

車間距離測定プローブカーを用いた 交通状態推定 —データ同化手法による拡張—

瀬尾 亨¹・日下部 貴彦²・朝倉 康夫²

¹学生会員 東京工業大学 大学院理工学研究科 土木工学専攻 (〒152-8552 目黒区大岡山 2-12-1-M1-20)

E-mail: t.seo@plan.cv.titech.ac.jp

²正会員 東京工業大学 大学院理工学研究科 土木工学専攻 (〒152-8552 目黒区大岡山 2-12-1-M1-20)

道路の交通流率、密度、速度といった交通状態の観測データは交通マネジメント上重要である。移動体観測は非常に広範囲にわたる観測が可能であるが、GPS プローブカーでは交通密度等は観測困難である。近年、交通安全を主目的として車間距離測定技術が開発・実用化されている。本研究は、車間距離測定を行うプローブカーの存在を想定し、そのプローブデータのみに基づいて交通密度等を推定する手法を開発した。交通流理論を反映した推定手法とすることで、先行研究と比較し推定精度が高く、また現実の交通流との適合性が高いという特徴を持つ。開発した交通状態推定手法は交通流シミュレータ上の仮想実験を通し検証し、その数値的特性を確認した。

Key Words : probe vehicle, spacing measurement, Lagrangian observation, traffic state estimation

1. はじめに

(1) 背景

効率の良い自動車交通を実現するためには、最新の詳細な交通状態を把握した上で、動的な交通マネジメントの実施が欠かせない。このとき、交通状態の情報は質・量ともに優れていることが望ましいが、そのような情報の把握には大きなコストがかかるため、必ずしも十分な情報が観測されているとはいえない。

交通状態の観測手段には、大別して定点観測と移動体観測の二つのアプローチがある。定点観測は、道路上の特定の地点から当該地点を通過する交通流を観測するものである。これにより、最も基本的な交通状態量である交通流率・交通密度・速度の三点が観測可能である。しかし、定点観測機器はその整備と維持にコストが掛かるため、広範囲かつ高密度な観測は難しい。一方の移動体観測は、交通流中を走行する自動車自体が観測を行うものである。現在、交通流を観測する移動体観測手法としての自動車はプローブカーと呼ばれ、一般的に車載 GPS によってその位置を観測する。これにより、速度が直接観測可能である一方、交通流率、交通密度については直接の観測は不可能である。このようなプローブカーによる観測は、一般的に利用者側デバイスから情報を収集するため、比較的低コストであり、かつ道路ネットワーク全体を観測しうると言える。

仮にプローブカーによる移動体観測のみにより交通流率・密度の把握が可能となれば、比較的低コストで道路ネットワーク全体の交通状態が把握できるため、社会にとって非常に大きな意味を持つといえる。

疎な観測データから密な交通状態を推定するものなど、様々な観測に基づいて交通状態を再現する研究は多数存在する。ここでは、移動体観測に着目した既往研究例を挙げる。Yuan et al.¹⁾ はマクロ交通流モデルとのデータ同化手法^{2),3)} を用い、プローブカーの速度データとその最上流・下流部の定点観測のデータから速度と密度を推定している。桑原ら⁴⁾ は交通流の疎密波伝播速度に着目し、プローブカー軌跡と最上流・下流部の定点観測に基づいて全車両の軌跡を再現している。三輪ら⁵⁾ はリンクの $k-v$ 関係を所与とし、プローブカーの速度データから OD 交通量を推定している。花房ら⁶⁾ は Macroscopic Fundamental Diagram⁷⁾ を所与とし交通流シミュレータを活用することで、プローブカーの速度データから交通量を推定している。しかし、移動体観測のみに依拠して交通流率・密度を含む交通状態を推定する研究は少ないといえる。

近年、車間距離を測定する技術が開発され、実用化されつつある。これは、ステレオカメラ等の技術で先行車両との車間距離を測定する技術⁸⁾ である。測定した車間距離は、運転者への注意喚起や半・全自動運転といった自動車工学的目的に供されている。一方、こ

の技術によって観測される車間距離は、車両制御以外に、交通工学分野においても非常に重要な状態量である。著者ら⁹⁾は、車間距離測定を行うプローブカーを用いて交通状態推定を行う手法を開発したが、First in, First outの厳密な成立など現実の交通流とは乖離した仮定を置いており、実用性には課題が残る。

