

一部の車両軌跡情報および信号パラメータを用いた OD交通量の推定手法

丹下 智之^{1,a)} 廣森 聡仁^{1,b)} 梅津 高朗^{2,c)} 山口 弘純^{1,d)} 東野 輝夫^{1,e)}

概要：個々の車両の軌跡情報は、詳細な交通状況を把握する上で非常に有用なものである。我々の研究グループでは、信号交差点における車両軌跡と信号パラメータを用いることで各交差点レベルでの交通量を推定する取り組みを進めてきた。本稿では、この交差点レベルのリンクの交通量に加えて、プローブカーデータから得られる走行経路の情報を用いることで、動的 OD 交通量を推定する手法を提案する。シミュレーションによる評価の結果、相関係数 0.7 程度で OD 交通量を推定できることを確認した。

1. はじめに

都市部における交通流の把握は、その都市における渋滞を引き起こすボトルネックとなる交差点や道路を発見し、都市における交通の諸問題改善に役立つ。また、リアルタイムに交通流の把握を行うことができれば、ドライバーへの経路案内や、効率的な信号制御に役立つと考えられる。都市部における交通流を把握する様々な取り組みが実施されており、アンケートによる調査である都市 OD 調査や、全国規模で実際の交通量を計測する国道路・街路交通情勢調査が挙げられる [1]。しかしながら、これらの調査は数年毎に実施されるため、道路状況の変化に十分追従できず、そこから得られる知見は都市部における定性的な交通流の理解に留まる。一方、交通量を常に把握するために、交差点や道路にセンサを配置し、それらにおける交通量を計測する方法も取られている [2,3] が、都市部に存在する多くの交差点や道路上にセンサを設置することはコストの面から現実的ではない。実際、我が国での代表的な定点観測システムである VICS (Vehicle Information and Communication System) においては、全国に 83 万 km ある主要道路のうち 7 万 km 程度のカバー率に留まる [4]。

一方、道路上に設置されたインフラに頼らないシステムとして、プローブカーシステムが注目されている。プローブカーとは、GPS や速度計などのセンサに加えて無線通信

機器を搭載し、位置情報や速度情報などの様々な情報を収集する車両である。プローブカーシステムでは、個々のプローブカーが走行した道路についての交通状況を把握できるため、複数のプローブカーを組み合わせることで広範囲の道路状況を把握することができる。しかし、ドライバーごとに運転挙動は異なるため、1 台のプローブカーから得られる交通状況がその道路を代表するものとは限らない。加えて、車両全体に占めるプローブカーの割合は、現状では数%程度であるため、僅かな走行軌跡情報から都市部における交通状況を把握することは容易ではない。三輪 [5] らは、プローブカーデータおよびシミュレータを用いて OD 交通量を推定する研究を行っているが、提案されているリンク交通量の推定精度は、過去に蓄積したデータに大きく依存しており、交通事故の発生時など、交通状況が通常と異なる場合に適応することは困難である。また、車両ごとの速度のばらつきについて正規性を仮定しているため、信号交差点における停止など、速度が変化する要因が多く存在する実世界において、必ずしも適用できるとは限らないという問題がある。

本研究では、動的 OD 交通量を推定することにより、交通需要の短期的な変化を把握することを目的とする。動的 OD 交通量を推定するためには、短い時間間隔でリンク交通量を求めることが必要不可欠である。我々の研究グループでは、これまでに道路リンクレベルでの交通量を推定する取り組みを進めてきた [6]。この取り組みの中で、プローブカーの停止情報及び上流に位置する信号の信号状態から車両の到着台数を算出することで、信号サイクルごとに信号待ち車列長が推定可能であることを示している。この車列長の系列を用いることで、短い時間間隔でリンク交通量

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科

² 滋賀大学 経済学部

a) t-tange@ist.osaka-u.ac.jp

b) hiromori@ist.osaka-u.ac.jp

c) ta-umedu@biwako.shiga-u.ac.jp

d) y-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

e) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

を推定することができる。この推定したリンク交通量を利用して、どの OD ペアによる交通が発生しやすいかという事前 OD 分布をもとに OD 交通量の推定を行う。事前 OD 分布は、プローブカーが一様に存在していると仮定すると、プローブカーデータを集計することで算出可能である。また、OD 交通量とリンク交通量の関係性をより正確に表すために、各 OD ペアが利用する経路についてもプローブカーデータから算出する。OD 交通量と各リンク交通量が整合性を保ちつつ、事前 OD 分布に近い OD 交通量を求めるための方法として、本研究ではエントロピー最大化法を用いた。

提案手法の性能を評価するため、交通シミュレータ Vis-sim [7] を用いて信号待ち車列長の推定を行い、推定精度について考察を行った。評価実験では、道路網の最小単位である 1 ブロックにおける OD 交通量に加え、約 2km 四方の区画における主要道路を走行する車両の OD 交通量の推定を行った。走行する車群から無作為に抽出した走行軌跡情報をプローブカーデータとみなし、この情報に対して提案手法を適用した。評価実験の結果、全車両におけるプローブカーの割合が 10% であるとき、推定した OD 交通量と真 OD 交通量との相関係数は約 0.7 であり、提案手法により OD 交通量の傾向を捉えられることを示した。

