

OD交通量・移動滞留データを用いた属性・モード別トリップチェーン推定手法の研究

浅井 拓登¹・杉浦 聡志²・倉内 文孝³

¹学生非会員 岐阜大学大学院 自然科学技術研究科環境社会基盤工学専攻 (〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸1-1)

E-mail:y4523001@edu.gifu-u.ac.jp

²正会員 北海道大学大学院准教授 工学研究院 (〒060-8628 北海道札幌市北区北13条西8丁目)

E-mail:sugiura@eng.hokudai.ac.jp

³正会員 岐阜大学教授 工学部社会基盤工学科 (〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸1-1)

E-mail:kurauchi@gifu-u.ac.jp

交通流動パターンの把握は混雑緩和に対する適切な方策を打ち出すために不可欠である。しかし、従来の交通流動調査手法には季節変動やインバウンド観光に対応できないといった問題点があげられている。一方でモバイル空間統計等のビッグデータの収集が近年行われており、交通分野への活用が期待されている。本研究はトリップチェーンを推定することにより、トリップベースでは表現できない周遊行動等の観光行動の特徴を捉えた人の流動の把握を目的とする。そこで、モバイル空間統計による移動滞留データと交通手段別OD交通量を用いたトリップチェーン推定手法を構築し、仮想データを用いてパフォーマンスの検証を行った。その結果、設定値のトリップチェーンのフローと、推定値によるトリップチェーン選択確率は一部を除き正の有意な相関が確認できた。

Key Words : *Mobile spatial statistics, Traffic flow estimation, Trip chain*

1. はじめに

近年我が国を訪れる観光客は増加の一途をたどっており、混雑による魅力の低下が危惧されている。日本を代表する観光地である京都市の調査では17.1%の回答者が残念なこととして混雑を挙げている²⁾。また、観光地における混雑は住民の満足度の低下に繋がりを。そこで、混雑をモニタリングする方策は観光客と住民双方の満足度の向上のために有用であると考え。混雑を緩和するための適切な方策を打ち出すには交通流動のパターンを把握することが必要不可欠である。しかし、従来の調査方式では、季節変動やインバウンド観光に対応できないなどの問題点が挙げられている。一方で、近年新たなビッグデータの収集、活用が進められており、本研究で取り上げるモバイル空間統計もその一つである。モバイル空間統計は携帯電話ネットワークの運用データから生成される統計情報であり、個人属性ごとの移動滞留を把握することが可能である。

本研究では、特に観光地にて必要と考えられる交通の流動を把握するために、モバイル空間統計による移動滞留データと交通手段別OD交通量を活用して、属性別、

交通モード別のトリップチェーンを推定する手法を構築し、その推定精度の検証を目指す。トリップチェーンを推定することにより、トリップベースでは表現できない周遊行動などの観光行動の特徴を捉えた人の流動の把握を目的とする。

観光行動の特徴である周遊行動をに関する既往研究として、近藤・倉内³⁾は、ゾーン j を立ち寄ることで得られる便益を魅力度と定義し、観光回遊行動データから所要時間と各観光地の便益の推定を試みている。推定されたパラメータはいくつかの観光地域で有意となり、観光行動に影響を与えていることを明らかにした。溝上⁴⁾の研究では、個人は確率効用最大化の仮説に基づいて行動すると仮定し、周遊行動を3段階の多段階選択行動として検討した。森川⁵⁾は観光地としての魅力度と、ある地域間の心理距離という2つの潜在変数を定量化し、目的地選択確率の説明変数とすることで周遊行動を表現している。これらを整理してみても、例えば観光客と住民を想定したような個人属性を考慮し、さらに交通手段別に効用に基づいたトリップチェーンの推定を試みた研究は見当たらない。

本論文の構成は以下の通りである。1.では本研究の背

景を述べた。続いて2.では本研究で使用するモバイル空間統計および交通手段別OD交通量について説明する。3.ではトリップチェーン推定手法について述べる。また、モデルのパフォーマンス検証のための推定・評価方法についてまとめる。4.では検証のための仮想データの作成法と推定結果、精度の評価をまとめる。最後に5.において本研究の成果をとりまとめ、今後の課題を示す。

