

プローブカーによる車間距離データを用いた 交通状態推定の提案

瀬尾 亨¹・日下部 貴彦²・朝倉 康夫³

¹学生会員 東京工業大学大学院修士課程 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助教 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)

³正会員 東京工業大学大学院教授 理工学研究科 土木工学専攻 (〒152-8552 目黒区大岡山 2-12-1-M1-20)

交通流のマネジメントにおいて、交通量をはじめとした交通状態の把握は非常に重要である。現在は主にトラフィックカウンターによる定点観測によってなされているが、一般道や都市間高速道路も含む広範囲での高密度な観測はコストの面から難しい。定点観測と対になる概念として移動体観測があり、これには移動体が存在するあらゆる場所のデータを取得するという特徴がある。移動体観測を行う自動車(プローブカー)は、一般的に位置データを収集しているが、このデータのみを用いた交通状態推定は原理上難しい。本研究では、プローブカーが位置データに加え前車との車間距離を観測ができる状況を想定し、そのプローブカーデータのみを用いた交通状態推定の定式化を行なった。また、本理論を交通流シミュレータ上に実装し、数値的特性を調べた。

Key Words : probe vehicle, traffic state estimation, spacing observation, microscopic traffic simulation

1. 序論

(1) 背景

交通流のマネジメントを実施・検討する上で、混雑や渋滞をより詳細に把握するために必要な交通量 q 、交通密度 k 、旅行速度 v の観測は欠かせない。

現在、交通流観測の手段としては定点観測による手法が代表的である。例えば、トラフィックカウンター(以下トラカンと呼ぶ)等による観測がある。トラカンを用いれば、 q 、 k 、 v の観測が可能である。しかし、定点観測による手法は、整備と維持にコストが掛かるため限られた場所(e.g. 都市内高速道路)にしか設置できず、それ以外の場所(e.g. 都市間高速道路、一般道)のデータを十分には取得できないという問題がある。

定点観測と対になる概念として、移動体観測がある。移動体観測では、移動主体自体が観測機器を搭載し、データを観測するため、移動主体が存在するあらゆる箇所のデータを観測しうる。現在、交通流状態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によってその位置データを収集する。そのようなプローブカーによる観測では、旅行速度 v は直接観測可能である。一方、交通量 q 、交通密度 k については直接の観測は不可能であり、推定のためには何らかの仮定を置くか、別のデータ(e.g. その道路のトラカンデータ)と組み合わせる必要がある。

これまで、交通流の一部を観測し、真の状態を推定

するという交通状態推定の研究は数多くなされている。ここでは、移動体観測、すなわちプローブカーを主な観測手段として用いている研究に着目する。土生ら¹⁾、小林・桑原²⁾、大畑・桑原³⁾では、主にプローブデータからKinematic Wave理論を用いて車両軌跡等の推定を行っている。いずれも、交通量や交通密度を求める、もしくはそれにつながる情報を求める際にはトラカンデータ等複数のデータとデータフュージョンを活用している。三輪ら⁴⁾では、プローブカーから得た速度データをそのリンクの車両追従モデルから得られた k - v 関係にベイズ推論を用いて当てはめることにより、ネットワーク中のリンク交通量を推定し、最終的にOD交通量の推定を行っている。Yuan et al.⁵⁾では、プローブカーによる位置・速度データから、Lagrangian座標系の下で拡張カルマンフィルタを応用した交通状態推定を行っている。この推定精度は高いものとなっているが、トラカンデータから k - v 関係を求め、拡張カルマンフィルタのシステム方程式の導出に使用している。

近年開発・実装され普及しつつある車載機器のひとつに、車間距離測定技術がある。例えば、Saneyoshi⁶⁾は、車載ステレオカメラを用い前方の車両、歩行者、その他障害物を検出し距離を測定する技術を開発している。その性能は、最大検出可能距離130m、視野角42°、距離100mにおける精度±1m、処理速度0.1秒、等と報告されている。また、柴田ら⁷⁾は上記Saneyoshi⁶⁾等に基づいた大手自動車メーカーによる実用化事例を紹介

