

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	未観測変動を内包するためのOD交通量パターン集合形成モデルの提案と実装
Title(English)	CONSTRUCTING A SET OF ORIGIN-DESTINATION FLOW PATTERNS WITHIN UNOBSERVED FLUCTUATION
著者(和文)	河瀬理貴, 浦田淳司, 井料隆雅
Authors(English)	Riki Kawase, Junji Urata, Takamasa Iryo
出典(和文)	第55回土木計画学研究発表会・講演集, , ,
Citation(English)	, , ,
発行日 / Pub. date	2017, 6
権利情報 / Copyright	本著作物の著作権は土木学会に帰属します。 Copyright (c) 2017 Japan Society of Civil Engineers.

未観測変動を内包するための OD 交通量 パターン集合形成モデルの提案と実装

河瀬 理貴¹・浦田 淳司²・井料 隆雅³

¹学生会員 神戸大学大学院 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: r-kawase@stu.kobe-u.ac.jp

²正会員 神戸大学大学院 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: urata@person.kobe-u.ac.jp

³正会員 神戸大学大学院教授 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: iryo@kobe-u.ac.jp

これまでの大半の需要予測モデルはモデルやインプットデータの時間的安定性を暗黙の前提とし、唯一ないしは少数のアウトプットを得て、将来計画立案に活用してきた。しかし、将来や異常時では、平時の観測データからは予測できない需要の変化が生じるため、従来モデルによる一つの尤もらしい予測値を用いた交通ネットワーク評価は適切であると言い難い。そこで、本研究では、幅をもたせた予測値の提示を行うことを目指し、災害時など不確実な状況を想定した OD 交通量パターン集合を形成するモデル・アルゴリズムを提案する。具体的には、周辺分布と交通ネットワークを外生的に与え、非集計ロジットモデルに変動を付加した目的地選択モデルを構築する。次に、モンテカルロ法を用いたサンプリングアルゴリズムを実装し、多数の OD 交通量パターンを生成する。この際、十分な幅を持つ予測値を形成するため、並列計算を用いたアルゴリズムとする。最後に、テストネットワークを用いた数値計算により、モデルから得られる OD 交通量パターンの幅とその再現性を明らかにする。

Key Words: stochastic variability, demand modeling, discrete choice model, parallel computing

1. はじめに

客観性を確保した交通施策評価プロセスの柔軟性や予測精度の向上を目指し、新たな交通需要予測手法の開発や改良への絶え間ない努力がなされている。近年では、情報技術の発達によりプローブデータや GPS データ等の移動体通信システムによるデータを利用したモデル開発が進められている。しかし、こうした従来の需要予測手法は平時の交通状態を前提としており、土地利用や交通ネットワークに大きな変化が想定される状況を対象とした場合、適切な予測手法であるとは言えない¹⁾。特に、地震や津波といった広範囲災害時の復旧期においては、道路インフラの損傷等の供給側の変化だけでなく、救援活動や救援物流といった需要側の変化が生じ得る。復旧期の交通需要の変化は、1995 年の兵庫県南部地震²⁾や 2016 年の熊本地震³⁾においても指摘されている。このような場合、GPS データ等によって観測される平時の交通需要に向けた交通ネットワークでは対処できずに、交通混雑が生じてしまう可能性が極めて高い。災害復旧時の混雑は、物資配送や経済活動回復の遅滞に繋がり、重大であると言える。しかし、災害復旧期などの稀少な現象については、事象の観測が困難であるためか、十分な研究がなされてこな

かった。こうした背景の下で、本研究では、災害時に対しても頑健なネットワークデザインのために、観測データを前提としない交通現象モデリングを行う。

稀少な現象を想定した場合でも、ゾーン内の人口や土地利用特性に依存する発生集中交通量（以下、周辺分布と呼称する）の変化は比較的予測しやすいと考える。復旧期においては、避難施設や支援物資の集配拠点、被害分布などが周辺分布に影響するだろう²⁾³⁾。伝統的な四段階推定法のコンテキストに則れば、こうした将来の周辺分布の変化によって、OD 交通量パターンも大きく変化する。そのため、各地域の周辺分布を見積もり、それを特定の行動モデルに則って OD 交通量パターンに分配する必要がある。そこで、本研究では、予測が困難な状況における需要予測システムとして、将来の周辺分布をインプットとした OD 交通量パターンの予測モデルを開発・実装する。

OD 推計に関する既存研究としては、交通需要の観測データを用いた残差平方和最小化モデル (GLS モデル⁴⁾⁵⁾)やベイズの定理を用いた OD 交通量推計モデル (BI モデル⁶⁾)、エントロピー最大化原理に基づいたモデル⁷⁾⁸⁾がある。これらのモデルでは、最適化計算を用いることで一つの OD 交通量パターンを推定する。しかし、災害時など不確実な状況を考えれば、上記のモ

デルで行っているように、点推定（すなわち、一つの尤もらしい OD 交通量パターンを解とする）によるアプローチは適切とは言い難い。実際の交通現象には、個人間異質性や空間異質性、経時的変動、非観測誤差等の不確実性が多く存在する⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾。力石 (2010)¹²⁾ は、こうした不確実性を変動と変化に区別し、さらに交通現象の全変動を、個人間変動、世帯間変動、経日変動、空間変動、個人内変動に分類している。また、交通需要予測を行うにあたって、交通現象の不確実性は、施策検討プロセスの進行、及び、時間の経過に伴って増幅することが指摘されている¹³⁾¹⁴⁾¹⁵⁾。故に、適切な評価のためには、この不確実性を考慮することが欠かせない。

需要の変動・変化を考慮した既存のモデル¹⁶⁾¹⁷⁾¹⁸⁾ は、段階的推定プロセスにおける需要変動や平時の移動パターンの将来変化の反映に留まっており、災害時など不確実な状況を想定した予測モデルとしての適用は難しい。一方、不確実性への対応として理論的な裏付けに基づいた幅を持たせた予測値の有用性が主張されている¹⁹⁾²⁰⁾。幅を持たせた予測値を提示する手法として、特定の確率分布から多数の予測値サンプルを抽出する方法がある。OD 交通量パターンの確率分布に関する研究は幾つか存在する²¹⁾²²⁾²³⁾²⁴⁾ が、不確実な状況において適用可能なものは少ない。加えて、マクロなモデルをベースとした確率分布であるが故に、行動的規範に乏しい。故に、不確実な状況における個々の交通行動を非集計的にモデル化した上で、集計的な OD 交通量パターンの確率分布を形成するほうが有効である。

本研究では、幅を持たせた予測値を提示するために、多数の OD 交通量パターンを含む OD 交通量パターン集合を形成するモデルを提案する。提案モデルは、空間的な未観測変動を内包した目的地選択モデルを構築し、モンテカルロ法を適用することにより、多数の OD 交通量パターンを得る。さらに十分な幅をもつ予測値を高速に形成するために、並列性の高いアルゴリズムを開発・実装する。2 章では、OD 交通量パターンを生成する基となる目的地選択モデルを構築し、そのサンプリングアルゴリズムを示す。3 章では、構築したモデルを用いて、Philadelphia Network を対象に数値計算を行う。4 章では、結論と今後の課題について述べる。

