

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	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
Title(English)	DATA ASSIMILATION APPROACH FOR TRAFFIC-STATE ESTIMATION AND SENSOR LOCATION/SPACING PROBLEMS IN AN URBAN EXPRESSWAY
著者(和文)	福田 大輔, 洪 子涵, 岡本 直久, 石田 東生
Authors(English)	Daisuke Fukuda, Zihan Hong, Naohisa Okamoto, Haruo Ishida
出典(和文)	土木学会論文集D3 (土木計画学), Vol. 70, No. 5, pp. I1041-I1050
Citation(English)	Journal of JSCE (Japan Society of Civil Engineers) Series D3, Vol. 70, No. 5, pp. I1041-I1050
発行日 / Pub. date	2014, 12
権利情報 / Copyright	本著作物の著作権は土木学会に帰属します。 Copyright (c) 2014 Japan Society of Civil Engineers.

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

福田 大輔¹・洪 子涵²・岡本 直久³・石田 東生⁴

¹正会員 東京工業大学大学院准教授 理工学研究科土木工学専攻 (〒152-8552 目黒区大岡山2-12-1-M1-11)

E-mail: fukuda@plan.cv.titech.ac.jp

²非会員 ノースウェスタン大学博士後期課程 交通センター(600 Foster Street, Evanston, IL, 60208, USA)

Email: zihan-hong@u.northwestern.edu

³正会員 筑波大学准教授 システム情報系社会工学域 (〒305-8573 つくば市天王台1-1-1)

Email: okamoto@sk.tsukuba.ac.jp

⁴正会員 筑波大学教授 システム情報系社会工学域 (〒305-8573 つくば市天王台1-1-1)

Email: ishida@sk.tsukuba.ac.jp

本研究では、感知器から得られた観測データのマクロ交通流モデルへの同化（データ同化）による都市高速道路における交通状態推定方法論の構築とその検証を行う。各セルの速度を状態変数とするVelocity-based Cell Transmission Model (Work et al., 2010) をシステムモデルに用い、アンサンブルカルマンフィルタ手法を用いて感知器データを同化させる枠組みを構築した。首都高速道路単線区間において高密に配置された感知器から得られた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。さらに、同定されたシステムモデルを用いた異なる観測条件下での同化結果の比較を通じ、ある一定の精度を確保するために必要な感知器の設置間隔について検討した。

Key Words : traffic state estimation, sensor location/spacing problem, macroscopic traffic flow model, data assimilation, ensemble Kalman filter

1. 背景と目的

速度や密度など、時々刻々と変化する交通流の内部状態推定は、古くから取り扱われてきた研究テーマであり、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きた。交通状態推定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る。マクロ交通流モデルを線形近似したシステムモデルと、感知器など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¹⁾。加えて、近年における多様な形態の観測技術の進展は、交通状態の推定問題に対しても大きく貢献すると考えられる。

本研究では、固定感知器から得られた観測データのマクロ交通流モデルへの同化による都市高速道路における交通状態推定方法論の構築とその検証を行うことを目的とする。まず、交通状態推定を統計科学の分野で近年進展が著しい“データ同化(Data Assimilation)”²⁾の問題と見立てた上で、路上感知器が高密度に設置された都市高

速道路の単路区間を対象として、交通流の内部状態（時点別・地点別速度）の推定方法論を構築する。その結果を踏まえて、次に、データ同化の結果を用い、都市高速道路における感知器（センサー）数や設置間隔の大小がその推定精度にどのような影響を与えるのかを検証する。

このように、センサーの配置(Censor Location and Spacing)の問題に着目する理由は以下のとおりである。我が国の都市内高速道路における感知器の設置間隔は諸外国に比べて遥かに短く、極めて高密な観測網が構築されている。例えば首都高速道路の場合、感知器の設置間隔が平均261mであるのに対し(表-1)、アメリカ・Los Angelesの都市内フリーウェイネットワークにおける感知器の設置間隔は400～900m、タイ・Bangkokでは2～3kmと疎になっている³⁾。得られる交通データの精度と設置コストのバランスの観点から、こうした現状の観測体系が適切かどうかを検討しておくことは、今後の観測体系の設計を行う上での基礎的な知見と成り得ると考えられる。また、交通観測技術を海外展開する上でのスペックの適切化にも、有益な情報を提供できると考えられる。

表-1 首都高速道路における固定感知器の設置状況

路線	延長 (km)	方向	感知器 数	平均設置 間隔(m)	方向	感知器 数	平均設置 間隔(m)
1号羽田線	14.10	上り	58	243.10	下り	55	256.36
1号上野線	4.20	上り	18	233.33	下り	16	262.50
2号目黒線	5.40	上り	24	225.00	下り	23	234.78
3号渋谷線	12.00	上り	48	250.00	下り	46	260.86
4号新宿線	12.40	上り	61	243.10	下り	54	229.63
5号池袋線	21.00	上り	88	238.63	下り	88	238.63
6号向島線	9.50	上り	50	190.00	下り	44	215.91
都心環状線	14.30	内回り	71	201.41	外回り	67	213.43
中央環状線	49.90	内回り	106	470.75	外回り	101	494.06
(2012年9月現在)		平均設置間隔=261.2(m)					

2. データ同化の概要と関連研究の整理

本節では福田⁴⁾に準拠してデータ同化の基本的な考え方について概説する。また、交通状態推定やセンサー配置問題に関する既往研究を整理して、本研究の位置づけを明確にする。

(1) データ同化と交通状態推定

シミュレーションモデルと観測データの統合アプローチであるデータ同化は、主に気象学や海洋学の分野において多くの適用事例が見られる。交通状態推定で多く用いられてきた KF を包含する“一般状態空間モデル (Generalized State-Space Model)”は、数学的にはリアルタイムで状態変数やパラメータを更新する逐次型データ同化の一手法と位置づけることができる。また、データ「同化 (assimilation)」という言葉には、「数値シミュレーションに実測データを埋め込み、馴染ませる」という意味が込められており、一般にデータ同化と称する場合には、(1) 非線形性を持つ大規模な動的システムとそのシミュレーションモデル、(2) 大量の観測データ、(3) 高性能の計算機、等の適用を前提とすることが多く、Particle Filter (PF) や Ensemble Kalman Filter (EnKF) のような非線形・大規模な一般状態空間の枠組みに基づく場合がほとんどである。