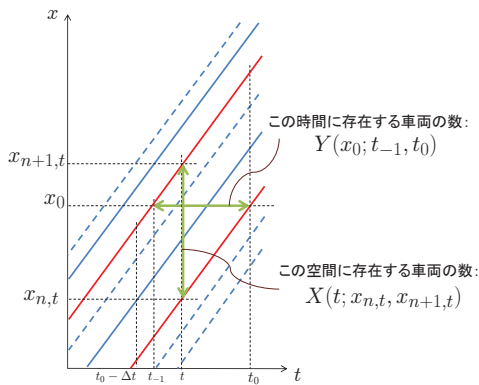


図-1 車両軌跡図と本研究のプロブデータ

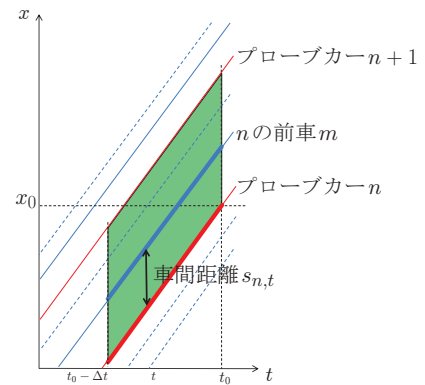


図-2 推定対象の概念図

している。これは主に交通安全を目的とし、車載カメラやレーダー等によって得たデータを解析することにより前車との車間距離測定や歩行者検出を行い、ドライバーへの注意喚起や自動車の自動制御を行うものである。

交通流観測の視点からみると、車間距離は交通密度 k に関わる観測項目であることから、この観測内容を用いることができれば、交通状態を推定する上での精度の向上を見込むことができる可能性がある。特に、既往の交通状態の推定を行う研究では、 k - v 関係を何らかのモデルから導き出していることから、突発事象などの車線閉塞などによりこれらの関係に変動がある場合には、適用できないものが多いと考えられる。同様に、トラカンデータを補助として用いている研究ではトラカンの設置されていない道路においては交通状態推定は不可能である。一方で、交通密度 k に関わる観測項目として車間距離を測定しているプロブカーによるデータを用いることができれば、 k - v 関係に対するモデルの仮定やトラカン等の定点観測に頼らずに交通状態を推定でき、より広い範囲への適用が可能な交通状態推定のモデルを構築できる可能性がある。しかし、これまでの研究では、車間距離測定技術を搭載したプロブカーを活用し、交通流の状態推定を行う研究は見当たらない。

(2) 本研究の目的

本研究の目的は、プロブカーによる移動体観測のみによる交通状態推定理論の基礎を定式化し、かつその有用性を交通流シミュレータを用いた仮想実験により検証することである。本研究における交通状態推定とは、任意の時点、地点における交通量 q 、交通密度 k 、旅行速度 v を推定することを意味する。

この際、移動体観測において、既に交通流観測に広く用いられている GPS による位置データと共に、カメ

ラやレーダー等の車載機器により取得可能である車間距離の情報を活用することを想定する。

2. 定式化

本章では、プロブカーデータのみによる交通状態推定理論を定式化する。まず、第1節では観測・推定に際しての想定条件を述べる。次に、第2節では観測される車間距離 s と実際の交通密度 k の関係を確率モデルとして定式化する。第3節では上記想定条件と確率モデルのもと区間存在台数、時間通過台数の推定手法を述べる。最後に、第4節では交通量 q を推定する手法を述べる。

(1) 想定条件

本研究におけるプロブカー観測は以下のように想定する。

- 観測場は単路部である。すなわち、
 - FIFO が厳密に成り立つ
 - 観測空間に合流・分岐が存在しない
- プロブカーは一定の時間間隔で自車の位置 x 、及び前車との車間距離 s を観測し、報告する
- プロブカーから得られる情報は正確である

図-1 は上条件を満たす場合の車両軌跡図の概念図である。図中の、赤実線がプロブカー自体、青実線がプロブカーの車間距離測定機器によって観測される車両、青点線が一切観測されない車両、それぞれの車両軌跡を示す。 $x_{n,t}$ はプロブカー n が時点 t に観測した自車の位置である。また、 $X(t_0; x_0, x_1)$ は時点 t_0 に空間 $[x_0, x_1]$ に存在する車両の台数（区間存在台数）であり、 $Y(x_0; t_0, t_1)$ は時間 $[t_0, t_1]$ に地点 x_0 を通過する車両の台数（時間通過台数）である。

