

プローブカーデータによる リンク交通量推定手法の有効性評価

大道 修¹ 廣森 聡仁¹ 梅津 高朗¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要: 近年, 車両自体がセンサとなって, 走行速度やその変化などの走行状況を逐次収集するプローブカーシステムが注目を浴びている. しかし, 車両全体に占めるプローブカーの割合は現状では数%程度に留まっており, プローブカーで観測されたデータのみからの交通量推定は容易ではない. 我々の研究グループでは, あらかじめ様々な交通状況を集計しておき, プローブカーにより観測されたデータに適合する交通状況を発見することにより, 道路網におけるリンク交通量を推定可能な手法を提案している. この手法では, 様々な状況における旅行時間と交通密度の関係を示す網羅的なデータを事前に求め, この網羅的なデータから, プローブカーの旅行時間に該当する交通状況を発見することで, リンク交通量の推定を行う. 本論文では, 提案手法が有効な状況について検証するための評価実験を行い, その結果, リンク内で様々な交通密度が観測され, 異なる交通状況を適切に判別できる網羅的なデータを集計可能な状況において, 平均 16% 程度の誤差でリンク交通量を推定できることを示した.

キーワード: プローブカーデータ, リンク交通量推定, 交通シミュレーション

A Performance Study on Link Volume Estimation using Floating Car Data

OSAMU DAIDO¹ AKIHITO HIROMORI¹ TAKA AKI UMEDU¹ HIROZUMI YAMAGUCHI¹ TERUO HIGASHINO¹

Abstract: Recently, it becomes more important to gather traveling speed and position information in real-time from sensors mounted on cars, which are called floating cars. However, the number of floating cars is not still sufficient to observe whole traffic and an efficient estimation method is mandatory. We have proposed a method to estimate link volumes from such limited floating car data. To estimate link volumes from travel time distribution observed by floating cars, this method assumes that the relationship between link travel time and traffic density on each link has been already prepared in every situation exhaustively. Measuring similarity between this exhaustive data and an observed travel time distribution from floating cars, link volumes can be estimated. In this paper, we conducted experiments to evaluate situations in which the proposed method is effective. As a result, it is shown that the proposed method can estimate link volumes accurately with exhaustive data that is composed of various traffic densities.

Keywords: Floating Car Data, Link Volume Estimation, Traffic Simulation

1. はじめに

近年, 走行する車両自体がセンサとなり, 通過する経路

における走行速度やその変化などの走行状況を逐次収集するプローブカーシステムが注目を集めている. プローブカーシステムでは, GPS や速度計などの様々なセンサだけでなく無線通信機器を備えたプローブカーにより, 広範囲に収集したデータをリアルタイムかつ低コストで収集できる. また, 収集されたデータ (以下, プローブデータ) を蓄

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

積及び分析し、道路交通情報のリアルタイム化や高度化により、渋滞予測精度の向上、ひいては渋滞の発生しにくい快適な都市開発への活用が期待されている。このような分析及び予測を行うために必要不可欠な指標がリンク交通量である。リンクは道路網を信号機間で区切った道路区間であり、リンクの交通量は道路の交通状況を表す最も基本的な指標のひとつである。より詳細に交通状況进行分析し、渋滞を迅速かつ正確に予測するためには、道路網を走行するすべての車両についての情報を収集できることが望まれるが、車両全体に占めるプローブカーの割合（以下、プローブカー混入率）は、現状では2%程度に留まっている。

このプローブデータに基づいて交通量を推定する研究は多数実施されており、小根山ら [1]、堀場ら [2] は定点観測で得られた交通量にプローブカーの経路情報を当てはめることで交通量を推定している。また、三輪ら [3] はプローブカーにより観測される速度分布のばらつきを考慮し、より高い精度で交通量の推定を行っている。しかし、これらの手法は30%以上の高いプローブカー混入率を想定しており、後者の手法についてはプローブカーの速度が正規分布に従うと仮定するなど、実際に適用する際には課題が残る。

我々の研究グループでは、対象とする領域における様々な交通状況をあらかじめ集計し、プローブカーにより観測されたデータに適合する交通状況を見出すことにより、プローブカー混入率が低い状況においても、リンク交通量を推定する手法を提案している [4]。この手法では、様々な状況において、各道路におけるリンク旅行時間（以下、旅行時間）とリンク交通密度（以下、交通密度）の関係を表す網羅的なデータをシミュレーションなどにより事前に集計する。この網羅的なデータには、プローブカーが走行している状況も含まれることが期待でき、プローブカーにより観測された旅行時間から、それに当てはまる交通状況を見出すことで交通密度を推定する。その際、リンクを通過したプローブカーの数が多ければ、観測される旅行時間は多くなり、それらに該当する交通状況の候補が限られることから、交通密度を精度よく推定することができる。これまでに行った提案手法の性能評価では、プローブカー混入率5%において、平均24%程度の誤差でリンク交通量を推定可能なものの、誤差率の標準偏差が24%程度と大きく、誤差の大きいリンクと小さいリンクが混在しているという課題があった。