さて、近年の代表的教科書である樋口ら²⁾によると、データ同化には次の5つの主目的があるとされている：

- (1) 予測のための最適な初期条件を求める。
- (2) シミュレーションモデルの最適な境界条件を求める。
- (3) シミュレーションモデルのパラメータの最適値を求める。
- (4) 観測データが存在しない時間・空間点における状態

変数の補完を行う。

- (5) 効率的な観測システムを構築するための感度解析を行う。

以上の分類に従うと、前節で述べた本研究の一番目の検討は (3) や (4) を行おうとしていることに相当し、二番目の検討は (5) に対応していることに相当する。

(2) 関連研究の整理と本研究の位置づけ

まず、近年における交通状態へのデータ同化の適用事例について紹介する。まず、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 PF を用いて同化させた研究として Cheng et al.⁵⁾ が挙げられる。同様に、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例としては Sau et al.⁶⁾ がある。PF については、Hegily et al.⁷⁾ の検討のように並列化を行うことで実時間内での適用も十分に可能となっている。一方、EnKF については、Bayen らの一連の研究⁸⁾⁹⁾ が注目に値する。Bayen らは、カリフォルニア大学バークレー校が主体となって行った大規模社会実験 (Mobile Century¹⁰⁾) から得られた車両搭載 GPS 携帯位置データを用いた検討を行っている。Herrera and Bayen⁸⁾ は Cell Transmission Model (CTM) を基にした交通流モデルを非逐次型手法の一つであるナッジング (Nudging) によってデータを同化させ、通常の KF による同化結果との比較を行なっている。また Work et al.⁹⁾ では、プローブのような Lagrangian 型の観測形態により合致した、速度を状態変数とする CTM-v を新たに提案し、EnKF によるデータ同化を行っている。本研究で適用するデータ同化の方法論も、Work et al. に依拠している。

一方、センサー配置問題に関しては、従来よりネットワーク全体の交通フロー (ベクトル) を同定するための設置センサー数の最小化問題として扱われてきた¹¹⁾¹²⁾。その多くの研究は、ネットワーク均衡分析の枠組みの二段階計画問題のような形式を取っている。これに対し、交通状態推定問題の枠組みの中でセンサー配置問題を扱った研究は、筆者らの知りうる限り見られない。

このような関連研究に対し、本研究の新規性は以下の二点にあると考えている。(1) 用いるシステムモデル (交通流モデル) 並びに同化のための EnKF 適用の枠組みについては Work et al. を踏襲するが、本研究ではその検討をさらに深度化させ、交通流モデルに含まれるシステムモデルのパラメータを統計的に推定するための経験ベイズ法の枠組みを新たに構築する。(2) センサー配置問題に関しては、都市高速道路の単線区間に適用が限られるものの、交通状態推定の枠組みで、より実際の・詳細なセンサー配置間隔についての検討を行う。

3. ケーススタディエリアの概要

本研究では、首都高速道路都心環状線の一ノ橋ジャンクションから浜崎橋ジャンクションまでの内回り区間をケーススタディエリア対象として分析する。図-1に示すとおり、この区間は約2kmのほぼ単路区間であり、全部で9つの感知器（ID27～ID37）が設置されている。センサーの平均設置間隔は約226mである。

後述する交通流モデルの内部状態の推定には、2004年11月3日（水曜日・祝日）のAM8:30～AM10:30の120分間にこれらの感知器によって測定・推計された1分毎の地点速度を用いる。

感知器の設置間隔を検討するにあたっては、利用できる9個の感知器情報から幾つかの感知器を意図的に除外した上でデータ同化を行い、それぞれの場合における交通状態推定結果を比較することにより、精度の変化についての考察を行う。

4. マクロ交通流モデルと観測データの同化手順

本研究では、Work et al.⁹⁾ が提案したCTM-v（Velocity-based Cell Transmission Model）を、交通流モデルとして用いる。交通流の代表的理論であるKinematic Wave Theoryの考え方を離散化近似した交通流モデルがDaganzo¹³⁾によって提案されたCTMである。DaganzoのCTMは、交通流の時間発展を表すシステム内部の状態変数としてセル毎の密度を採用している。そのため、今後のプローブデータの充実といった、ラグランジェ型データベースの普及と進展を考えた場合、そのままでは適用が困難である。一方 Work et al.⁹⁾ のCTM-vは、差分計算法の一つであるGodunov法を援用することにより、交通流の内部状態変数として速度を用いて交通流の時間発展を記述したモデルである。本研究でも、ラグランジェ型データベースが普及した将来の状況を想定して、CTM-vを採用することとする。

(1) 変数の定義

本分析で用いる変数の定義を以下に列挙する。



図-1 ケーススタディエリア

t : システムの動的推移を表す離散時刻 ($t = 1, \dots, T$)

(本研究では1分単位で設定、すなわち $T = 120$.)

$\mathbf{x}$: 状態変数ベクトル (任意時刻における各道路セルの速度を要素とするベクトル)

$\mathbf{y}$: 観測変数ベクトル (任意時刻において各トラフィックカウンターで測定された当該道路セルの速度観測値を要素とするベクトル)

$\mathbf{F}(\mathbf{x})$: 交通流の動的・空間的挙動を表すシステムモデル本体 (本研究ではCTM-v) を表すベクトル値関数

$\mathbf{H}$: 観測システムモデル本体を表す観測行列

σ : システム誤差ベクトル

δ : 観測誤差ベクトル

i : 離散化された区間(セル)を示すラベル ($i = 1, \dots, N$)
(本研究では20区間に分割、すなわち $N = 20$)

v_i^t : 時刻 t における区間 i の代表速度 (km/h)

ρ_i^t : 時刻 t における区間 i の代表密度 (台/km)

$\Delta \rho_i^t$: 区間 $i+1$ と区間 i の間での密度差 ($= \rho_{i+1}^t - \rho_i^t$)