2. 関連研究

交通状況を把握する手法としては、道路や交差点に設置された車両感知器など固定型のセンサを利用する手法が挙げられる。これらの手法は、同一車両を道路に配置された二つのセンサで感知し、その走行速度を把握することで、交通状況を把握するものである。交通状況を表す指標の一つとして、ある地点からある地点の移動に要する通行時間である旅行時間が挙げられ、固定型センサを利用し、旅行時間を推定する手法がいくつか提案されている [2, 3, 8]。Kwon らの手法 [2] は、過去に蓄積された旅行時間と車両検知器から取得した車両の存在情報から、線形回帰により旅行時間を予測する手法であり、20 分後の旅行時間であれば高精度に予測できることを示している。Rice ら [3] は、未来の旅行時間が現在の旅行時間に線形に依存する性質を利用し、高速道路の各セグメントにおける現在の旅行時間を予測する手法を提案している。隣接するセグメントの旅行時間も考慮することにより、一時間後の旅行時間を 10 パーセント程度の誤差で予測できることを示している。また、各リンクで観測された交通量から、対象道路網の OD の交通量を推定するモデルはこれまでに数多く提案されている。エントロピー最大化モデル [9, 10] では、OD 交通量が生起する事前確率をもとに、最も生起しやすい OD 交通量のパターンを求める。このモデルでは、事前確率で与えられる、ある定常的な交通状態のもとで、リンク交通量の制約を満たす OD 交通量のパターンを求めることができ

る。GLS (Generalized Least Squares) モデル [11] は、最小二乗法の考え方にに基づき、観測リンク交通量と OD 交通量の推定値から得られる推定リンク交通量との残差を最小化するようなモデルである。最尤推定モデルは、初期 OD 交通量が、ある元となる OD パターンから抽出された標本であると仮定したモデルであり、観測値の尤度を最大化する OD の交通量を計算する。このように、あらかじめ道路に設置された様々なセンサを用いることによって交通状況を予測する手法は数多く提案されており、特定の道路に対しては、交通状況を高精度に予測できることが示されている。しかしながら、これらの手法は、センサが設置されていることを前提としており、広範囲の交通状況を把握するためには、多数のセンサを配置する必要があり、センサ自体のコストだけでなく、センサを設置するコストも問題となる。

プローブカーシステムを活用した特徴的な取り組みとして、都市を対象とした広域の交通調査が挙げられる [12–14]。Fabritiis ら [12] は、ローマの環状高速道路において、600,000 台以上の車両から収集された 3 分間隔のプローブカーデータから、ニューラルネットワークを利用したパターンマッチングに基づく手法で、30 分後の平均速度を 3.5 から 9.5 [km/h] 程度の誤差で予測できることを示している。Yokota ら [13] は、300 台のトラックからプローブカーデータを収集し、プローブカーが通過する頻度に基づき道路網を二つのモデルに分類する手法を提案しており、京阪神におけるプローブデータの密度、平均通過時間、平均通過スピードを精度よく推定できることを示している。Shan ら [14] は、プローブデータの欠損部分を、シチュエーション毎に異なるパラメータで補完するヒューリスティックな手法を提案している。

また、より詳細に交通状況を把握するために、リンクレベルでの交通状況を推定する取り組みも多数実施されている。例えば、交差点における車列の長さを推定することにより、各交差点の混雑の程度を把握する手法がいくつか提案されている [15, 16]。Comert ら [15] は、各リンクにおいて観測されたプローブカーの停止位置に基づき、交差点における車列の長さを確率モデルとして定式化することにより、車列長を予測している。Cheng ら [16] はショックウェーブ理論 [17] に基づき、プローブカーにより得られる走行軌跡から、車列が伸縮する様子を数理的にモデル化することにより、車列の長さを推定する手法を提案している。Uno ら [18] は長期間蓄積したプローブカーデータを活用し、定められたスケジュールに基づき運行するバスから得られるプローブカーデータを蓄積することで、地理空間と時空間の両方を網羅したデータベースを構築し、高い精度でリンク旅行時間を予測できることを示している。また、プローブカーデータを用いて OD 交通量を推定する研究も多数なされている [5, 19]。Kwon ら [19] は一部の車両から得られる軌跡と、ETC の観測から OD 交通量を推定

する手法を提案している．この手法では，シンプルな道路ネットワークにおいて，プローブカーから集計した経路情報を求めている．三輪ら [5] は予め過去のデータから取得した k - v 曲線を基にリンク交通量を推定し，この推定値とシミュレータを用いて OD 交通量を正確に推定する手法を提案している．このように，プローブカーデータを用いて交通状況を把握及び予測する手法は多数提案されているが，過去に蓄積したプローブデータに大きく依存しているため，交通事故などの突発的な状況変化を適切に把握できないことや，道路に存在する観測機から情報が得られることを前提としているために，任意の道路網に適用できないことが問題点として挙げられる．これに対し，本研究では，個々のプローブカーの詳細な走行軌跡を分析することで，過去のデータに大きく依存せず，直近のプローブデータのみに基づいた OD 交通量の把握が実現できる．

