

# 移動体データのみを用いた 交通状態推定手法の研究

竹之内 篤<sup>1</sup>・桑原 雅夫<sup>2</sup>

<sup>1</sup>非会員 東北大学大学院 情報科学研究科 (〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)  
E-mail: takenouchi@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東北大学大学院教授 情報科学研究科 (〒980-8579 宮城県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、プローブ車両データなど、移動体データのみを用いて交通状態を推定する手法を提案する。具体には、状態空間モデルを用い、交通流モデルの一つであるCTM (Cell Transmission Model) をシステムモデルとして、移動体データを観測値として取得した場合に、未観測である時空間の交通状態を逐次推定する手法を検討した。これまで、移動体データと固定センサーデータを融合活用した交通状態の推定手法について研究が進められてきたが、本研究は、センサーインフラ整備が十分でない地域や災害時において、旅行速度や渋滞長等のパフォーマンス評価指標をモニタリングする際に有用な手法を提供することをねらいとするものである。

**Key Words :** state space model, traffic state, cell transmission model

## 1. はじめに

### (1) 研究の背景

GPS 機器を搭載したプローブ車両の普及とともに、移動体観測に基づく新たな交通モニタリングへの期待が高まっている。こうした背景には、道路上のセンサーインフラ (感知器・画像センサー等) の整備・維持を必要とする従来の地点観測に比べて、移動体観測が低コストであるという費用面のメリットがある。つまり、プローブ車両データにより様々な交通状況を把握可能となれば、センサーインフラの少ないアジア諸都市や、わが国の地方都市で安価に交通モニタリングが実施可能となるだけでなく、インフラの維持管理や更新の費用節減が求められている我が国全体にとっても有用である。

### (2) 研究概要

本研究は、センサーインフラ整備が十分でない地域や災害時において、旅行速度や渋滞長等の道路交通パフォーマンス評価指標をモニタリングする際に有用な手法を提供することをねらいとするものである。本研究では、プローブ車両データなど、移動体データのみを用いて交通状態を推定する手法を提案する。具体には、状態空間モデルを用い、交通流モデルの一つであるCTM (Cell Transmission Model) をシステムモデルとして、移動体データを観測値として取得した場合に、未観測である時空

間の交通状態を逐次推定する手法を検討した。

### (3) 既往研究の整理

これまで、移動体データと固定センサーデータを融合活用した交通状態の推定手法について研究が進められてきた。この中で、一般道路を対象とした研究として、Mehran, Kuwahara et al.<sup>1)</sup>は、Variational Theoryを用いてプローブカー、車両感知器、信号から得られるデータを融合し、道路区間を通過する全ての車両の軌跡を交通状態として推定する手法を提案している。さらに川崎ら<sup>2)</sup>は、上記手法を拡張し、Variational Theoryを状態空間モデルに組み込み、観測データにより交通流モデルの推定結果を逐次改善する手法を提案している。また、Nates et al.<sup>3)</sup>は、状態空間モデルの枠組みに対して、CTMと類似したセルベースのモデルを用いた手法を提案している。

一方で、プローブデータのみを用いた交通状態推定手法に関する研究として、和田ら<sup>4)</sup>は、Kinematic wave理論に基づき、プローブ車両軌跡データのみを用いて、交通状態を量的に把握する手法を提案している。また、瀬尾ら<sup>5)</sup>は、車間距離を計測するプローブカーを前提とした交通状態の推定手法を提案している。さらに、Work et al.<sup>6)</sup>は、高速道路を対象としているが、CTM-vとプローブデータを用いて、状態空間モデルにより交通状態を逐次推定する手法を提案している。

以上、関連する既往研究を概観したが、一般道路を対象に、プローブデータのみを用いて、観測データにより交通状態を逐次推定することを目的とする本研究は、既往研究に不足する視点を満たすものであり、社会貢献上、非常に有用であると認識している。

## 2. 本研究で提案する状態空間モデルの概要

### (1) 状態空間の仮定

Time-Space 空間を、空間軸は  $\Delta x$ 、時間軸は  $\Delta t$  ごとの微小セルに分割し、離散化した時間を  $t=1,2,\dots,T$  とし、離散化した空間を進行方向順に、 $i=1,2,\dots,I$  とする。

