

状態空間モデルによる交通状態推定手法の 二次元ネットワークへの拡張

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、状態空間モデルによる二次元ネットワークの交通状態推定手法を提案する。

渋滞緩和のための交通管制技術においては、ネットワーク全体の交通状態をモニタリングすることが重要である。二次元ネットワーク上のリンクの交通状態を推定するためにはOD交通量や経路選択を考慮する必要がある。そこで、本研究では、ネットワークを時空間に分割したセルの状態量として目的地別の交通密度を用い、状態空間モデルを二次元に拡張する。提案した状態空間モデルは、観測されるプローブデータを用いてネットワーク全体の交通状態を把握することが可能である。

Key Words : kinematic wave theory, state space model, traffic state, two-dimensional network

1. はじめに

本研究では、状態空間モデルによる二次元ネットワークの交通状態推定手法を提案する。

渋滞緩和のための交通管制技術においては、交通状態をモニタリングすることが重要である。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データがある。しかしながらセンサーの観測箇所は限定的であるため、観測データのみではネットワーク全体の交通状態を把握できない。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やその他交通シミュレーションモデルによる交通状態推定を行うのが一般的である。ただし、観測データを完全に再現するような完璧なシミュレーションモデルを構築することは困難である。こうした問題点解決のために、観測データとシステムモデル(交通シミュレーションモデル)により状態空間モデルを構築して、シミュレーションモデルの改善を図るデータ同化というアプローチ¹⁾がある。川崎ら²⁾は、一次元ネットワーク(単路部)を対象とした状態空間モデルによる交通状態推定手法を構築した。提案した状態空間モデルは、Kinematic wave theoryに基づくVariational Theory³⁾の交通状態推定結果をプローブ軌跡データにより改善するものである。二次元ネットワーク上のリンクの交通状態は、経路選択といった一次元ネットワークでは扱わない変量を扱

う必要がある。そのため、本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できない。そこで、本研究では、二次元ネットワークの交通状態推定における技術課題を整理するとともに、CTM(Cell Transmission Model)⁴⁾⁵⁾ベースの交通流モデルとプローブデータを用いた状態空間モデルの構築を試みた。

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。

まず、パラメータ推定関連の既往研究を整理する。藤井ら⁶⁾は、交通シミュレーターAimsun⁷⁾をシステムモデルとし、観測交通量によって追従モデルのパラメータである反応時間を推定する状態空間モデルを構築している。この状態空間モデルを一般道の二次元ネットワークに適用した結果、手動でパラメータ設定したよりも交通量の現況再現性が高いといった報告⁸⁾もある。本山ら⁹⁾は、高速道路の1次元ネットワーク(単路部)を対象に藤井らと同様のAimsunをシステムモデルとし、観測所要時間によ

って追従モデルの希望速度の平均と分散を推定する状態空間モデルを構築している。これらの研究は、観測値によってAimsunのパラメータを推定するというアプローチは同じであるが推定対象とするパラメータが異なる。Sopasakis et al.¹⁰⁾は、1次元ネットワーク(単路部)を対象にセルオートマトンに類似した交通流モデルをベースとし、データ同化により感度の高いパラメータを選定して調整する手法を提案している。Allström et al.¹¹⁾は、CTM-vをシステムモデルとし、Fundamental Diagram(FD)やOD需要を推定する状態空間モデルを提案している。

次に、観測データにより交通流モデルの交通状態推定結果そのものを改善する研究を整理する。Work et al.¹²⁾は、高速道路を対象にCTM-vとプローブデータを用いて、アンサンブルカルマンフィルタによる交通状態推定手法を提案している。Ahmed et al.¹³⁾は、システムモデルは同様にCTMであるが、拡張カルマンフィルタを用いている点異なる。Caudel et al.¹⁴⁾は、高速道路を対象に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.¹⁵⁾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。Yuan et al.¹⁶⁾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により交通状態を推定する手法を提案している。Nates et al.¹⁷⁾は、一般道路を対象にCTMと類似したセルベースのモデルとプローブデータ、Bluetoothデータ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。他にPatire et al.¹⁸⁾やNgoduy et al.¹⁹⁾も類似したシステムモデルを用いて高速道路の交通状態推定手法を提案している。成岡ら²⁰⁾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。交通流モデル以外では、例えば、Chen et al.²¹⁾、Dong et al.²²⁾がある。これらの研究は全て一次元ネットワーク(単路部)を対象にし、多様な観測データを用いることや事後分布の算定方法の工夫に主眼を置いており、二次元ネットワークは対象としていない。