本論文では、提案手法が有効な状況について検証するため、ミクロ交通シミュレータ Vissim [5] を用いて、複数のシミュレーションパラメータで提案手法によるリンク交通量の推定を行う評価実験を行った。評価実験では直線道路にいくつかの信号機を配置し、Vissim により生成した車両群の走行軌跡情報を母集団として、旅行時間と交通密度の分布を得た。次に、母集団である走行軌跡情報から一部の車両を無作為に抽出したものをプローブデータと見なし、

それを用いてリンク交通量を推定した上で、集計した網羅的なデータの有する交通状況を判別する能力が高いシミュレーションパラメータについて検証した。その結果、リンク前方の信号表示が青で車両がある程度スムーズに流れ、かつ、リンク内で様々な交通密度が観測されることで、異なる交通状況を適切に判別できる網羅的なデータを集計可能な状況において、平均16%、標準偏差14%程度の誤差でリンク交通量を推定できることを示した。

本論文の構成は以下の通りである。第2章では、プローブデータを用いた交通量推定に関する既存研究と、本研究の位置づけについて述べる。第3章では、提案手法で想定するプローブデータと、提案手法によるリンク交通量の推定法について述べ、第4章では、Vissim を用いた提案手法の有効性評価について述べる。最後に第5章では、本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究と本研究の位置づけ

これまでにも、プローブカーシステムにより広範囲に渡る情報を収集し、交通状況进行分析する研究が為されている。Comertら [6] は、赤信号で待機する車列におけるプローブカーの位置を用いて待機列の長さを推定する確率モデルを定式化し、プローブカー混入率の大小が推定精度に与える影響について考察している。Nakataら [7] は名古屋で収集されたプローブデータを分析し、データの1日間の周期性に注目して旅行時間を予測する手法を提案している。Unoら [8] はバスに搭載されたGPS機器により観測されたプローブデータを分析し、経路を構成する各リンクの旅行時間分布を足し合わせることで、様々な経路について旅行時間分布を予測できることを示している。Yokotaら [9] はトラックに搭載されたGPS機器により観測されたプローブデータを分析し、交通状況が激しく変化する領域の大きさは道路網全体の1/4程度であるにもかかわらず、トラックがその領域に滞在する時間は8割前後であることを示しており、プローブトラックの滞在時間を用いて、道路網を交通状況が激しく変化する領域とあまり変化しない領域に分割することで、それぞれの領域の交通量や平均速度などの特性を明らかにする方法を示している。これらの研究では、車両全体から見ればごく一部のプローブカーにより観測された情報から、通過に要する旅行時間や平均速度などといった道路の特性を分析を試みるところに特徴がある。

また、プローブデータを用いて交通量を推定する研究も多数為されている。Hellenga [10] は道路網を走行する車両全体にプローブカーが一様に混入していることを仮定し、プローブカー混入率とプローブカーの現在位置情報を用いて、道路網全体における始点・終点間 (Origin-Destination) の交通量であるOD交通量を推定する手法を示している。堀場ら [2] も同様にプローブカーが一様に混入していることを仮定し、観測されたプローブデータに不整合が発生し

ている場合にも精度よく交通量を推定できるよう、信頼性の高いプローブデータを用いてリンク交通量を修正する手法を提案している。Kwonら[11]は、ETCにより得られた車両の移動経路を分析することでOD交通量を推定する手法を提案しており、また、Laborczyら[12]は、OD交通量推定の妨げとなるような長い経路のプローブデータの排除や、地図データに基づいた経路補正などを行うことで、推定精度を向上させている。三輪ら[3]は、プローブカーが観測されたリンクでの旅行速度がその瞬間における空間平均速度を代表すると仮定し、さらにその速度分布のばらつきを考慮することで、旅行速度から交通量の推定を行う手法を提案している。この手法ではリンク交通量の推定に際し、速度や交通密度に関する分布が事前に得られるかどうかや、プローブデータから得られる速度情報のばらつきを考慮する方法によっていくつかの手法を利用している。いずれの手法も、交通密度と空間平均速度に一对一の対応を与える $k-v$ 曲線式[13],[14]を導出し、交通量、交通密度と空間平均速度の関係からリンク交通量を推定するものであり、速度や交通密度の事前分布が得られる場合には、ベイズ推論を適用して速度分布のばらつきを考慮している。Castroら[15]は車両の移動にマルコフ性を仮定し、プローブカーの位置情報の履歴に基づいて車両の移動をモデル化することに加え、各リンクを走行したプローブカーの速度を考慮することでリンクの許容交通量を推定し、道路網の混雑状況を把握する方法を示している。