各セルは、交通密度  $K$  を状態量として持つ。

$$k_t^i = \text{時刻 } t, \text{ 位置 } i \text{ のセルの交通密度,} \\ t=1,2,\dots,T, i=1,2,\dots,I$$

### (2) システムモデルの定義

三角形の FD (Fundamental Diagram) を仮定した CTM を用いると、セルの交通流率を交通密度の関数として次の様に表現できる。

$$q_t^i = \text{Min}(v^{i-1}k_{t-1}^{i-1}, w^i(k_{jam}^i - k_{t-1}^i)) \quad (1)$$

$q_t^i$  = 時刻  $t$  におけるセル  $i-1$  からセル  $i$  への交通流率

$k_t^i$  = 時刻  $t$  におけるセル  $i$  の交通密度

$k_{jam}^i$  = セル  $i$  のジャム密度

$v^i$  = セル  $i$  の Forward Wave Speed

$w^i$  = セル  $i$  の Backward Wave Speed

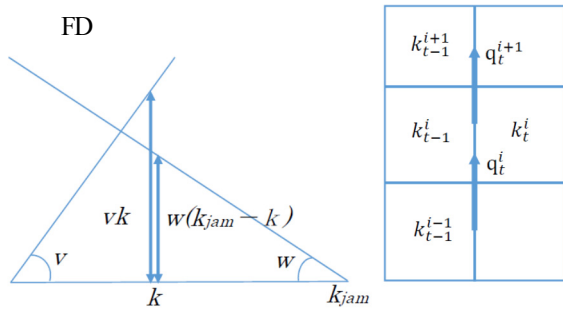


図1 セルの交通流率と交通密度の関係

セル  $i$  の状態は、その前後を含めた 3 つの連続するセル ( $i-1, i+1$ ) のみに依存するので、交通量保存則を適用すれば、次の様な関係が得られる。

$$k_t^i = k_{t-1}^i + (q_t^i - q_t^{i+1}) \frac{\Delta t}{\Delta x} \\ k_t^i = k_{t-1}^i + [\text{Min}(v^{i-1}k_{t-1}^{i-1}, w^i(k_{jam}^i - k_{t-1}^i)) \\ - \text{Min}(v^i k_{t-1}^i, w^{i+1}(k_{jam}^{i+1} - k_{t-1}^{i+1}))] \frac{\Delta t}{\Delta x} \quad (2)$$

式 (2) がシステムモデルの一般形となるが、FD がセルで共通という仮定を設ければ次のようになる。

さらに、 $v = \frac{\Delta x}{\Delta t}$  と仮定すれば、次のように簡潔にできる。

$$k_t^i = k_{t-1}^i + \text{Min}(k_{t-1}^{i-1}, \delta(k_{jam} - k_{t-1}^i)) \\ - \text{Min}(k_{t-1}^i, \delta(k_{jam} - k_{t-1}^{i+1})), \delta = w/v \quad (3)$$

以上より、システムモデルは次の様にまとめられる。

$$K_t = f(K_{t-1}) + \varepsilon_t$$

$$k_t^i = f(k_{t-1}^{i-1}, k_{t-1}^i, k_{t-1}^{i+1}) + \varepsilon_t^i \\ = k_{t-1}^i + \text{Min}(k_{t-1}^{i-1}, \delta(k_{jam} - k_{t-1}^i)) \\ - \text{Min}(k_{t-1}^i, \delta(k_{jam} - k_{t-1}^{i+1})) + \varepsilon_t^i, \delta = w/v \quad (4)$$

ただし、ノイズは白色ノイズ  $\varepsilon_t^i \sim N(0, \varepsilon_t^{i2})$  としてセル  $i$  のノイズは他のセルと独立と仮定する。

### (3) 観測モデルの定義

セル  $i$  の時刻  $t$  における密度の観測値を  $Y_t$  とし、次のように仮定する。

$$Y_t = h(K_{t-1}) + \omega_t$$

$$y_t^i = k_t^i + \omega_t^i \quad (5)$$

但し、観測ノイズは白色ノイズ  $\omega_t^i \sim N(0, \omega_t^{i2})$  として、セル  $i$  の観測ノイズは他のセルと独立と仮定する。