二次元ネットワークの交通状態推定のアプローチは上記2つのアプローチが考えられる。パラメータ推定によるアプローチではシステムモデルで表現できる状態以外は推定できないため、モデルと観測データに乖離が生じる。よって、観測データの再現性を考えると、観測データによりシステムモデルの状態量そのものを改善するアプローチの方が望ましい。上記を踏まえ、本研究では、観測データによりシステムモデルの状態量を改善するアプローチにおいて、経路選択を考慮した二次元ネットワークの交通状態を推定する手法を提案する。提案した状態空間モデルは、プローブデータが観測されるたびに、モデルの状態量そのものを改善し、ネットワーク全体の交通状態を把握することができる。

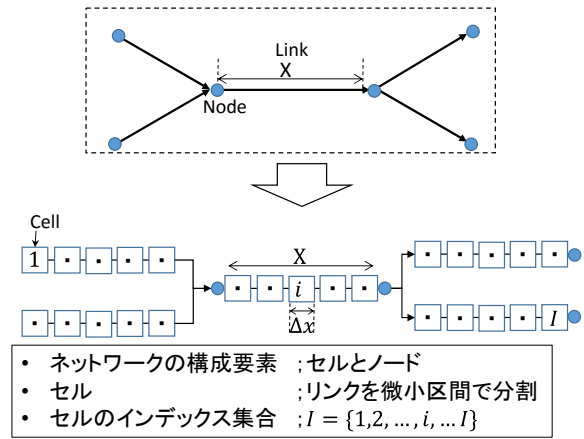


図-1 ネットワークの定義

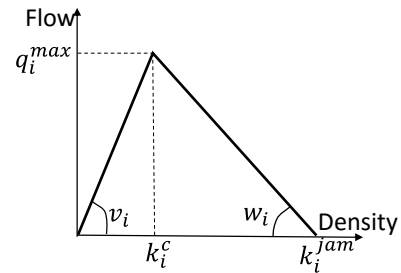


図-2 セルのFD

3. 状態空間モデルの構築

(1) 状態空間モデルの仮定

まず、ネットワークについて定義する。本研究で仮定するネットワークを図-1に示す。同図のように本研究のネットワークは、有向リンクとノードで構成されており、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。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。ネットワークの分合流部は、図-1のようにセルとノードで表現する。このセルとノードの集合を本研究で取り扱うネットワークと定義する。ネットワークに存在するセルのインデックス集合を $\Omega_1 = \{1, 2, \dots, i, \dots, I\}$ とする。

状態ベクトルを定義する。以降は、システムモデルのタイムステップを $t = 1, 2, \dots, T$ とし、タイムステップの時間幅を Δt と表現する。セル i は、一つのFDを持ち、諸量として図-2に示す諸量を持つ。FDの諸量は時間変化しないと仮定し、所与とする。セルはFDの他に状態量として、時刻別のセルの密度を持つ。時刻 t におけるセル i の密度を $K_i(t)$ と表記する。以上より時刻 t のネットワーク上のセルの密度の集合を状態ベクトル $\mathbf{K}(t)$ として、

$$\mathbf{K}(t) = (K_1(t) \dots K_i(t) \dots K_I(t))^T, \forall i \in I. \quad (1)$$

と表す。

二次元ネットワークの交通流を表現するシステムモデルでは、経路選択を加味する必要があるため、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。まず、車両の目的地のインデックス集合を $\Omega_D = \{1, 2, \dots, d, \dots, D\}$ と定義する。目的地 d を持つ車両の密度を $k_i^d(t)$ として、

$K_i(t) = (k_i^1(t) \dots k_i^d(t) \dots k_i^D(t))^T, \forall d \in \Omega_D$ (2) と定義する。そして、時刻 t のセル i の密度 $K_i(t)$ は、セル i の目的地別密度の和として、

$$K_i(t) = \sum_d k_i^d(t), \quad \forall i \in \Omega_I, \forall d \in \Omega_D. \quad (3)$$