3. リンク交通量の推定

提案手法では，プローブカーから得られる速度情報及び位置情報を基に，交差点に接続する各リンクにおける交通量を推定する．ここでは，赤信号時にリンク上で形成される車列長を，そのリンクにおける交通量とする．ある信号サイクル中の赤信号において，プローブカーが赤信号のために停止した際，プローブカーが停止した位置と赤信号の経過時間から，その信号サイクル中における車両の到着率を計算し，赤信号が終了するまでに車列に加わるであろう車両数を推定し，これをその信号サイクルにおける交通量とする．さらに，青信号においては，プローブカーが停止していた位置と，プローブカーが青信号になってから経過した時間から，その交差点の交通容量を推定する．但し，リンクに流入してくる車両の到着率は，上流の交差点やリンクにおける交通流に大きく依存する．特に，上流の交差点が信号機を有する場合には，その信号の間隔やオフセットに応じて，下流のリンクに対し，車両の流入元になるリンクと，流入する期間が定まるため，ある信号サイクル内における一定の到着率を定められるわけではない．本章では，まず，周辺に信号機を有する交差点が存在せず，信号サイクル中は一定の到着率で車両が流入してくるリンクにおける車列長を推定する手法について説明した後，上流の交差点が有する信号機の制御方針とその交差点に接続する各リンクの交通量から，下流のリンクにおける車列長を推定する手法を説明する．その後，得られた車列長の系列からリンク交通量を推定する方法について説明する．

3.1 独立した交差点における車列長推定

本節では，プローブカーの速度情報と位置情報から，周辺に信号機を有する交差点が存在せず，独立している交差点のリンクにおいて車列長を推定する手法について説明する．図 1 は，プローブカーが交差点に進入する際の挙動を

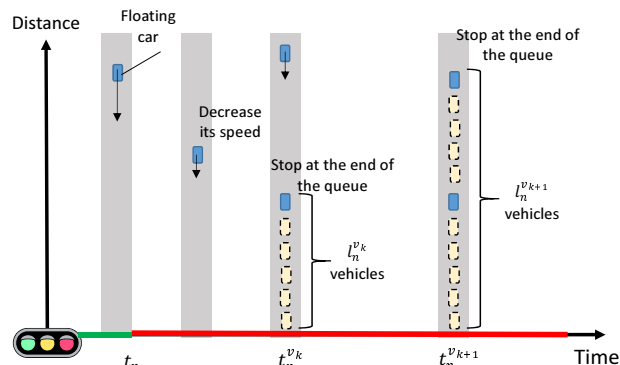


図 1 サイクル i における交差点でのプローブカーの挙動

示したもので，横軸が時間，縦軸が交差点からの距離を表している．また，横軸の緑と赤の色は，交差点に設置されている信号機の状態を示している．信号機が設置された交差点においては，その信号が赤信号の間はその交差点を通過できないことから，交差点を先頭に車両がリンク上に列を形成し，車両が到着するに従ってそれが伸びていく．時刻 t_i において，プローブカー v^1 は道路上をある速度で走行しているが，前方の交差点では，赤信号により既に停止している車両が存在するため，その後，速度を低下させ， $t_i^{v_1}$ の時点で車列の後方で停止する．プローブカーの停止はプローブカーの速度情報から検知でき，また，その車両の位置情報から，車列において $l_n^{v_1}$ 台目に停止していることを把握することができる．周辺に交差点がないため，個々の車両はポアソン過程に従って到着すると仮定できることから，プローブカー v^1 が到着した $t_i^{v_1}$ において，信号サイクル i の車両到着率は以下の式で求めることができる．その信号サイクル内において，プローブ車両が一台のみ到着した場合，この $\lambda_i^{v_1}$ を信号サイクル i の到着率 λ_i とする．

$$\lambda_i^{v_1} = \frac{l_i^{v_1} - r_{i-1}}{t_i^{v_1}} \quad (1)$$

ここで， r_{i-1} は信号サイクル $i-1$ において青信号中に交差点を通過することのできなかった車両台数を表しており，求め方は後述する．一方，同じ信号サイクル内に複数のプローブカーが到着する場合，これらのプローブカーからそれぞれ到着率を算出することで，より正確な到着率を推定することができる．あるプローブカー v_k が時刻 $t_i + t_i^{v_k}$ に $l_i^{v_k}$ 台目で停止した後，別のプローブカー v_{k+1} が時刻 $t_i + t_i^{v_{k+1}}$ に $l_i^{v_{k+1}}$ 台目で停止したとする．この時，プローブカー v_k が到着してから，プローブカー v_{k+1} が到着するまでの間における到着率は下記の式で求めることができる．

$$\lambda_i^{v_{k+1}} = \frac{l_i^{v_{k+1}} - l_i^{v_k}}{t_i^{v_{k+1}} - t_i^{v_k}} \quad (2)$$

m 台のプローブカーから求めたそれぞれの到着率に基づき，式 (3) で与えられるポアソン分布におけるパラメータの最尤推定を行うことで，信号サイクル i 全体における車両の到着率 λ_i を求める．