2. OD 交通量パターン集合の形成モデル

(1) フレームワーク

本節では、本研究で提案するモデルのフレームワークを説明する（図-1）。

まず、周辺分布や交通ネットワークを外生的に付与する。ここでは、外生パラメータに内在する不確実性の影響を抑制するために、周辺分布を確率変数とする。発生

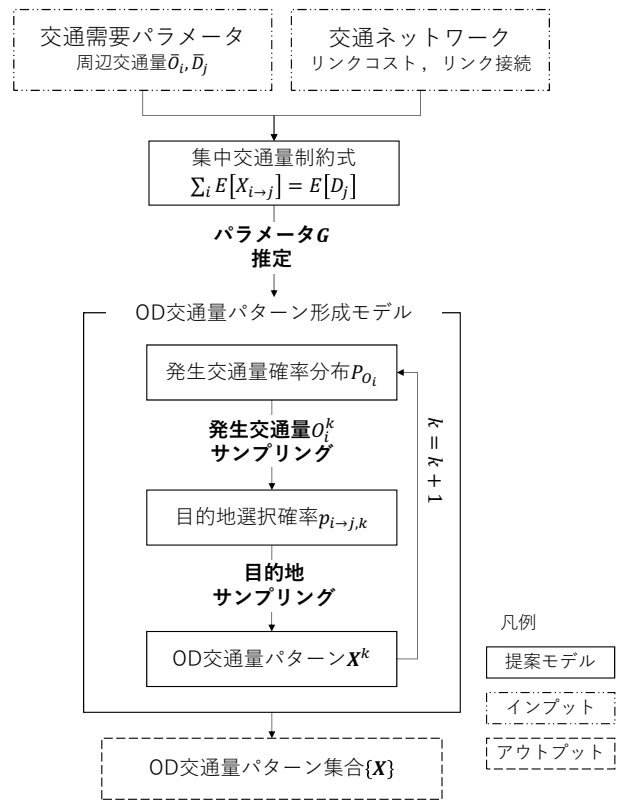


図-1 提案モデルのフレームワーク

ゾーン $i (= 1, 2, \dots, M)$, 集中ゾーン $j (= 1, 2, \dots, M)$ の交通量の将来値 $\bar{O}_i, \bar{D}_j$ を次とする。

$$E[O_i] = \bar{O}_i, E[D_j] = \bar{D}_j \quad (1a, b)$$

これらの外生パラメータを用いて、目的地選択モデルのパラメータ G を推定する。ここでは、形成される OD 交通量パターン集合の期待値が所与の集中交通量 $E[D_j]$ に一致する、すなわち次式に示す集中交通量に関する制約条件を援用し、パラメータ推定を行う。

$$\sum_i E[X_{i \rightarrow j}] = E[D_j] \quad (2)$$

$X_{i \rightarrow j}$ は OD ペア ij の交通量を示す確率変数である。

次に、OD 交通量パターンをサンプリングする。試行 k 回目の発生交通量 O_i^k を確率分布 P_{O_i} からサンプリングし、それを目的地選択モデルに則って OD 交通量パターン X^k に分配する。さらにモンテカルロ法を適用することにより、OD 交通量パターンの集合 $\{X\}$ を得る。非集計レベルのモデルをベースに集計モデルを構築することによって、不確実な状況における個々の交通行動の意思決定を考慮した OD 交通量パターン集合を得る。

従来の OD 推定モデルでは、ある規範に基づきモデルを作成した上で、推定対象と観測データとの安定した関係式をもとに、尤もらしい一つの OD 交通量パターンを解として得る。しかし、実際の交通現象は社会的要素の強い不確定な現象であり、そうした関係式のま

わりには変動やばらつきが存在する。特に、復旧期などの異常時においては、平時とは異なる移動パターンが生じ、大きな需要の変化が想定される。前述した OD 交通量パターンを記述する確率分布モデルは、こうした不確実性を考慮したものであるが、マクロモデルであるが故に行動論的根拠に欠ける。そこで、本研究では、ミクロな行動モデルをベースにした確率分布モデルを構築し、モンテカルロ法により効用最大化理論に則った OD 交通量パターンの集合を得る。この幅を持つ集合を用いることで、予測が困難な状況における交通ネットワークにおいて、その不確実性を考慮した評価の可能性を高めることができよう。

(2) 目的地選択モデル

本研究では、行動主体の目的地選択効用が、観測できない空間的な変動に大きく依存すると仮定する。主体の交通行動をモデル化する上では、個人異質性や集団等の様々な要因による変動が存在し得る。しかし、OD 交通量として集計的な予測値に集約する際に、こうしたミクロな変動が打ち消しあうことは大いに想定できる。一方、空間変動や経日変動は意思決定者全体に影響するマクロな外的要因であるため、集計値に大きく影響する²⁵⁾²⁶⁾。ただし、本研究では、一日の OD 交通量パターンを予測することを目的とするため、経日変動は考慮せず、空間変動のみを評価する。ここでは、空間変動を正規分布として表現する。そのため、以下の定式化は Mixed Logit Model (MXL モデル) と類似した定式化となるが、MXL モデルのように個人 n による変動ではなく、空間的な要因（例えば OD ペア ij ）による変動であることに留意したい。

初めに、目的地選択の確定効用 $V_{i \rightarrow j}$ を考える。行動モデルとの非集計レベルの等価性が明らかであるエントロピーモデル²⁷⁾²⁸⁾²⁹⁾を援用し、次式とする。

$$V_{i \rightarrow j} = G_j - f(c_{i \rightarrow j}) \quad (3)$$

ここで G_j はゾーン j の魅力度パラメータを示す。 $f(c_{i \rightarrow j})$ は一般化交通費用を示し、 $f(c_{i \rightarrow j}) = c_{i \rightarrow j}$ のとき、式 (3) は、Wilson のエントロピーモデル⁷⁾と等価となる。

続いて、空間変動を示す確率的効用 $\eta_{i \rightarrow j}$ を定式化する。この空間変動は、観測者のゾーン特性や OD ペア間の移動費用に大きく依存する。そこで、正規分布 $N(0, \phi)$ に従う OD ペア ij に関するランダムパラメータ $\nu_{i \rightarrow j}$ を用いて次式とする。

$$\eta_{i \rightarrow j} = -\nu_{i \rightarrow j} f(c_{i \rightarrow j}) \quad (4)$$