で求められる。

次に観測ベクトル $\mathbf{y}(t)$ について定義する。時刻 t にプローブ車両が観測されたセルのインデックス集合を $\Omega_o(t)$ とする。時刻 t ごとにプローブが観測されるセル数は異なるため、集合のサイズは異なる。プローブ車両によりセル i の密度 y_i が観測されると仮定する。以上より観測ベクトル $\mathbf{y}(t)$ は、

$$\mathbf{y}(t) = (\dots y_i \dots)^T, \quad \forall i \in \Omega_o(t) \in \Omega_I, \quad (4)$$

$$|\Omega_o(t)| \leq \Omega_I. \quad (5)$$

として定義する。なお、プローブ車両より y_i を観測する具体的な方法は後述する。

以上より $K_i(t)$ を時刻 t のセル i の状態量として、システムモデルと観測モデルを次のように定義する。

$$\mathbf{K}(t) = f(\mathbf{K}(t-1)) + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma_{sys}^2), \boldsymbol{\varepsilon} = (\varepsilon_1 \dots \varepsilon_i \dots \varepsilon_I)^T, \quad \forall i \in \Omega_I. \quad (6)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{K}(t) + \boldsymbol{\omega}, \quad \boldsymbol{\omega} \sim N(0, \sigma_{obs}^2), \boldsymbol{\omega} = (\omega_1 \dots \omega_i \dots \omega_I)^T, \quad \forall i \in \Omega_o(t) \in \Omega_I. \quad (7)$$

ここで、 $f(\bullet)$ はシステムモデルの関数、 $\mathbf{H}(t)$ は全状態量から観測される状態量を取り出す次元数 $\Omega_I \times |\Omega_o(t)|$ の観測行列である。観測行列を用いた状態ベクトルと観測ベクトルの関係を図-3に示す。 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 、 $\boldsymbol{\omega}$ は次元数 $\Omega_I, |\Omega_o(t)|$ のシステムノイズベクトルと観測ノイズベクトルである。ノイズは、独立した正規分布を仮定する。なお、 $f(\bullet)$ の詳細は後述する。

図-4に本研究で提案する状態空間モデルのデータ処理フローを示す。同図に示すように状態空間モデルは、3ステップでデータ処理を行う。システムモデルは、経路選択モデルと交通流モデルで構成される。システムモデルは、経路選択モデルにより一定間隔 ΔT でOD間の経路を更新する。そして、経路に従って、CTMにより目的のノード別の密度を算定する。最後に目的のノード別の密度からセルの密度を更新する。システムモデルでの処理後にプローブデータから得られたセルの観測密度とシステムモデルによるセルの密度を用いて事後分布を算定する。次節より各処理の詳細について述べる。

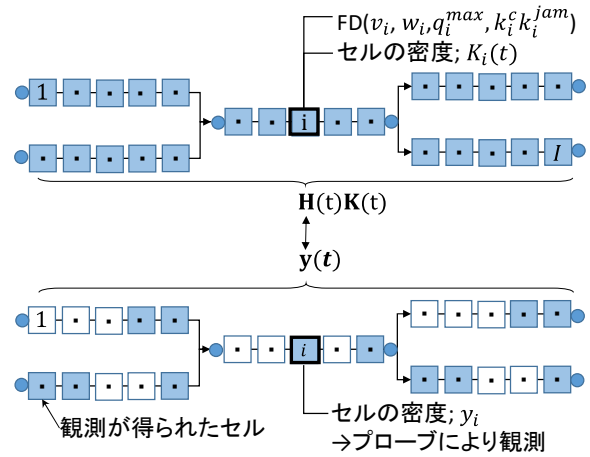


図-3 状態ベクトルと観測ベクトルの関係

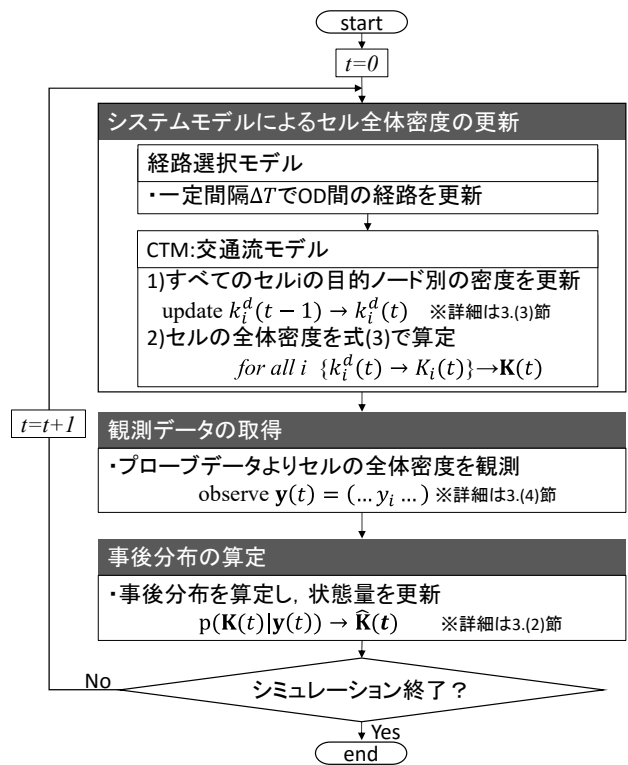


図-4 状態空間モデルのデータ処理フロー

(2) 事後分布の推定方法

以下に事後分布の推定方法を定義する。 $t-1$ 時における一期先 (t 時) の予測分布は、システムモデル $p(\mathbf{K}(t) | \mathbf{K}(t-1))$ を用いて、

$$p(\mathbf{K}(t) | \mathbf{y}(1:t-1)) = \int p(\mathbf{K}(t) | \mathbf{K}(t-1)) p(\mathbf{K}(t-1) | \mathbf{y}(1:t-1)) d\mathbf{K}(t-1) \quad (8)$$