本研究の目的であるプロブカーデータのみによる交通状態推定とは、図-1 における赤実線と青実線の情報のみから、時点 t_0 、地点 x_0 における交通量 q 、交通密度

k , 旅行速度 v を求めることと言える。この内, v は自明である。 q は $Y(x_0; t_0, t_1)$ の時間当たりの値であり, 同様に k は, $X(t_0; x_0, x_1)$ の距離当たりの値である。よって, 交通状態推定は区間存在台数 X と時間通過台数 Y を推定することにより達成できる。また, 先に想定した諸条件を考慮すると, $t_0 - \Delta t \leq t \leq t_0$ において,

$$Y(x_0; t_{-1}, t_0) = X(t; x_{n,t}, x_{n+1,t}) \quad (1)$$

の関係が成り立つ。

以上を図で概説すると, 図-2 において, あるプローブカー n とその前方に存在するプローブカー $n+1$ に挟まれた空間に, 時間 $[t_0 - \Delta t, t_0]$ に存在している車両の数 (図中: 緑色の菱形に含まれる車両軌跡の本数) を, プローブカー n (図中: 赤太線) とその前車 m (図中: 青太線) との間の車間距離 $s_{n,t}$ を用いて推定することを, 複数の地点・時間において行うと言える。

(2) 車間距離 s と交通密度 k の関係のモデル化

ここで, ある一つの時点のある空間における交通密度を平均した値を k とする。この時点, 空間に存在する車両の前車との車間距離 s がその時点, 空間の交通密度の平均値 k から確率関数 f を通して式 (2) のように算出されるとする。

$$\frac{1}{s} = f(k) \quad (2)$$

f の関数形は様々なものが考えられる。以下, 本研究においては f の関数形を最も単純なもの, すなわち式 (3) と仮定する。

$$f(k) = k + \varepsilon \quad (3)$$

ここに, ε は確率項である。以上の考え方を模式図としたものが図-3 である。

また, k は f の逆関数を用いて式 (4) と表せる。

$$k = \frac{1}{s} + \varepsilon \quad (4)$$

(3) 区間存在台数 X と時間通過台数 Y の推定

式 (4) の関係を ε が平均 0, 分散 1 である ($\varepsilon(0, 1)$ と表記する) として用いると, 式 (1) の関係と合わせて,

$$\begin{aligned} Y(x_0; t_{-1}, t_0) &= X(t; x_{n,t}, x_{n+1,t}) \\ &= k(t; x_{n,t}, x_{n+1,t})(x_{n+1,t} - x_{n,t}) \\ &= \left(\frac{1}{s_{n,t}} + \varepsilon(0, 1) \right) (x_{n+1,t} - x_{n,t}) \\ &= \frac{1}{s_{n,t}} (x_{n+1,t} - x_{n,t}) + (x_{n+1,t} - x_{n,t}) \varepsilon(0, 1) \\ &= \varepsilon \left(\frac{1}{s_{n,t}} (x_{n+1,t} - x_{n,t}), (x_{n+1,t} - x_{n,t})^2 \right) \end{aligned} \quad (5)$$

