{R}_I(t-1), \hat{\Pi}(t-1)). \quad (35)$$

と書ける.

4. 状態空間モデル性能の検証

本章では, 提案した状態空間モデルの性能検証を行う.

(1) モデル検証の概要

モデル性能の検証の概要を以下に整理する. 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出来ない. そこで, 状態空間モデルでは, この問題に対して, 双子実験¹⁰⁾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”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概要

交通シミュレーションモデルは, CTMを用いた. シミュレーションに, タイムステップごとのOD交通量を入力し, 真値とする交通状況を生じた. なお, シミュレーション中に個々の車両がどのセルにいるか判別するため, 入力するOD需要の個々の車両には, 固有のIDを付与して逐次, 車両位置を管理した. シミュレーションの経路選択モデルは, ロジットモデルを用いた. ロジットモデルによる経路 r の選択確率 $p^r(t)$ は,

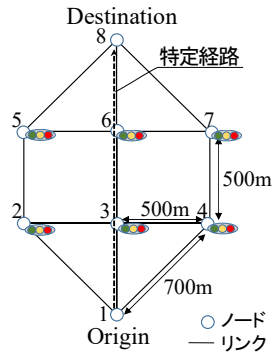


図-8 シミュレーションネットワーク

表-2 シミュレーション条件

項目	設定値
シミュレーション時間	1時間
信号機	6基, 2現示 ノード2,4…青:100秒, 赤:20秒 ノード5,7…青:70秒, 赤:50秒
セル長 Δx	50m
タイムステップ Δt	4.0秒
FDパラメータ (全セル共通)	v_f : 40km/h w : 10km/h q_{max} : 1,500台/時
総OD交通量	3,000台/時(OD内訳は表-3参照)
プローブ車両台数 (全車両からランダム抽出)	100台/時
車両密度観測間隔	4.0秒
分岐率観測間隔	1分
システムノイズ パラメータ	a, b 表-4参照 σ_ε^2 0.5
観測ノイズ パラメータ	σ_ω^2 2.0 σ_η^2 0.2
パーティクル数	1,000

表-3 OD需要の設定条件(真値)

起点 ノード	終点 ノード	OD需要 (台/時)
1	8	1,500
1	5	1,500
計		3,000

表-4 OD需要の設定条件(状態空間モデル)

起点 ノード	終点 ノード	OD需要(台/時)
1	8	800~1,800台/時でランダム発生 ($a=800, b=1,800$)
1	5	700~1,900台/時でランダム発生 ($a=700, b=1,900$)

$$p^r(t) = \frac{\exp\{-\theta \cdot T^r(t-1)\}}{\sum_{r \in \Omega_R(i,d)} \exp\{-\theta \cdot T^r(t-1)\}} \quad (36)$$

と定義される。上式の θ はロジットモデルのパラメータであり、本検証では、所与とする。

(3) システムノイズおよび観測ノイズの仮定

本検証で仮定するシステムノイズおよび観測ノイズを以下に示す。

$$\gamma_i^d(t) \sim \text{Uniform}(x), a \leq x \leq b, \forall i \in \Omega_o. \quad (37)$$

$$s.t. x, a, b: \text{自然数} \quad (37)$$

$$\varepsilon_i^d(t) \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2), \forall i \in (\Omega_l \setminus \Omega_o). \quad (38)$$

$$\omega_i(t) \sim N(0, \sigma_\omega^2), \forall i \in \Omega_{i,o}(t). \quad (39)$$

$$\eta_{ij}(t) \sim N(0, \sigma_\eta^2), \forall ij \in \Omega_{ij,o}(t). \quad (40)$$

式(37)の $\text{Uniform}(x)$ は、区間 $[a, b]$ 上の一様分布を示す。 a, b はパラメータである。 $\varepsilon_i^d(t), \omega_i(t), \eta_{ij}(t)$ は独立な正規分布ノイズである。正規分布の分散 $\sigma_\varepsilon^2, \sigma_\omega^2, \sigma_\eta^2$ は、パラメータである。

(4) 事後分布の算定法

本検証における事後分布の算定は、パーティクルフィルタ¹⁾を用いる。パーティクルフィルタは、システムモデルや観測モデルが非線形な場合やノイズが非ガウスの場合であっても事後分布を算定可能といった特徴を持つ。パーティクルフィルタでは、多数のパーティクル(サンプル点)で予測分布を近似する。そして、観測モデルによる尤度の大きさに応じて、パーティクルを復元抽出し、事後分布を近似(リサンプリング)する手法である。

(5) シミュレーション条件

シミュレーションネットワークを図-8、シミュレーション条件およびOD需要の設定条件を表-2、表-3に示す。同図表に示すようにネットワークはダイヤモンド型の左右対称の形状とし、各ノード(交差点)には信号が設置されている。ノードの傍にある数字は、ノード番号である。以降、ノード番号 n のものはノード n と表記する。シミュレーション時間は1時間、総OD需要は、3,000台/時とした。OD需要は、ノード1からノード8およびノード5に発生する2ODである。タイムステップごとのOD需要は一様分布で発生させた。