と書ける。 $p(\mathbf{K}(t-1) | \mathbf{y}(1:t-1))$ は、 $t-1$ 時における推定結果(事前分布)を示す。事後分布は、式(8)とベイズの定理より、

$$p(\mathbf{K}(t) | \mathbf{y}(t)) = p(\mathbf{y}(t) | \mathbf{K}(t))p(\mathbf{K}(t) | \mathbf{y}(1:t-1)) \quad (9)$$

で求められる。本研究では、パーティクルフィルタによって、事後分布を近似的に求めることとした。右辺の中で、 $p(\mathbf{y}(t) | \mathbf{K}(t))$ は尤度を示す。セル*i*の尤度関数は、式(4), (7)より、

$$p(y_i(t) | K_i(t)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{obs}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{obs}^2} \{y_i(t) - (\mathbf{H}(t)\mathbf{K}(t))_i\}^2\right], \quad (10)$$

$\forall i \in \Omega_I$.

と定義する。ここで、 $(\mathbf{H}(t)\mathbf{K}(t))_i$ は $\mathbf{H}(t)\mathbf{K}(t)$ の *i* 番目の要素を示す。事後分布の期待値をフィルタリング値とし、その集合を $\hat{\mathbf{K}}(t) = (\hat{K}_1(t) \dots \hat{K}_I(t))^T$ と定義する。本研究では、このフィルタリング値を観測値が得られた後の予測値として出力する。

(3) システムモデルの構築

システムモデルの関数 $f(\bullet)$ を定義する。システムモデルのベースはCTM⁽⁹⁾を用いる。CTMは、(1)節で定義したネットワーク内のセルの目的地別の密度の時間進展を記述した交通流モデルである。時刻*t*においてセル*i*から隣接するセル*j*への目的地 *d* を持つ交通流率を $x_{ij}^d(t)$ と表記する。

セル*i*の上流のセルの集合を $C_u = \{\dots, m, \dots\}$ ，下流セルの集合を $C_d = \{\dots, j, \dots\}$ と定義する。以上より時刻*t*におけるセル*m, i, j*の交通流率の関係を図-5に示す。同図より、時刻*t*のセル*i*における交通量保存則は、目的地 *d* 別に

$$k_i^d(t) = k_i^d(t-1) + \left(\sum_m x_{mi}^d(t) - \sum_j x_{ij}^d(t) + q_i^d(t)\right) \frac{\Delta t}{\Delta x}, \quad (11)$$

$$s.t. \frac{\Delta x}{\Delta t} \geq v_i, \quad \forall i \in \Omega_I, \forall d \in \Omega_D.$$

と書ける。ここで、 $q_i^d(t)$ は、時刻*t*においてセル*i*を出発し、目的地 *d* に向かう交通需要の交通流率である。なお、式(11)では、 Δt の間にセルを飛び越えないように Δx を設定している。

セル間の交通流率 $x_{ij}^d(t)$ を以下に定義する。セル *i* から *j* に流れる交通流率を求めるにあたり、次の3種類の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)のセル*i*からセル*j*に流出したい交通流率 $u_{ij}(t)$ 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

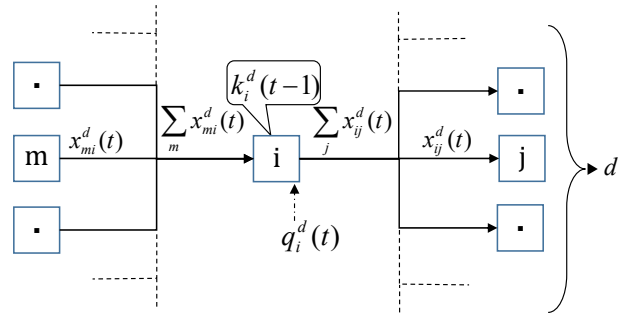


図-5 セル*m, i, j*の交通流率の関係

ル *j* に流入したい交通需要のことを言う。したがって、この流率は、終点までの経路に依存した関数として、

$$u_{ij}^d(t) = v_i \cdot k_i^d(t-1) \cdot \delta_{ij}^d(t), \quad (12)$$

$$\sum_j \delta_{ij}^d(t) = 1, \forall d \in \Omega_D$$

$$u_{ij}(t) = \sum_d u_{ij}^d(t). \quad (13)$$

と定義する。ここで、 $\delta_{ij}^d(t)$ は、時刻 *t* にセル *i* の目的地 *d* を持つ交通が、セル *j* を選択する割合（経路選択）である。