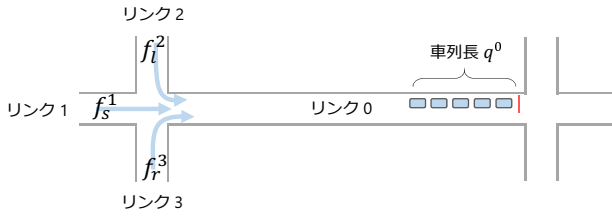


図 2 上流交差点から下流交差点への車両の流入

$$\lambda_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \lambda_{v_k} \quad (3)$$

信号サイクル i において、最後に停止したプローブカー v_m の停止位置と停止時刻をそれぞれ $t_i + t_i^{v_m}$, $l_i^{v_m}$ で表すと、この信号サイクルにおける到着率 λ_i から、赤信号サイクル終了時の車列長の確率分布 $Q_i^{red}(x)$ は下記の式で表すことができる。

$$\lambda_i^{red} = \lambda_i \cdot (R - t_i^{v_m})$$

$$Q_i^{red}(x) = \frac{\lambda_i^{red} e^{-\lambda_i^{red} x}}{(x - l_i^{v_m})!} \quad (x \geq l_i^{v_m}) \quad (4)$$

ここで R は、赤信号サイクル長を表している。この確率分布の期待値を信号サイクル i における信号待ち行列長 q_i とする。

以上が独立した交差点における車列長推定手法の概要である。詳細については文献 [6] において説明しているため省略する。

3.2 上流に信号機のある交差点における車列長推定

次に、上流に信号機が設置されている交差点に隣接するリンクにおける車列長を求める手法について説明する。

図 2 は、上流に位置する交差点から下流交差点への流入車両を示したものである。図中の f_s^1 , f_l^2 , f_r^3 は、それぞれ単位時間あたりにリンク 1 から直進する車両数、リンク 2 から左折する車両数、リンク 3 から右折する車両数を表している。図中のリンク 0 において形成される車列長 q^0 は、上流に位置するリンク 1, 2, 3 よりリンク 0 へ流入する車両によって形成される。流入する車両数は各信号サイクル毎に変化するため、リンク 0 におけるサイクル i の車列長は以下のように表される。

$$q_i^0 = \int_{T^0 \cdot i}^{T^0 \cdot i + R^0} f_s^1(t) + f_l^2(t) + f_r^3(t) dt \quad (5)$$

T^0 及び R^0 は、それぞれリンク 0 に設置された信号機のサイクル長と赤信号サイクル長を示す。式 (5) の右辺が表す流入率は、上流交差点の信号状態に大きく影響を受ける。よって、この流入率の時間経過による変動をモデル化することにより、 q_i^0 を推定することができる。

q_i^0 を正確に求めるためには、各リンクから流入する車両の挙動を適切にモデル化する必要がある。なお、本節で

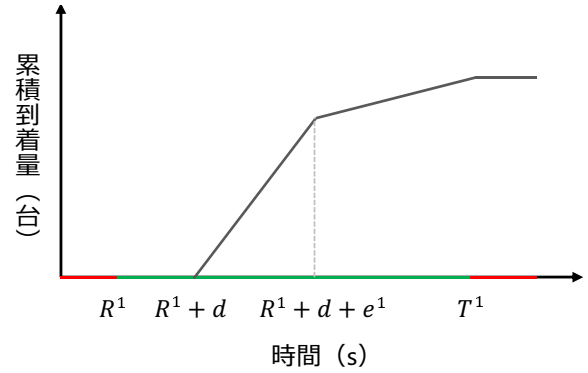


図 3 上流リンク 1 から下流リンク 0 に流入する累積車両台数の時間変化

は、リンク 0 の交差点で形成される車列長についての説明であるので、リンク 0 への車両流入とは、リンク 0 の交差点に車両が到着することを意味する。図 3 は、ある信号サイクルにおいて、リンク 1 からリンク 0 へ流入する車両の累積台数の時間変化を示したものである。ある信号サイクルにおける赤信号の開始時間を 0 とし、次の信号サイクルが開始される時間を T^1 とする。図 3 における累積到着量の傾きから分かるように、リンク 1 からの車両流入には三つの状態が存在する。詳細なモデル化の方法については文献 [6] に記述してあるため省略するが、 $f_s^1(t)$ は下記の式として表すことができる。

$$f_s^1(t) = \begin{cases} 0 & (t' \leq R^1 + d) \\ c^1 \cdot p_s^1 & (R^1 + d < t' \leq R^1 + d + e^1) \\ \lambda^1(t) \cdot p_s^1 & (otherwise) \end{cases} \quad (6)$$

$$t' = t \bmod T^1$$

$f_l^2(t)$ および f_r^3 についても、リンク 1 と同様の方法で車両の流入率をモデル化することができる。これらを用いることにより、各サイクル毎に信号待ち車列長を推定することができる。