(2) 本研究の目的

本研究の目的は、車間距離測定技術を移動体観測手段として活用し、移動体観測のみによって交通状態を推定する手法を拡張することである。著者らの先行研究⁹⁾を基礎にしつつ、データ同化手法により交通流理論を取り入れ、さらに現実との適合性の高いものへ展開する。

2. 推定手法

本章では、車間距離測定機器及びGPSを搭載するプローブカーの存在を想定し、そのプローブデータのみから交通状態を推定する手法を定式化する。

(1) プローブカーの想定

本研究においては、プローブカーとその観測について以下のような想定をする。

- プローブカーは一定の時間間隔で自車直前を走行する他車両との車間距離、および自車の位置を観測し、報告する
- プローブカーから得られる情報は正確である
- 全ての車両は車長がゼロである

一点目の想定は、プローブカーはGPSを用いて位置を、車間距離測定機器を用いて車間距離をそれぞれ観測し、何らかの通信手段によって管理者に報告するというもので、現実の自動車交通でも無理のない想定と言える。二点目に関しては、それぞれの観測機器は必ず測定誤差を含んでおり、現実においては成り立たない。ただし、GPS・車間距離測定機器共に実用上十分な精度を持っていると考えられ、問題が大きいとはいえない。三点目の想定は、車間距離が車頭距離に等しいことを意味し現実では成り立たないが、一般的な車長を所与とすることで程度補正可能である。

(2) 推定手法のコンセプト

ある交通流中に一定の割合でプローブカーが存在するとする。このプローブカーが車間距離と位置を観測しているとき、そのプローブデータのみから交通状態を推定する。今回は、交通状態の代表的な状態量として、区間交通密度を推定の対象とする。なお、平均速度はプローブデータから直接得られるため推定可能で

あり、推定された密度を用いると、 $q = kv$ 関係により交通流率も容易に推定可能であるといえる。

ある時点において、その時点に観測されたプローブデータから交通密度が推定されたとする。この推定値は事前情報なしの推定値といえ、その時点だけに着目した場合は最も確からしいといえる。しかし、交通流は時空間に沿って交通流理論に従って変化するものであつれば、前の時点での推定値を交通流理論を通して更新することで、さらに確からしい推定値を得られると考えられる。

例えば、ある2台のプローブカーの間に存在する車両台数は、交通量保存則により、異なる二時点間同士である程度等しいものであることが期待される。図-1はこれを時空間上に図示したものであり、赤実線がプローブカー、灰点線が非プローブカーの軌跡を意味する。時点 t_0 でのプローブカー n_0 と $n_0 - \Delta n$ の間の交通状態は、時点 t_0 に同プローブカー組によって観測されたデータと、一期前の時点 $t - \Delta t$ の同プローブカー組による推定値を同化することで推定できると考えられる。

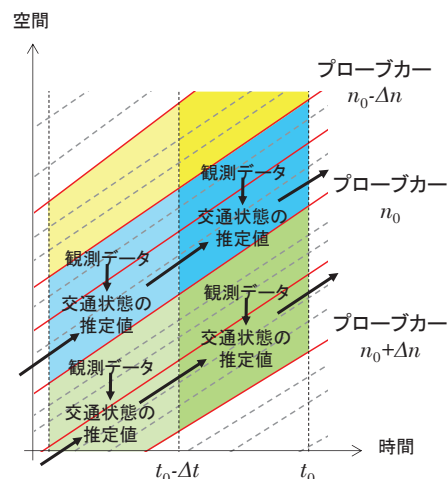


図-1 推定手法のコンセプト

(3) 推定手法の定式化

本論文においては以下の記法を用いる。

- x_n^t : 時点 t におけるプローブカー n の位置
- s_n^t : 時点 t におけるプローブカー n の前車との車頭距離
- $X_{[x_d, x_u]}^t$: 時点 t , 空間 $[x_d, x_u]$ に存在する車両台数
- $k_{[x_d, x_u]}^t$: 時点 t , 空間 $[x_d, x_u]$ の区間交通密度

(2)節のコンセプトに基づく推定手法は以下のように記述される。

Step 1: ある時点 t_0 を考える

Step 2: 空間的に連続して存在する Δn 台のプロブカー組 $\{n_0, n_0 - 1, \dots, n_0 - \Delta n + 1\}$ に着目する