### (4) 初期値の設定

図 2 に示す Time-Space 空間上の着色セルについて、交通密度ごとの確率を初期値として与える。



図2 初期値を設定するセル

なお、プローブ車両が通過しているセルについては、プローブ速度に対応した交通密度を平均値として、変動係数を指定して、標準偏差を平均値から算出する。さらに、平均値と標準偏差の正規分布を仮定して、密度の確率分布を与える。プローブが通過していないセルについては、自由流速度に対応した密度を平均値とする。

ただし、自由流速度に対応する密度は一義的には決ま

らないため、ここでは、仮定として臨界密度  $K_C$  の 1/2 を与える。

(5) 予測 (Forecast) 処理

式(6)に従い、時刻  $t=1$  から順次計算を行う。

$$p(K_t | Y_{1:t-1}) = \int p(K_t | K_{t-1})p(K_{t-1} | Y_{1:t-1}) dK_{t-1} \quad (6)$$

具体的には、時刻  $t$  におけるすべてのセルの密度を予測するために時刻  $t-1$  のすべてのセルの密度を既知の確率分布に従って乱数を発生させてサンプリングする。

このサンプリングにより、全部で  $I$  個のセルから  $n$  セットのデータセットを作成する。また、乱数を用いて発生させたシステムノイズも  $n$  セット用意する。

これらのデータを用いて、システムモデル式 (4) により時刻  $t$  のすべてのセルのシステムノイズを含んだ密度  $k_t^i$  を  $n$  個作成する。

このように計算した時刻  $t$  における  $n$  個の密度から、 $k_t^i$  の確率分布を求める、システムノイズは、変動係数により与える。

(6) フィルタリング (Filtering) 処理

式(7)に従い、観測値  $Y_t$  が得られた時刻  $t$  の時点において逐次計算を行う。

$$p(K_t | Y_{1:t}) \propto p(Y_t | K_t) p(K_t | Y_{1:t-1}) \quad (7)$$

観測値  $Y_t$  はプローブが通過しているセルについては、プローブ速度に従った交通密度に式 (5) の観測ノイズを加えて求め、条件付確率  $p(Y_t | K_t)$  を求める。この条件付確率に、Forecastで求められている  $p(K_t | Y_{1:t-1})$  を乗じることにより、Filtering値  $p(K_t | Y_{1:t})$  を求める。なお、観測ノイズは、変動係数により与える。

(7) 円滑化 (Smoothing) 処理

式(8)に従い、乱数を  $n$  回発生させて、最終時刻  $T$  から時間さかのぼって  $p(K_t | Y_{1:T})$  を順次計算する。

$$p(K_t | Y_{1:T}) = p(K_t | Y_{1:t}) \int p(K_{t+1} | K_t) \frac{p(K_{t+1} | Y_{1:T})}{p(K_{t+1} | Y_{1:t})} dK_{t+1} \quad (8)$$

$p(K_t | Y_{1:T})$  = 時刻  $t$  の Filtering 値

$p(K_{t+1} | Y_{1:T})$  = 時刻  $t+1$  の Smoothing 値

$p(K_{t+1} | Y_{1:t})$  = 時刻  $t+1$  の Forecast 値

3. 仮想ネットワークにおける提案手法の適用

(1) 真とする交通状況データの生成

提案手法の有効性を確認するために、交通マイクロシミュレーションを用いて、図 3 に示す仮想ネットワークに

おいて、検証用に真とする交通状況データを生成する。

今回用いた仮想ネットワークは、すべてのリンクが片側 1 車線、一辺の長さは 500m である。信号は 4 つの交差点に設置されており、すべての交差点の 2 現示である。