とすることで, 区間存在台数 X と時間通過台数 Y は, 車間距離とプローブカー同士的位置関係を変数とした

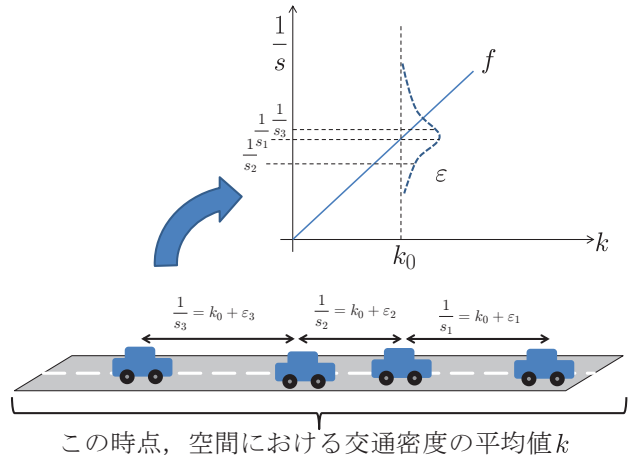


図-3 k と $1/s$ の確率的関係

確率関数で表現できる。ここに,

x_0 : 交通状態推定を行う地点

t_0 : 交通状態推定を行う時点

t_{-1} : 先行するプローブカーが x_0 を通過した時点

Δt : 交通状態推定に用いるデータの時間範囲

t : $t_0 - \Delta t \leq t \leq t_0$ なる時間変数

$k(t; x_{n,t}, x_{n+1,t})$: 時点 t , 空間 $[x_{n,t}, x_{n+1,t}]$ における交通密度の平均値

$x_{n,t}$: プローブカー n の時点 t における位置

$s_{n,t}$: プローブカー n が時点 t に観測する前車との車間距離

である。プローブカー n は時間 $[t_0 - \Delta t, t_0]$ にわたり $s_{n,t}$ を多数観測しているため, 下記の連立式を組める。

$$\begin{cases} Y(x_0; t_{-1}, t_0) = \varepsilon \left(\frac{1}{s_{n,t_0 - \Delta t}} (x_{n+1,t_0 - \Delta t} - x_{n,t_0 - \Delta t}), (x_{n+1,t_0 - \Delta t} - x_{n,t_0 - \Delta t})^2 \right) \\ \vdots \\ Y(x_0; t_{-1}, t_0) = \varepsilon \left(\frac{1}{s_{n,t}} (x_{n+1,t} - x_{n,t}), (x_{n+1,t} - x_{n,t})^2 \right) \\ \vdots \\ Y(x_0; t_{-1}, t_0) = \varepsilon \left(\frac{1}{s_{n,t_0}} (x_{n+1,t_0} - x_{n,t_0}), (x_{n+1,t_0} - x_{n,t_0})^2 \right) \end{cases} \quad (6)$$

なお, この連立式の本数 T は観測対象時間の長さ Δt と, プローブカーのデータ観測時間間隔に依存するものである。

ε が全ての n, t で互いに独立であり, 関数形が正規分布であると仮定すると, Y は式 (6) に最尤法を適用することにより

$$Y(x_0; t_{-1}, t_0) = \frac{1}{T} \sum_{t=t_0 - \Delta t}^{t_0} \left(\frac{1}{s_{n,t}} (x_{n+1,t} - x_{n,t}) \right) \quad (7)$$

と推定される。

(4) 交通量 q の推定

時間通過台数 Y を交通量 q へと変換する。例えば, 時間 $[t_0 - \Delta t, t_0]$ に地点 x_0 を通過した車両台数 $Y(x_0; t_0 - \Delta t, t_0)$ をもとに 1 時間当り交通量 q を求める

のであれば,

$$q = Y(x_0; t_0 - \Delta t, t_0) \text{ (veh)} \div \Delta t \text{ (h)} \quad (8)$$

となる. ただし, $Y(x_0; t_0 - \Delta t, t_0)$ が常に唯1台のプロブカーによって観測されているとは限らない. その場合は, 複数のプロブカーによって観測された Y を合計することで求められる.

3. 検証

本章では, 第2章で構築した理論の数値的特性を調べるために, シミュレータ上での仮想実験を行う. まず, 第1, 2節では実行したシミュレーションの環境設定について述べる. 次に, 第3節ではシミュレーション結果を述べる. 最後に, 第4節にて結果を考察する.

(1) 使用シミュレータ

仮想実験に当たって, 使用するシミュレータに求められる要件をまとめると, 以下のようになる.

- 車両1台1台の挙動を再現する microscopic なものであること
- 車間距離 s が交通状態 (i.e. 交通量 q , 交通密度 k , 旅行速度 v) によって一意に決定されないこと
- 本研究の交通状態推定手法の実装が可能であること
- 学術研究に使用されており, その性能が客観的に認められていること

本研究では上記条件を考慮し, TSS-Transport Simulation Systems 社によるシミュレータ AIMSUN を仮想実験に供することとした.