3.3 車列長からリンク交通量の推定

最後に、車列長の系列 q_i が得られたとき、この系列におけるリンク交通量 f を求める方法について説明する。車列長 q_i はサイクル i において形成された車列長を示しており、サイクル i の赤信号サイクルでの交通量を意味する。ここで、同じサイクルにおいて、赤信号サイクルにおける交通量と、青信号サイクルにおける交通量が大きく変化しないと仮定すると、サイクル j から k における赤信号中の交通量 f は、赤信号時間 R および青信号時間 G を用いて、以下のように表される。

$$f = \frac{R + G}{R} \sum_{i=j}^k q_i \quad (7)$$

4. OD 交通量の推定

OD(Origin-Destination) 交通量の推定とは、与えられたネットワークおよびその発着点ノードにおいて、ある出発ノードからある到着ノードに向かう車両が何台存在するのかが推定することを言う。すべての OD ペアの組み合わせについて、その交通量を推定するために、前節で述べた方法により得られるリンク交通量を用いる。加えて、プローブカーデータの走行経路を集計したものを用いる。各リンクを通過する交通量は、多数の OD ペアによる交通から構成されているため、対象となる範囲におけるリンクの交通量のみを用いて OD 交通量を正確に推定することは困難である。そこで本研究では、どの OD ペアによる交通が発生しやすいかを表す事前 OD 分布に基づいて OD 交通量の推定を行う。つまり、事前 OD 分布に近い分布を持ち、推定したリンク交通量との整合性を保つような OD 交通量を推定する。事前 OD 分布は、プローブカーが一様に存在していると仮定することで、プローブカーデータから集計することが可能である。加えて、OD 交通量とリンク交通量の関係性を正確に考慮するためには、各 OD ペアによる交通がどのリンクを通過するかという情報も必要である。経路選択率と呼ばれるこの情報は、道路網の特徴や事前知識などから取得できる場合はそれを用い、そうでない場合は事前 OD 分布と同様に、プローブカーデータから集計することができる。本研究では、上記の条件を満たす OD 交通量を求めるために、エントロピー最大化モデルを用いた。

また、OD 交通量を推定するにあたって、予め用意した発着点ノードおよびそれらを結ぶ主要な道路で構成されるネットワークを用いる。例えば都市間の OD について考えると、これらの OD ペアによる交通の多くが都市間の主要な道路を利用すると考えられるので、都市間移動に利用されない街路などの影響は無視できると考えられるためである。

4.1 リンク情報の集約

与えられたネットワークにおいて、複数リンクを一つのリンクとして集約できる場合が存在する。その例を、図 4 に示す。ここで、リンク 1 とリンク 2 の間に存在する交差点で直交するリンクは、より細かい道路網に接続するリンクであり、その交通量はリンク 1 およびリンク 2 に比べて非常に少ないものとする。このとき、リンク 1 とリンク 2 における交通量は同じであると考えられ、リンク 1 およびリンク 2 をまとめたものを単一リンクとしてみなすことができる。同様に、リンク 3 についても集約することができる。このようにして複数のリンク情報を集約することで、ネットワークを単純化するとともに、リンク情報の信頼性を高めることができる。

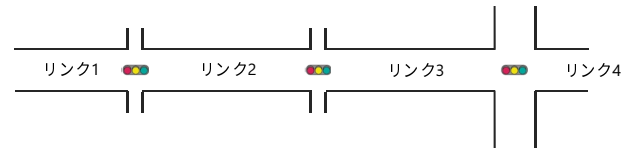


図 4 リンク情報集約の例

4.2 OD 交通量と推定リンク交通量の関係

ゾーン i からゾーン j に向かうトリップ x_{ij} がリンク a を利用する割合を p_{ij}^a とすると、リンク a における交通量のうち、トリップ x_{ij} の交通量が占めるのは $x_{ij}p_{ij}^a$ と表される。同様にして、他のトリップについても考えると、リンク a における交通量 v_a と、トリップ x_{ij} との関係は式 (8) で表される。なお、 p_{ij}^a の値は道路の特性から算出する方法や、プローブカーの経路情報から算出する方法などが考えられる。

$$v_a = \sum_i \sum_j x_{ij} p_{ij}^a \quad (8)$$

適切に算出した p_{ij}^a の値に基づき、この関係式を満たすような交通流を求めることで、より正確な OD 交通量が推定できる。しかし、前節で述べた手法により推定したリンク交通量 \hat{v}_a は、必ずしも真値と一致するとは限らない。例えば、プローブカーが信号サイクルの前半に停止した場合、停止時刻からサイクル終了までに多くの車両が到着すると考えられ、その分誤差が生じやすい。一方、プローブカーが信号サイクルの後半に停止した場合、その後の車列長変動は小さいために誤差が生じにくい。以上のように、プローブカーが車列に到着したタイミングが早いほど車列長推定に大きな誤差を生じ、リンク交通量の誤差も大きくなると考えられる。この停止タイミングによって生じる誤差の大きさを $r \cdot v$ とし、実際のリンク交通量と提案手法により推定したリンク交通量との関係を式 (9) に示す。

$$v_a - (1 - r) \cdot v < \hat{v}_a < v_a + (1 - r) \cdot v \quad (9)$$

ここで、 r を信頼度と呼び、同一タイムスライス内における交通量がどれだけ信頼できるかを表す指標とする。 v は想定する誤差の最大値であり、本研究では、各リンクで推定したリンク交通量 \hat{v}_a の平均を用いる。また、サイクル i における信頼度 r_i をプローブカーの停止タイミングに基づいて以下のように定義する。

$$r_i = \frac{t_i^v}{R} \quad (10)$$

ここで、 R は赤信号時間を、 t_i^v はサイクル i において最後に停止したプローブカーの停止時間を表す。リンク交通量の信頼度としては、この信頼度の系列の平均値を用いる。式 (8) および式 (9) から、OD 交通量と推定リンク交通量の関係は以下のように求められる。

$$\hat{v}_a - (1 - r) \cdot v < \sum_i \sum_j x_{ij} p_{ij}^a < \hat{v}_a + (1 - r) \cdot v \quad (11)$$