ϕ は空間的な変動の大きさの程度を示す。ここでは空間変動を正規分布で表現しているが、他の確率分布にも代替可能である。さらに、目的地間の相関を考慮し、

Nested Logit Model (NL モデル) の確率効用を導入する。目的地選択問題における目的地間の類似性の重要性は多くの研究で指摘されている³⁰⁾³¹⁾³²⁾。特に、都市圏レベルネットワークに適用する場合、目的地の選択肢数が多いため、必然的に類似性のある選択肢を取り扱う可能性は高くなる。具体的には、ネスト構造を仮定した際の行動主体 n の目的地選択の効用関数 $U_{i \rightarrow j}^n$ は次となる。

$$U_{i \rightarrow j}^n = V_{i \rightarrow j} + \eta_{i \rightarrow j} + \varepsilon_{i \rightarrow j}^n + \sum_l d_{jl} \varepsilon_{il}^n \quad (5a)$$

$$d_{jl} = \begin{cases} 1 & j \in l \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5b)$$

ここで $\varepsilon_{i \rightarrow j}^n$, ε_{il}^n は IID ガンベル分布に従う確率項、 $l (= 1, 2, \dots, L)$ は目的地に関する入れ子を示す。サンプリングした $\eta_{i \rightarrow j}$ を用いて、目的地選択確率 $p_{i \rightarrow j}$ は次式で算出できる。

$$V_l = \frac{1}{\theta} \ln \sum_{j \in l} d_{jl} \exp(\theta(V_{i \rightarrow j} + \eta_{i \rightarrow j})) \quad (6a)$$

$$p_{i \rightarrow j} = \frac{\exp(\theta(V_{i \rightarrow j} + \eta_{i \rightarrow j}))}{\sum_s \exp(\theta(V_{i \rightarrow s} + \eta_{i \rightarrow s}))} \times \frac{\exp(\theta_l V_l)}{\sum_l \exp(\theta_l V_l)} \quad (6b)$$

ここで θ, θ_l は、それぞれ $\varepsilon_{i \rightarrow j}^n, \varepsilon_{il}^n$ のスケールパラメータを示す。

(3) サンプリングアルゴリズム

OD 交通量パターン集合を得るためのアルゴリズムを図-2 に示す。具体的な手順は以下の通り：

Step1 外生パラメータ $E[O_i]$, $E[D_j]$, $c_{i \rightarrow j}$ を用いて、魅力度パラメータ $\mathbf{G}$ を推定する。集中交通量に関する制約式を援用し、次式に示す OD 交通量の期待値 $E[X_{i \rightarrow j}]$ の総和と集中交通量の期待値 $E[D_j]$ との残差平方和 $RSS(\mathbf{G})$ を最小化する魅力度パラメータ $\mathbf{G}$ を求める。ここで目的地選択確率 $p_{i \rightarrow j}$ は、 $\phi = 0$ とし算出する。

$$RSS(\mathbf{G}) = \sum_j \left[E[D_j] - \sum_i [E[X_{i \rightarrow j}]] \right]^2 \quad (7a)$$

$$E[X_{i \rightarrow j}] = E[O_i] \cdot p_{i \rightarrow j} \quad (7b)$$

Step2 確率分布 P_{O_i} に従って、 k 回目のサンプリングにおける発生ゾーン i の交通量 O_i^k を得る。本研究では、確率分布 P_{O_i} はポアソン分布に従うと仮定する。トリップ主体がランダムに出発していれば、一定時間で集計した交通量の分布はポアソン分布になることが統計学的に予想できる。しかし、平均 λ のポアソン乱数発生には $O(\lambda)$ の計算量が必要となるため、「平均 $\lambda \geq 10$ のポアソン分布が正規分布 $N(\lambda, \lambda)$ に十分近似する³³⁾」

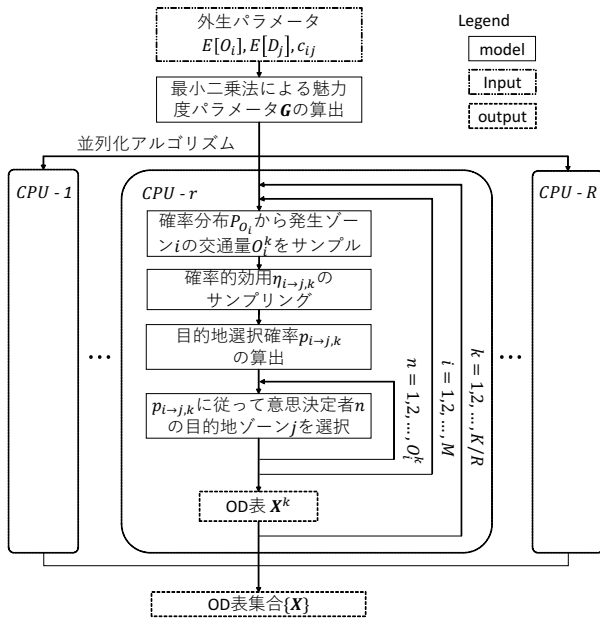


図-2 OD 交通量パターン集合形成の全体アルゴリズム

ことを利用する。この場合、計算量は $O(1)$ となる。

- Step3 確率項 $\eta_{i \rightarrow j, k}$ をサンプリングし、目的地選択確率 $p_{i \rightarrow j, k}$ を算出する。
- Step4 目的地選択確率 $p_{i \rightarrow j, k}$ に従って、 O_i^k 人分の目的地 j を決定する。ここでは、選択確率からの抽出にあたり、比較的計算コストの小さい重み付きランダム復元抽出アルゴリズムである別名法 (Alias Method)³⁴⁾ を用いる。 n 個の選択肢から m 個のデータを復元抽出する際、簡易なランダム抽出手法である線形探索は $O(n \times m)$ の計算量を必要とする。一方、別名法の場合、必要な計算量は準備に $O(n)$ 、一個のデータを抽出するのに $O(1)$ であり、復元抽出する際には効率の良いアルゴリズムである。
- Step5 Step2~4 の操作を、全てのゾーン $i (= 1, \dots, M)$ に適用することにより、一つの OD 交通量パターン X^k を得る。 k 回目のサンプリングで得られる OD 交通量パターン X^k の生成アルゴリズムは、別の OD 交通量パターン X^h の生成アルゴリズムと独立である。そのため、OD 交通量パターンの生成アルゴリズム Step2~5 は、並列化可能である。
- Step6 各 CPU で OD 交通量パターンの生成アルゴリズムを合わせて K 回繰り返すことにより、 K 個の OD 交通量パターンを含む集合 $\{X\}$ を形成する。