2. 検討するデータの概要

(1) モバイル空間統計の概要

モバイル空間統計とは携帯電話ネットワークの運用データから継続的に生成される日本全国の人口統計情報である⁶⁾。図-1のように非識別化処理、集計処理、秘匿処理の手順により作成される。モバイル空間統計として提供されているサービスはデータの内容から4種類（人口分布統計・人口流動統計・訪日外国人分布統計・訪日外国人動態調査）にわけられる。人口分布統計は、日本全国における人口分布の時間変動に加え、性別・年代・居住地といった個人属性が把握できる。人口流動統計とは、ある時間幅の中で、出発エリアから到着エリアへ何人移動したかを集計するものである。ここで、エリアは最小1kmメッシュ相当の単位をシェープファイルで指定したものであり、分析目的に応じて自由に形状を決定することができる⁷⁾。

人口流動統計では携帯電話の位置情報をもとに移動・滞留の判定を行っている。移動・滞留判定を時間帯別に行うことにより推計される人口が移動・滞留人口として示される。図-2に移動・滞留人口の推計手法を示す⁷⁾。移動・滞留判定において、正時の前後30分で移動・滞留判定のしきい値を超えて携帯電話の移動が発生した場合に移動と判定する。一方、正時の前後30分間同一のエリアに留まっていた場合に滞留と判定する。また、このように推計された人口流動統計の移動・滞留人口データの仕様を表-1に示す。表-2に人口流動統計のデータを集計したものを示す。2016年10月20日と11月19日を対象に居住地・時間帯ごとの移動人口を集計し、平日と休日の人口流動を比較する。グラフのx軸は時間帯、y軸は人数を示し、紺は京都府、緑は周辺県、黄はその他に居住する人を示す。地域区分は図-3に示す。休日に京都主要部へ流入する人口のグラフに着目すると、京都府民は昼から夕方までほぼ一定なのに対し、全体としては昼頃にピークがあることがわかり、居住地による移動形態の違いがみられる。このように、人は個人属性によって移動の決定要因が異なり、各々の魅力に従って移動していると考えられる。

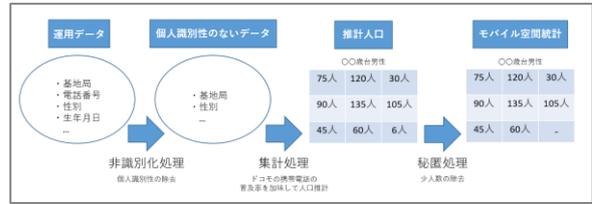


図-1 モバイル空間統計の作成手順

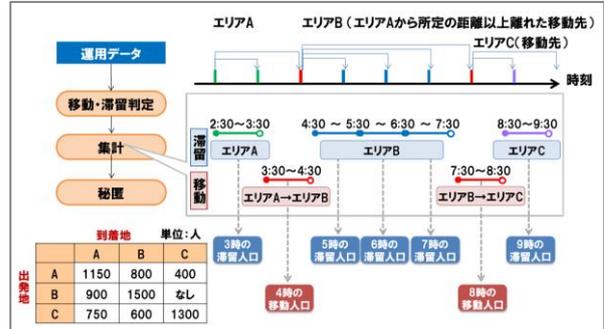


図-2 移動・滞留人口の推計手法

表-1 移動・滞留人口のデータ仕様

項目	人口流動統計
集計対象時刻	年月日
出発エリア	日本全国
到着エリア	日本全国
滞留フラグ	移動・滞留
年代	15歳～79歳
性別	男性・女性
域内居住者フラグ	域内・域外
人口推計値	人

