

# VNを用いたシミュレーションとベイズ型OD推定\*

## Simulation on virtual network and Bayesian OD estimation\*

山田孝太郎\*\*・越智大祐\*\*\*・羽藤英二\*\*\*\*

By Kotaro YAMADA\*\*・Daisuke OCHI\*\*\*・Eiji HATO\*\*\*\*

### 1. はじめに

交通施策の評価にあたり、実際に施策を導入して評価することはしばしば現実的ではない。そのため、施策を導入した際の交通状況を仮想的に表現する交通シミュレーションが必要となる。施策の規模や対象によって必要となるシミュレーションモデルは異なり、主にフローの表現方法により主にマクロ、マイクロとその中間のメゾの3種類に分類される<sup>1)</sup>。交差点部やランプ部のような小さな範囲の施策の評価にはマイクロシミュレーションが用いられてきた。マイクロシミュレーションは、車両の細かい挙動が詳細なネットワーク上で表現できるものの、計算コストが高く、広域のネットワークでの実行には困難が多い。しかし、マクロシミュレーションでは、広域的なフロー状況は表現できるが、細かいネットワークでの移動体の挙動は表現できない。

本研究では、横浜みなとみらい地区におけるシミュレーションの実行を考える。この地区は3km四方の範囲内の程度の広さであるが、国道1号線や国道16号線、首都高速などの主要幹線道路が通過しており、広域ネットワークと詳細ネットワークでのフローを同時に考慮する必要がある。そこで、本研究では地区内の詳細ネットワークと、広域的なネットワークにプローブパーソン (PP) データから生成した、仮想的なバーチャルネットワーク (VN) を組み合わせたシミュレーションモデルを提案する。このシミュレーションモデルはVNに配分した交通量を詳細ネットワークに受け渡し、より詳細なフローを表現する。しかし、そのままでは詳細ネットワーク上の交通量が現実的なものとはならない。そこで、詳細ネットワーク上で観測されたリンク交通量をもとに、VNから受け渡す交通量を補正するOD推定の手法が必要となる。本研究では、そのOD推定手法にHazelton(2010)<sup>2)</sup>が提案したベイズ型OD推定手法を用いる。

図-1に本研究の計算フローを示す。まず、広域的なOD

キーワード：  
\*\*学生員，東京大学大学院工学系研究科都市工学専攻  
(東京都文京区本郷七丁目三番地十一号)

TEL:03-5841-1672,E-mail:yamada@bin.tu-tokyo.ac.jp)

\*\*\*非会員，トランスフィールド (株)

\*\*\*\*正員,工博,東京大学大学院工学系研究科都市工学専攻

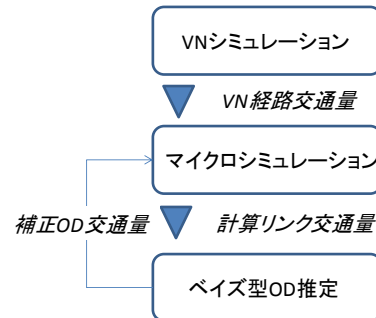


図-1 シミュレーションとOD推定計算フロー

データをVNに配分する。その配分した交通量の中で、詳細ネットワークに流入する経路交通量を詳細ネットワークに受け渡し、詳細ネットワークでマイクロシミュレーションを行う。この際、あらかじめVNと詳細ネットワークの接続関係をPPデータから定義し、このVNとリンク間で交通量の受け渡しを行う。続いて、詳細ネットワーク上でシミュレーションリンク交通量を計算し、実際の観測リンク交通量をもとにOD推定を行い、詳細ネットワークに渡されたVNの交通量を補正する。

### 2. OD推定手法

#### (1) OD推定の既往手法

従来のOD推定手法は主に、実際の観測交通量とシミュレーションでの計算交通量の差分の平方和を最小化する残差平方和最小化法<sup>3)</sup>と、観測交通量を与えられた際の出現確率を最大化するエントロピー最大化法<sup>4)</sup>の2つの手法がある。

残差平方和最小化法は、式(1)に示す、リンク交通量もしくは発生交通量の差分の平方和 $G$ を最小化する。ここで $Q_{rs}$ は $rs$ 間のOD交通量、 $p_{l,k}$ は観測点 $l$ を通る経路 $k$ を選択する確率、 $x_l$ は $l$ における観測交通量である。

$$G = \sum_l \left( \sum_r \sum_s Q_{rs} \cdot p_{l,k} - x_l \right)^2 \quad (1)$$