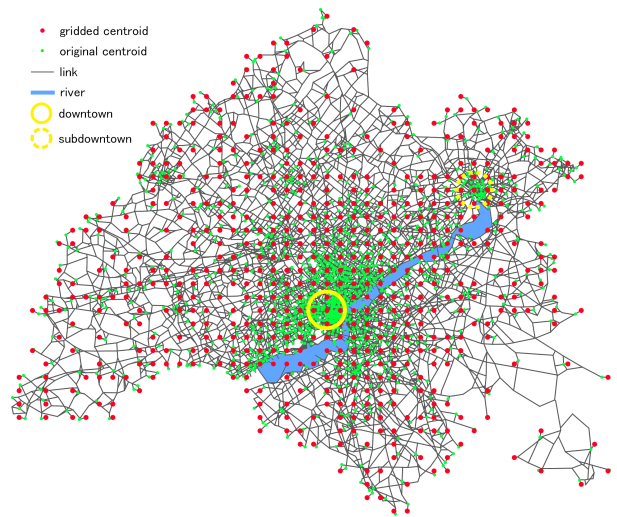


図-3 Philadelphia の交通ネットワーク

3. 数値計算

(1) 数値計算の設定

a) ネットワークの設定

数値計算では、交通ネットワークの規模が大きく、OD 交通量パターンが実際に近いデータであると考えられる Philadelphia Network³⁵⁾³⁶⁾ (図-3) を対象に行う。ネットワークを二分するように河川が通っており、実線で囲った地域に都心部、破線で囲った地域に副都心部がある都市構造となっている。リンク数は 40,003 本、ノードは 13,389 個、総 OD 交通量は 18,503,872 トリップである。13,389 個のノードのうち、緑色の丸点は元の OD 交通量パターンの起終点となる 1,489 個のセントロイドであるが、本研究では、交通量配分計算の都合上 588 個に集約する。集約にあたっては、図の赤点の四角点を中心とした正方形のグリッドによる空間を分割し、赤点を新たな OD ペアの起終点とする。分割したグリッドに含まれる元のセントロイドがもつ OD 交通量の合計を、本研究で用いる OD 交通量として設定する。この集約により、1 以上のトリップをもつ OD ペア数は、232,147 ペア (元の OD 交通量パターンでは 1,151,166 ペア) となる。このとき一つのグリッドが含む当初のセントロイド数の最大は 38 個である。また、内々トリップの交通量は 5,165,246 トリップとなった (当初 OD 交通量パターンでは 4,167,810 トリップ)。静的利用者均衡配分によって算出した一般化交通費用を用い、OD ペア間の最短経路のリンク交通費用の合計を OD ペアの旅行時間コスト $c_{i \rightarrow j}$ とする。しかし、内々交通の旅行時間コストを配分計算によって算出することは不可能であるため、内々交通を無視して数値計算を行っている。外生パラメータ $E[O_i], E[D_j]$ については、実 OD 交通量より算出している。

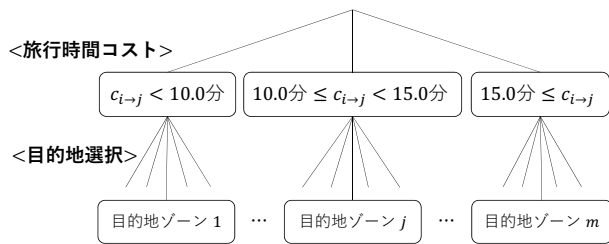


図-4 選択肢間の相関を考慮した目的地選択におけるネスト構造

b) 数値設定

提案モデルの数値設定を説明する。まず、目的地相関を考慮した意思決定構造については、図-4に示す旅行時間コスト $c_{i \rightarrow j}$ に関するネスト構造を設定する。一般化交通費用 $f(c_{i \rightarrow j})$ については、旅行時間コスト $c_{i \rightarrow j}$ が増加するにつれて、限界効用は減少すると仮定し、 $f(c_{i \rightarrow j}) = \log(c_{i \rightarrow j})$ とする。各種パラメータについては、便宜的に $\theta = 1.0, \theta_l = 0.2, \phi = 0.15$ とした。本来、これらのパラメータを外生的に与えることはモデルに恣意性を内服させるため、実証的な結果と整合する値を与えることが望ましい。ここでは、数値計算において簡易な感度分析を実施することにより、パラメータの影響を確認する。また、サンプリング回数については、便宜的に $K = 10,000$ と設定した。

(2) 計算結果

本節では、OD 交通量パターンのサンプリングを行った結果の分析を行う。数値計算用の計算機としては、Intel Xeon CPU E5-2687W v4 @ 3.00GHz を搭載し 48 個のコアを持つサーバを用いた。この計算機では共有メモリ型の実装も可能であるが、HPC (High-Performance Computer) での応用を考え、今回は MPI (Message Passing Interface) による分散メモリ型の実装を行っている。プログラム言語には c++ を用いた。コンパイラは g++ version 4.9.2 を、MPI には OpenRTE version 2.0.2 を用いた。

a) OD 交通量の再現性

本小節では、提案モデルによってサンプリングした OD 交通量パターン集合と実 OD 交通量パターンを比較し、モデルの再現性を検証する。検証指標として、OD 交通量パターン集合の 95% 信頼区間と RMSE (Root Mean Squared Error) を用いる。

表-1 に、実 OD 交通量パターンとサンプル OD 交通量パターンを比較した結果を示す。以下、旅行時間コスト $c_{i \rightarrow j}$ が 10 (分) 以下の OD ペアを低コスト OD ペアと呼称する。表-1-a から分かるように、信頼区間内に入っている OD ペア数は全体の 8 割弱であり、十分高いとはいえない。特に、低コスト OD ペアの交通量

表-1 実 OD 交通量パターンとサンプル OD 交通量パターンの比較

表-1-a 内々交通を除いた場合		
	全 OD ペア	低コスト OD ペア
95%信頼区間内に含まれる OD ペアの割合 (%)	79.2	53.0
実 OD とサンプル OD の中位値との RMSE (台)	142.2	1046.9

表-1-b 内々交通を含めた場合			
	全 OD ペア	内々 OD ペア	内外 OD ペア
95%信頼区間内に含まれる OD ペアの割合 (%)	71.0	0.5	71.1
実 OD とサンプル OD の中位値との RMSE (台)	325.3	6873.8	159.6

は、実 OD 交通量と大きく乖離していることが RMSE 誤差から確認できる。内々トリップを除く全てのゾーンを選択肢集合としているため、この低コスト OD ペアの差異による他の OD ペアへの影響は大きい。

次に、内々交通を含めて数値計算を行った結果を示す (表-1-b)。ここでは、内々 OD ペアの旅行時間コストを $c_{i \rightarrow j} = c_{i \rightarrow j} + 1$ として数値計算を行っている。内々交通を除いた表-1-a の全 OD ペアと、表-1-b の内外 OD ペアの結果を比較すると、内々交通を含めた場合のほうが信頼区間内に入っている OD ペア数は少なく、RMSE 誤差も大きくなっている。即ち、内々交通を除くことによって OD 交通量パターンの再現性は低下しない。また、内々ペアの交通量は、実 OD 交通量と大きく乖離していることが RMSE 誤差から確認できる。実 OD 交通量パターンを再現可能とするためには、内々ペアの旅行時間コストの与え方を含めて課題であると言える。