(2) 実験環境設定

シミュレートする場となる道路ネットワークは, 図-4 に示す単純なものとした. 具体的に述べると, 2箇所の Origin から車両がポアソン到着に従って流入し, その後合流し, 最後に信号によるボトルネックを通過し Destination へと流出する. 道路は全て1車線, 一方通行, 最高速度 60km/h, 交通容量約 2400veh/h である. ボトルネック部の交通容量は平均して約 1400veh/h である. 合流部からボトルネック部までの 5km 区間 (合流部とボトルネック部自体は含まず) を交通状態推定の対象とした. また, シミュレーションを行う時間は30分間 (シミュレーション内時間) とした.

プロブカーについては, 下記のように設定した.

- プロブカーは, 全車両の内一定割合 p で混入しており, プロブカー以外の車両は一般車両とする
- プロブカーは, 1秒毎に前車との車間距離 s と現在位置 x を観測する
- $\Delta t = 60$ (秒) とし, 60秒の観測データから唯一つの交通量 q の値を推定する

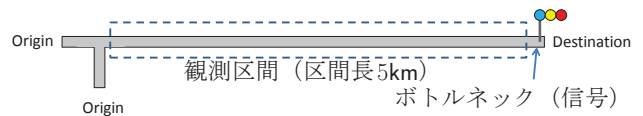


図-4 仮想実験の道路環境

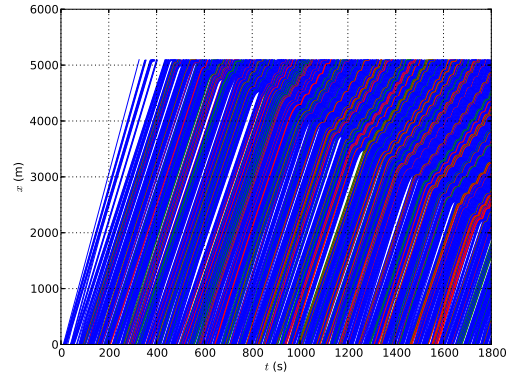


図-5 シミュレーション上の車両軌跡図

上記の設定の下, 流入交通量 Q , プロブカー混入率 p を様々に変えて仮想実験を行った.

(3) 検証結果

a) 代表例

まず, 代表的なケースとして, $Q = 1500$ (veh/h), $p = 0.1$ と設定した場合について詳述する.

この場合の観測空間における車両軌跡図を図-5に示す. 赤線がプロブカー, 緑線がプロブカーの前車, 青線がそれ以外の車両の軌跡である. ボトルネックにより渋滞が発生し, 時間とともに延伸している.

ここで, 第2章の定式化に従い時間通過台数 Y 及び交通量 q の推定を行い, 真値と比較すると図-6, 図-7となる. ここで q の推定は, 地点 500m おきに, 各 $\Delta t = 60$ (秒) の間のデータから推定された Y の値を用いて1時間当たり交通量へと換算している. また, Y と q の誤差率を $\frac{|真値 - 推定値|}{真値}$ とし, time-space diagram 上にプロットすると図-8となる. この図において色が塗られている領域はそれぞれ前掲図-2の菱形を意味しており, 濃い赤色は2倍への過大推定, 濃い青色は0.5倍への過小推定を示している.

これらの結果を見ると, 時間通過台数 Y は全体的に過剰に推定され, その結果交通量 q も同じく過剰に推定されていることが分かる. 特に渋滞流においてその特徴が顕著である.