$G(v_i^t, v_{i+1}^t)$: 時刻 t における区間 i から区間 $i+1$ への流出交通量 (台/h)

ΔG_i^t : 時刻 t における区間 i での交通量の変化分 ($= G(v_i^t, v_{i+1}^t) - G(v_{i-1}^t, v_i^t)$)

$\gamma(v_i^t)$: 時刻 t における区間 i におけるオンランプからの流入交通量 (台/h)

$s(v_i^t)$: 時刻 t における区間 i におけるオフランプからの流出交通量 (台/h)

$V(\rho)$: $\rho - v$ 関係式において速度を密度の関数として表した場合の表現

$Q(v)$: $Q - v$ 関係式において交通量を速度の関数として表した場合の表現

$\rho_{\max}$: $Q - v$ 関係式における最大密度

ρ_c : $Q - v$ 関係式における臨界密度

v_c : $v_c = V(\rho_c)$ によって得られる臨界速度

$v_{\max}$: $Q - v$ 関係式における最大速度

w_f : 渋滞時におけるショックウェーブ速度

S : 各セルの区間長 (全てのセルで同一値とする)
(本研究では100mに設定)

ΔT : 離散時間の間隔 (全時間帯で同一値をとる)

(本研究では感知器の観測間隔に合わせて1分に設定)

(2) CTM-vの定式化

CTM-vでは、図-2に示した概略図のような、セル間での交通状態の伝播を考える。Godunov Schemeにおける逆解法 (Inversion Method) を用いることにより、任意の区間 i において、任意時刻 t から $t+1$ への速度の時間発展プロセスが次の式で表される⁹⁾。

$$\begin{aligned} v_i^{t+1} &= V(\rho_i^{t+1}) \\ &= V(\rho_i^t - \Delta \rho_i^t) \end{aligned}$$

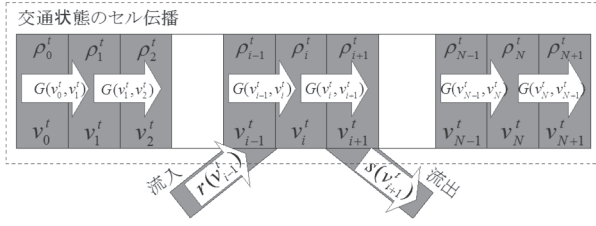


図2 CTM-vにおけるシステム内部状態の表現

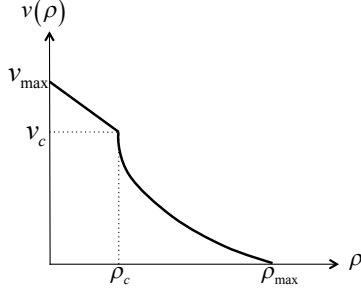


図3 交通基本図（密度-速度関係）

$$= V \left(V^{-1}(v_i^t) - \frac{\Delta T}{s} (G(v_i^t, v_{i+1}^t) - G(v_{i-1}^t, v_i^t)) \right) \quad (1)$$

また、各セルにおける交通量基本図（Fundamental Diagram）に関しては、Work et al.⁹⁾に倣って図-3 および次式に示すような双曲線・線形の密度-速度関係を仮定する。

$$\rho = V^{-1}(v) = \begin{cases} \rho_{\max} \left(1 - \frac{v}{v_{\max}} \right) & \text{if } v \geq v_c \\ \rho_{\max} \left(\frac{1}{1 + v/w_f} \right) & \text{otherwise} \end{cases}$$

このとき、式(1)中の流出交通量 $G(\cdot)$ は速度の関数として、次式に示すような容量制限のある部分線形モデルにより特定化される。

$G(v_1, v_2)$

$$= \begin{cases} v_2 \rho_{\max} \left(\frac{1}{1 + v_2/w_f} \right) & \text{if } v_c \geq v_2 \geq v_1 \\ v_c \rho_{\max} \left(1 - \frac{v_c}{v_{\max}} \right) & \text{if } v_2 \geq v_c \geq v_1 \\ v_1 \rho_{\max} \left(1 - \frac{v_1}{v_{\max}} \right) & \text{if } v_2 \geq v_1 \geq v_c \\ \min(V^{-1}(v_1)v_1, V^{-1}(v_2)v_2) & \text{if } v_1 \geq v_2 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)は、隣接した二つのセル（ここでは上流側のセルを1、下流側のセルを2とラベル付けする）における両セルの速度 v_1 、 v_2 と交通量基本図の臨界速度 v_c との大小関係によって、流出交通量が4つの異なる関数形に従うことを示している。より具体的には、流出交通量は、

- (a) $v_c \geq v_2 \geq v_1$ のとき、渋滞流領域において速度 v_2 で評価される交通量；
- (b) $v_2 \geq v_c \geq v_1$ のとき、臨界速度 v_c で評価される交通量；
- (c) $v_2 \geq v_1 \geq v_c$ のとき、自由流領域において速度 v_1 で評価される交通量；

(d) $v_1 \geq v_2$ のとき、 v_1 と v_2 それぞれで評価される交通量の最小値；

のいずれかによって与えられる。

なお、セル i においてオンランプからの交通量の流入がある場合には、 $G(v_i^t, v_{i+1}^t)$ は $G(v_i^t, v_{i+1}^t) + \gamma(v_i^t)$ によって置換される。同様に、セル i においてオフランプからの交通量の流出がある場合には、 $G(v_{i-1}^t, v_i^t)$ は $G(v_{i-1}^t, v_i^t) + s(v_i^t)$ によって置換される。

最後に、任意の時刻 t に対して対象区間の両端における境界条件式（最上流，最下流）は、それぞれ以下の式(3),(4)のように表される。

$$v_0^{t+1} = V \left(V^{-1}(v_0^t) - \frac{\Delta T (G(v_0^t, v_1^t) - G(v_{-1}^t, v_0^t))}{s} \right) \quad (3)$$

$$v_N^{t+1} = V \left(V^{-1}(v_N^t) - \frac{\Delta T (G(v_N^t, v_{N+1}^t) - G(v_{N-1}^t, v_N^t))}{s} \right) \quad (4)$$