実際にサンプリングした各 OD ペアの交通量の 95% 信頼区間を図-5-a と図-5-b に示す。横軸は各 OD ペアを示し、実 OD 交通量の小さい順に左から並べている。縦軸は交通量を示し、赤色は 95% 信頼区間内、青色は 95% 信頼区間外の交通量を示す。緑線は、実 OD 交通量パターンの各 OD 交通量を示している。図-5-a は、縦軸の上限を 5,000 とし、全 OD ペアについて示したものの、図-5-b の縦軸は最大交通量まで含み、交通量 340,000 番以降について拡大したものである。図-5-a から、実 OD 交通量の増加にあわせて、サンプル OD 交通量の分布も増加していることが分かる。この傾向は、拡大した図-5-b にも見られる。また、図-5-a から分かるように、

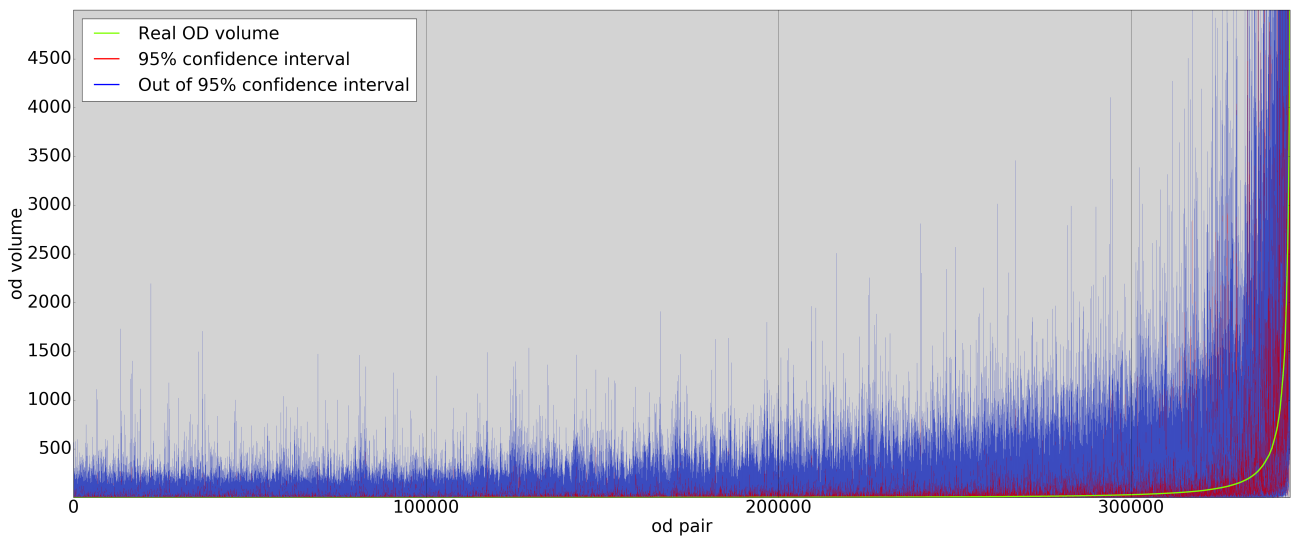


図-5-a 上限交通量：5,000

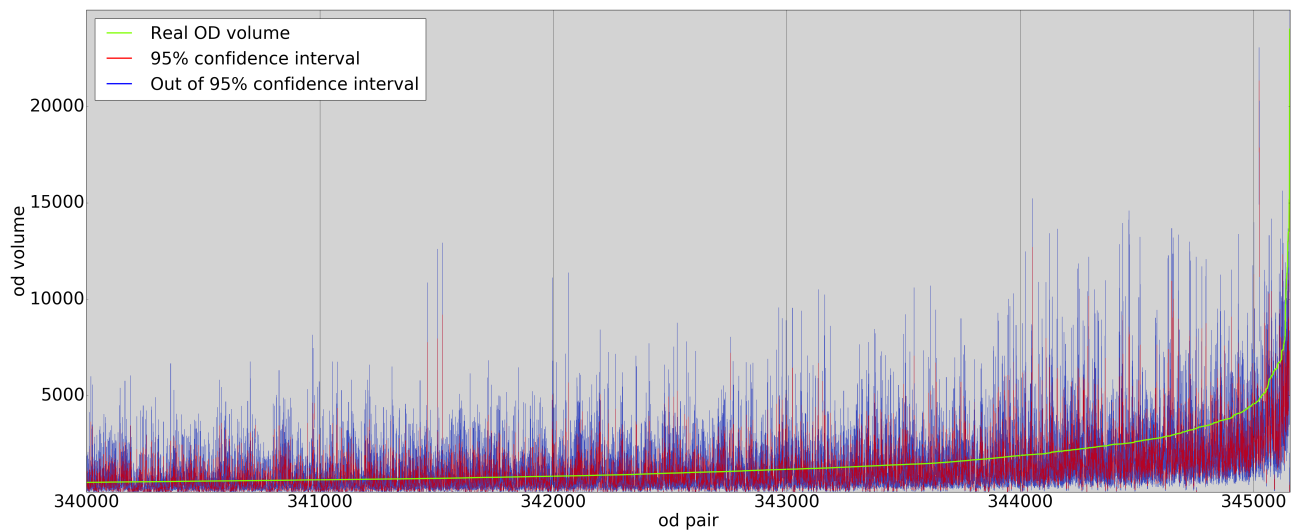


図-5-b 上図の交通量 340,000 番以降の拡大図

図-5 OD 交通量の 95%信頼区間

交通量が多くなるにつれて、95%信頼区間が広がっている。即ち、サンプリングした OD 交通量の分散が大きくなっているということである。一方、図-5-b の交通量が特に多い OD ペアでは、実 OD 交通量よりも小さな OD 交通量となっていることが分かる。交通量が多いペアの殆どは低コスト OD ペアであり、低コスト OD ペアの実 OD 交通量の再現には課題が残る。

最後に、信頼区間に含まれる OD ペア数を起終点ごとに集計した結果を図-6 に示す。図-6-a は、信頼区間に含まれる OD ペア数を、各々の OD ペアの起点に集計したもの、図-6-b は終点に集計したものである。Philadelphia Network 上に、設定した正方形グリッドを示し、内々交通を除いた 587 個の OD ペアの内、信頼区間に含まれ

る OD ペア数を色で示す。また、図-6-a の黄色の点線で囲った地域は都心部を示す。図-6 から、特定の地域において再現性が特に低いことが分かる。起点に集計した図-6-a、終点に集計した図-6-b 共に、この傾向が確認できる。ここで、図-6-a に示す再現性が特に低い地域 A、B と、再現性が低い傾向のない地域 C を比較し、その特性を考察する。比較対象として、各地域が含むグリッドから発生・集中する交通量の平均値が類似している地域 C を選択した。各地域から発生する交通量の内、地域内を移動するトリップ数が占める割合と、その RMSE 誤差を表-2 に示す。表-2 から、再現性が低い地域 A、B の地域内交通の割合が高く、その RMSE 誤差も大きいことが分かる。地域 A については、都心部までの