4.3 OD 交通量の算出

観測リンク交通量から OD 交通量を推定する手法は数多く提案されているが、本研究では上述した条件のもとで、代表的なモデルであるエントロピー最大化モデルを用いる。観測リンク交通量に基いて OD 交通量を推定する代表的なモデルとして、エントロピーモデルの他に最尤推定モデルや GLS モデルが挙げられる。最尤推定モデルでは、観測誤差がパラメータ推定に大きく影響を及ぼし、推定がロバストでない可能性があるという問題がある。また、GLS モデルは観測誤差の期待値が 0 である場合に有用なモデルであるが、上述した車列長の信頼度が低い場合にはリンク交通量に多分の誤差が生じ、必ずしも誤差の期待値が 0 とならないため、適用困難であると考えられる。一方、エントロピー最大化モデルでは、各リンク交通量の誤差を考慮した制約を与えることができるため、本研究ではエントロピー最大化モデルを採用した。エントロピーモデルは、各 OD トリップが等しい確率で生起すると仮定したとき、最も生起する確率が高いパターンを OD 交通量とするものである。何の事前情報も与えられない場合は、どの OD トリップも等しい確率で生起すると考えるのがこのモデルである。この生起確率として、事前 OD 分布の OD パターン q_{ij} を与えることにより、式 (12) で示す最適化問題として表すことができる。この最適化問題を、式 (11) の制約のもとで解くことによって、OD 交通量 x_{ij} を得る。

$$\max F = \frac{x!}{\prod_i \prod_j x_{ij}!} \prod_i \prod_j (q_{ij})^{x_{ij}} \quad (12a)$$

$$\text{subject to } x = \sum_i \sum_j x_{ij} \quad (12b)$$

x は総トリップ数を示し、 q_{ij} は事前 OD 分布を表している。この値は、集計したプローブカーから、 i から j へ向かったデータ数を総データ数で除した値として算出する。

5. 性能評価

提案手法の有効性を検証するため、マイクロ交通シミュレータ Vissim [7] を用いて評価実験を行った。実験では、構造が異なる複数のネットワークについて、リンク交通量および OD 交通量の推定を行う。実験では、Vissim により生成した車両群のうち、一部の車両の走行軌跡情報を用いて推定を行った。その後、実際にシミュレーションで発生した交通量と、推定結果を比較し、その推定精度について評価を行った。また、プローブカーとして抽出する車両の組み合わせによって推定結果が変動すると考えられるので、複数回異なる組み合わせでプローブカーの抽出を行うことで、より一般的な性能について評価を行った。

5.1 シミュレーション環境

評価実験として、道路網を構成する最小単位である 1 ブ

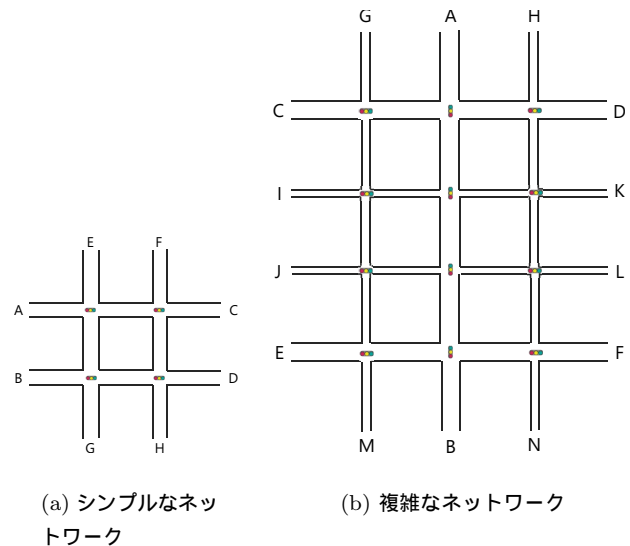


図 5 実験に用いたネットワーク図

ロックにおける OD 交通量を正しく推定できるかについて評価を行った。加えて、約 2km 四方の区画における主要道路を通過する OD 交通量の推定精度についても評価することで、リンク情報を集約したネットワークで、OD 交通量が正しく推定できるかの確認を行った。実験に用いたネットワークを図 5 に示す。図 5(a) は、道路網を構成する最小単位である 1 ブロックのシンプルなネットワークを想定し、リンク長は 150m である。また、横方向の通行について交通量が多く発生し、利用状況に偏りがある設定とした。図 5(b) は、縦 2.5km、横 2km の都市部における主要道路で構成される道路網を想定し、リンク長は 500m である。図中の太い道路が幹線道路を表しており、事前知識として、多くの車両がこの幹線道路を介してネットワーク外へ流出することが分かっているものとし、 p_{ij}^a の値が既知であるものとした。また、いずれも図中に記載されているアルファベットは、それぞれ発着点ノードを示し、前者のネットワークにおいてはすべてのノード間における合計 52 ペアについて、後者のネットワークにおいては主要な OD である 40 ペアについて OD 交通量を推定した。各交差点の信号は、同時オフセット方式で制御されており、南北に伸びるリンクが青信号の間、東西に伸びるリンクは赤信号となる。以上の条件のもとで 90 分のシミュレーションを行い、全車両に対するプローブカー率として 10% を設定した。なお、シミュレーションの前半 30 分のデータは経路選択率および事前 OD 分布を算出するために用い、その後のデータに対して OD 交通量の推定を行い、推定精度を評価した。