これらの手法は、観測機器がない道路の情報や車線別の情報を収集したり、走行経路や加減速などの車両挙動まで詳細に分析したりすることが可能である一方、30%以上という高いプローブカー混入率を想定していたり、プローブカーとしてバスやタクシーなどの業務用車両のデータのみを対象としている、また、プローブカーの速度が正規分布に従うことを仮定するなど、実際に適用する際には課題が残る。本研究ではこれらの課題に対し、あらかじめ集計した旅行時間と交通密度の関係を表す網羅的なデータを用い、プローブカーにより観測された旅行時間分布との適合性を判定することで、より現実的なプローブカー混入状況を考慮した推定手法を提案している。

3. 網羅的データとの適合性判定によるリンク交通量推定手法

一般に、道路が混雑している状況では、車両がその道路の通過に要する時間は長くなり、逆に道路が空いている状況では、車両がその道路の通過に要する時間は短くなるなど、道路の通過時間と混雑具合には強い相関関係がある。提案手法では、様々な混雑状況(交通密度)において、車両が道路の通過に要する時間(旅行時間)をあらかじめ集計しておき、プローブカーにより観測された旅行時間に当てはまるような交通密度を求め、その交通密度に基づいて

リンク交通量を推定する。ある車両がリンクを通過する間にもそのリンクの交通密度は刻々と変化していくため、旅行時間と交通密度の関係を表す網羅的なデータを集計する際には、単純にひとつの旅行時間の値にひとつの交通密度の値を対応させるのではなく、ある旅行時間で車両が通過する際に観測された交通密度の頻度分布を割り当てる。プローブカーにより観測される旅行時間がひとつであれば、候補となる交通密度はその旅行時間に割り当てられた交通密度分布となるが、観測される旅行時間が複数あれば、複数の旅行時間に共通して割り当てられた交通密度を候補とすることができる。これにより、プローブカーが少ない状況においても、現実に近い交通状況を再現し、交通量を推定することができる。

提案手法では事前準備として、様々な交通状況において、ある車両がリンクの通過に要する旅行時間と、リンク通行中に観測された交通密度の頻度分布の関係を、交通シミュレーションなどで求める。ここでは、異なる旅行時間に対する交通密度分布の特性を考慮できるよう、旅行時間毎に交通密度の頻度分布を網羅的に集計し、旅行時間と交通密度の二変量の頻度分布を求める。このとき、信号表示が異なる時間帯の交通状況の違いを区別するため、旅行時間と交通密度の二変量頻度分布は、リンク前方の信号表示が赤の時間帯と青の時間帯とで別々に求めるものとする。この二変量の分布を基に、プローブカーにより観測された旅行時間に適合する交通密度を計算する。この適合性の判定においては、分布の一致度を測る指標であるバタチャリヤ係数を利用する。その後、算出された交通密度からリンク交通量を推定する。

3.1 旅行時間と交通密度の頻度分布

まず、旅行時間と交通密度の網羅的なデータを集計する方法について説明する。本手法では、様々な交通状況を簡単に再現できるよう交通シミュレーションを利用する。交通シミュレータ上で交通密度を様々に変化させ、その状況下で各車両がリンクの通過に要した旅行時間と、そのリンクの通行中に観測された交通密度の頻度分布を集計する。集計された結果は、例えば、ある旅行時間において観測された交通密度として図1のように表される。また、すべての旅行時間についてこのような交通密度分布をまとめることで、図2のように、ある旅行時間の中に観測された交通密度分布と、ある交通密度のリンクを通過する車両に対応する旅行時間分布の二つの面から交通状況を把握可能なヒストグラムを得ることができる。このとき、信号表示の変化サイクルや変化オフセットは既知とし、信号表示が赤の時間帯と青の時間帯とで交通密度や平均速度に表れる違いを区別し、分離するため、図2のようなヒストグラムは、リンク前方の信号表示が赤の時間帯を対象に集計したものと、青の時間帯を対象に集計したものの二つを別々に求め

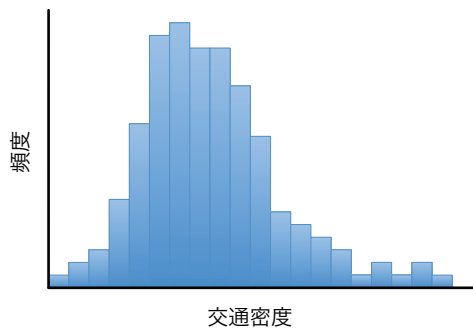


図 1 交通密度の頻度分布

Fig. 1 A traffic density distribution.