Step 3: そのプロブカー組の観測データから、交通密度 $k_{[x_{n_0}, x_{n_0 - \Delta n}]^{t_0}}$ を推定する（事前情報なしの推定）

Step 4: $k_{[x_{n_0}, x_{n_0 - \Delta n}]^{t_0}}$ と、一期前の時点 $t_0 - \Delta t$ にそのプロブカー組によって推定された区間存在台数 $X_{[x_{n_0 - \Delta t}, x_{n_0 - \Delta n - \Delta t}]^{t_0 - \Delta t}}$ を考え、交通流理論（交通量保存則）に基づくフィルタリングにより現時点 t_0 の区間存在台数 $X_{[x_{n_0}, x_{n_0 - \Delta n}]^{t_0}}$ を推定する（更新）

Step 5: 推定に供していないプロブカーが残っている場合、 $n_0 := n_0 + \Delta n$ とし、**Step 2** へ戻る

Step 6: $t_0 := t_0 + \Delta t$ とし、**Step 1** へ戻る
以降、この Step 3 と Step 4 に関し詳細を述べる。

a) 事前情報なしの交通状態の推定

プロブカーがある時点で観測したデータのみから交通密度を推定する手法⁹⁾を述べる。これは、前述 Step 3 に対応する。

ある時点にある空間に存在する車両の車頭距離 s が平均がその空間の交通密度 k の逆数となる指数分布に従い分布すると仮定すると、下式が成り立つ。

$$s = \frac{1}{k} + \varepsilon \quad (1)$$

$$f(s) = k \exp(-ks) \quad (2)$$

ここで、 ε は平均 0、最小値 $-\frac{1}{k}$ となる指数分布に従う確率変数であり、 $f(s)$ は s の確率密度関数である。

時点 t に Δn 台のプロブカー $n, n-1, \dots, n-\Delta n+1$ によって車頭距離 s_m^t ($n \geq m > n - \Delta n$) が観測されたとする。その尤度関数 $\mathcal{L}(k_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]})$ は式 (2) より、

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(k_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]}) &= \prod_{m=n}^{n-\Delta n+1} k_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]} \exp(-k_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]} s_m^t) \end{aligned} \quad (3)$$

と表せ、その最尤推定量は式 (4) となる。

$$\hat{k}_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]}^t = \frac{\Delta n}{\sum_{m=n}^{n-\Delta n+1} s_m^t} \quad (4)$$

b) 交通流理論による更新

前節の事前情報なしの交通状態推定量が得られたときに、交通流理論（交通量保存則）を考慮しより確からしい値へと更新する手法を述べる。これは、前述 Step 4 に対応する。

保存則は、線形ガウス状態空間モデルにより以下のように表現できる。

$$X_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]}^t = f_{[x_n^{t-\Delta t}, x_{n-\Delta n}^{t-\Delta t}]} X_{[x_n^{t-\Delta t}, x_{n-\Delta n}^{t-\Delta t}]}^{t-\Delta t} + v \quad (5)$$

$$\hat{k}_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]}^t = \frac{1}{x_{n+\Delta n}^t - x_n^t} X_{[x_n^t, x_{n-\Delta n}^t]}^t + w \quad (6)$$