状態空間モデルには、表-4に示すOD需要と、観測値としてプローブデータから得られるセルの車両密度、分岐率を入力した。表-2に示すようにプローブデータは、真値(全車両)の中からランダム抽出して生成した。同表に示すように、モデル1で用いる観測密度と分岐率の観測間隔(=フィルタリングのタイムステップ)は異なる。また、状態空間モデルのOD需要は、表-4に示すように一定幅の値をランダム発生させて生成した。タイムステップごとのOD需要は一様分布で発生させた。なお、川崎ら³⁾が提案したプローブデータによる車両密度のみを用いた状態空間モデルの推定結果と比較検証した。このモデルのOD需要は、セル内の目的地構成率を所与とし、車両密度を用いて逐次生成(OD需要=目的地構成率×セルの車両密度)する。詳細は参考文献を参照されたい。

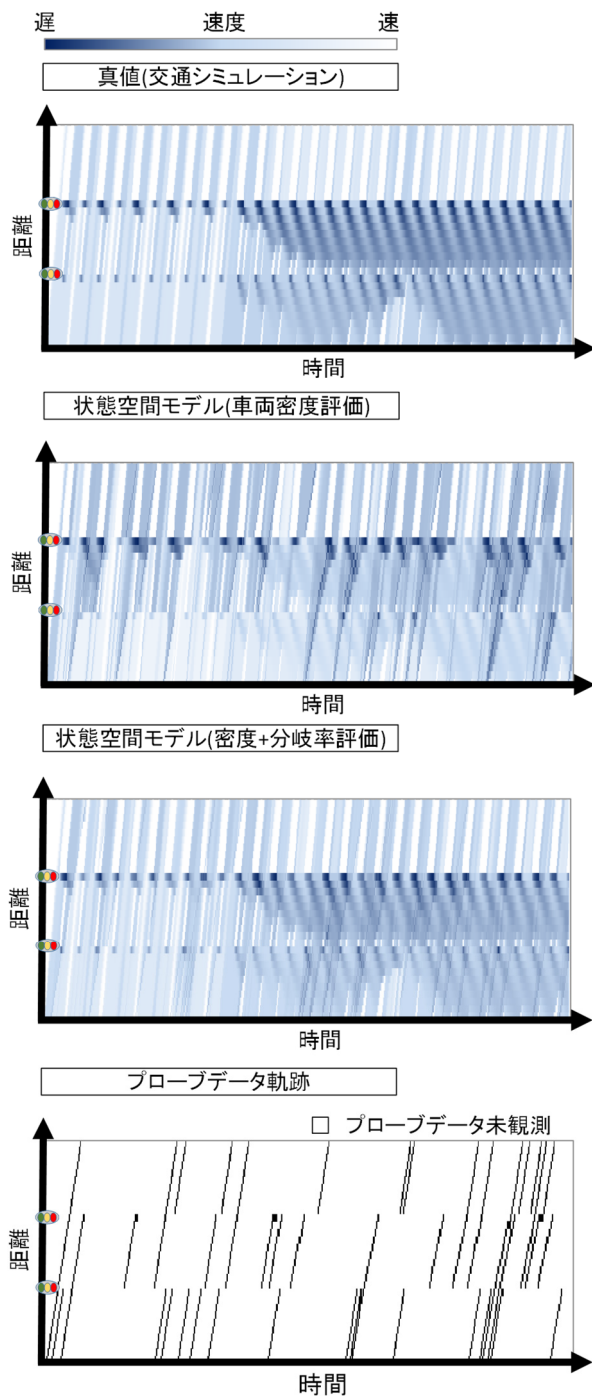


図-9 タイムスペース図

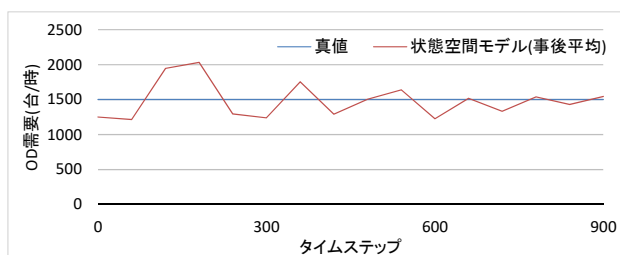


図-10 OD交通量の時系列変化(ノード1→ノード8)