(3) 一般状態空間モデルとしてのシステム表現とアンサンブルカルマンフィルタによる推定

本研究では、感知器が設置されている一部のセルにおいて旅行速度の観測値が時々刻々と得られる状況において、任意のセルの任意時刻における旅行速度（状態変数）を動的に推定する問題を考える。そのために、カルマンフィルタの考え方を非線形のシステムモデルの場合へと部分的に拡張し、かつ、大規模な問題においても安定的な計算結果が得られやすいアンサンブルカルマンフィルタ(EnKF)を適用する。

EnKF は逐次型のデータ同化において最も幅広く用いられている手法であり、数理的にはカルマンフィルタとパーティクルフィルタの中間に位置する状態推定方法と考えられる。交通状態推定等でこれまでよく用いられてきた拡張 KF とは異なり、システムモデルが非線形で巨大な場合においても安定的な計算が可能となっている。EnKF では、システムモデル内の状態変数については、その分布をシステムモデルによるシミュレーションから得られた多数の標本（アンサンブル）によって表し、観測値を得るたびに KF よる推定を実施して、その二次モーメント（分散共分散行列）までが一致するようにアンサンブルの修正を繰り返す手法である。このため、EnKF では非線形・非ガウス型のシステムモデルを用いることが容易に可能となる。但し、観測モデルは線形・ガウス型のものに限定される。

本研究では、システムモデルに関しては、CTM-v のような非線形・非ガウス型の構造（式(1)）を想定する。一方、観測モデルについては、以下の式(5)のように線形・ガウス型を仮定する。

$$\mathbf{y}^t = \mathbf{H}\mathbf{x}^t + \boldsymbol{\delta}^t \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{y}^t$ は設置された感知器の数の次元数を持つ速度の観測値ベクトルであり、その次元数を M とする。ま

た、 $\mathbf{x}^t$ は、全てのセルにおける速度を束ねた状態変数であり、 $\mathbf{x}^t \equiv (v_1^t, v_2^t, \dots, v_{N-1}^t, v_N^t)$ と定義する（すなわち次元数は N となる）。 $\mathbf{H}$ は観測系と状態変数とを関連付ける $M \times N$ の観測行列と呼ばれるものであり、ここでは、 k 番目の感知器が l 番目のセルに位置していれば、 (k, l) 要素が1の値を取り、それ以外が0を要素としてとる行列である。最後に、観測モデルの誤差項 δ^t は多変量正規分布に従うと仮定し、 $\delta^t \sim MVN(\mathbf{0}, \mathbf{R}^t)$ とおく。ここで $\mathbf{R}^t$ は観測誤差の分散共分散行列である。

次に、システムモデルすなわち CTM-v に関しても、式(1)に確率的な要因である撓乱項 σ^t を導入し、式(1)を式(5)のように一般的表現で表す。

$$\mathbf{x}^{t+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}^t) + \sigma^t \quad (6)$$

ここで、撓乱項は多変量正規分布に従うと仮定し、 $\sigma^t \sim MVN(\mathbf{0}, \mathbf{Q}^t)$ とおく。ただし、 $\mathbf{Q}^t$ はシステム誤差の分散共分散行列（対角行列）である。

実際の計算においては、以下の EnKF のアルゴリズムに従って事後分布 $p(\mathbf{x}^t | \mathbf{Y}^t)$ を逐次的に求める。ここで $\mathbf{Y}^t$ は、観測ベクトル $\mathbf{y}^1 \sim \mathbf{y}^t$ を一つに束ねた行列である（ $\mathbf{Y}^t \equiv \{\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^t\}$ ）。EnKFでは、システムモデル内の状態変数の分布は先述のアンサンブルによって保持し、観測値を得る度に通常のカルマンフィルタによる推定を実施し、その二次モーメント（分散共分散行列）までが一致するようにアンサンブルの修正を繰り返す。

[EnKFアルゴリズム]

1. $t = 0$ とし、初期分布 $p(\mathbf{x}^0) = MVN(\tilde{\mathbf{V}}^0, \mathbf{P}^0)$ を与える。ここで $\tilde{\mathbf{V}}^0, \mathbf{P}^0$ はそれぞれ、時刻 $t = 0$ における速度ベクトルの平均ならびに分散共分散行列である。この初期分布より K 個のアンサンブルベクトル $\tilde{\mathbf{X}}^0(k | k = 1, 2, \dots, K)$ を生成する。
2. (予測) K 個のアンサンブルベクトル $\tilde{\mathbf{X}}^t(k | k = 1, 2, \dots, K)$ の時間発展(時刻 $t + 1$ の状態)を交通流モデルを用いた確率シミュレーションによって求める：

$$\mathbf{X}^{t+1}(k) = \mathbf{F}(\tilde{\mathbf{X}}^t(k)) + \sigma^t$$

また、次式によりアンサンブル平均 $\bar{\mathbf{X}}^t$ および分散共分散行列 $\mathbf{P}_{ens}^t$ を求める(記号'は転置を意味)：

$$\bar{\mathbf{X}}^t = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{X}^t(k)$$

$$\mathbf{P}_{ens}^t = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mathbf{X}^t(k) - \bar{\mathbf{X}}^t)(\mathbf{X}^t(k) - \bar{\mathbf{X}}^t)'$$

3. (補正)アンサンブル平均 $\bar{\mathbf{X}}^t$ ならびに分散共分散行列 $\mathbf{P}_{ens}^t$ を用いてカルマンゲイン $\mathbf{G}_{ens}^t$ を算出する：

$$\mathbf{G}_{ens}^t = \mathbf{P}_{ens}^t (\mathbf{H}^t)' (\mathbf{H} \mathbf{P}_{ens}^t \mathbf{H}' + \mathbf{R}^t)^{-1}$$

その上で、観測値 $\mathbf{y}_{measure}^t$ ならびに観測方程式(5)に基づいて、アンサンブル $\tilde{\mathbf{X}}^t(k)$ を更新する：

$$\tilde{\mathbf{X}}^t(k) = \mathbf{G}_{ens}^t (\mathbf{y}_{measure}^t - \mathbf{Y}^t) + \mathbf{X}^t(k)$$