本研究では、ドライバーは最短経路のみを選択すると仮定し、最短経路探索により $\delta_{ij}^d(t)$ を一定間隔 ΔT で更新することとした。なお、本研究では、最短経路を採用したが、確率的に経路を決定することも可能である。

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* の上流にいくつかのセルが存在し、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 $C_u = \{\dots, m, \dots\}$ とすると、 $r_{ij}(t)$ は、 $u_{ij}(t)$ とセル *m* の幾何構造に依存する関数として、一般的に

$$r_{ij}(t) = f_{r_{ij}}(u_{mj}(t), m \in C_u). \quad (14)$$

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 $f_{r_{ij}}(u_{mj}(t), m \in C_u)$ 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、

$$r_{ij}(t) = u_{ij}(t). \quad (15)$$

を採用する。

次に 3)の $s_{ij}(t)$ を定義する。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、

$$S_j(t) = w_j (k_j^{jam} - k_j(t-1)). \quad (16)$$

と表される。 $S_j(t)$ を上流セルの $r_{ij}(t)$ の大きさで比例分配すると、

$$s_{ij}(t) = w_j(k_j^{jam} - k_j(t-1)) \cdot \frac{r_{ij}(t)}{\sum_m r_{mj}(t)}. \quad (17)$$

が得られる。セル i からセル j に流入する交通流率 $x_{ij}(t)$ は、 $r_{ij}(t)$ のうち最大 $s_{ij}(t)$ 受け入れられるため、

$$x_{ij}(t) = \min(r_{ij}(t), s_{ij}(t)). \quad (18)$$

と書ける。これを目的地セル別の流出量 $u_{ij}^d(t)$ で比例分配すると、

$$x_{ij}^d(t) = x_{ij}(t) \cdot \frac{u_{ij}^d(t)}{\sum_d u_{ij}^d(t)}, \forall d \in \Omega_D. \quad (19)$$

が求められる。なお、セル下流側に信号が設置されており、かつ時に赤表示の場合は、交通流率は0とする。以上より $k_i^d(t-1)$ から $x_{ij}^d(t)$ を求めることができ、これを式(11)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 $k_i^d(t)$ が求められる。そして、時刻 t のセル i の密度 $K_i(t)$ は、式(3)で求められる。式(3)で求められた密度 $K_i(t)$ が時のセル i の予測された状態量である。観測値 y_i が得られた時に前述の方法で、フィルタリング値 $\hat{K}_i(t)$ が得られたとする。この値を $k_i^d(t)$ の大きさに比例配分すれば、

$$\hat{k}_i^d(t) = \frac{k_i^d(t)}{\sum_d k_i^d(t)} \times \hat{K}_i(t), \forall i \in \Omega_I, \forall d \in \Omega_D. \quad (20)$$

が得られる。この $\hat{k}_i^d(t)$ と式(11)より $t+1$ 時の予測値 $k_i^d(t+1)$ が求められる。

以上を踏まえたシステムモデルの関数 $f(\bullet)$ を整理する。時刻 t の全セルの FD(Fundamental Diagram)の集合を **FD**、 $\delta_{ij}^d(t)$ の集合を δ_t と表す。システムモデルは、便宜的に **FD** と δ_t を引数とした関数と考えられるため、

$$\mathbf{K}(t) = f(\mathbf{K}(t-1), \delta_t, \mathbf{FD}) + \boldsymbol{\varepsilon}, \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma_{sys}^2) \quad (21)$$

と定義する。

(4) 観測モデルの構築

セル i に走行するプローブ車両が観測されたことを考える。観測値は、図-6のようにプローブ速度 v_i^{obs} とセル i のFDから求められたセル i の密度である。なお、プローブ速度 v_i^{obs} 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 v_i^{obs} をセルの密度に変換する式を、

$$h(v_i^{obs}) = \begin{cases} \text{if } v_i^{obs} \geq v_i & \frac{k_i^c}{2} \\ \text{else} & \frac{q_i^{max} - k_i^c}{v_i^{obs} + w} \end{cases} \quad (22)$$