一方、エントロピー最大化法は、計算交通量が観測交通量に一致するという条件のもとで、出現確率が最大となるOD交通量の組み合わせを求める。つまり、制約条件

$$T = \sum_r \sum_s Q_{rs} \quad (2)$$

$$x_l = \sum_r \sum_s Q_{rs} \cdot p_{l,k} \quad (3)$$

のもとで、

$$P(Q_{rs}) = \frac{T!}{\prod_r \prod_s Q_{rs}!} \prod_r \prod_s (q_{rs})^{Q_{rs}} \quad (4)$$

を最大化する。なお $q_{rs}$ は、先験OD交通量 $Q_{rs}^*$ を用いて式(5)のように与える。

$$q_{rs} = \frac{Q_{rs}^*}{\sum_r \sum_s Q_{rs}^*} \quad (5)$$

## (2) ベイズ型OD推定手法の定式化

前述したとおり、本研究では、Hazelton(2010)によるベイズ型OD推定手法を用いた。式(6)はリンク交通量ベクトル $\mathbf{x}$ が観測された時の、パラメータベクトル $\theta$ の事後分布の確率密度関数を表している。この分布を求めることがベイズ型OD推定である。

$$f(\theta | \mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x} | \theta)f(\theta)}{f(\mathbf{x})} \quad (6)$$

しかし、式(6)の右辺の分母を求めることは通常不可能である。そこで、マルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC)のうち、メトロポリス-ヘイスティングス法<sup>5)</sup>を用いて、パラメータの事後分布を求める。

ここで、ベイズ型OD推定手法の具体的な手順を、例を挙げて示す。 $Q_{rs}$ を $rs$ 間のOD交通量とし、 $y_k$ を経路 $k$ の経路交通量とする。また、経路選択確率は式(2)で表され、 $c_k$ は経路 $k$ のコスト、パラメータ $\theta$ は経路選択モデルの経路コストに関するパラメータとする。従来のOD推定では $Q_{rs}$ の値を求めることが目的であったが、本研究で取り上げる手法は、経路交通量 $y_k$ の分布と経路選択モデルのパラメータ $\theta$ の分布を求めることが目的となる。以下に示すメトロポリス-ヘイスティングス法の手順でパラメータのサンプリングを行い、それぞれのパラメータの分布を求める。

1. 初期値 $\theta^0, \mathbf{y}^0$ を設定し、時刻を $t=1$ とおく。ここで $\mathbf{y} =$
2. 提案分布 $q_{\theta}(\cdot | \theta^t, \mathbf{y}^t)$ から $\theta^{\dagger}$ をサンプリングする。
3.  $\theta^{\dagger}$ を次の採択確率 $\alpha_{\theta}$ で採択する。

$$\alpha_{\theta} = \min \left[ 1, \frac{f(\mathbf{y}^{t-1} | \theta^{\dagger})f(\theta^{\dagger})q_{\theta}(\theta^{t-1} | \theta^{\dagger})}{f(\mathbf{y}^{t-1} | \theta^{t-1})f(\theta^{t-1})q_{\theta}(\theta^{\dagger} | \theta^{t-1})} \right] \quad (7)$$

採択された場合 $\theta = \theta^{\dagger}$ 、そうでない場合 $\theta = \theta^{t-1}$ 。

4.  $k=1, \dots, N$ について以下を繰り返す。

1. 提案分布 $q_{\mathbf{y}}(\cdot | \theta, \mathbf{y}^{t-1})$ から $\mathbf{y}^{\dagger}$ をサンプリングする。ただし、 $\mathbf{y}_i^{t-1} = (y_{i1}^{t-1}, \dots, y_{iN}^{t-1})$ である。
2.  $\mathbf{y}^{\dagger}$ を次の採択確率 $\alpha_{\mathbf{y}}$ で採択する。

$$\alpha_{\mathbf{y}} = \min \left[ 1, \frac{f(\mathbf{y}_i^{\dagger} | \theta^t, \mathbf{y}_{-i}^t)f(\mathbf{x}_i | \mathbf{y}_i^{\dagger}, \mathbf{y}_{-i}^t)q_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}_i^{t-1} | \theta^t, \mathbf{y}_{-i}^t)}{f(\mathbf{y}_i^{t-1} | \theta^t, \mathbf{y}_{-i}^t)f(\mathbf{x}_i | \mathbf{y}_i^{t-1}, \mathbf{y}_{-i}^t)q_{\mathbf{y}}(\mathbf{y}_i^{\dagger} | \theta^t, \mathbf{y}_{-i}^t)} \right] \quad (8)$$