ここに、式 (5) は保存則をシステムモデルとするシステ

ム方程式であり、式 (6) は前節の事前情報なしの交通状態推定を意味する観測方程式である。変数はそれぞれ、

$X_{[x_d, x_u]}^t$: システム状態量. 時点 t , 空間 $[x_d, x_u]$ に存在する車両台数

$f_{[x_d, x_u]}^t$: システムモデル. 時点 t , 空間 $[x_d, x_u]$ における保存則を意味する

v : システム誤差. 平均 0 分散 q の正規分布に従う誤差項

$\hat{k}_{[x_d, x_u]}^t$: 観測状態量. 時点 t , 空間 $[x_d, x_u]$ における交通密度の事前情報なしの推定量

$\frac{1}{x_u - x_d}$: 観測モデル. 空間 $[x_d, x_u]$ の空間長の逆数

w : 観測誤差. 平均 0 分散 r の正規分布に従う誤差項

を意味する。システム方程式は保存則を表現している。仮に FIFO が厳密に成立していた場合、 $f = 1$ かつ誤差項の分散 $r = 0$ である。しかし、追越し挙動により FIFO が成り立たない場合、 $f = 1, r > 0$ となる。さらに、分合流が存在していた場合は、 $f \neq 1, r > 0$ である。このときの f は、プロブカーおよびその観測した車両の分合流比率の実績値から求めることとする。具体的には分合流地点 i の分合流比率実績値を y_i 、分合流地点の座標を x_{y_i} ($x_d \leq x_{y_i} < x_u$) とすると、 $f = \frac{(x_u - x_{y_i})y_i + (x_{y_i} - x_d)}{(x_u - x_d)}$ 等となる。観測方程式は、前節の事前情報なし推定量 $\hat{k}$ を観測値とみなして扱っている。

式 (5), (6) で表される線形ガウス状態空間モデルは、カルマンフィルタ¹⁰⁾を適用することで、平均二乗誤差の期待値を最小にする推定値を求められる。最後に、区間存在台数を区間長で除し交通密度を得る。

(4) 推定手法まとめ

本章で定式化した推定手法の入出力等についてまとめる。

推定手法のパラメータとして

- 時間解像度 Δt
- 一つの交通状態を推定するためのプロブカー組の台数 Δn
- カルマンフィルタの誤差項分散 q, r および初期値推定誤差の分散 p_0

を与える。 Δt は小さいほど詳細な交通状態が把握できると考えられる。 Δn は、大きいほど一つの交通状態を推定するためのデータ数が増えるため推定誤差が減少すると期待されるが、その一方で空間解像度が低下する。また、一つの推定空間内で顕著な交通状態変化が存在していた場合にも推定誤差が生じるため、あまりに大きい空間解像度は精度に悪影響を与えると考えられる。 q, r, p_0 は、実際の誤差に近いほど推定精度が向

上すると考えられるが、実際の誤差を知ることは困難であり、先験的に与えることとなる。

入力データとして、交通流中に一定割合 p で混入しているプローブカーの観測値から

- プローブカー位置 x
- プローブカーとその前車との車間距離 s
- 分合流部における、プローブカーとその前車の分合流比率 y

を取る。

これに、本章の推定手法を適用することにより、交通密度が得られる。

3. シミュレーションによる検証

本章では、定式化した交通状態推定手法をシミュレータ上の交通流に対して適用し、推定手法の性質や推定精度を検証する。

(1) シミュレーション設定

シミュレータは、車両追従モデル¹¹⁾によって車両一台一台の挙動を再現するミクロ交通流シミュレータである Aimsun 7.0 を用いた。

対象とする道路は、図-2 に示す分合流有りの二車線道路とした。この道路では、OD 交通量を変化させることで合流ボトルネックによる渋滞等の様々な交通状態を再現できる。今回は、流入交通量を小さい状態から徐々に増加させて渋滞を発生させ、その後減少させるという状況の交通流を生成した。その時間は3時間で、平均交通密度は 42.9 veh/km であった。

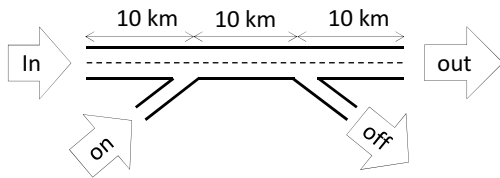


図-2 シミュレーション道路の概略図

推定に際しては、プローブカー混入率 p 、時間解像度 Δt 、一つの推定に用いるプローブカー組台数 Δn 、カルマンフィルタパラメータ q, r, p_0 を定める必要がある。今回は p と Δn に幅を持たせ、 $p = \{0.01, 0.02, 0.05, 0.10\}$ 、 $\Delta n = \{1, 2, 5, 10\}$ [veh] とし、これら全ての組み合わせ毎にシミュレーションを行いそれぞれを比較する。他のパラメータは先験的に $\Delta t = 1$ [min]、 $q = 10$ [veh²]、 $r = 100$ [veh²/km²]、 $p_0 = 100$ [veh²] とした。

推定精度の定量的指標として、各地点・時点推定された交通密度の二乗平均平方根誤差 RMSE（式 (7)）を各パラメータ設定毎に算出する。ここで、 $k_i, \hat{k}_i$ は