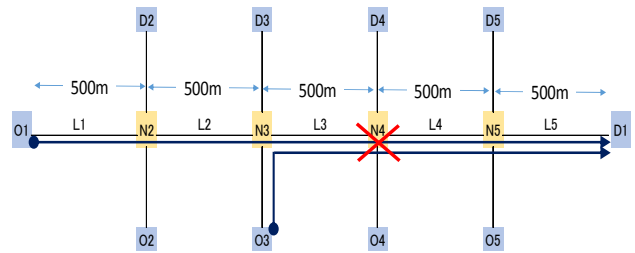


図 3 検証用の仮想ネットワーク

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		
FD	$q_{max}$	1,500veh/h	・各リンクで共通
	$v$	40km/h	
	$w$	10km/h	
	$k_{jam}$	187.5veh/km	
信号	サイクル長	100秒	・N2~N5の各交差点に存在 ・サイクル長, 青現示は各信号で共通
	現示数	2現示	
	青現示	45秒	
	ロスタイム	各5秒	

表 2 OD の設定条件

時間	起点→終点	交通量 (台/20分)
0~20分	O1→D1	220台
	O3→D1	100台
20~40分	O1→D1	50台
	O3→D1	50台
40~60分	O1→D1	220台
	O3→D1	100台

シミュレーション結果に基づく、真の交通状況を図 4 に示す。これを見ると、最初の 20 分で N4 を先頭に渋滞が発生し、中間の 20 分で渋滞が解消、最後の 20 分で再び N4 を先頭に渋滞が生じる状況となっている。

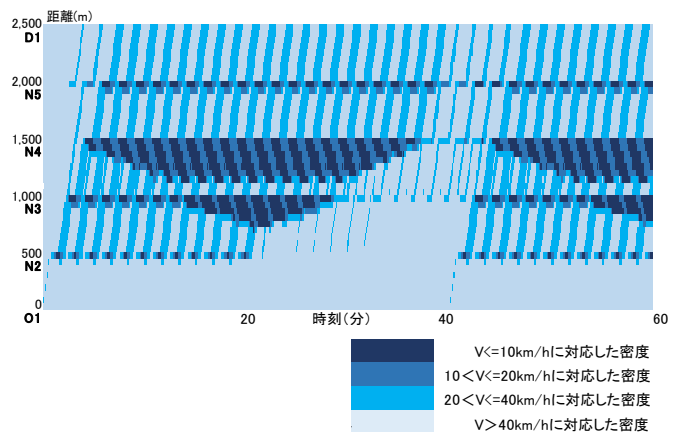


図 4 真の交通状況 (総車両台数 740 台)

(2) 提案手法の適用

前項において生成した真の交通状態に対し、提案手法を適用し、観測値に基づいて、交通状態の逐次モニタリングを行った。時間内に発生する車両 740 台のうち、プローブ車両として 10 台を抽出し、当該車両の移動軌跡データと速度データを利用した (図 5)。なお、信号赤時間については、セル間の交通流率をゼロとしている。

今回はノイズ分布にいずれも正規分布を仮定しているが、システムモデルが非線形であること、分布形を柔軟に設定可能であることを考慮して、状態空間モデルには、パーティクルフィルターを採用した。交通状態の推定に用いた状態空間モデルのパラメータを表 3 に示す。

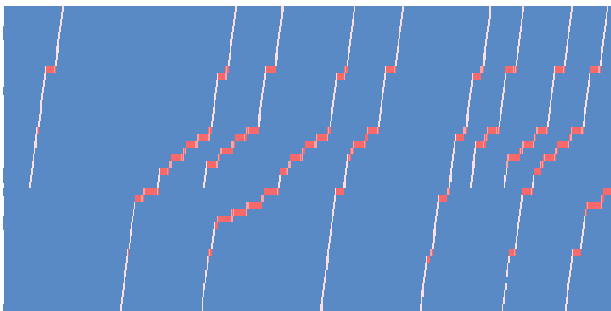


図 5 観測値として用いたプローブ車両 (n=10)

表 3 状態空間モデルの設定条件

項目	設定値	備考
タイムステップ: $\Delta t$	5秒	
セル長: $\Delta x$	55.55m	・ $\Delta x \geq v \Delta t$ となるよう設定
FD	$q_{max}, v, w, k_{jam}$	シミュレーション条件と同一
信号	サイクル長, 現示数, 青現示, ロスタイム	・ 赤時間は, セル間の交通流率をゼロとする。
パーティクル数	2,000	
変動係数 CV	初期値ノイズ	0.1
	システムノイズ	0.1
	観測ノイズ	0.1