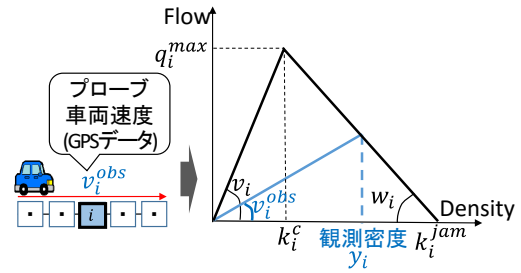


図-6 セル i の密度観測イメージ

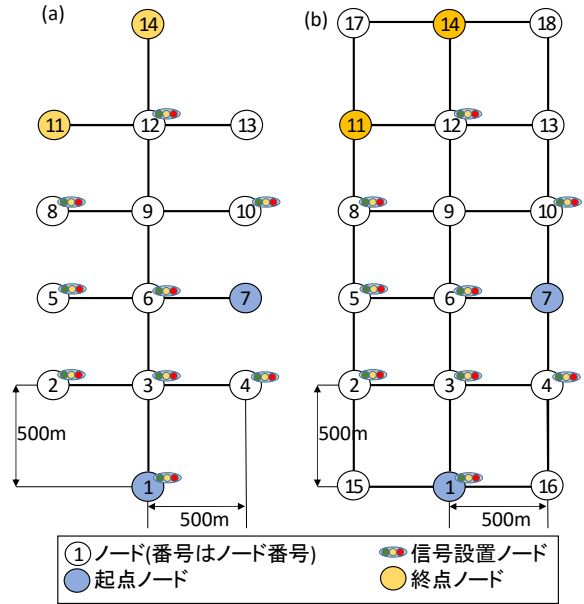


図-7 (a) ネットワーク1, (b) ネットワーク2

と定義する。観測モデルは、状態ベクトルに観測ノイズが加えられたものが観測されると仮定し、

$$y_t = \mathbf{H}(t)\mathbf{K}(t) + \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\omega} \sim N(0, \sigma_{obs}^2). \quad (23)$$

として定義する。

4. モデル検証

(1) モデル検証方法

モデル検証方法を整理する。まず、ODデータを所与としたCTMベースのシミュレーションでベンチマークデータを作成する。プローブデータとして、ベンチマークデータから数台の車両データをランダム抽出する。プローブデータとOD交通量比率を入力した状態空間モデルとベンチマークデータの交通状態を比較検証を行う。ネットワークは図-7に示すように経路選択がないツリー状のネットワーク1と経路選択が生じる格子状のネットワーク2の2パターン設定した。シミュレーションと状態空間モデルの設定条件を表-1、表-2に示す。図-7およ

表-1 シミュレーション条件

項目	設定値	備考	
シミュレーション時間	60分		
セル長; Δx	50m		
FD	q_i^{\max}	1500台/hr	FDは、全セル共通の パラメータ
	v_i	40km/h	
	w_i	10km/h	
タイムステップ; Δt	4.5秒	$\Delta x/v_i$ の値を設定	
経路選択の実施間隔 ΔT	1回/10分	最短経路探索により 経路を更新	
信号	サイクル長	100秒	・サイクル長、青現 示は全信号共通 ・ノード6~12の信号 はオフセット50秒 を付与
	青現示	50秒	
パーティクル数	100		
$\sigma_{sys} / \sigma_{obs}$	10.0/3.0		
全車両数	840台/時	プローブ台数は全車 両の5%程度に設定	
プローブ台数	40台/時		

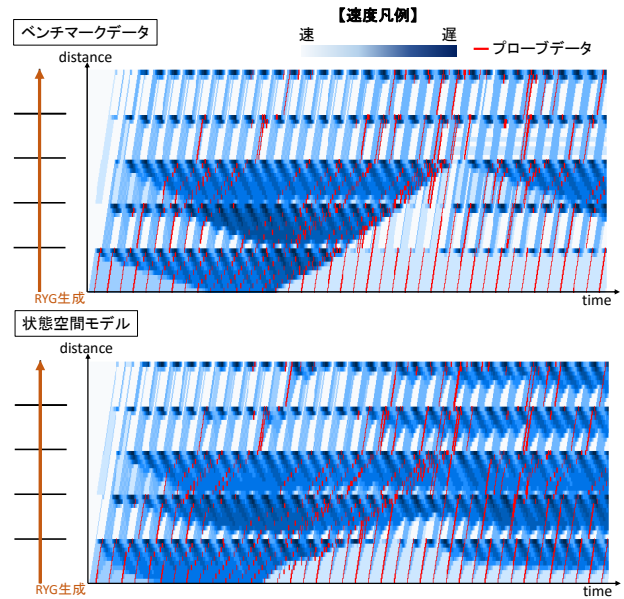


図-8 ネットワーク1の渋滞発生状況図

表-2 ODの設定条件

経過時間	起点ノード	終点ノード	交通量(台/20分)
0-20分	1	14	220
	7	14	100
20-40分	1	11	100
	7	14	50
40-60分	1	14	220
	7	14	100
計			840台/時