4. $t = t + 1$ として、Step2～Step3を分析対象期間が終了するまで繰り返す。

(4) モデルパラメータの推定

データ同化で扱われる一般状態空間モデルには、通常、未知パラメータが含まれる。本研究では、CTM-vにおける交通量基本図を規定する($v_{\max}, \rho_{\max}, \rho_c, w_f, v_c, Q_m$)の計6個のパラメータがこれに相当する。データ同化の実施のためには、これらのパラメータの設定が必要となるが、これらの間には、

$$\begin{cases} w_f = \rho_c v_{\max} / \rho_{\max} \\ v_c = v_{\max} / \left(1 - \frac{\rho_c}{\rho_{\max}}\right) \\ Q_m = \rho_c v_c \end{cases}$$

という3つの基本関係式が存在する（ここで Q_m は道路の交通容量を表す）。そこで本研究では最初の3つのパラメータ $\theta \equiv (v_{\max}, \rho_{\max}, \rho_c)$ が未知であると見立ててパラメータ推定を行う。

さて、一般状態空間モデルの枠組みであるデータ同化も統計モデルの一種であり、モデルの未知パラメータベクトルを求める幾通りかの方法²⁾が存在する。本研究では、Work et al.⁹⁾ではなされなかった交通流モデルのパラメータ推定のために、観測モデルとシステムモデルの同時生起確率に相当する尤度関数を直接的に導出し、それを最大化することによって最適なパラメータを求める経験ベイズ法のアプローチを適用する。Kitagawa¹⁴⁾に基づく、一般状態空間モデル（式(5), (6)）の尤度関数は次式のように表される。

$$L(\theta) = \Pr(\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^T | \theta)$$

$$= \prod_{t=1}^T \Pr(\mathbf{y}^t | \mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^T, \theta) = \prod_{t=1}^T \Pr(\mathbf{y}^t | \mathbf{Y}^{t-1})$$

ここで $\mathbf{Y}^{t-1}$ は、観測ベクトル $\mathbf{y}^1 \sim \mathbf{y}^{t-1}$ を一つに束ねた行列である。

このとき、対応する対数尤度関数は次式のようになる。

$$LL(\theta) = \sum_{t=1}^T \log \left(\sum_{k=1}^K e^{-\frac{1}{2} (\mathbf{E}_y^t(k))^T (\mathbf{R})^{-1} \mathbf{E}_y^t(k)} \right) \quad (7)$$

ここで $\mathbf{E}_y^t(k)$ は、観測値と推計値の残差で、 $\mathbf{E}_y^t(k) = \mathbf{y}_{measure}^t - \mathbf{H} \mathbf{x}^t(k)$ によって与えられる。

しかし、目的関数(7)の最大化は解析的には困難であり、特にパラメータベクトルの次元が大きい場合には、この最大化を直接的に行わず、パラメータを含むような

拡大状態変数ベクトルを新たに定義し、逐次データ同化によってパラメータベクトルの事後分布を求める方法がよく用いられる²⁴⁾。これに対し、本研究では未知パラメータベクトル θ の次元が3と小さいことから式(8)の直接的な最大化を行う。但し、目的関数の勾配ベクトルやヘッセ行列の解析的導出はやはり困難であることから、ここではグリッドサーチによる最適解探索を行う。

なお、今回の分析では、セルが異なってもパラメータ θ は同一であると仮定している。現実には、ボトルネック部分とそうでない部分のように、交通容量等のパラメータは区間毎に異なる可能性も考えられる。そのようなパラメータの異質性を考慮した分析も、複数日に渡るより多くの観測データとの同化を行うことで可能である。但しその場合、本研究で用いた経験ベイズ法に基づくアプローチでは、パラメータ空間の次元が大きくなることに伴う計算量増が大きいことから実際的ではない。その代わりに、パラメータ θ 自体も状態変数の一部とみなした拡大状態変数ベクトル $\tilde{\mathbf{x}}^t = (\mathbf{x}^t, \theta)$ を新たに定義し、これにパーティクルフィルタを適用することによってパラメータ θ の事後分布を得る方法⁹⁾を採用する方がより実際的であると考えられる。

5. 適用

(1) システムモデルパラメータの推定結果

4.で構築したデータ同化の体系を3.で示した都市高速道路単路区間の交通状態推定に適用する。まず、交通流モデルの未知パラメータ θ の推定を行った。推定に先立ち、各セルの状態変数(速度)の初期条件等は、Work et al.⁹⁾に倣って、感知器で観測された速度より推定した正規分布からランダムに発生させることで与えた。また、アンサンブルの発生回数もWork et al.⁹⁾に倣って $K = 100$ とした。システムノイズの分散共分散行列の初期値 $\mathbf{Q}^0$ に関しては、過去のデータの実績¹⁵⁾に基づき、対角項のみが全て標準偏差3.2km/hとなるように定めた。さらに、観測モデルのノイズ項の分散共分散行列の初期値 $\mathbf{R}^0$ についても、同様にして対角項のみが全て同じ標準偏差6.4km/hの値を持つように定めた。

以上の設定のもとで、システムモデルのパラメータを経験ベイズ法(尤度最大化)によって推定した。なおグリッドサーチにおいては、 $v_{\max}$ を[80, 120](km/h)の範囲において0.01(km/h)刻みで、 $\rho_{\max}$ を[160, 200](台/km)の範囲において0.01(台/km)刻みで、 ρ_c を[35, 45](台/km)の範囲において0.01(台/km)刻みでそれぞれ変化させ、最適なパラメータの組み合わせを求めた。その結果を表-2に示す。交通容量推計に関する既往研究¹⁶⁾やデータ集¹⁷⁾に示されている各パラメータ値と比べても、大きく異ならな

い値が推計されていることが分かる。すなわち、構築したデータ同化並びにモデルパラメータの推定の枠組みが適切に機能していることが示唆される。

(2) 感知器の設置間隔が速度推定の精度に及ぼす影響

次に、5.(1)で同定されたシステムモデルのパラメータ値を用いて、センサー配置間隔について検討する。ここでは、感知器から得られた観測値を異なる想定のもとで交通流モデルに同化させ、得られた状態変数(地点別・時点別速度)の違いについて考察する。