5.2 リンク交通量の推定精度

リンク交通量の推定精度は、相対誤差の平均値を用いて評価する。これにより、各リンクごとに推定された交通量

表 1 各ネットワークにおけるリンク交通量の相対誤差

	シンプル	複雑
タイムスライス 15 分	0.27	0.27
タイムスライス 60 分	0.17	0.21

の誤差について確認する．表 1 に，各リンク交通量を，それぞれ 15 分および 60 分のタイムスライスで推定した時の相対誤差の平均値を示す．表から，いずれのネットワークにおいてもタイムスライス 60 分のほうが誤差が小さいことが分かる．これは，長期間の車列情報を用いることで各車列長推定において発生した誤差が吸収されたためであると考えられる．また，複雑なネットワークにおいては，主要道路以外のリンクにおいて交通量が小さく，これらのリンクで停止する車両の絶対数が少なくなったために誤差が生じやすかったと考えられる．

5.3 OD 交通量の推定精度

OD 交通量は，リンク交通量と異なり，OD のペアによって交通量の真値に大きくばらつきがある．そこで，OD 交通量全体として正しく推定できるかを確認するため，相関係数 R の平均値を評価指標として用いた．表 2 に，OD 交通量を，それぞれ 15 分および 60 分のタイムスライスで推定した時の相関係数 R の平均値を示す．いずれのネットワークおよびタイムスライスにおいても， $0.7 < R < 0.9$ となり，ある程度の相関がみられることが確認される．また，最も相関係数が低い複雑なネットワークをタイムスライス 15 分で推定したものについて，その推定結果例を図 7 に示す．このときの推定値と真値間の相関係数は 0.7 である．この図より，50 ペア存在する OD 交通量について，一部大きな誤差が生じているペアは見られるが，各 OD ペアにおける交通量の傾向を捉えることができていると言える．誤差の原因として，まず，リンク交通量の推定誤差が考えられる．図 6 に，リンク交通量の誤差が OD 交通量に影響を及ぼしたと考えられる一例を示す．図から分かるように，ノード B を出発点とする OD ペアについて交通量が多めに推定されている．これは，ノード B からネットワーク内部へ向かうリンクの交通量を実際より多く推定してしまったことが原因であると考えられる．他の誤差要因として，プローブカーデータから事前 OD 分布が正しく算出できなかったことが挙げられる．短期的にみると，プローブカーは偏って混入し，実際の OD 分布とプローブカーデータから算出される OD 分布には隔たりが存在する．タイムスライスが短くなるほどこの隔たりは大きくなると考えられ，タイムスライス 15 分の相関係数が低い値となっているのはこれが原因であると考えられる．

6. おわりに

本研究では，これまでに我々の研究グループが提案した，

表 2 各ネットワークにおける OD 交通量の相関係数

	シンプル	複雑
タイムスライス 15 分	0.84	0.73
タイムスライス 60 分	0.89	0.86

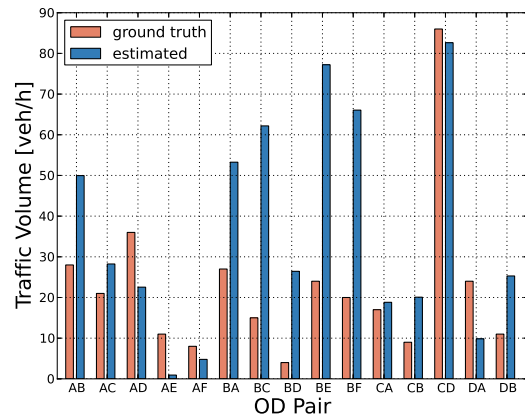


図 6 リンク交通量誤差により OD 交通量誤差が生じる例

プローブカーと信号パラメータを利用した車列長推定手法を用いて，OD 交通量を推定する手法を提案した．提案手法の性能を評価するためにマイクロ交通シミュレータ Vissim を用いたシミュレーション実験を行い，性能評価を行った．実験の結果，15 分という短いタイムスライスにおいて，誤差 27% でリンク交通量を推定できることを示した．また，タイムスライスを 60 分とすると，誤差 21% で推定可能であった．OD 交通量については，事前知識のないシンプルなネットワークにおいて推定値と真値の相関係数が 0.84 となり，合計 52 ペア存在する OD 交通量のある程度推定できた．また，2km 程度の都市部においても，車両が通行するおおよその経路を事前知識として与えることで，相関係数 0.73 となった．

今後の課題として，OD 間に複雑な経路が存在し，その事前知識が得られない場合には，その経路選択率をプローブカーデータから詳細に分析する必要がある．また，本研究ではネットワーク内からネットワーク内へ移動する車両を考慮していないため，より現実的な環境に適用するには，これを考慮する必要がある．

参考文献

- [1] 国土交通省都市・地域整備局 都市計画課都市計画調査室：都市交通調査・都市計画調査．
- [2] Kwon, J., Coifman, B. and Bickel, P.: Day-to-day travel-time trends and travel-time prediction from loop-detector data, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 1717, No. 1, pp. 120–129 (2000).
- [3] Rice, J. and van Zwet, E.: A simple and effective method for predicting travel times on freeways, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 200–207 (2004).