(6) モデル検証結果

本節では、モデル検証結果を述べる。

図-8 に示す特定経路のタイムスペース図を図-9 に示す。同図の色は、セルの平均速度を示す。同図を見ると、プローブデータのみ(最下段)では、未観測箇所の交通状態が不明であるが、状態空間モデルでは、全箇所の交通状態が補完推定されている。既往の状態空間モデル(車両密度評価)と提案モデル(密度+分岐率評価)を比較すると、提案モデルの方が渋滞推定精度が高い(=タイムスペース図が真値に類似)状況が確認される。これは、既往モデルが密度でセルの交通状態のみを更新しているのに対して、提案モデルでは、密度と分岐率を用いて、OD 需要の目的地構成率と交通状態を同時に更新しているため、比較的精度が高いと推察される。

OD 需要がプローブデータにより改善されているか、確認するため、タイステップごとのノード1からノード8に向かう OD 需要の時系列変化を分析した。OD 需要の時系列変化を図-10 に示す。同図の状態空間モデルの OD 需要は、事後平均値(事後分布の平均値)をプロットしている。同図を見ると、OD 需要はシミュレーション開始直後は真値と乖離しているが、時刻が進むにつれて乖離幅が減少している。すなわち、観測されるプローブデータ(車両密度、分岐率)により OD 需要が改善され、真値に近づいていると考えられる。

5. おわりに

本研究では、プローブデータと交通流モデルの融合による二次元ネットワークの OD 需要の目的地構成率と交通状態をリアルタイムに推定するモデルを提案した。具体的には、経路選択を考慮した交通流モデルをベースに、プローブ車両から得られる車両密度と分岐率により、OD 需要と交通状態の改善を図る状態空間モデルを構築した。モデル検証の結果、提案モデルは、良好な渋滞推定精度を得ることが出来た。今後の課題は以下の通りである。

- 1) モデル検証の深堀：本稿では、1ケースのみモデル検証実施した。今回のモデル検証結果に一般性を持たせるには、ネットワーク形状やOD需要、観測プローブデータ(台数、抽出率)等のパターンを変更させたケースを追加分析することが望ましい。
- 2) 実測データによるモデル検証(Model Validation)：今回は、交通シミュレーションにより生成した仮想データで検証を行った。次のステップとしては、実測データを用いて、適用上の課題抽出および解決策の検討、ならびに実地でのモデルの妥当性検証が必要と考える。

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・ビッグデータ利活用・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) 飯田恭敬, 佐佐木綱：交通工学, 国民科学社, 1995.
- 2) 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—, 朝倉書店, 2011.
- 3) 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, Vol.73, No.5 (投稿中)
- 4) Daganzo, C.F. : The cell transmission model, part II : network traffic, Transportation Research Part B : Methodological, Vol. 29(2), pp. 79-93, 1995.
- 5) 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(2), pp.383-402,2011.
- 6) 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.
- 7) Work, D., Blandin, S., Tossavainen, O.P., Piccoli, B., Bayen, A.:A traffic model for velocity data assimilation, Appl. Math. Res. Exp., Vol.2010(1), pp. 1-35, 2010.
- 8) 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.
- 9) Seo T., Kusakabe, T. and Asakura, Y. : Traffic state estimation with the advanced probe vehicles using data assimilation, in IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 824–830, 2015.
- 10) 高嶋 望都, 塩見 康博: データ同化を用いた高速道路サグ部における 渋滞現象の分析, 土木計画学研究・講演集, Vol.54, CD-ROM, 2016.
- 11) Seo T., Tchakian, T., Zhuk, S. and Bayen, A. : Filter comparison for estimation on discretized PDEs modeling traffic: Ensemble Kalman filter and Minimax filter, 2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC), pp. 3979–3984, 2016.
- 12) 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.
- 13) 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, 2016.
- 14) 竹之内篤, 桑原雅夫: 移動体データのみを用いた交通状態推定手法の研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.53, CD-ROM, 2016.
- 15) 土木学会 土木計画学研究委員会：交通ネットワークの均衡分析—最新の理論と解法, 丸善, 1998.
- 16) 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.
- 17) 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.

(2017.4.28受付)

STUDY ON TRAFFIC STATE ESTIMATION BY DATA ASSIMILATION IN TWO DIMENSIONAL NETWORK

Yosuke KAWASAKI, Yusuke HARA and Masao KUWAHARA

In this study, we propose a real-time traffic monitoring method of two-dimensional network by fusion of probe data and traffic flow model. In traffic control, it is important to monitor traffic state of the two-dimensional network, and control traffic and provide information. However, since observation data is sparse and observation error exists. So, in general, it estimates traffic state by the model. In the traffic state estimation of two-dimensional network, it is necessary to model the route choice behavior of the user and estimate the OD demand data. Therefore, in this study, we constructed a state-space model that assimilates the probe data (the vehicle density and the diverging ratio) into the traffic flow model that considers the route choice. The constructed state-space model can estimate destination composition ratio of OD demand, and traffic state in real-time, taking the observation error of probe data. As a result of model verification by traffic simulation, the proposed model got good congestion estimation accuracy.