本研究では、パラメータ推定を行うにあたって適用したフルセットの状況(9個の感知器情報全てを用いた場合でのデータ同化)に加えて、人為的に感知器の数を減らした場合(7個あるいは5個まで感知器の数を削減)でのデータ同化結果という、異なる3つの条件(表-3)間での比較を行う。こうした手順は、データ同化において推定が適切に行われているかどうかを検証するための“双子実験”という手順¹⁸⁾に準ずるものである。

速度推定の結果を可視化したものを図-4に示す。図には、各時点(1分間隔)・各セルにおける速度を色の違いとして示している。少ない番号のセルが上流側(一ノ橋側)に相当する。図-4の中で(a)は感知器の観測速度そのものを図示した結果である。一方、図-4(b)~図-4(d)が表-3に示した異なる3つの条件下におけるCTM-vモデルのEnKFによるデータ同化結果である。(b)と(c)が概ね同様の速度パターンを示していることが確認される。またそれらは、感知器による速度実測値である(a)にも比較的近い傾向を示していることが確認される。これに対し、図-4(d)すなわち、感知器の数を9から5へと減少させたケースでは、特に高い速度域において他のケースと同化の傾向が異なっていることが分かる。すなわち今回のケーススタディである約2kmの区間においては、設置される感知器の数を現行の9つから7つまで削減したとしても、速度推定の精度は有意には低下しないことが示唆される。

以上の考察は、9感知器によるデータ同化結果と、7感知器あるいは5感知器による各データ同化結果の差分(推定速度の差)を取って視覚化した結果(図-5)から

表-2 システムモデルパラメータの推定結果

パラメータ	最大速度 $v_{\max}$	最大密度 $\rho_{\max}$	臨界速度 v_c
推定値	100.25 km/h	184.47 台/km	78.35 km/h
参考値*	100 km	180 台/km	77.78 km/h
パラメータ	臨界密度 ρ_c	ショックウェーブ速度 w_f	交通容量 Q_m
推定値	40.29 台/km	21.90 km/h	3156.72 台/h
参考値*	40 台/km	22.50 km/h	3112 台/h

*参考値は大口・中村¹⁶⁾、交通工学研究会¹⁷⁾より引用。

表-3 各条件下においてデータ同化に用いるセンサーの配置状況

セル番号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
感知器ID		37		35		34		33			31		30			29			28	27
9感知器条件		*		*		*		*			*		*			*			*	*
7感知器条件		*				*		*			*		*			*				*
5感知器条件		*						*			*					*				*

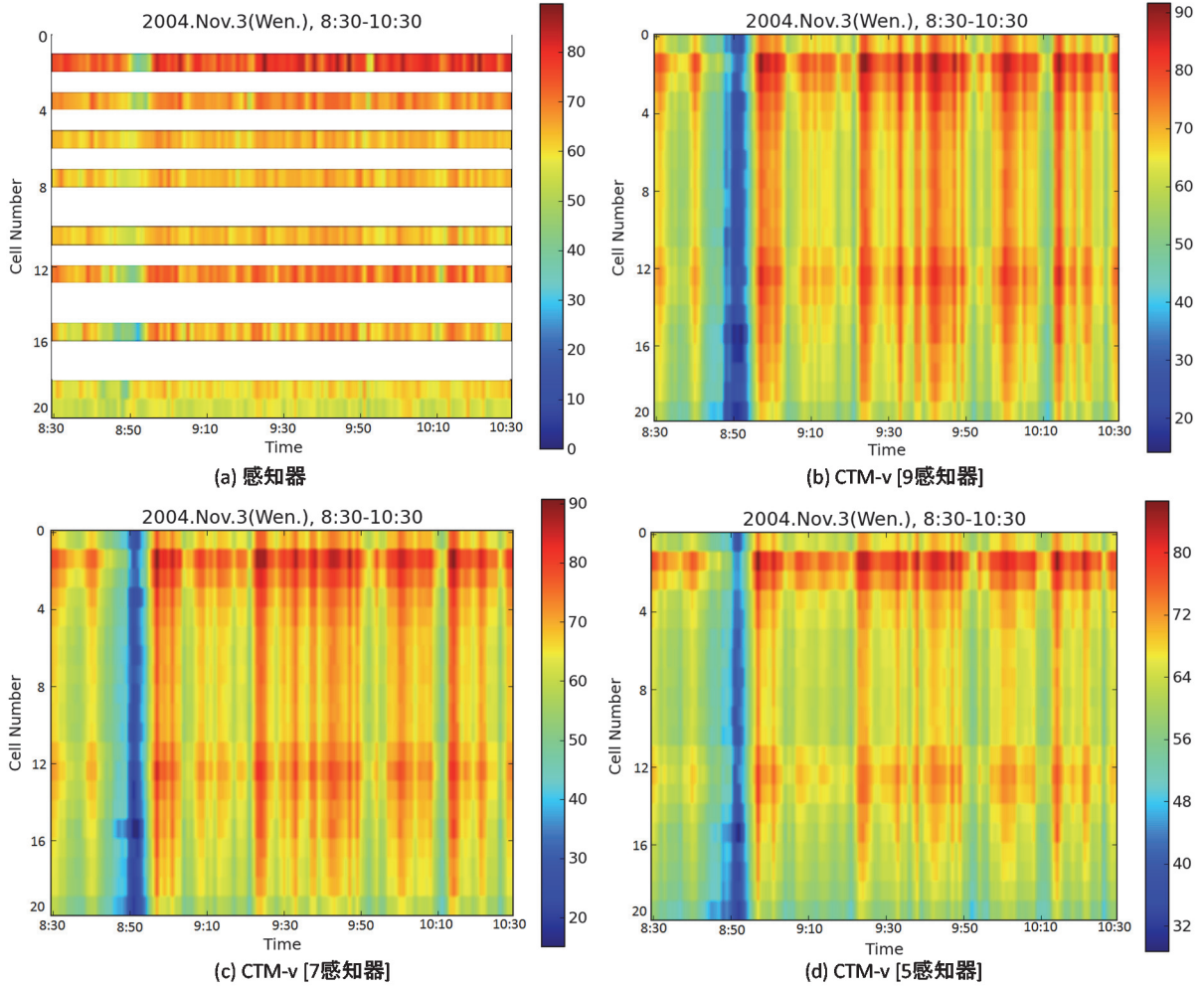


図-4 異なる条件下でのデータ同化結果（CTM-vによる速度の推定結果）の比較 [単位：km/h]