び表-1に示すようにリンク長とセルのFDは全リンク、セルで共通とした。状態空間モデルの初期値は、プローブが観測されたセルで、式(22)の方法で観測したプローブ密度を設定した。OD比率は所与とし、OD比率に応じて各セルの密度からODを生成した。

(2) モデルの検証結果

図-8にネットワーク1のノード1-14断面の渋滞発生状況図を示す。白色は、車両が存在しない箇所である。これを見ると、状態空間モデルの渋滞は、ボトルネック交差点の位置はベンチマークと整合している。しかしながら、自由流の箇所において、状態空間モデルは比較的渋滞の規模を過剰に推定している傾向にある。そのため、解消波がうまく推定できていない。これは、自由流の観測密度を便宜的に $k_i^c/2$ が観測される設定とした影響と推察される。

図-9にネットワーク2のノード1-14断面の渋滞発生状況図を示す。ネットワーク1と同様に状態空間モデルは比較的渋滞の規模を過剰に推定している傾向にある。そ

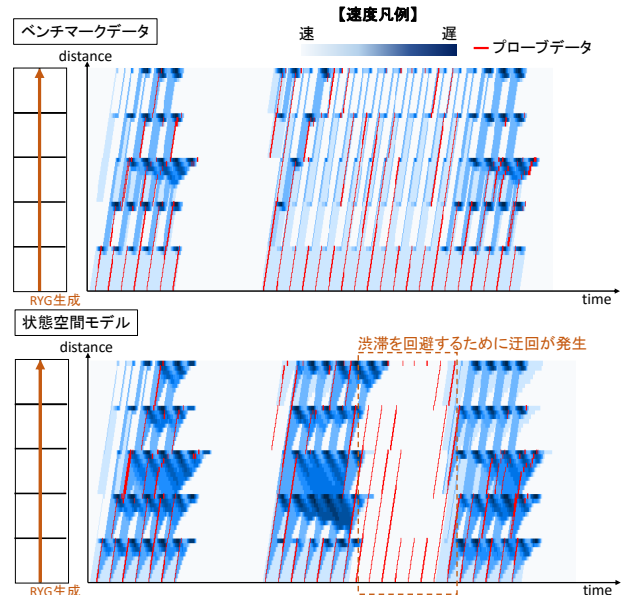


図-9 ネットワーク2の渋滞発生状況図

の影響から状態空間モデルでは、経路選択により迂回が発生し、ベンチマークと渋滞状況が乖離している状況が見られる。

最後に、プローブから真の密度が観測されるとした場合の渋滞の推定結果を図-10に示す。ネットワーク1の推定結果を見ると、渋滞の解消波の推定精度が $k_i^c/2$ を観測値とした場合(図-9)よりも向上している様子が見られる。ネットワーク2の推定結果を見ると、渋滞の規模の推定精度は向上している箇所があるものの、相変わらずプローブから真の密度が得られるとした場合にも、このような迂回が生じている。