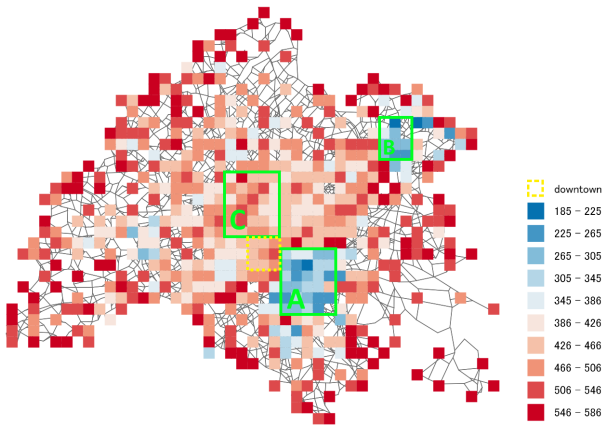


図-6-a 起点集計

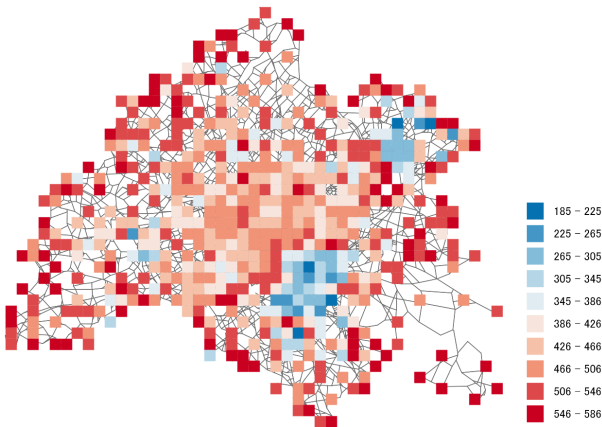


図-6-b 終点集計

図-6 信頼区間に含まれる OD ペア数

表-2 各地域から発生する交通量の内、地域内交通が占める割合とその RMSE 誤差

	地域 A	地域 B	地域 C
占有率 (%)	63.2	49.4	42.4
RMSE (台)	822.3	1882.2	513.0

直線距離は地域 C と大きな違いがないものの、図-3 から分かるように河川を隔てているために都心部への旅行時間コストは大きい。そのため、地域 A の住民は都心部へ向かうトリップが少なく、交通量が地域内に集中する傾向にあると考える。一方、地域 B は副都心を含む地域であり、副都心に通勤するための居住者が多いことが想定できる。しかし、提案したモデルでは、こうしたゾーン特性が十分に捉えられていない。その結果、信頼区間内に含まれる OD ペアの数が少ない傾向にある地域が存在すると考察できる。

b) パラメータの感度分析

本小節では、パラメータの感度について検証を行う。まず、空間的な変動の程度を示す変動パラメータ ϕ の感

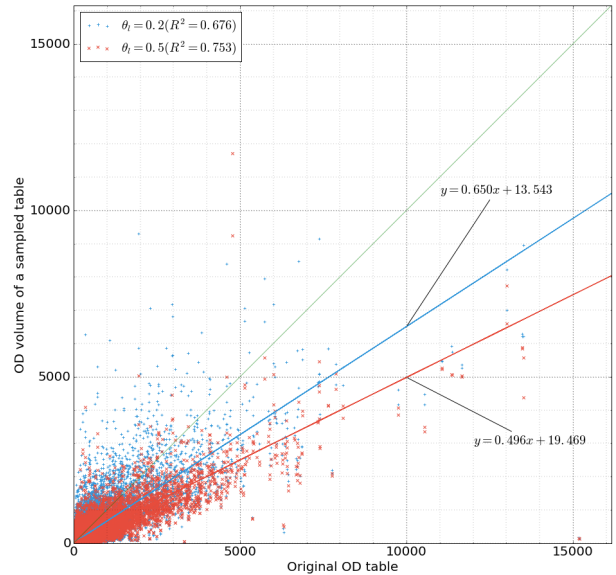


図-7 OD 交通量パターンサンプルの OD 交通量の分布

表-3 ネスト構造の入れ子ごとの RMSE 誤差

評価指標	全 OD ペア	旅行時間コストに関する入れ子		
		$c_{i \rightarrow j} < 10$	$10 \leq c_{i \rightarrow j} < 15$	$15 \leq c_{i \rightarrow j}$
$\theta_l = 0.2$ RMSE (台)	142.2	1046.9	502.5	68.5
$\theta_l = 0.5$ RMSE (台)	145.7	1179.1	347.1	66.8

度分析の結果を示す。交通需要や均衡コストを考慮したネットワークパフォーマンスの評価指標として、Nagurney and Qiang(2008)³⁷⁾ が提案した N-Q ネットワーク性能/効率性指標 (N-Q 指標) がある。N-Q 指標は次式で算出できる。

$$NQ = \frac{\sum_{i,j} \frac{X_{i \rightarrow j}}{c_{i \rightarrow j}}}{M(M-1)} \quad (8)$$

旅行時間コスト $c_{i \rightarrow j}$ は、静的利用者均衡配分によって算出する。ここでは、サンプリングした各 OD 交通量パターンの N-Q 指標を用いて、パラメータ ϕ による予測値の幅の変化を検証する。検証指標として、算出した N-Q 指標の変動係数を用いる。 $\phi = 0.15$ の時の変動係数は、 $2.08E-3$ 、 $\phi = 0.2$ の時の変動係数は、 $2.89E-3$ である。変動パラメータ ϕ を大きくすることで、OD 交通量パターン集合の幅が広がっている。

次に、相関の程度を示すスケールパラメータ θ_l の感度分析を行う。スケールパラメータを $\theta_l = 0.2, 0.5$ と設定し、サンプリングした OD 交通量パターンの分布を図-7 に示す。横軸は実 OD 交通量、縦軸はサンプル OD 交通量の中位値を示し、各々の回帰直線を図示する。緑線は 45 度線を示す。図-7 から分かるように、スケールパラメータ θ_l によって、サンプル OD 交通量の中位値が変化する。また、スケールパラメータ θ_l を小さくすることにより、回帰直線が緑線に近づく。即ち、相関の程度を大きくすることにより、OD 交通量パターン

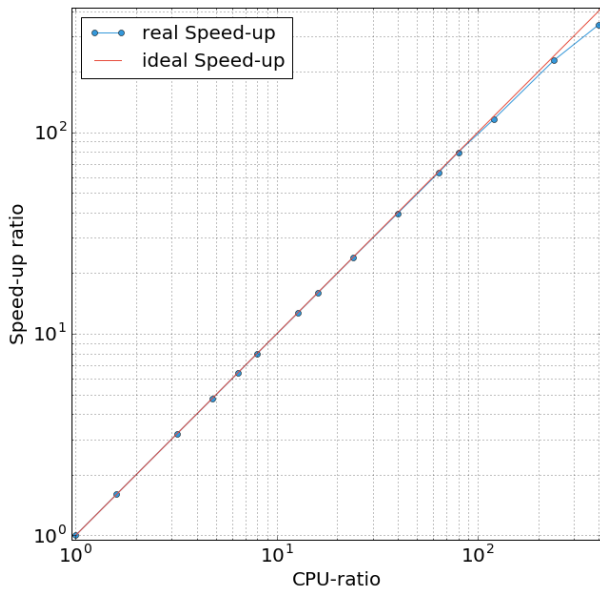


図-8 並列化アルゴリズムによる速度向上率 (サンプル数：10,000,000 回)