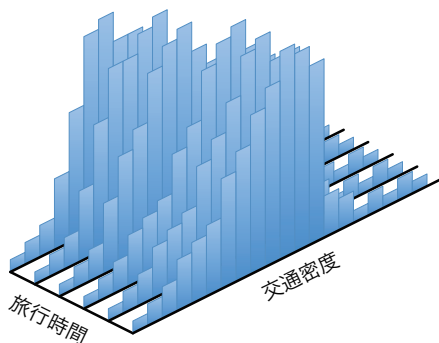


図 2 旅行時間毎の交通密度の頻度分布

Fig. 2 A set of traffic density distributions.

るものとする。以下、このような旅行時間と交通密度の頻度分布を、交通状況の網羅的なデータとして利用し交通密度を推定する。

3.2 旅行時間及び平均走行速度の取得

提案手法では、道路網を走行する各プローブカーに対し、「車両 ID」、「データ取得日時」、「GPS などによる現在位置情報」、「現在の走行速度」が、1 秒程度のタイムステップ毎に得られるものとする。本論文では、これらの情報を走行軌跡情報と呼ぶ。この走行軌跡情報から、まず旅行時間と平均走行速度を取得する。

プローブカーの旅行時間は、対象リンクに進入した時刻と、対象リンクを退出した時刻の差として求められる。これらの時刻は、GPS などによる位置情報により対象リンクへの出入りを検出し、その検出が行われた際の時刻を取得することで得られる。また、平均走行速度は、走行軌跡情報のタイムステップ毎に得られた走行速度を算術平均した値として得られる。プローブカー 1 台に対する一連の走行軌跡情報は、旅行時間が青信号の時間以内となっていれば青信号の時間帯に、そうでなければ赤信号の時間帯に所属するものとし、旅行時間と平均走行速度は、3.1 節で示した網羅的なデータと同様に、リンク前方の信号表示が赤の時間帯と青の時間帯とで別々に集計する。

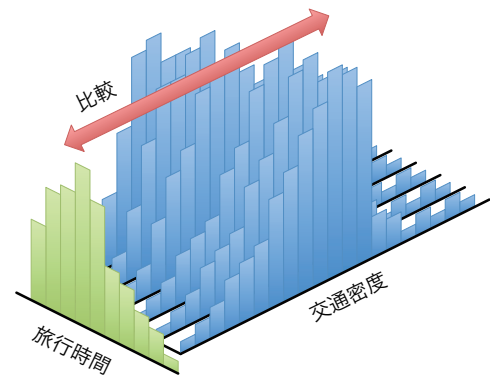


図 3 旅行時間の分布と網羅的なデータの比較

Fig. 3 Comparing a travel time distribution to exhaustive distributions.

3.3 交通密度の推定

3.1 節で集計した交通状況の網羅的なデータに基づき、各リンクの交通密度を推定する。各リンクの交通密度を推定するために、観測されたプローブカーの旅行時間の分布を入力とする。この入力となる旅行時間分布と、網羅的なデータ中の各交通密度に対応する旅行時間分布とを図 3 のようにすべて比較し、プローブカーが走行した交通状況に最も適合する交通密度を網羅的なデータの中から発見することで、交通密度の推定値を導出する。この比較においては、式 (1) に示す、ヒストグラムの一致度を測る指標であるバタチャリヤ係数 (Bhattacharyya Coefficient) [16] を利用する。

$$BC(p, q) = \sum_{x \in X} \sqrt{p(x)q(x)} \quad (1)$$

such that

$$\sum_{x \in X} p(x) = \sum_{x \in X} q(x) = 1 \quad (2)$$

ここで、 X はヒストグラムのビン集合、 $p(x), q(x)$ は各ヒストグラム p, q のビン $x \in X$ の度数である。バタチャリヤ係数には、二つのヒストグラム p, q が完全に一致していれば $BC(p, q) = 1$ となり、不一致なほど 0 に近付くという性質がある。ただし、バタチャリヤ係数を求めるためには式 (2) のように、二つのヒストグラムの全ビンの度数の和が 1 となるように正規化されている必要がある。

以上をまとめると、旅行時間からの交通密度の推定は、式 (3)、式 (4) として定式化できる。この推定も、信号表示が赤の時間帯と青の時間帯とで別々に行う。

$$k^* = \arg \max_{k \in Y} (BC(\hat{t}, t_k)) \quad (3)$$

such that

$$\sum_{x \in X} \hat{t}(x) = \sum_{x \in X} t_k(x) = 1 \quad (4)$$

ここで、 k^* は推定される交通密度であり、プローブカーがその旅行時間でリンクを通過したときの混雑状況に最も近い交通密度となる。Y は交通密度の範囲、 t_k は集計した旅行時間・交通密度ヒストグラムにおける交通密度 k に対する旅行時間のヒストグラム、 \hat{t} はプローブカーにより観測された旅行時間のヒストグラムである。