表-2 人口流動統計の集計データ

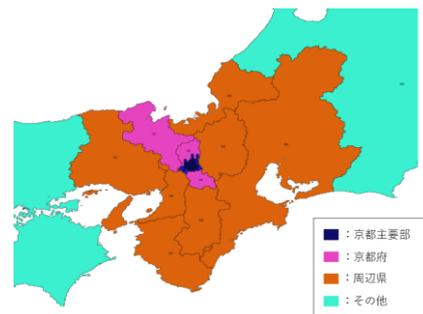
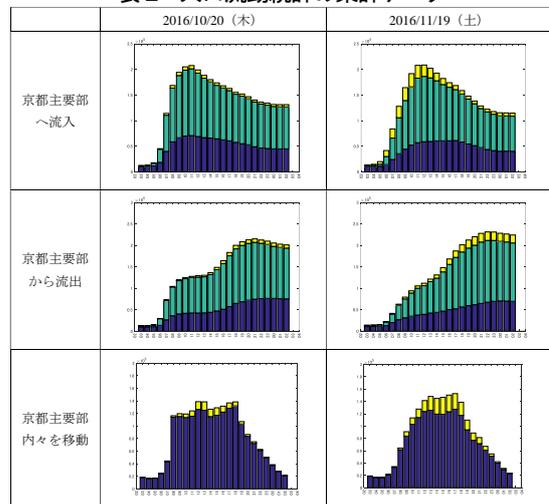


図-3 地域の区分

(2) 交通手段別OD交通量

本研究で用いる交通手段別OD交通量について整理する。OD交通量逆推定モデルに関する研究は1970年代から行われている^{8), 9)}など。自動車のOD交通量逆推定モデルには大きく分類して2種類あり、一つはリンク交通量の観測値を用いる方法であり^{10)~13)}、もう一つはゾーン集中交通量を用いる手法である^{14), 15)}など。また、公共交通OD交通量について、Trépanierら¹⁶⁾やLianfuら¹⁷⁾などによってICカードデータを活用し乗客流を推定する研究が進められている。このような背景を元に、本研究では自動車・公共交通トリップパターンに関する研究成果の活用を考え、これらが既知であることを前提にトリップチェーン推定手法を構築するものとする。

(3) 検討における条件の整理

本研究はモバイル空間統計の人口流動統計データと交通手段別OD交通量が既知であり、インプットデータとして利用可能な条件におけるトリップチェーン推定手法を検討する。人口流動統計データは個人属性が明らかであるが、交通手段が不明である。一方で交通手段別OD交通量は個人属性が不明であるが、交通手段は明らかである。また、インプットデータはどちらもトリップベースであり、周遊行動などの観光行動の特徴を捉えた人の流動を表現することはできない。そこで、本研究ではトリップチェーンの選択確率を属性（旅行者・住民）、モード別（自動車・公共交通）に推定する。これにより、旅行者と住民を区分でき観光を目的とした流動を捉えることに対応し、モード別に推定することで交通施策へのフィードバックのための情報取得を目指す。これらの条件のもと、個人属性と交通手段の両者を明示的に区別したトリップチェーンの選択確率を推定方法構築を試みる。

3. トリップチェーン推定手法の構築

(1) トリップチェーン推定手法の方針

本研究では、トリップチェーンはある設定したゾーンにおいて、移動・滞留を単位時間帯ごとに選択した結果として得られる時系列の軌跡のこととする。そこで、推定の対象は、1日においてあるゾーンを発する任意のトリップチェーンの選択確率とする。各時間帯の目的地選択はマルコフ性を有すると仮定すると、トリップチェーンは時間帯別に生成した目的地選択確率行列の要素の積により表現できると考える。また、目的地選択確率行列 P_t は次のように表せるものとする。

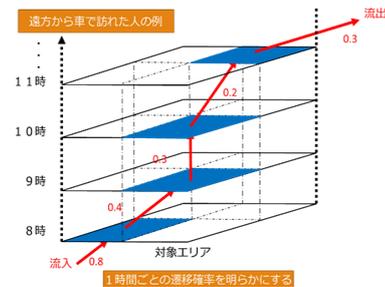


図-4 目的地選択確率とトリップチェーンの選択確率の関係

$$P_t = \begin{pmatrix} p_{11}^t & p_{1j}^t & \cdots & p_{1n}^t \\ p_{i1}^t & p_{ij}^t & \cdots & p_{in}^t \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1}^t & p_{nj}^t & \cdots & p_{nn}^t \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで、 p_{ij}^t は時間帯 t にゾーン i からゾーン j へ遷移する確率である。また、 p_{ii}^t は滞留する確率を表現する。アウトプットのイメージを図-4に示す。それぞれの時間帯の目的地選択確率の積によって一連の流動を行う確率を示すことができると考える。図-4の場合、 $0.8 \times 0.4 \times 0.3 \times 0.2 \times 0.3 = 0.00576$ であるので、8時に自動車流入した遠方に居住している人の0.576%がこのようなトリップチェーンに従うと考えられる。