各時点・地点の交通密度のそれぞれ真値、推定値であり、 I はその総数である。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{I} \sum_{i=1}^I (k_i - \hat{k}_i)^2} \quad (7)$$

(2) 検証結果

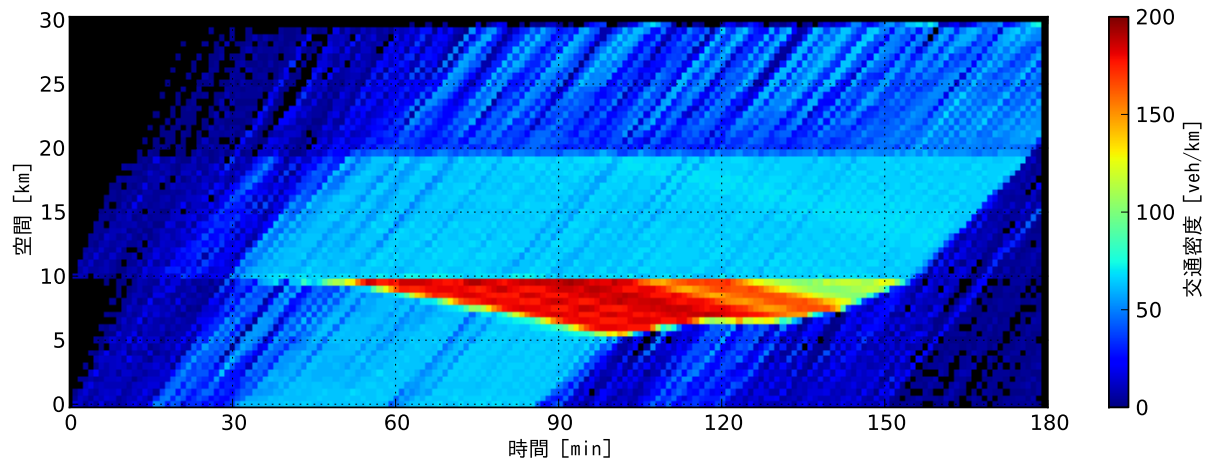
まず、ある特定のパラメータ設定で得られた結果について述べる。図-3 は、交通密度を時空間上にプロットしたものである。上段 (a) が真の状態であり、中段 (b) および下段 (c) はそれぞれ特定のパラメータ設定で推定した状態を示す。真の状態は、10km 地点の合流部において 50 分頃から渋滞が発生し、100 分頃に渋滞長が 4km となりピークを迎え、その後解消している。図-3 (b) はプローブカー混入率 p を $p = 0.01$ とした場合の推定結果であり、渋滞の先頭や末尾等、交通密度が空間的に顕著に変化する地点での推定に大きな誤差が生じているが、渋滞の発生と解消といった大まかな状態は把握できている。図-3 (c) は $p = 0.10$ とかなり大きい値とした場合の推定結果であり、渋滞の延伸の様子や、自由流中の疎密波の様子といった交通状態が良好に再現されている。

表-1 に各シナリオ毎に集計した誤差指標 RMSE の一覧を示す。事前の想定通り、プローブカー混入率 p が高いほど推定精度が高く、また一つの推定に用いるプローブカー組台数 Δn はプローブ混入率毎にそれぞれ適した値があることが分かる。