b) 結果一覧

流入交通量 Q を 500, 1000, 1500, プロブカー混入率 p を 0.10, 0.33, 0.50, 1.00 と変化させ, 全ての組

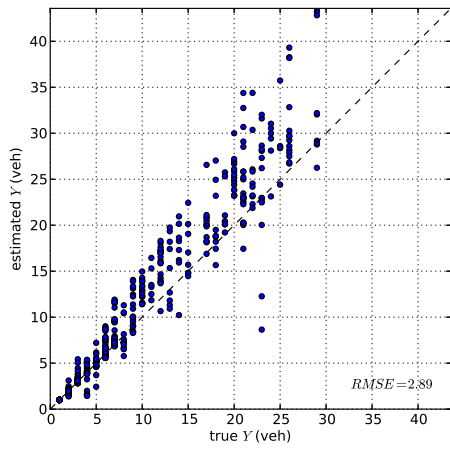


図-6 Y の真値と推定値の比較

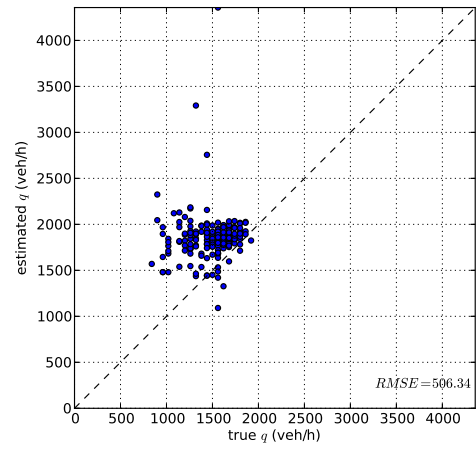


図-7 q の真値と推定値の比較

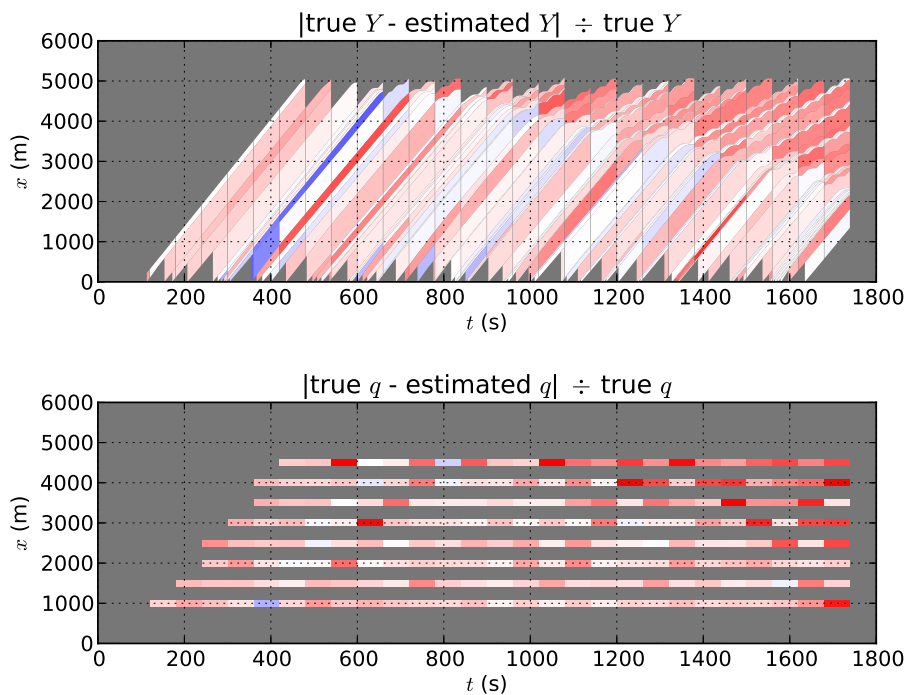


図-8 Y と q の誤差率

み合わせにおける交通量 q の平均二乗誤差 RMSE (式 (9)) を求め、一覧表とすると表-1 となる。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (q_n \text{の真値} - q_n \text{の推定値})^2}{N}} \quad (9)$$

ここに、 q_n は複数の時点・地点で推定された交通量の一つであり、 N はその総数 (今回は $N = 195$) である。

表-1 を見るに、基本的には Q が小さいほど、また p が小さいほど誤差が大きくなるという結果が出ている。

表-1 Q, p 毎の $q(\text{veh/h})$ の RMSE 一覧

		$Q(\text{veh/h})$		
		500	1000	1500
p	0.10	2953.17	828.81	506.34
	0.33	1139.93	921.20	376.32
	0.50	950.89	680.03	340.97
	1.00	444.22	493.74	317.07

(4) 考察

まず、本理論は交通量 q を過大推定する傾向にある。 q の過大推定は時間通過台数 Y 、ひいては交通密度 k の

過大推定に起因しており、それは式 (3) で定義した k と s の確率モデルが単純に過ぎることが根本的な原因であ

ると思われる。一般的に、車両は車群を成して走行することが知られており、その場合車群の先頭車両の車間距離だけが大きくなり、他車のものは小さくなる。そして、ある1台のプローブカーが車群の先頭に存在する確率は車群の内部に存在する確率より小さく、その結果観測される s は平均値よりも小さいものとなり、 k を過大推定したと考えられる。また、プローブカー混入率 p が1であっても誤差が発生する原因も、ある1台の車両のみから k を導出するという確率モデルの構造によると思われる。