任意のトリップチェーンの選択確率推定には2段階の手順をとる。まず、属性別のモード・目的地選択確率（トリップベース）を時間帯別に推定する。つぎに各属性・モードの任意のトリップチェーンの選択確率を各時間帯の時間帯別モード・目的地選択確率の乗算により求める。

(2) モード・目的地同時選択確率モデルの定式化

属性別モード・目的地同時選択確率の推定方法を説明する。モード m 別・時間帯 t 別のゾーン ij 間の交通量 v_{ijmt} とモバイル空間統計から得られるタイプ k 別・時間帯 t 別のゾーン ij 間の交通量 p_{ijkmt} を用いる。まず仮に各モード、タイプ別の時間帯別トリップパターン x_{ijkmt} を設定する。その元で時間帯・出発地・タイプが所与の際の目的地・交通機関同時選択確率モデルを次のように定式化する。

$$\Pr(j, m|i, k, t) = \frac{\exp(V(j, m|i, k, t))}{\sum_{j', m'} \exp(V(j', m'|i, k, t))} \quad (2)$$

$$V(j, m|i, k, t) = \frac{\delta_{ikt} + \delta_{jkt}}{2} + \alpha_c c_{ijmt} + \alpha_t t_{ijmt} + \alpha_{km} \gamma_{km} \quad (3)$$

$\Pr(j, m|i, k, t)$: 出発地 i , 時間帯 t , タイプ k の人はモード m および目的地 j を選択する確率

$V(j, m|i, k, t)$: 出発地 i , 時間帯 t , タイプ k の人はモード m および目的地 j を選択する際の確定効用

δ_{ikt}	:	時間帯 t におけるタイプ k に対するゾーン i の魅力度 (未知変数)
c_{ijmt}	:	モード m , 時間帯 t の時のゾーン ij 間の所要費用
t_{ijmt}	:	モード m , 時間帯 t の時のゾーン ij 間の所要時間
γ_{km}	:	タイプ k がモード m を選べば1をとるダミー変数
$\alpha_c, \alpha_t, \alpha_{km}$:	パラメータ (未知変数)
k	:	タイプ (1: 旅行者, 2: 住民)
m	:	モード (1: 自動車, 2: 公共交通)

これを x_{ijkmt} を用いて以下の尤度を最大化するようにパラメータ推定する。

$$L(\alpha, \gamma, \delta) = \prod_{i,j,k,m,t} \Pr(j, m|i, k, t)^{x_{ijkmt}} \quad (4)$$

(3) パラメータおよび交通量推定方法の検討

a) パラメータおよび交通量推定方法の概要

定式化に基づいたパラメータおよび交通量の推定方法を示す。なお、今回の試算においては、移動に関する料金を想定していないため、パラメータ c_{ijmt} は定式化に含めない。現実のネットワークでは対象とする必要があると考えられるが、本検討では推定結果の評価に着眼することから、変数と推定結果の関係を簡単に把握するため、対象外としている。現実のネットワークでのこの導入は容易である。 x_{ijkmt} は、モード間、属性間の独立を仮定し、モバイル空間統計と交通手段別OD交通量を模したデータの比率により按分した値とする。推定されたパラメータを用いて算出された目的地選択確率と仮想データで設定された各時間帯の総発生量の積により交通量を推定できる。

b) 推定結果の改善方法の検討

本研究の検証においては、仮想データを用いているため真値と予測値を比較できる。その結果精度が不十分であるならば、推定結果の改善が必要である。ここでは、推定結果の改善方法を検討する。1つは、推定された \hat{x}_{ijkmt} を用いてパラメータ推定を繰り返すという方法である。繰り返しの度に \hat{x}_{ijkmt} が更新されていき、真値に近づいていくことを期待する。2つに、時間に対する選好の重みが属性ごとに異なるとして、モデルを改良する方法である。具体的には、式(4)を以下のように改変する。

$$V(j, m|i, k, t) = \frac{\delta_{ikt} + \delta_{jkt}}{2} + \alpha_c c_{ijmt} + \alpha_t t_{ijmt} + \alpha_{km} \gamma_{km} \quad (5)$$