採択された場合 $\mathbf{y}_i = \mathbf{y}_i^{\dagger}$ 、そうでない場合 $\mathbf{y}_i = \mathbf{y}_i^{t-1}$

5.  $t=t+1$ として、2.に戻って繰り返す。tがあらかじめ指定された繰り返し回数になった時にサンプリングを終了する。

$t$ が小さい時はサンプリングされた値は初期値に影響されやすいため、最初の期間にサンプリングされた値は事後分布に含めない。この期間を”burn-in period”と呼ぶ。

大規模な実ネットワークでのOD推定の問題は、任意のOD間の経路集合を生成することであった。しかし、本研究で用いるプローブパーソンデータでは経路データの取得が可能であるため、経路集合の生成が可能である。そのため、OD交通量 $Q_{rs}$ も $rs$ 間に列挙された経路交通量の和をとることで簡単に求められる。

## (3) 既往OD推定手法とベイズ型OD推定の比較

残差平方和最小化法とベイズ型OD推定の手法の比較を行う。各手法の特徴を表-1にまとめる。

残差平方和最小化法とエントロピー最大化法によるOD推定には、観測リンク交通量のほかに経路選択確率が先験的に与えられることが必要となる。従来のOD推定の枠組みでは、この経路選択確率の補正は考慮されていない。また、残差平方和最小化法では、観測箇所数が少ない場合は計算ができないことがある。一方、エントロピー最大化法は観測リンク交通量の誤差に結果が影響される場合がある。

一方、ベイズ型OD推定では、式(6)のパラメータベクトル $\theta$ に、経路交通量や経路選択モデルのパラメータを含めることで、それらの事後分布を求めることができる。そのため、従来の手法とは異なり、経路選択確率が未知の場合でも、OD推定が可能になるだけでなく、さらに経路選択モデルのパラメータの分布も求めることができる。つまり、従来の手法に比べて、頑健性の高い計算手法といえる。

## 3. ネットワーク構成

### (1) VNの構築

VNとは山川ら(2009)<sup>3)</sup>によって提案された、データオリエンティッドなネットワーク構築手法である。平面をいくつかのセルによって分割し、PPデータの移動軌跡を表す測位点をセルにマッチングさせる。セル間の移動軌

表-1 OD推定手法比較

	既知変量	推計量	その他
エントロピー最大化法	区間交通量, 経路選択確率, OD 交通量	OD 交通量	観測交通量の誤差を考慮しない.
残差平方和最小法	区間交通量, 経路選択確率, OD 交通量	OD 交通量	少ない観測箇所数では推定できない. 大きな OD パターンの変化にも対応. 観測交通量の誤差を考慮
ベイズ型 OD 推定	区間交通量	OD 交通量, 経路選択確率	

跡からセル間に仮想的なリンクを設定し、ネットワークを構築する手法である。セルにマッチングした測位点数からセルの通過コストを算出することができるため、リンクコストも算出することが可能である。

(2) VNと詳細ネットワークの接続

ここでは、図-2に示すように、詳細ネットワークを含むセル（詳細セル）と隣接する詳細ネットワークを含まないセル（VNセル）間のVNリンクと、詳細ネットワークのリンク接続方法について述べる。

接続方法には、詳細セルとVNセルにまたがって移動したトリップの測位点データのマップマッチングする方法を用いた。VNセルから詳細セルに入る移動軌跡のトリップを例にとる。まずVNセルと詳細セル間のリンクに測位点をマッチングし、これを接続の上流リンクとする。次に、残りの測位点データを詳細ネットワークにマッチングし、最初にマッチングしたリンクを接続の下流リンクとして、上流のVNリンクとの接続関係を定義する。逆に詳細セルからVNセルに入る場合も、この手順を逆にした場合と同様である。VNセルは仮想的なリンクであるため、詳細ネットワークとの接続は一意的に決まるわけではなく、セルの大きさやデータによって、一つのVNリンクから複数の詳細ネットワークリンクと接続する場合もある。