また、提案した手法のシステム評価を行うため、同時刻・同位置において、真の交通状態と提案手法による推定結果を比較し、第 1 種過誤 (実際には渋滞していないが、渋滞していると推定) の割合を示す偽陽性率、第 2 種過誤 (実際には渋滞しているが、渋滞していないと推定) の割合を示す偽陰性率を、評価指標として設定した。

表 4 第 1 種過誤, 第 2 種過誤の判定

		実際の状態	
		渋滞	非渋滞
推定結果	渋滞	真陽性	偽陽性 (渋滞しているという推定結果だが、実際には渋滞していない) 第 1 種過誤
	非渋滞	偽陰性 (実際には渋滞しているのに、推定できなかった) 第 2 種過誤	真陰性

提案手法による逐次推定結果を図 6 に示す。なお、本稿に示す推定結果は、フィルタリングの結果に基づいており、円滑化の結果に基づくものではない。

ここに、速度 20km/h 以下を渋滞と定義した場合、推定結果の偽陽性率は 10%以下である一方、偽陰性率が約 58%にのぼり、渋滞を過少に評価する傾向がみられる。

渋滞発生当初の時間帯において、最初のプローブ車両が観測されるまでの時間は、渋滞が生じているにも関わらず、渋滞ではないと推定される傾向にあるが、一定間隔内でプローブ車両を観測することが可能となれば、推定精度の向上が図られるものと考えられる。

また、本稿においては自由流速度に対応する交通密度として、仮定として臨界密度の半分  $Kc/2$  を用いたが、この設定は、非渋滞流領域から渋滞流領域に遷移するまでの時間に影響するため、自由流速度に対応する交通密度の設定次第では、改善の余地があると考えられる。

(推計:観測)	対数尤度比 -3176.9				J: 渋滞, F: 非渋滞	
	真陽性 %JJ	偽陽性 %JF	偽陰性 %FJ	真陰性 %FF	第一種過誤 偽陽性率 JF/(JF+FF)	第二種過誤 偽陰性率 FJ/(FJ+JJ)
J: V=20km/h以下	6.9%	7.3%	9.6%	76.1%	0.088	0.581
J: V=10km/h以下	1.0%	4.1%	8.1%	86.8%	0.045	0.891

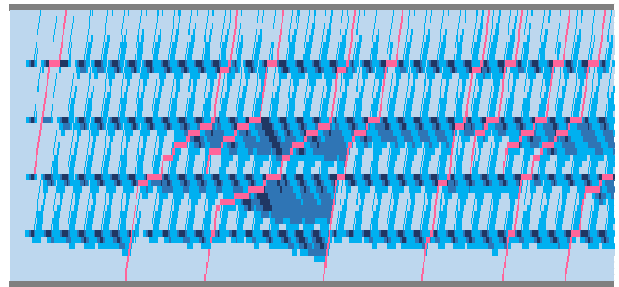


図 6 提案手法による逐次推定結果 (基本ケース)

(3) 状態空間モデルの設定条件に関する感度分析

1) 境界条件の差異による感度分析

①信号の非考慮

前述のケースを基本ケースとし、モデルの境界条件として信号を考慮しないケースの推定結果を図 7 に示す。

結果を見ると、偽陰性率が約 92%にのぼり、渋滞発生状況をほぼ捕捉出来ていないことが把握され、境界条件として信号を考慮することの重要性が確認できる。

(推計:観測)	対数尤度比 -4307.4				J: 渋滞, F: 非渋滞	
	真陽性 %JJ	偽陽性 %JF	偽陰性 %FJ	真陰性 %FF	第一種過誤 偽陽性率 JF/(JF+FF)	第二種過誤 偽陰性率 FJ/(FJ+JJ)
J: V=20km/h以下	1.3%	0.6%	15.2%	82.9%	0.007	0.920
J: V=10km/h以下	0.2%	0.1%	8.9%	90.8%	0.001	0.975