3.4 リンク交通量の推定

リンク交通量は、交通密度と空間平均速度の基本的な関係式 [17] である式 (5) を用いて推定する。

$$q = kv \quad (5)$$

ここで、 q は交通量、 k は交通密度、 v は空間平均速度である。提案手法では、空間平均速度 v として、対象リンクを走行したプローブカーの平均走行速度を用いる。以上の推定プロセスにより、信号表示が赤の時間帯の交通量と青の時間帯の交通量を推定できる。

4. リンク交通量推定手法の有効性評価

本論文では、提案したリンク交通量推定手法において、交通状況を網羅的に集計する際のシミュレーションパラメータによって、推定値がどのように変化し、どの程度有効な推定が可能か検証するための評価実験を行った。評価実験ではまず、現実のドライバーに近い性質で各車両の挙動をシミュレート可能なマイクロ交通シミュレーションソフトウェア Vissim [5] 上で、車両群の走行軌跡情報を生成した。この走行軌跡情報を用いて、提案手法によりリンク交通量を推定する実験を行い、シミュレーション結果の交通量と推定された交通量を比較して正確度を評価し、提案手法が有効な状況について考察した。

4.1 シミュレーション環境

シミュレーションでは Vissim を用いて、図 4 のように一車線の単純な直線道路に三つの信号機を配置し、信号機で区切られる道路区間を順にリンク 1, 2, 3 として、リンク 1 からリンク 3 の向きに車両を発生させた。提案手法が有効な状況を考察するため、リンクの長さには 250 m と 500 m の二種類、信号表示の変化サイクルには 120 秒と 240 秒の二種類を用い、合わせて四種類のパラメータでのシミュレーションを行った。発生させる交通量は 600 veh/h から 900 veh/h までとし、その上で、実際に発生した交通量を信号表示が赤の時間帯と青の時間帯とで別々に集計し、リンク交通量の真の値とした。なお、信号表示が変化するタイミングの方式には、ひとつの直線道路上のすべての信号が同時に赤、または青となる同時オフセット方式 [18] を用いた。シミュレーションに関するその他のパラメータを表 1 に示す。



図 4 道路地図

Fig. 4 A road map.

表 1 シミュレーション環境

Table 1 Simulation environment.

道路地図の形状	直線状
発生交通量	600 veh/h から 900 veh/h (10 veh/h 刻み)
リンクの長さ	250 m, 500 m
信号機の制御方式	同時オフセット方式
信号機のサイクル長	120 秒 (赤 60 秒, 青 60 秒), 240 秒 (赤 120 秒, 青 120 秒)
走行軌跡情報の取得間隔	1 秒
シミュレーション時間	7200 秒

4.2 リンク交通量の推定結果

評価実験ではプローブカー混入率を 5% に設定し、Vissim により生成した車両群から無作為に抽出した車両の走行軌跡情報を、観測されたプローブカーとしてリンク交通量の推定に用いた。また、旅行時間ヒストグラムのビン幅は 1 秒、交通密度ヒストグラムのビン幅は 1 veh/km とし、リンク交通量の推定精度の指標としては、推定値と真の値との相関係数と、推定値の誤差率に対する平均値 (平均誤差率)、および誤差率の標準偏差を用いた。誤差率とは、真のリンク交通量に対する、推定値と真の値との間の誤差の比である。

リンク前方の信号表示が赤の時間帯と、青の時間帯を対象にリンク交通量を推定した結果を、それぞれ表 2 と表 3 に示す。この結果から、リンク前方の信号表示が赤のときには誤差とその標準偏差がともに大きく、青のときには双方とも小さくなっていることがわかる。これは赤信号によって信号機前の車両の流れが止まることで、事前に集計した網羅的なデータから適合する交通状況を発見できないことが原因と考えられ、リンク前方の信号表示が赤の時間帯のリンク交通量推定には、信号機の前で車両が停止している状態を網羅的なデータに組み込む方法を検討する必要がある。

一方、リンク前方の信号表示が青の時間帯には、リンクが短い場合には推定リンク交通量と真リンク交通量の相関係数が小さく、リンクが長い場合には相関係数が大きくなる傾向にあることがわかる。信号サイクルを 120 秒に固定し、リンク長が 250 m の場合と 500 m の場合に、横軸に真リンク交通量、縦軸に推定リンク交通量をとった散布図を、それぞれ図 5 と図 6 に示す。この散布図では、推定リンク交通量が真リンク交通量に一致する場合に、図中の 45 度線上に点がプロットされる。どちらの場合にも、車両が発

表 2 赤信号の時間帯における推定値の正確度
 Table 2 Estimation accuracy during red light.