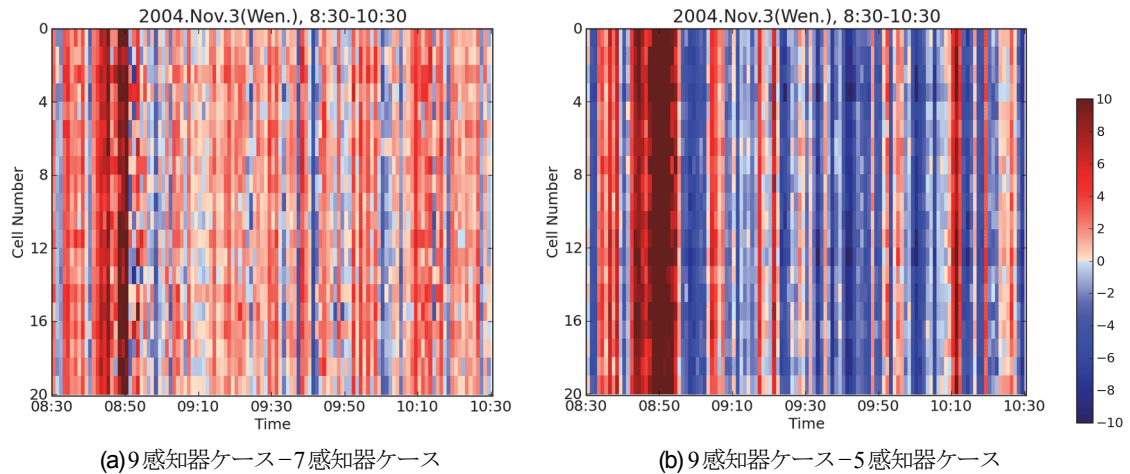


図-5 速度差分によるデータ同化結果の比較 [単位：km/h]

も明らかである。このことは、各速度差分のレンジに含まれるセルの割合を示した表4からも定量的に確認することができる。例えば、ケース(a)の9感知器と7感知器の差分では±4kmの誤差の範囲に83%の時空間セルが含まれたのに対し、ケース(b)9感知器と5感知器の差分では同範囲に含まれるセルが63%に留まっていることが分かり、感知器設置間隔による速度推計精度の相違が確認できる。

但し、本研究による交通状態推定の精度については、更なる改善の必要性があることを最後に述べておきたい。まず、分析期間120分間において、9つの感知器が設置されたセルの観測速度(1分単位)と、CTM-v[9感知器]より得られたセルの推計速度の間のBias(平均誤差)を求めると、 $120 \times 9 = 1,080$ の標本に対して0.193(km/h)となった。同様にRMSE(平均二乗平方根誤差)を求めると8.35(km/h)という結果が得られた。これより、モデル全体としての推定精度は決して悪くはないことが示唆されるように見える。

しかし、時間的・空間的に細分化して精査すると、誤差の有意な偏りが存在していることが確認される。図-6は、9個の感知器設置セル毎にBiasとRMSEを求めた結果を示している(各標本数は120個)。RMSEの値に大きな違いはないものの、Biasについては、感知器間でも値が大きく異なることが示唆される。また、図-7は、には、各時点(1分毎)のBiasとRMSEを求めた結果を示している(各標本数は9個)。特に8:50付近においてBias、RMSE共に大きくなっており、推計の精度が低くなっている。図-4(a)より、8:50付近においては区間全体において速度の低下が観測されている。すなわち本モデルは、混雑が激しくて速度が低下した場合における推

計精度について、まだ改善の必要性が大きいことが示唆される。これについては、先述のように、区間(セル)毎に交通量基本図のパラメータが異なるとしたモデルを適用したり、あるいは、交通容量等のパラメータが状況依存的に変化するようなモデル構造を導入するなどにより、一定程度まで対処できるものと思われる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、感知器から得られた観測データのマクロ交通流モデルへの同化(データ同化)による交通状態推定方法論の提案と検証を行った。観測系として固定感知器から得られる地点別データを用い、さらに、速度を状態変数とするCTM-vをシステムモデルとして適用した。その上で、アンサンブルカルマンフィルタ(EnKF)手法を用いて感知器データを同化させる枠組みを提示した。適用したEnKFの枠組みは既存のWork et al.⁹⁾に準拠したものであるが、本研究では交通流モデルのシステムパラメータを観測データから統計的に推定するための枠組みを新たに構築した。首都高速道路の感知器データを用いてモデルパラメータの推定を行った結果、得られたモデルパラメータの値が既往研究等の値に近く、構築した推定手法に一定の妥当性があることが示唆された。さらに、観測系を人為的に変更させてデータ同化を行い、複数のケースで比較を行うことにより、ある一定の推定精度を確保するために必要な感知器の設置間隔についての数値的考察を行った。本研究では、感知器を少なくしても精度の維持が可能であることが示された。1.でも述べたが、我が国の道路交通情報を形成する交通観測系のシステム

表4 各速度差分のレンジに含まれるセルの割合(全セル数: $20 \times 120 = 2,400$)

速度差分のレンジ(km/h)	[-1,1]	[-2,2]	[-3,3]	[-4,4]	[-5,5]	[-10,10]
(a)9感知器ケース-7感知器ケース	27.42%	52.25%	70.96%	83.96%	91.13%	98.67%
(b)9感知器ケース-5感知器ケース	20.25%	37.17%	50.96%	63.42%	73.88%	94.49%