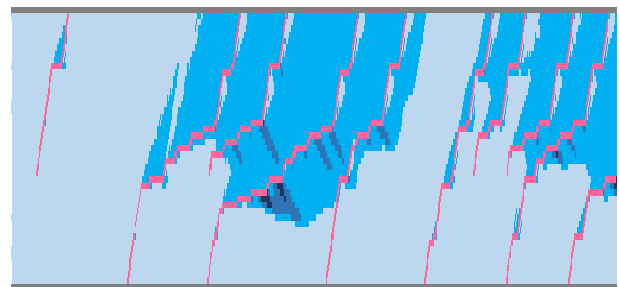


図 7 提案手法による逐次推定結果 (信号非考慮)



②交通量の考慮

基本ケースに対し、モデルの境界条件として、対象区間端の流入交通量 (O1,D1) と途中流入交通量 (N3) を考慮したケースの推定結果を図8に示す。

結果をみると、基本ケースと同様に渋滞を過少に評価する傾向は見られるが、プローブ車両の未観測期間においても、渋滞状況を比較的再現していることがわかる。提案手法において、境界条件として交通量を考慮することで、精度改善に一定度寄与することが推察されるが、今回の分析の限りでは大幅な精度向上は見られない。

対数尤度比	-2982.5				J: 渋滞, F: 非渋滞	
	真陽性	偽陽性	偽陰性	真陰性	第一種過誤 偽陽性率 JF/(JF+FF)	第二種過誤 偽陰性率 FJ/(FJ+JJ)
(推計:観測)	%JJ	%JF	%FJ	%FF		
J: V=20km/h以下	8.4%	4.8%	8.1%	78.7%	0.057	0.491
J: V=10km/h以下	1.3%	3.3%	7.8%	87.5%	0.037	0.855

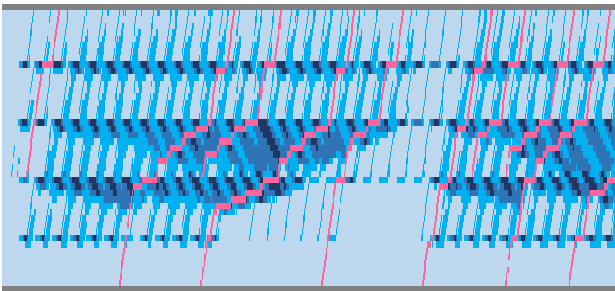


図8 提案手法による逐次推定結果 (交通量考慮)

以上、基本ケースを含めた3ケースを考察すると、プローブ車両データと信号設定があれば、インフラセンサより得られる交通量を考慮しなくとも、概ねの交通状態を推定できる可能性を有することが示唆される。

2) 信号サイクル長の差異による感度分析

①信号サイクル長：80秒

次に、信号パラメータの設定が推定結果に及ぼす影響を把握するため、信号サイクル長の差異による感度分析を行った。信号サイクル長を80秒にしたケースの推定結果を図9に示す。なお、ここではサイクル長を短縮した一方で、青時間の比率は一定としている。

結果をみると、N3-N4区間において、偽陽性と判定されるセルが多くなったものの、基本ケースに対して大きな差異は見られない。

対数尤度比	-3294.1				J: 渋滞, F: 非渋滞	
	真陽性	偽陽性	偽陰性	真陰性	第一種過誤 偽陽性率 JF/(JF+FF)	第二種過誤 偽陰性率 FJ/(FJ+JJ)
(推計:観測)	%JJ	%JF	%FJ	%FF		
J: V=20km/h以下	6.9%	4.7%	9.6%	78.8%	0.056	0.584
J: V=10km/h以下	1.8%	1.8%	7.3%	89.0%	0.020	0.802

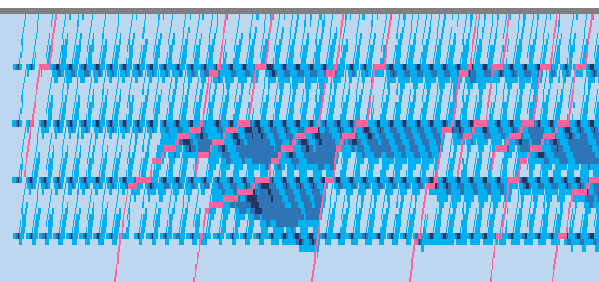


図9 提案手法による逐次推定結果(信号サイクル長80秒)