の再現性が向上することが分かる。さらに、設定した入れ子ごとに、スケールパラメータ θ_l の感度を検証する。表-3 に、二つのスケールパラメータ θ_l によるサンプル OD 交通量パターンの RMSE 誤差を示す。表-3 から、入れ子ごとに RMSE 誤差の変化の傾向が異なることが確認できる。この結果から、入れ子の閾値の変化により、モデルの再現性が変化する可能性は高いと考察できる。

c) 並列化アルゴリズムによる計算効率性

2.(3) 節で示した並列化アルゴリズムの計算効率性を検証する。検証指標として、速度向上率を用いる。速度向上率は次式で算出できる。

$$S(p) = \frac{T}{T(p)} \quad (9)$$

T は一台の CPU で実行した時の計算時間、 $T(p)$ は p 台の CPU で実行した時の計算時間を示す。提案モデルによるサンプリングを 10,000,000 回行い、125 個の CPU で計算した際の計算時間を基準に速度向上率を算出した結果を図-8 に示す。計算機としては、Intel Xeon CPU E5-2607 v3 @ 2.60GHz の CPU 性能をもつ計算機（京コンピュータ）を用いた。横軸は CPU 台数の変化率、縦軸は速度向上率を示す。青色の折れ線は実際の速度向上率を示し、実際に計測したものを丸点でプロットした。また、理想的な速度向上率を赤色の直線で示す。図-8 から、実際に計測した時間が理想的なものに近い。即ち、提案モデルによる速度向上率が十分に理想的であり、効率の良い並列化アルゴリズムであると言える。また、グラフの先端で理想的な値と実測値が離れているのは、データのインプットによるオーバーヘッドの影響である。

4. おわりに

本研究では、災害復旧期等の予測が困難な状況を想定した交通ネットワークにおいて適用可能である OD 交通量パターン集合形成モデルを構築した。近年、多様な観測データの取得が可能となり、それらを前提とした交通需要予測手法が多く開発されている。しかしながら、災害時などの予測困難な状況で生じる交通状況についてデータの事前収集は難しく、観測データを前提とした需要予測では事前の備えには役立たない。そこで、本研究では、確率的な周辺分布と空間に起因する未観測変動をインプットとし、OD 交通量パターン集合を形成するモデルを構築した。このモデルによる結果は区間推定の考え方を模しており、平時とは大きく異なる状況下で生じる不確実性を内包した形で OD 交通量パターン集合を形成することができる。

こうした不確実な状況を想定する上では、確率分布を用いた複数のパターンを解として交通ネットワークを評価するほうが有用性は高いと考えられる。OD 交通量パターンの確率分布に関する既存モデルは、マクロな規範に基づいたモデルであり、柔軟性がなく実用性に乏しい。本研究で提案したモデルは、効用最大化理論のミクロな行動規範に則り、予測が困難な状況を想定した目的地選択モデルを基に OD 交通量パターン集合を形成する。モデルの柔軟性も高く、新たな説明変数を組み込むことによって更なる精度向上が期待できる。また、需要予測に内在する不確実性を明示的に扱うことが可能であるため、実用的にも、ミクロな行動モデルをベースにした確率分布モデルを構築した意義は大きい。さらに、並列性の高いサンプリングアルゴリズムを開発・実装し、都市圏レベルのネットワークにおいても適用可能なモデル構造となっている。

Philadelphia Network を対象として、数値計算によりモデルの再現性を確認した。得られた集合の OD 交通量の分布を、実 OD 交通量パターンによる値と比較した結果、95%信頼区間に入る OD ペアは 8 割弱であり、再現性が十分高いとはいえない。特に、小さな旅行時間コストをもつ OD ペアの交通量の再現性は低い。総交通量の内、これらの OD ペアが占める交通量の割合は高くなっており、今後の課題である。また、ネットワークの特定の地域において再現性が特に低いことを確認した。交通需要は都市部に集中することを考慮し、周辺分布に関する段階的意思決定構造を仮定するなど、目的地選択の意思決定構造に改善の余地があるだろう。一方、この傾向が“モデルに内在する問題なのか”、それとも“ネットワークデータによるものか”を確認するために、別のネットワークを対象にした数値計算を行う必要があると考える。

こうした再現性向上やモデルパラメータに関する課題に関連して、どの程度の予測値の幅が形成されるかを明らかにする必要もある。変動パラメータと予測値の幅の関係を理論的に明らかにできれば、必要なサンプリング回数や設定したパラメータの結果への影響も明確になるだろう。また、交通施策策定プロセスにおいては、そのプロセス上でのモデルの理論的一貫性が必要であり、発生、分布、分担、配分の段階的推定プロセスを統合することが望ましい。一方で、時間帯別 OD 交通量予測による動的モデルへの展開も必要である。特に、交通需要の経時的変化が激しい災害復旧期の中では、需要予測システムの動学化は避けられない課題である。モデルの動学化により、一日の時間配分行動を考慮した再現性の高いモデルへの期待がもてる。

謝辞： 本研究は、「ポスト「京」で重点的に取り組むべき社会的・科学的課題に関するアプリケーション開発・研究開発（文部科学省）」の重点課題（3）「地震・津波による複合災害の統合予測システムの構築」のサブ課題 B「統合的予測のための社会科学シミュレーションの開発」の一環として実施された。本論文の結果の一部は、理化学研究所のスーパーコンピュータ「京」を利用して得られたものです（課題番号:hp160224）。