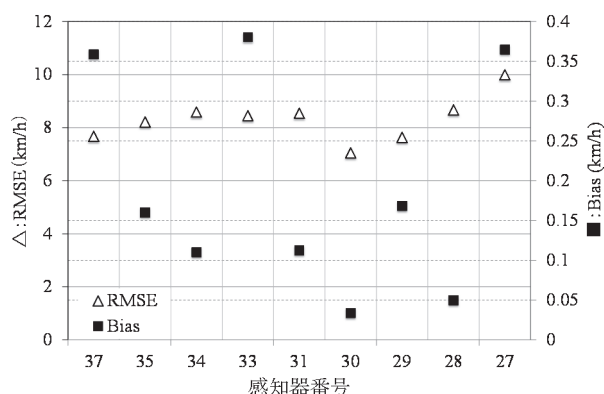


図-6 感知器別に見た観測値と推計値の誤差

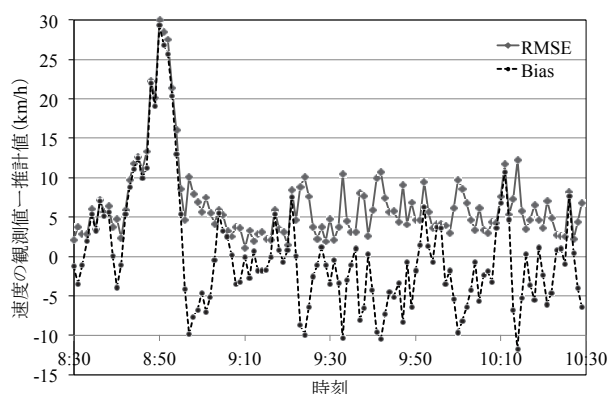


図-7 時点器別に見た観測値と推計値の誤差

は過度に進展しており、昨今の開発途上国を想定した交通管制技術の輸出においても、日本の仕様からのダウンサイズが求められている。本研究で構築した方法論をより一般化、汎用化することにより、そのような状況で、要求される推定精度に応じてどのような観測系を設ければ良いのかについての示唆を与え得ると考えられる。

但し本研究は、約2kmという短い単路区間上でのある特定日における交通状態の推定に留まっている。分析の範囲を異なる日時・異なる区間へと拡大することにより、区間別の細かいシステムモデルパラメータの推定や、交通ネットワーク全体の状態をより適切に把握できるようになることが期待される。近年のデータ同化の方法論の進展により、そのような大規模な問題への適用可能性も十分に高まっていると考えられており、そのような検討を引き続き行っていく必要があると思われる。

謝辞：本研究は、国土交通省道路局・道路政策の質の向上に資する技術研究開発「複合データによる道路サービス・パフォーマンス情報システムの研究開発（代表：石田東生）」の一環として行われたものである。また、文部科学省科学研究費補助金基盤研究B（25289161）ならびに同萌芽研究（80144319）の助成を受けている。この場をお借りして感謝の意を表したい。

参考文献

- 1) 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.
- 2) 樋口知之，上野玄太，中野慎也，中村和幸，吉田亮：データ同化入門一次世代のシミュレーション技術一，朝倉書店，2011.
- 3) Hong, Z.: *Traffic State Estimation with Data Assimilation and its application to Metropolitan Expressway*, Master Thesis, Department of Civil Engineering, Tokyo Institute of Technology, 2012.
- 4) 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.
- 5) 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.
- 6) Sau, J., El Faouzi, N., Aissa, A. and de Mouzon, O.: Particle filter-based real-time estimation and prediction of traffic conditions, Skiadas, C. H. (ed.) *Recent Advances in Stochastic Modeling and Data Analysis*, World Scientific, pp. 406–413, 2007.
- 7) Hegiy, A., Mihaylova, L., Boel, R. and Lendek, Z.: Parallelized particle filtering for freeway traffic state tracking, *European Control Conference*, 2007.
- 8) 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.
- 9) 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.
- 10) Herrera, J., Work, D., Herring, R., Ban, X., Jacobson, Q. and Bayen, A.: Evaluation of traffic data obtained via GPS-enabled mobile phones: The Mobile Century field experiment, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 18, No. 4, pp. 568–583, 2010.
- 11) Bianco, L., Confessore, G. and Reverberi, P.: A network based model for traffic sensor location with implications on O/D matrix estimates, *Transportation Science*, Vol. 35, No. 1, pp. 50–60, 2001.
- 12) Bianco, L., Confessore, G. and Gentili, M.: Combinatorial aspects of the sensor location problem, *Annals of Operations Research*, Vol. 144, No. 1, pp. 201–234, 2006.
- 13) 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.
- 14) 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.
- 15) 加藤務，石田東生，岡本直久：複数データを用いた道路所要時間信頼性の推定に関する試み，*土木計画学研究・講演集*, Vol.44, Paper No. 121, 2011.
- 16) 大口敬，中村英樹：日本における交通容量・サービスの質に関する研究の概観と展望，*土木学会論文集 D3*, Vol. 67, No.3, pp. 217–229, 2011.
- 17) 交通工学研究会(編)：交通容量データブック，交通工学研究会，2006.
- 18) Nakamura, K., Higuchi, T. and Hirose, N.: Sequential data assimilation: Information fusion of a numerical simulation and large scale observation data, *Journal of Universal Computer Science*, Vol. 12, No. 6, pp. 608–626, 2006.

(2014. 2. 28 受付)

DATA ASSIMILATION APPROACH FOR TRAFFIC-STATE ESTIMATION AND SENSOR LOCATION/SPACING PROBLEMS IN AN URBAN EXPRESSWAY

Daisuke FUKUDA, Zihan HONG, Naohisa OKAMOTO and Haruo ISHIDA

This study developed and examined a methodology of data assimilation for traffic state estimation in an urban expressway by assimilating the observed traffic data from fixed detectors. The influence of different sensor locations on the accuracy of traffic state estimation using a velocity-based cell transmission model originally developed by Work et al. (2010) and state estimation with an Ensemble Kalman Filter was studied and tested on a segment of the Tokyo Metropolitan Highway during rush hours after obtaining the optimal parameters with maximum likelihood procedure. It showed that the estimated velocity changes significantly when the interval is largely extended from the present spacing, but is acceptable at intermediate spacing.