ゾーン間の所要時間に対応するパラメータである α_t がタイプ k により異なると考え、 α_{kt} に拡張している。これにより、旅行者と住民で移動の際の所要時間による

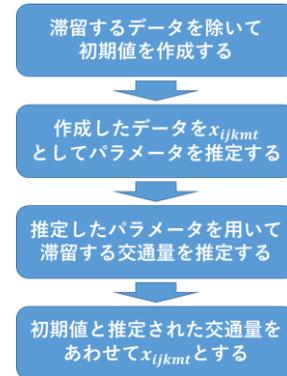


図5 繰り返しによる推定精度向上の手順

負の効用を個別に表現することができる。3つ目に時間帯により各種説明変数に係るパラメータが変動することを仮定する方法である。実際の移動では、朝や昼特有の行動パターンが存在すると考えられる。その場合、時間帯によってゾーンの魅力度や所要時間に対するパラメータが変動する可能性がある。ここでは、時間帯を4つに分け(1~6時を時間帯A, 7~12時を時間帯B, 13~18時を時間帯C, 19~24時を時間帯Dとする)、それぞれパラメータを推定し、交通量を推定する。これによって時間帯ごとの特徴を表現できると考える。また、初期値として与える x_{ijkmt} について図-5のような工夫を考える。4つ目に流動する可能性がある人口に分析対象を限定することで分析精度の向上を図る方法である。モバイル空間統計ではあるゾーンに滞在し続ける人もそのゾーンの滞留人口としてカウントされる。しかしながら、この人口は例えば専業主婦や高齢者など、他のゾーンの効用に関わらず自宅付近からの移動を生じにくいことが予想される。これらの人口と各ゾーンの魅力度によって移動を選択する人口を提案モデルに混在させると推定精度が向上しないことも予想される。そこで、流動する可能性がある人口を抽出し、その人口に限定されたデータに基づいて推定する方法を考える。推定されたパラメータを用いると、ある時間帯 t にゾーン i に存在するタイプ k の人がモード m で他のゾーン j に移動、もしくはゾーン i に滞留する確率 m_{ijkmt} が定義できる。なお、推定されたパラメータ α_{km} はタイプごとのモード選択に関する嗜好を表している。また、時間帯 t に各ゾーンで発生する人数を \mathbf{o}_t 、遷移確率を $\mathbf{M}_t = (m_{ijkmt})$ と定義すると、時間帯 t の滞在人数 \mathbf{z}_t は以下の式で記述できる。

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{o}_t + \mathbf{M}_t \mathbf{o}_{t-1} + \mathbf{M}_t^2 \mathbf{o}_{t-2} + \dots + \mathbf{M}_t^t \mathbf{o}_0 \quad (6)$$

なお、同一時間帯に移動するのは最大1回としており、遷移後の状態が時間帯 $t+1$ での初期状態であると定義している。推定の結果混雑が激しい時間帯に対して何らかの対策を行い、所要時間や所要費用、魅力度を変化させることで様々な交通マネジメント方策を評価可能と考える。この方法は事前に流動する可能性がある人口を限

定する必要があるが、現在のところこれを実現する具体的方法は提案できていない。モバイル空間統計の経時的な分析により安定的に滞留し続ける人口比率等が入手できれば、可能となるだろう。この適用は今後の課題とする。

4. 仮想ネットワークにおける検証

(1) 仮想データの作成

現在、我が国におけるデータの蓄積状況ではトリップチェーン、およびその量を把握することが容易でない。PT調査はサンプルとしての利用は可能であるものの、拡大係数等が必要となり、トリップチェーンの真値として取り扱うことは適切でないだろう。そこで本研究では、仮想的なトリップチェーンデータを構成し、推定の方法の精度検証を行う。ここでは、その作成方法について紹介する。本研究では、のようなSiouxFallsネットワークに疑似的なトリップチェーンの仮想データを与える。このネットワークにおいて各ノードをゾーンとして捉え、ゾーン間の移動・滞留を考えることとする。