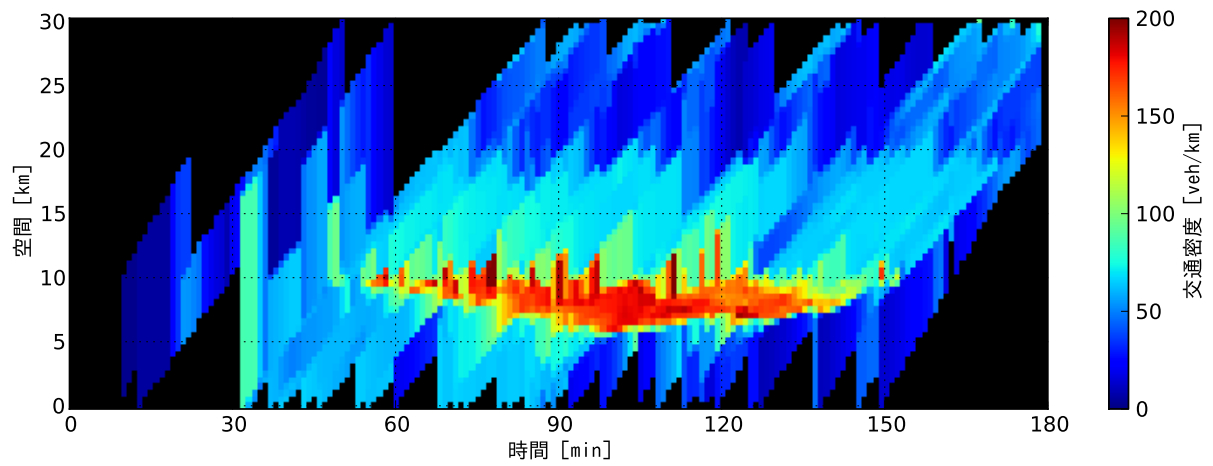
表-1 各シナリオの誤差指標 RMSE [veh/km]

		推定解像度 Δn [veh]			
		1	2	5	10
プローブカー混入率 p	0.01	32.5	27.9	31.9	35.3
	0.02	24.6	21.2	25.3	31.0
	0.05	19.6	15.8	16.1	20.8
	0.10	16.9	13.9	12.9	14.2

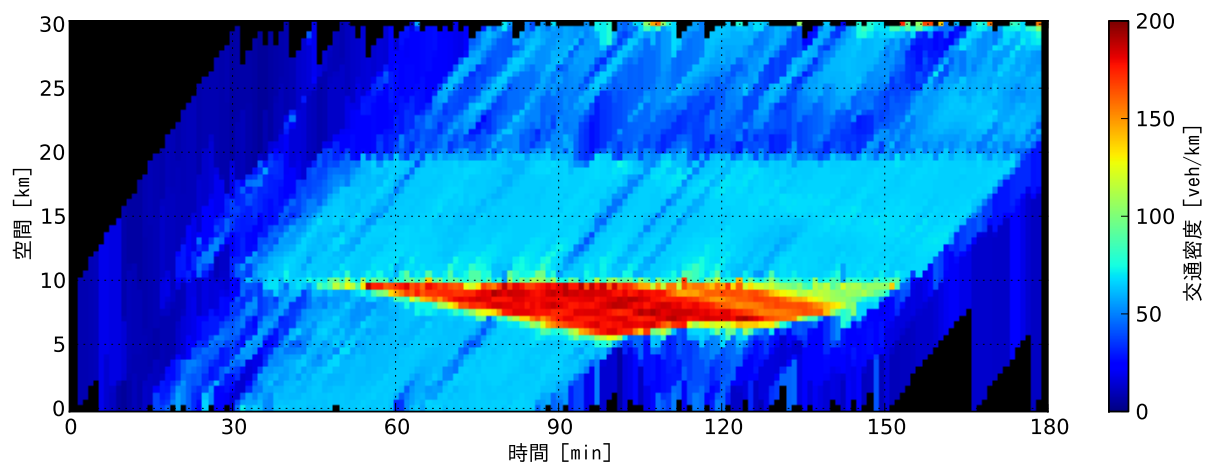
既存のプローブデータを用いた交通状態推定研究例との精度比較について、参考までに述べる。Yuan et al.¹⁾ では、境界の定点観測と混入率 5 % の GPS プローブカーの速度データから、マクロ交通流モデルとのデータ同化により交通密度を推定した場合、RMSE は 18.4 veh/km であったと報告されている。また、著者らの先行研究⁹⁾ では、混入率 5 % の車間距離測定プローブカーにより交通密度を推定（事前情報なしの推定に相当）した場合、RMSE は 29.2 veh/km であった。このことから、車間距離測定を交通状態推定に活用し、交通流理論を明示的に考慮することで、本手法は既往研究と比較し同等以上の精度での推定が行える可能性が示唆された。



(a) 真の状態



(b) 推定した状態の例 (プローブカー混入率 $p = 0.01$, 推定解像度 $\Delta n = 2$ [veh])



(c) 推定した状態の例 (プローブカー混入率 $p = 0.10$, 推定解像度 $\Delta n = 5$ [veh])