②信号サイクル長：120秒

基本ケースに対して、サイクル長を120秒に延長したケースの推定結果を図10に示す。この結果についても、基本ケースに対して大きな差異は見られない。

対数尤度比	-3001.5				J: 渋滞, F: 非渋滞	
	真陽性	偽陽性	偽陰性	真陰性	第一種過誤 偽陽性率 JF/(JF+FF)	第二種過誤 偽陰性率 FJ/(FJ+JJ)
(推計:観測)	%JJ	%JF	%FJ	%FF		
J: V=20km/h以下	7.9%	6.1%	8.6%	77.4%	0.073	0.521
J: V=10km/h以下	2.5%	3.7%	6.6%	87.2%	0.041	0.722

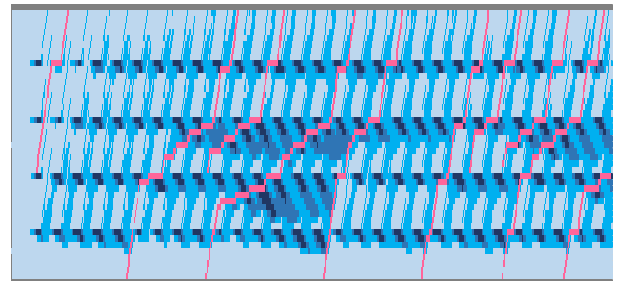


図10 提案手法による逐次推定結果 (信号サイクル長120秒)

以上、基本ケースを含めた3ケースを考察すると、信号交差点において、適当な信号条件を設定しておくことで、概ねの交通状態を推定できる可能性を有することが示唆される。

4. おわりに

本稿では、状態空間モデルを用い、移動体データを観測値として取得した場合に、未観測である時空間の交通状態を逐次推定する手法を検討し、移動体データと信号設定から概ねの交通状態を推定できる可能性を確認した。

ここで必要な情報として、信号設置の有無については、道路・交通管理者が既に把握している情報であること、プローブ車両の移動軌跡データの蓄積からも推定可能であることから、実務への適用に際して制約条件になるとは思われない。さらに、信号パラメータの設定については、状態空間モデルを拡張し、パラメータ自体を状態量として扱うことで、交通状態と同時推定を行う手法の適用が想定され、今後の検討課題の一つと考えている。

また、本稿では、システムモデル及び観測モデルのノイズの分布形に正規分布を用いたが、分布形の決定や分布パラメータの最適化についても、実務的には検討の余地が残るところである。

なお、本稿ではシミュレーション上、同一のFD形状により仮想の交通状態を生成した。実交通においてはFD形状が個々のドライバーや個別区間の道路幾何構造により、変動することが想定され、実交通への本手法の適用を通して新たな課題も明確になることが期待できる。

今後は、仮想の交通状況だけでなく、実際の交通状況にも本手法を適用し、本手法の有効性を検証すると共に、前述した実務的課題に対する改善策の検討を進めたいと考えている。

謝辞：本研究は、一般社団法人 交通工学研究会の「交通管制のための交通状況と交通需要の推定技術」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。

#### 参考文献

- 1) Babak Mehran, Masao Kuwahara and Farhana Naznin: Implementing Kinematic Wave Theory to Reconstruct Vehicle Trajectories from Fixed and Probe Sensor Data, *19<sup>th</sup> International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, pp-247-268, 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) 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.
- 4) 和田健太郎, 小林桂子, 桑原雅夫, プローブ車両軌跡データのみを用いた交通の量的把握, 第 12 回 ITS シンポジウム, 2014.12
- 5) 瀬尾亨, 日下部貴彦, 朝倉康夫. 車間距離を計測するプローブカーを前提とした交通状態の推定手法.土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 69, No. 5, pp. I\_809-I\_818, 2013
- 6) 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

## A STUDY ON TRAFFIC STATE ESTIMATION METHOD USING ONLY DATA MOBILE OBJECTS

atsushi TAKENOUCHI, masao KUWAHARA