次に、 Q と誤差の関係について。特に、 $Q = 500$ の場合の誤差は極めて大きいものとなっている。その原因は、そもそもその時点において観測空間にプローブカーがほとんど存在していないためである。このような場合にも対応できるよう対処する必要がある。

以上のような問題があるものの、本研究の手法は式(3)のような極めて単純なモデル化の下であっても、条件によっては精度の高い交通状態推定ができることを示したと言える。

4. 結論

(1) 本研究の成果

本研究では、まず、移動体観測による情報すなわちプローブカーデータのみを用いて交通量、交通密度、旅行速度を推定するという交通状態推定を単純な状況設定のもとで定式化した。その際、プローブカーデータとして一般的なGPSによる位置情報のほかに、車載機器による車間距離測定を用いると想定した。

また、交通流シミュレータを用いた仮想実験を行い、本理論の実用性を検証した。そして、交通量・交通密度を過大推定する傾向があるものの、条件次第では一定の精度を持った交通状態推定が可能であることを示した。

(2) 今後の課題

今後の課題としてまず挙げられることは、交通密度と車間距離の確率モデル(式(3))の精緻化である。本

研究においては極めて単純なモデルを仮定しており、改善の余地は大きい。さらに、式(7)では確率項 ε の独立を仮定したが、実際には時点間、地点間、さらにはプローブカー間の系列相関が存在し、独立とは言えないはずであり、この点の改善は必須である。

また、2.(1)節においてFIFOの厳密な成立を仮定した。実際の交通流においては、十分なプローブ率がある場合短時間の間に限ればFIFOが成り立っていると見なせると予想できる。この「十分なプローブ率」「短時間の間」がどの程度であるのかを探り、交通状態推定に及ぼす影響を分析することは非常に重要である。

最後に、本研究においては交通状態推定を交通量、交通密度、旅行速度の推定と位置付けたが、本理論はより詳細な情報の推定、例えば車両軌跡の推定等へも応用が期待できると考えられる。

参考文献

- 1) 土生恭祐, 桑原雅夫, 唐克双: プローブ情報と既存センシング情報を融合した車両軌跡の予測, 土木計画学研究・講演集, Vol. 43, No. 292, 2011.
- 2) 小林桂子, 桑原雅夫: プローブデータを含む多様なセンシングデータを融合した面的な車両軌跡の推定, 土木計画学研究・講演集, Vol. 45, No. 55, 2012.
- 3) 大畑長, 桑原雅夫: プローブ車両軌跡データのみを用いた停止領域の推定手法に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol. 45, No. 56, 2012.
- 4) 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.
- 5) Yuan, Y., Van Lint, J., Wilson, R., van Wageningen-Kessels, F., and Hoogendoorn, S.: Real-time lagrangian traffic state estimator for freeways, *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, Vol. 13, No. 1, pp. 59–70, 2012.
- 6) Saneyoshi, K.: Drive assist system using stereo image recognition, in *Intelligent Vehicles Symposium, 1996., Proceedings of the 1996 IEEE*, pp. 230–235, IEEE, 1996.
- 7) 柴田英司, 森光登, 松浦宗徳: 富士重工業(株)EyeSight(レガシィ), 自動車工学, Vol. 58, No. 6, pp. 6–17, 2009.

(2012. 8. 3 受付)

TRAFFIC STATE ESTIMATION WITH OBSERVED SPACING DATA BY PROBE VEHICLES

Toru SEO, Takahiko KUSAKABE and Yasuo ASAKURA

The traffic state estimation that estimate values of traffic volume q , traffic density k and traffic speed v is important for traffic management. Today, fixed point observations (e.g. supersonic detectors) are mainly used to such observations. However, their observation points are limited because of their costs of installation and maintenance. Observation methods using mobile GPS devices, such as probe vehicle, can observe only v , and can not observe q nor k . Recently, several devices observing spacing data from vehicles, which may be closely related to the density of traffic flow, have been developed. This study formulates a traffic flow estimation method using probe vehicle data utilizing the spacing data. The developed estimation method is validated using microscopic traffic simulator.