図-3 時空間図上での交通密度可視化

4. おわりに

本研究は、車間距離測定を行う車両をプローブカーとして用いることを想定し、その移動体観測にのみ基づいて交通密度等の交通状態を推定する手法を定式化した。この手法は従来提案した方法を拡張し、交通流理論（交通量保存則）をデータ同化手法を用いて考慮することで、現実への適合性に優れ、かつ推定精度も高くすることを狙ったものである。交通流シミュレータによる仮想実験により、定式化した交通状態推定の性質や推定精度を検証した。その結果、定式化した手法は既往研究と比較し同等以上の推定精度を持っていることが示唆された。

今後の展開としては、推定理論の発展と、より現実的な検証という二つの方向性が考えられる。理論に関しては、現在はプローブデータとして車間距離を用いているが、原理上はプローブカーが観測した他車両の速度等の挙動も観測可能である。その情報を用い、ある時点では観測されたものの、車両位置関係の変化により現在は観測されていない車両の位置を予測し、交通状態推定に供する手法が考えられる。観測に付随する測定誤差の考慮も必要であるが、これはデータ同化手法により比較的容易に対応可能であると思われる。また、一般道における信号や、複数経路を持つ道路ネットワークへの対応といった理論の一般化も必要である。次に検証に関して述べる。現在の検証は交通流シミュレータ上での仮想実験で行っているが、これには検証結果がシミュレータアルゴリズムに依存するという問題点が存在する。そのため、実際に車間距離測定が可能な車両を実道に走行させての実証実験を行う必要があるといえ、現在その準備を進めている。

参考文献

- 1) Yuan, Y., van Lint, J., Wilson, R., van Wageningen-Kessels, F., and Hoogendoorn, S.: Real-time lagrangian traffic state estimator for freeways, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 13, No. 1, pp. 59–70, 2012.
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) 桑原雅夫, 大畑長, 瀧川翼, 阿部公一, 今井武: プローブデータと車両感知器データを融合活用した都市間高速道路における交通状態の推定, *土木計画学研究発表会・講演集*, Vol. 47, No. 122, 2013.
- 5) 三輪富生, 山本俊行, 竹下知範, 森川高行: プローブカーの速度情報を用いた動的 OD 交通量の推定可能性に関する研究, *土木計画学研究・論文集*, Vol. 64, No. 2, pp. 252–265, 2008.
- 6) 花房比佐友, 小林正人, 小出勝亮, 堀口良太, 大口敬: 市街地道路交通を対象としたナウキャストシミュレーションシステムの構築, *ITS シンポジウム 2012*, Vol. 11, 2012.
- 7) Geroliminis, N. and Daganzo, C.: Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: Some experimental findings, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 42, No. 9, pp. 759–770, 2008.
- 8) Bertozzi, M. and Broggi, A.: Gold: a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, No. 1, pp. 62–81, 1998.
- 9) 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*, Vol. 69, 2013. [受理].
- 10) Kalman, R. and Bucy, R.: New results in linear filtering and prediction theory, *Journal of Basic Engineering*, Vol. 83, No. 3, pp. 95–108, 1961.
- 11) Gipps, P.: A behavioural car-following model for computer simulation, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 15, No. 2, pp. 105–111, 1981.

(2013. 8. 2 受付)

TRAFFIC STATE ESTIMATION UTILIZING ON-VEHICLE DEVICES OF SPACING MEASUREMENT - DATA ASSIMILATION APPROACH -

Toru SEO, Takahiko KUSAKABE and Yasuo ASAKURA

The traffic state observation is important for traffic management. GPS-equipped probe vehicle can observe entire road network with relatively low cost for road administrators. However, some of the traffic state factors such as flow rate are un-observable using only GPS-equipped probe vehicles. Recently, several devices that measure spacing data from cruising vehicles have been developed in automotive engineering field to enhance driving safety. These spacing data may be closely related to the traffic density, thus there is a possibility to estimate traffic state using such spacing measuring devices. This study assumes a new type of probe vehicle which observes its position and spacing. A traffic state estimation method solely depends on probe vehicles data is formulated. By implementing traffic flow theory, the method has higher precision and suitability to traffic flow situations in real world. The numerical characteristics of the method are examined using a microscopic traffic simulator. As the results of the analysis, the developed method has a certain good estimation performance.