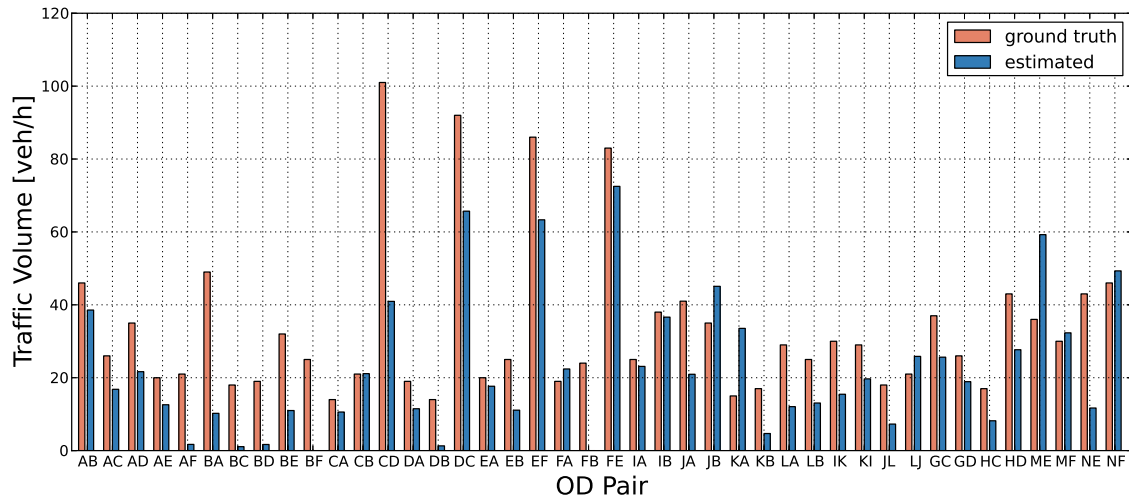


図 7 OD 交通量の推定結果例

- [4] 野村武司(編): IT ソリューションフロンティア, Vol. 29, No. 3, 野村総合研究所 (2012).
- [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, 土木学会論文集 D, Vol. 64, No. 2, pp. 252-265 (2008).
- [6] 丹下智之, 廣森聡仁, 梅津高朗, 山口弘純, 東野輝夫: 車両プローブ情報及び上流の信号パラメータに基づく信号待ち車列長推定手法の提案, 2015 年度情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2015 (2015).
- [7] Vissim. Traffic Simulation with PTV Vissim for Efficient Junction Design.
- [8] Wang, Y., Papageorgiou, M., Messmer, A., Coppola, P., Tzimitsi, A. and Nuzzolo, A.: An adaptive freeway traffic state estimator, *Automatica*, Vol. 45, No. 1, pp. 10-24 (2009).
- [9] Van Zuylen, H. J. and Willumsen, L. G.: The Most Likely Trip Matrix Estimated from Traffic Counts, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 14, No. 3, pp. 281-293 (1980).
- [10] Willumsen, L. G.: Estimating Time-Dependent Trip Matrices from Traffic Counts, *Proceedings of the 9th International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, The Netherlands, pp. 397-411 (1984).
- [11] Cascetta, E.: Estimation of Trip Matrices from Traffic Counts and Survey Data: A Generalized Least Squares Estimator, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 18, No. 4/5, pp. 289-299 (1984).
- [12] de Fabritiis, C., Ragona, R. and Valenti, G.: Traffic estimation and prediction based on real time floating car data, *Proceedings of the 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2008)*, Beijing, China, IEEE, pp. 197-203 (2008).
- [13] 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).
- [14] Shan, Z., Zhao, D. and Xia, Y.: Urban road traffic speed estimation for missing probe vehicle data based on multiple linear regression model, *2013 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, pp. 118-123 (online), DOI: 10.1109/ITSC.2013.6728220 (2013).
- [15] Comert, G. and Cetin, M.: Analytical Evaluation of the Error in Queue Length Estimation at Traffic Signals From Probe Vehicle Data, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 12, No. 2, pp. 563-573 (2011).
- [16] Cheng, Y., Qin, X., Jin, J., Ran, B. and Anderson, J.: Cycle-by-Cycle Queue Length Estimation for Signalized Intersections Using Sampled Trajectory Data, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 2257, pp. 87-94 (2012).
- [17] Lighthill, M. J. and Whitham, G. B.: On Kinematic Waves, I. Flood Movement in Long Rivers, *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, pp. 281-316 (1955).
- [18] 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).
- [19] Kwon, J. and Varaiya, P.: Real-Time Estimation of Origin-Destination Matrices with Partial Trajectories from Electronic Toll Collection Tag Data, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol. 1923, pp. 119-126 (2005).