リンク長	サイクル長	相関係数	誤差率	標準偏差
250 m	120 秒	0.833	81.37 %	57.46 %
250 m	240 秒	0.596	68.37 %	55.05 %
500 m	120 秒	-0.069	63.16 %	46.29 %
500 m	240 秒	0.659	45.79 %	37.39 %

表 3 青信号の時間帯における推定値の正確度
 Table 3 Estimation accuracy during green light.

リンク長	サイクル長	相関係数	誤差率	標準偏差
250 m	120 秒	0.5809	20.90 %	17.30 %
250 m	240 秒	0.7598	21.54 %	14.59 %
500 m	120 秒	0.8217	16.22 %	14.23 %
500 m	240 秒	0.8072	17.24 %	13.16 %

生するリンクから下流に進むにつれ、真値が小さいときには推定値は大きめに、真値が大きいときには推定値は小さめになる傾向があるが、リンクが長い場合の方が真リンク交通量に近い値が推定できていることがわかる。これは、リンクが長いほど、車両がリンクを通過する間に交通密度が様々に変化し、網羅的なデータが交通状況を適切に判別するために必要な走行軌跡情報が得られるためであると考えられる。

このような観点から、集計した網羅的なデータが交通状況を判別する能力をどの程度有しているかを検証するため、ひとつの旅行時間・交通密度ヒストグラムから、ある交通密度 k に対応する旅行時間ヒストグラム t_k が、ほかの交通密度 k' に対応する旅行時間ヒストグラム $t_{k'}$ とどの程度異なっているかを、式 (6) に示す、ヒストグラムの乖離度を測る指標であるバタチャリヤ距離 [19] で確認した。

$$D_B(t_k, t_{k'}) = -\ln(BC(t_k, t_{k'})) \quad (6)$$

信号サイクルを 120 秒に固定し、リンク長が 250 m の場合と 500 m の場合に、ひとつの旅行時間・交通密度ヒストグラム内で、交通密度が 20 veh/km から 50 veh/km に対応する旅行時間ヒストグラム同士のバタチャリヤ距離を、それぞれ表 4 と表 5 に示す。また、表 4 の交通密度が 20 veh/km である行をケース A、表 5 の交通密度が 20 veh/km である行をケース B とし、これらのケースのバタチャリヤ距離を図 7 に示す。この結果から、リンクが短い場合には大きく異なる交通密度でもバタチャリヤ距離が小さいままであるが、リンクが長い場合には異なる交通密度でバタチャリヤ距離が比較的大きくなっており、リンクが長いほど網羅的なデータが異なる交通状況を判別する能力が高いと考えることができる。

これらの結果から、リンク前方の信号表示が青で車両がある程度スムーズに流れ、かつ、500 m 程度のリンク内で様々な交通密度が観測されることで、異なる交通状況を適

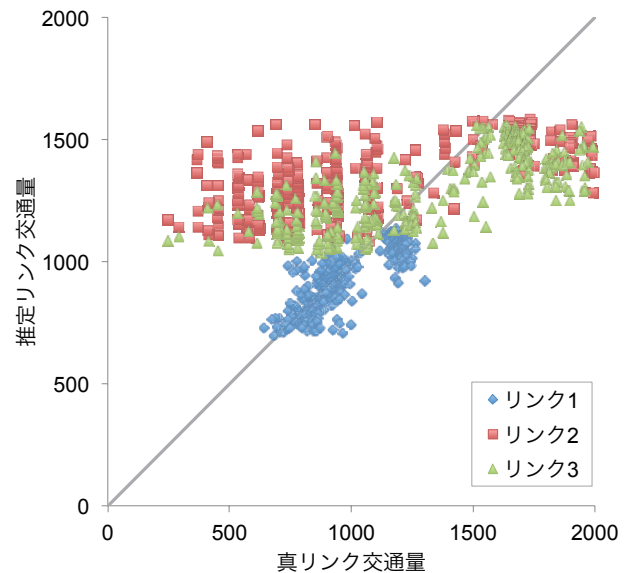


図 5 リンク長 250 m の場合における推定値のばらつき
 Fig. 5 Dispersion of estimation in the case of 250 m link length.