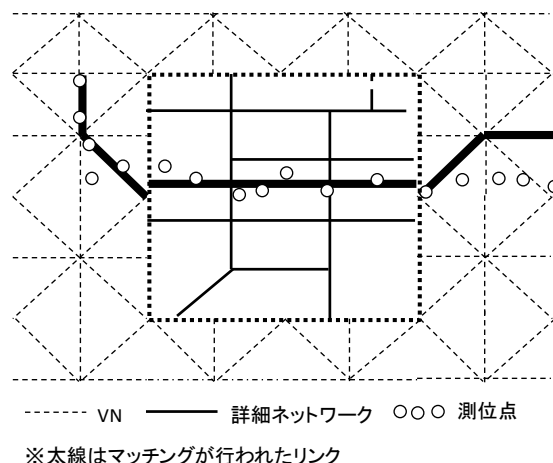


図-2 VNと詳細ネットワークの接続

表-2 データを利用した過去のPP調査

調査名	調査期間	人数× 日数	測位点 レコード数
横浜 PP 調査 2009	2008/10/29～ 2008/11/27	30 名× 30 日	127699
横浜 PP 調査 2008	2008/11/08～ 2008/12/24	133 名× 47 日	2449361

リンク数11013, リンク総延長1946122mである。

4. データ概要

(1) PPデータ

本研究でVNの構築と、マップマッチングに用いたデータは2008年から2009年にかけて行われた横浜PP調査のデータである。表-2に調査の概要を示す。このうち、自動車を利用したトリップとその測位点のみを用いたため、実際に利用した測位点数は合計1079605であった。

(2) 詳細ネットワークデータ

詳細ネットワークデータはデジタル道路地図のうち、2次メッシュ番号533914と533915の基本道路データを変換して作成した。ネットワークの諸元は、ノード数3954、

(3) VNの構築とマッチング結果

上記の測位点データを用い、VNの構築と詳細ネットワークへのマップマッチングを行った。

まずセルの大きさを変えて、構築されたVNリンク数の変化をみた。なお、セルを設定した範囲は、北緯35～36度、東経139～140度の範囲である。セルを正方形とし、1辺の長さを500m,1000m,2500m,5000m,10000mと変化させたときのVNリンク数の変化を図-3に示す。1辺の長さとのVNリンク数が反比例と似た関係になっていることが分かる。

詳細ネットワークへのマッチングした結果、詳細ネットワークで列挙された互いに異なる経路数は1152であった。この経路で利用されているリンク数は4736であり、

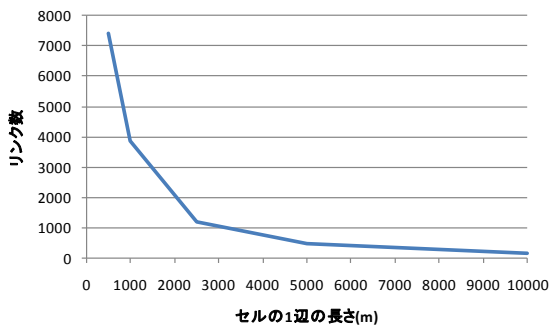


図-3 セルの大きさとVNリンク数の関係

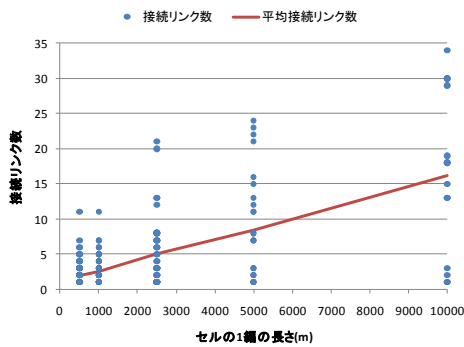


図-4 セルの大きさと

VNリンクへの接続詳細リンク数の関係

詳細ネットワークの全リンク数の約43%を網羅していることになる。

次に、VNと詳細ネットワークの接続関係について分析した。メッシュの大きさごとに、VNから接続する詳細リンク数の平均を図-4に示す。セルの大きさが大きくなるに従い、VNリンクに接続する詳細ネットワークのリンク数の平均が増加していくことが分かる。このことから、セルを大きくすることで計算コストを減少させることができるが、セルが大きくなりすぎると、VNと詳細ネットワークのリンクの対応関係が複雑になり、交通量の受け渡しが難しくなることが予想される。

## 5. OD推定計算例

ここでは、具体的なネットワークをとりあげ、ベイズ型OD推定の計算例を示す。

VNから詳細ネットワークへ受け渡す交通量を補正することを想定するため、経路データは、ODが詳細ネットワークと接続するVNのリンクとなる、詳細ネットワークエリアを通過する経路のみとした。計算に利用した経路データは100経路であった。また、68ペアの初期OD交通量と10か所の観測交通量データには仮想的なデータを与えた。VNを構築する際のメッシュは1辺が1000mの正方形に設定した。