参考文献

- 北村隆一: 変動についての試行的考察, 土木計画学研究・論文集, Vol.20, pp.1-15, 2003.
- 倉内文孝, 飯田恭敬: 阪神・淡路大震災発生後の時点経過を追った OD 交通量の変化に関する研究, *IATSS Review*, Vol.23, pp.146-154, 1998.
- 桑原雅夫, 原祐輔, 三谷卓磨, 川崎洋輔, 竹之内篤, 井料隆雅, 浦田淳司: 熊本地震における都市内交通, 避難の実態と課題, 第 54 回土木計画学会研究発表会, CD-ROM, 2016.
- Cascetta, E.: Estimation of trip matrices from traffic counts and survey data: a generalized least squares estimator, *Transportation Research Part B*, Vol.18, pp.289-299, 1984.
- Zuylen, H. J. V. and Willumsen, L. G.: The most likely trip matrix estimated from traffic counts, *Transportation Research Part B*, Vol.14(3), pp.281-293, 1980.
- Lo, H. P., Zhang, N., and Lam, W. H. K.: Estimation of an origin-destination matrix with random link choice proportions: a statistical approach, *Transportation Research Part B*, Vol.30(4), pp.309-324, 1996.
- Wilson, A. G.: A statistical theory of spatial distribution models, *Transportation Research*, Vol.1(3), pp.253-269, 1967.
- 佐々木綱: トリップの OD 分布を求める確率論的方法, 交通工学, Vol.2, No.6, pp.12-21, 1967.
- 飯田恭敬, 高山純一: 高速道路における交通量変動特性の統計分析, 高速道路と自動車, 第 24 巻, 第 12 号, Vol.20, pp.22-32, 1981.
- Schlich, R., Schonfelder, S., Hanson, S., and W.Axhausen, K.: Structures of leisure travel: Temporal and spatial variability, *Transport Reviews*, Vol.24, pp.219-237, 2004.
- Crawford, F., Watling, D., and Connors, R.: A statistical method for estimating predictable differences between daily traffic flow profiles, *Transportation Research Part B*, Vol.95(4), pp.196-213, 2017.
- 力石真: 活動・交通行動の変動及び変化に関する研究, PhD thesis, 広島大学大学院, 2010.
- Zhao, Y. and Kockelman, K. M.: The propagation of uncertainty through travel demand models: An exploratory analysis, *The Annals of Regional Science*, Vol.36, pp.145-163, 2002.
- Petrik, O., Moura, F., and de Abreu e Silva, J.: The influence of the impedance function on uncertainty propagation through a four-step model, *Association for European Transport*, 2012.
- Stefano, M., Anker, N. O., and Giacomo, P. C.: How uncertainty in socio-economic variables affects large-scale transport model forecasts, *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, Vol.15(3), pp.304-316, 2015.
- 円山琢也, 原田昇, 太田勝敏: 大規模都市圏への交通需要統合型ネットワーク均衡モデルの適用, 土木計画学研究・論文集, Vol.19, No.3, pp.551-560, 2002.
- 金森亮, 森川高行, 山本俊行, 三輪富生: 総合交通戦略の策定に向けた統合型交通需要予測モデルの開発, 土木学会論文集 D, Vol.65, No.4, pp.503-518, 2009.
- 富士祥輝, 円山琢也: トリップ・チェイン型利用者均衡配分の簡易な長期予測手法の提案と検証, 交通工学論文集, 第 2 巻, 第 2 号, pp.45-51, 2016.
- 兵藤哲朗: 交通需要予測の課題と展望-新しいデータ, 新しいモデル, そして需要予測不信-, 交通工学, Vol.37, No.5, pp.15-21, 2002.
- 屋井鉄雄, 福田大輔, 根橋和也: 交通需要予測不信をめぐる市民意識の分析, 土木学会論文集 D, Vol.62, No.1, pp.131-144, 2006.
- Cools, M., Moons, E., and Wets, G.: Assessing the quality of origin-destination matrices derived from activity travel surveys: Result from a monte carlo experiment, *Transportation Research Record*, No.2183, pp.49-59, 2010.
- Perrakis, K., Karlis, D., Cools, M., Janssens, D., Vanhoof, K., and Wets, G.: A bayesian approach for modeling origindestination matrices, *Transportation Research Part A*, Vol.46(1), pp.200-212, 2010.
- Soltani-Sobh, A., Heaslip, K., Stevanovic, A., Khoury, J. E., and Song, Z.: Evaluation of transportation network reliability during unexpected events with multiple uncertainties, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, Vol.17, pp.128-136, 2016.
- 浦田淳司, 井料隆雅: 未観測ネットワークにおける OD 交通量パターンのサンプリング手法, 第 54 回土木計画学会研究発表会, CD-ROM, 2016.
- 杉恵頼幸, 張峻屹, 藤原章正: 多時点集計型交通需要予測モデルの開発, 土木学会論文集, No.524, pp.93-104, 1995.
- 井料隆雅, 岩谷愛理, 朝倉康夫: 都市高速道路における時間帯別流入交通量の週変動分析, 交通工学研究発表会論文報告集, Vol.27, pp.173-176, 2007.
- Anas, A.: Discrete choice theory, information theory and the multinomial logit and gravity models, *Transportation Research Part B*, Vol.17, pp.13-23, 1983.
- 円山琢也: エントロピー型トリップチェイン・ネットワーク均衡モデルの基本特性分析, 土木計画学研究・講演集, Vol.40, pp.22-24, 2009.
- 高橋啓, 大野高裕: GNL とエントロピー・モデルの等価性: 非集計レベルの等価性, 日本経営工学会論文誌, Vol.64, No.2, pp.9-20, 2013.
- 屋井鉄雄, 中川隆広: 構造化プロビットの発展性, 土木計画学研究・論文集, No.13, pp.563-570, 1996.
- 福田大輔, 森地茂: 多数の選択肢を有する選択行動への個人選択モデルの適用に関する一考察-観光目的地選択

- 行動への適用を通じてー, 土木学会第 54 回年次学術講演会第部門, pp. 26–27, 1999.
- 32) Shlomo Bekhor and Joseph N. Prashker: GEV-based destination choice models that account for unobserved similarities among alternatives, *Transportation Research Part B*, Vol.42, pp.243–262, 2008.
- 33) 蓑谷千鳳彦: 正規分布ハンドブック, 朝倉書店, 2012.
- 34) 伏見正則: 擬似乱数の発生法について, 情報処理, Vol.21, No.9, pp.968–974, 1980.
- 35) Boyce, D., Ralevic-Dekic, B., and Bar-Gera, H.: Convergence of traffic assignments: How much is enough?, *Journal of Transportation Engineering*, Vol.130(1), pp.49–55, 2004.
- 36) Transportation network test problems (http://www.bgu.ac.il/~bargera/tntp/), 2016/11/14 閲覧.
- 37) Nagurney, A. and Qiang, Q.: A network efficiency measure with application to critical infrastructure networks, *Journal of Global Optimization*, Vol.40, pp.261–275, 2008.

(2017. 4. 28 受付)

CONSTRUCTING A SET OF ORIGIN-DESTINATION FLOW PATTERNS WITHIN UNOBSERVED FLUCTUATION

Riki KAWASE, Junji URATA and Takamasa IRYO

Most contemporary demand forecasting models have implicit assumptions on the temporal stability of models and input data, and obtain one or a few demands to evaluate future transport system. However, in the future and after a major disaster, change in demand, which cannot be predicted from observation data, occurs. Therefore, evaluation of transport system using point estimation is not appropriate. In this paper, we propose a model to form a set of OD flow patterns as prediction results with interval for an unobserved situation (e.g. earthquakes). Specifically, peripheral distributions (i.e. the number of generation and attraction trips) and the network are inputs. The proposed destination choice model is based on a discrete choice model evaluates spatial variations as random factors. Our algorithm randomly samples OD flow patterns using the Monte Carlo method. The computational cost to generate enough range of sampling is high; hence, we implement a parallel computing algorithm to reduce the computation time. From the application results of the test network, it shows the interval of the origin-destination flow patterns and its reproducibility.