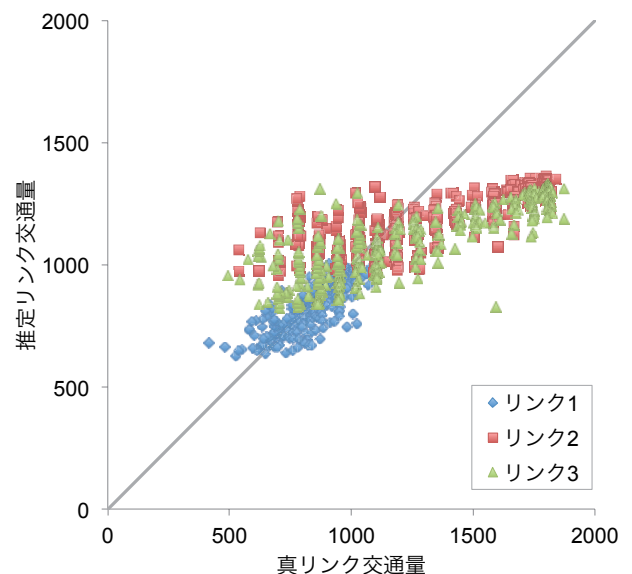


図 6 リンク長 500 m の場合における推定値のばらつき
 Fig. 6 Dispersion of estimation in the case of 500 m link length.

切に判別できる網羅的なデータを集計可能な状況において、道路網の交通状況の分析や渋滞の予測に有効な交通量を推定可能であると評価することができる。

5. まとめと今後の課題

本論文では、我々の研究グループが提案するリンク交通量推定手法が、どのような状況で有効に交通量の推定を行うことができるかを検証するため、複数のパラメータで交通シミュレーションを行い、集計した網羅的なデータの有する交通状況を判別する能力が高くなるシミュレーションパラメータについて検証した。その結果、リンク前方の信号表示が青で車両がある程度スムーズに流れ、かつ、リンク

表 4 リンク長 250m の場合における旅行時間ヒストグラム同士の乖離度

Table 4 Divergence of travel time histograms in the case of 250m link length.

交通密度 [veh/km]	20	25	30	35	40	45	50
20	0.00	0.11	0.09	0.08	0.14	0.14	0.16
25		0.01	0.06	0.05	0.13	0.12	0.13
30			0.00	0.03	0.08	0.07	0.08
35				0.00	0.09	0.09	0.09
40					0.01	0.03	0.05
45						0.00	0.02
50							0.00

表 5 リンク長 500m の場合における旅行時間ヒストグラム同士の乖離度

Table 5 Divergence of travel time histograms in the case of 500m link length.

交通密度 [veh/km]	20	25	30	35	40	45	50
20	0.00	0.09	0.19	0.16	0.20	0.34	0.91
25		0.02	0.15	0.16	0.16	0.30	0.80
30			0.03	0.05	0.06	0.14	0.33
35				0.03	0.06	0.14	0.36
40					0.02	0.07	0.36
45						0.00	0.25
50							0.01

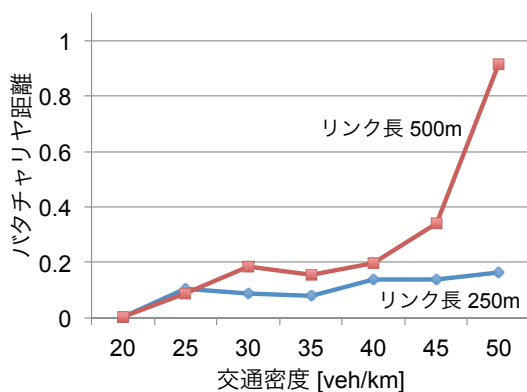


図 7 ケース A, B における旅行時間ヒストグラム同士の乖離度

Fig. 7 Divergence of travel time histograms in case (A) and (B)

内で様々な交通密度が観測されることで、異なる交通状況を適切に判別できる網羅的なデータを集計可能な状況において、平均 16%、標準偏差 14% 程度の誤差で、正確にかつ精度よくリンク交通量を推定できることを示した。

一方で、リンク前方の信号表示が赤の時間帯には、提案する交通量推定手法では交通状況を適切に判別できず、誤差が大きくなることがわかり、信号機の前で車両が停止している状態を網羅的なデータに組み込む方法を検討しな

ければならないと言える。交通状況をより正確に判別するためには、網羅データを集計するために用いる走行軌跡情報について、旅行時間と交通密度の分布に関する統計的な性質をさらに分析し、シミュレーションパラメータに対する解析的な評価を行うことが必要である。また、現実のプロブカーシステムから得られた走行軌跡情報を用いて、現実の道路網を対象として提案手法の性能評価を行うためには、推定値と比較すべき真のリンク交通量をどのように設定するのか、あるいは真値が得られない場合にどのような基準で性能を評価すべきか検討する。さらに、より精度の良い渋滞予測や交通状況の詳細な分析を行うためには、プローブデータと VICS などの定点観測システムにより得られる情報を融合することが考えられる [20], [21]。今後、プローブデータを用いた交通量推定手法に定点観測データを柔軟に組み込み、道路網の渋滞の状況やその広がりを正確に分析・予測する手法について検討する。