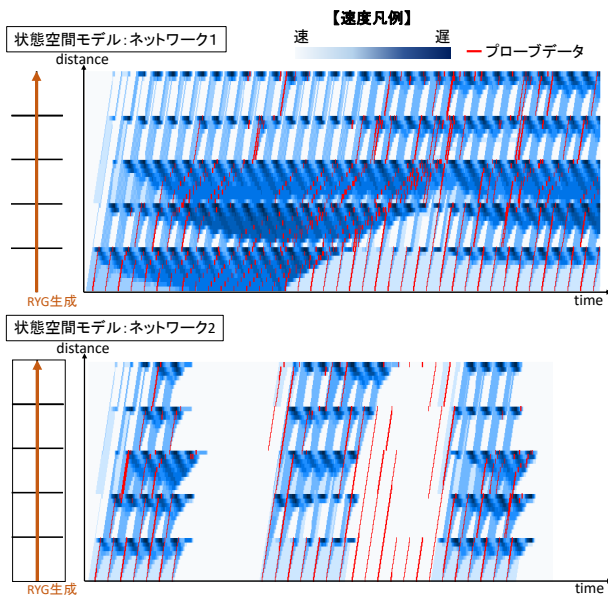


図-10 真値の密度が観測された場合の渋滞発生状況図

以上の分析結果を踏まえ、プローブデータを用いた二次元ネットワークの交通状態推定における今後の検討課題を以下に整理する。

1) 自由流時の観測密度の精度向上

自由流および解消波の推定精度向上のためには、自由流時の観測密度の精度向上が必要である。

現状の観測ノイズは、自由流時、渋滞流時ともに同じ正規分布ノイズを想定しているが、実際は、自由流と渋滞流の場合は観測誤差が異なり、比較的自由流時の誤差が大きいと推察される。精度向上のために観測ノイズの確率分布を工夫することが考えられる。

2) 経路選択の精度向上

1)の課題に加えて、経路選択の精度向上も必要である。

アプローチの一つに経路選択モデルの高度化が考えられるが、モデル構造を高度化し、複雑化すると、パラメータ数が増えてしまうことが懸念される。そのため、経路選択をフィルタリングできるような観測モデルを構築する方が良いと考える。構築する観測モデルでは、プローブ取得率の向上にあわせて経路選択の精度が向上するような観測値を設定することが望ましい。例えば、プローブ軌跡データから交差点分岐率を取得するといった方法が考えられる。

5. おわりに

本研究では、二次元ネットワークの交通状態推定のた

めのCTMベースのシステムモデルとプローブデータを用いた状態空間モデルの構築を試みた。交通シミュレーションモデルによるベンチマークデータによってモデル検証を行い、二次元ネットワークの交通状態推定における課題を整理した。その結果、「自由流時の観測密度の精度向上」と「経路選択の精度向上」といった課題を把握することができた。

今後の課題としては、本研究で整理した課題を踏まえた状態空間モデルの高度化が考えられる。

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) 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.
- 2) 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.
- 3) Daganzo, C. F.: On the Variational Theory of Traffic Flow: well-posedness, duality and applications, Networks and Heterogeneous Media, Vol.1(4), pp.601-619, 2006.
- 4) 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(4), pp. 269-287, 1994.
- 5) Daganzo, C.F.: The cell transmission model, part II: network traffic, Transportation Research Part B: Methodological, Vol. 29(2), pp. 79-93, 1995.
- 6) 藤井涼, 中辻隆: モデルパラメータのオンライン推計のための交通流シミュレーターAPIとパーティクルフィルタの統合環境について, 土木計画学研究・講演集, Vol.42, 2011.
- 7) TSS ホームページ <https://www.aimsun.com/wp/>
- 8) 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.
- 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, CD-ROM, 2015.
- 10) 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.

- 11) Allström, A., Bayen, A.M., Fransson, M., Gundlegård, D., Patire, A.D., Rydergren, C., Sandin, M. : Calibration Framework based on Bluetooth Sensors for Traffic State Estimation using a Velocity based Cell Transmission Model, *Transportation Research Procedia*, Vol.3, pp.972-981, 2014.
- 12) Work, D.B., Tossavainen, O.P., Blandin, S., Bayen, A. M., Iwuchukwu, T. and Tracton, K. : An ensemble Kalman filtering approach to highway traffic estimation using GPS enabled mobile devices, *Decision and Control*, 2008. CDC 2008. 47th IEEE Conference on, pp. 5062 – 5068, 2008.
- 13) Ahmed, A., Watling, D. and Ngoduy, D.: Significance of sensor location in real-time traffic state estimation, *Procedia Engineering*, Vol.77, pp114-122, 2014.
- 14) 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.
- 15) 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.
- 16) 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.
- 17) 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 (In Press)*, 2015.
- 18) Patire, A. D., Wright, M., Prodhomme, B. and Bayen, A. M.: How much GPS data do we need?, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.58, pp.325-342, 2015.
- 19) Ngoduy, D.: Low-rank unscented Kalman filter for freeway traffic estimation problems, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol.2260, pp.113–122, 2011.
- 20) 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.
- 21) Chen, H. and Rakha, H. A.: Real-time travel time prediction using particle filtering with a non-explicit state-transition model, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.43(1), pp. 112-126,2014.
- 22) Dong, C., Shao, C., Richards, S. H. and Han, L. D.: Flow rate and time mean speed predictions for the urban freeway network using state space model, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.43(1), pp. 20-32, 2014.

(2016.4.22受付)

EXTENSION TO THE TWO-DIMENSIONAL NETWORK OF TRAFFIC STATE ESTIMATION METHOD BY STATE-SPACE MODEL

Yosuke KAWASAKI, Yusuke HARA and Masao KUWAHARA