経路Pを選択する確率は経路選択確率は式(9)で与え、

経路コスト $c_k$ についてのパラメータ $\theta$ の分布を推定した。

$$p(k) = \frac{\exp(-\theta c_k)}{\sum_l \exp(-\theta c_l)} \quad (9)$$

パラメータ $\theta$ の提案分布には、区間[0,1]上の一様分布を用いた。また、経路交通量の提案分布は、平均 $Q_{rs}p_k$ 、分散 $10^2$ の正規分布を仮定した。

図-5にメトロポリス-ヘイスティングス法によるパラメータ $\theta$ のサンプリング結果を示す。サンプリング回数を10000回とし、そのうち1000回をburn-in periodとした。この仮想OD交通量を用いた場合は、 $\theta$ が0から0.4の値をとるサンプリング数が多いが、特定の値に収束するような傾向は見られないことがわかる。

本論文では仮ODデータによってOD推定を行ったが、実際のデータを用いて行うことが必要である。

## 6. まとめと課題

本研究では、VNと詳細ネットワークを利用したシミュレーションモデルを構築した。また、ベイズ型OD推定手法を適用することで、マクロレベルとミクロレベルの交通量の受け渡しを補正することが可能になった。

本研究の課題を挙げる。本研究で提案したシミュレーションモデルは、統合型シミュレーションモデルへと組み込むことが考えられている<sup>6)</sup>。そのため、シミュレーションモデルの対象をマルチモーダルへと拡大し、歩行者や自転車、公共交通などへと拡大することが求められている。OD推定で用いる観測交通量も、乗降客数や歩行者交通量なども用いる必要がある。

一方、ベイズ型OD推定手法の問題として、交通量やパラメータを推定した結果は分布形として与えられるため、結果の妥当性や解釈が難しいことが挙げられる。また、パラメータの提案分布の設定方法も明確な基準がないのが現状である。

謝辞：なお本研究を実施するにあたって文部科学省科研費基盤A「プローブ技術を援用したデータフュージョン理論による総合的交行動調査の高度化(代表:羽藤英二)」の協力を受けた。ここに感謝の意を表す。

### 参考文献

- 1) 交通工学研究会編: 交通シミュレーション適用のススメ, 丸善, 2004.
- 2) Hazelton, M., L.: Bayesian inference for network-based model with a linear inverse structure, Transportation Research Part B, Vol.44, No.5, pp. 674-685, 2010.

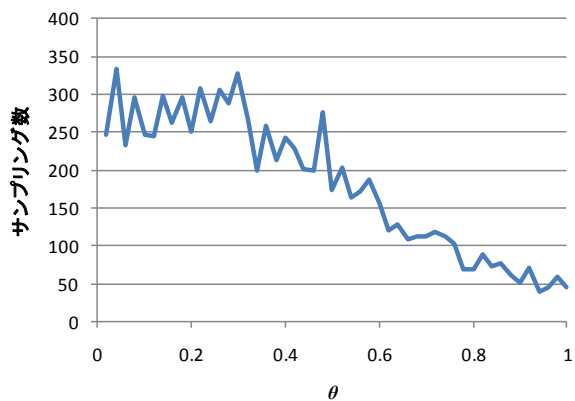


図-5  $\theta$ のサンプリング結果例

- 3) 山川佳洋, 羽藤英二: プローブパーソンデータを基本にした更新型情報プラットフォーム, 第40回土木計画学研究発表会講演・論文集, CD-ROM, 2009.
- 4) Cascetta, E.: Estimation of trip matrices from traffic counts and survey data: A generalized least squares estimator, Transportation Research Part B, Vol.18, 1984.
- 5) 飯田恭敬, 高山純一, 金子信行: リンク観測交通量を用いたエントロピー最大化による道路網交通需要推計法, 土木計画学研究・講演集, No.9, pp.441-410, 1986.
- 6) Hastings, W: Monte Carlo sampling methods using Markov-chains and their applications, Biometrika, Vol.57, No.1, pp.97-109.
- 7) 山田孝太郎, 越智大介, 三谷卓摩, 羽藤英二: データ志向な統合型マイクロシミュレーションモデルの開発, 第40回土木計画学研究講演集, CD-ROM, 2009.