謝辞 本論文は、文部科学省国家課題対応型研究開発推進事業「一次世代 IT 基盤構築のための研究開発 - 「社会システム・サービスの最適化のための IT 統合システムの構築」(2012 年度~2016 年度) の助成を受けた研究成果の一部である。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 小根山裕之, 桑原雅夫: プロブカーの経路情報を用いた時間帯別 OD 交通量の推定, 土木学会年次学術講演会講演概要集, Vol. 57, No. 4, pp. 813-814 (2002).
- [2] 堀場庸介, 松本幸正, 松井 寛, 高橋政稔: プロブデータに基づく推定経路交通量への観測誤差の影響分析と推定経路交通量の更新手法, 土木計画学研究・論文集, Vol. 22, No. 3, pp. 495-505 (2005).
- [3] 三輪富生, 山本俊行, 竹下知範, 森川高行: プロ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).
- [4] 大道 修, 廣森聡仁, 梅津高朗, 山口弘純, 東野輝夫: 網羅的な交通密度データとプローブカーデータとの適合性判定による OD 交通量推定法, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2012) シンポジウム, pp. 1060-1068 (2012).
- [5] PTV Vision: Vissim (online), available from (<http://www.ptv-vision.com/>) (accessed 2012-10-22).
- [6] Comert, G. and Cetin, M.: Queue Length Estimation from Probe Vehicle Location and the Impacts of Sample Size, *European Journal of Operational Research*, Vol. 197, No. 1, pp. 196-202 (2009).
- [7] Nakata, T. and ichi Takeuchi, J.: Mining Traffic Data from Probe-Car System for Travel Time Prediction, *KDD '04 Proceedings of the 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (2004).
- [8] Uno, N., Kurauchi, F., Tamura, H. and Iida, Y.: Using Bus Probe Data for Analysis of Travel Time Variability, *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning, and Operations*, Vol. 13, No. 1, pp. 2-15 (2009).
- [9] Yokota, T. and Tamagawa, D.: Constructing Two-

- layered Freight Traffic Network Model from Truck Probe Data, *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, Vol. 9, No. 1, pp. 1–11 (2011).
- [10] Hellinga, B. R.: Estimating Dynamic Origin-Destination Demands from Link and Probe Counts, PhD Thesis, Queen's University, Kingston, Ontario, Canada (1994).
- [11] Kwon, J. and Varaiya, P.: Real-Time Estimation of Origin-Destination Matrices with Partial Trajectories from Electronic Toll Collection Tag Data, *Transportation Research Record*, Vol. 1923, pp. 119–126 (2005).
- [12] Laborzi, P., Linauer, M. and Nowotny, B.: Travel Time Estimation Based on Incomplete Probe Car Information, *Proceedings of the 13th ITS World Congress*, London (2006).
- [13] Gazis, D. C., Herman, R. and Rothery, R. W.: Nonlinear Follow-The-Leader Models of Traffic Flow, *Operations Research*, Vol. 9, No. 4, pp. 545–567 (1961).
- [14] 河上省吾, 松井 寛: 交通工学, pp. 115–118, 森北出版 (1987).
- [15] Castro, P. S., Zhang, D. and Li, S.: Urban Traffic Modelling and Prediction Using Large Scale Taxi GPS Traces, *In Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Computing*, pp. 57–72 (2012).
- [16] Bhattacharyya, A.: On a Measure of Divergence between Two Statistical Populations Defined by Their Probability Distributions, *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, Vol. 35, pp. 99–109 (1943).
- [17] 星埜 和, 赤羽弘和 (編): 交通工学ハンドブック, 交通工学研究会 (2005).
- [18] 飯田恭敬, 北村隆一 (編): 交通工学, pp. 238–239, オーム社 (2008).
- [19] Kailath, T.: The Divergence and Bhattacharyya Distance Measures in Signal Selection, *IEEE Transactions on Communication Technology*, Vol. 15, No. 1, pp. 52–60 (1967).
- [20] 王 立暉, 姜 美蘭, 山本俊行, 森川高行: プローブカーデータと VICS データの融合による旅行時間推定に関する研究, 土木計画学研究・論文集, Vol. 23, No. 4, pp. 1011–1018 (2006).
- [21] 牧野浩志: 日本の路車協調システムの展開に関する研究, 生産研究, Vol. 63, No. 2, pp. 133–139 (2011).