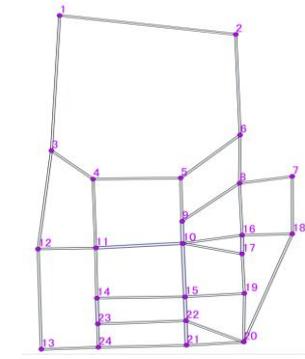


図-6 Sioux Falls ネットワーク

(2) トリップチェーン選択確率の推定精度検証

a) 初期値に割合で按分した値を適用し推定した場合

x_{ijkmt} をモード間、属性間の独立を仮定し、モバイル空間統計と交通手段別OD交通量を模したデータの比率により按分した値としてパラメータおよび交通量推定を行い、その結果と考察を示す。

まず、図-7から図-10に交通手段別OD交通量とモバイル空間統計の単純な比率按分により生成した初期値と仮想真値の関係について示す。図中横軸は仮想真値、縦軸が比率按分により得られた初期値である。住民かつ公共交通利用者は精度よく推定できていることがわかる。しかしながら、その他の属性・モードの値は設定値から大きく乖離していることがわかる。これは、住民かつ公共交通利用者の時間帯別トリップ間の総数が相対的に大きく支配的となり、他の区分の交通量の値が適切に按分できていないことによると考えられる。この結果は後の分析に大きく影響すると考えられるが、現在のところこれを改善する方法は見当たらない。現実の世界ではモード別、属性別の設定値を把握可能なデータを入手することは容易でないことから、この初期値の精度を向上させる工夫が必要となる。この手法開発は今後の課題とする。

この初期値を用いて各説明変数のパラメータを推定した。このパラメータによる推定値と仮想真値の分布を図-11と図-12に示す。旅行者の推定結果は、自動車利用者が過少推定、公共交通利用者は過大推定となった。この結果より、旅行者の交通機関選択の推定が十分な精度を

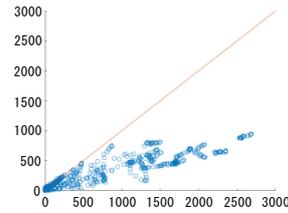


図-7 旅行者・自動車の初期値と仮想真値

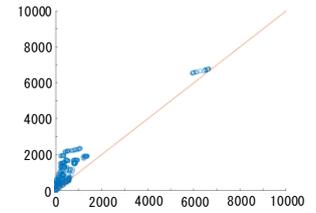


図-8 旅行者・公共交通の初期値と仮想真値

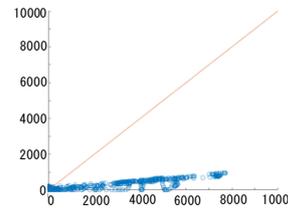


図-9 住民・自動車の初期値と仮想真値

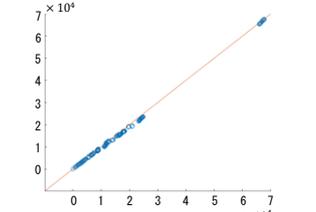


図-10 住民・公共交通の初期値と仮想真値

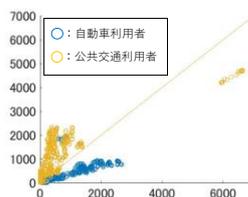


図-11 旅行者の推定値と仮想真値の分布

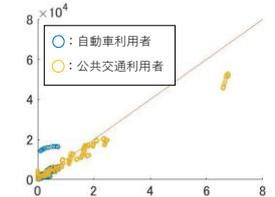


図-12 住民の推定値と仮想真値の分布

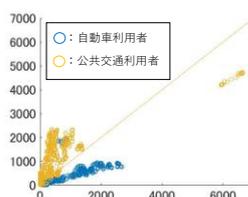


図-13 旅行者の推定値と仮想真値の分布 (2回目)

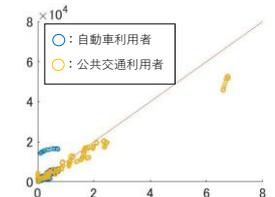


図-14 住民の推定値と仮想真値の分布 (2回目)

持っていないと考えられる。一方、住民の推定結果は一部を除いて精度がよい。ここで、住民と旅行者の総量に着目すると、住民は旅行者の10倍程度の値に設定されている。そのため、住民の行動選択が交通機関選択に寄与するパラメータの推定において、旅行者に比べ支配的となったことが理由として考えられる。これは初期値の傾向と一致しており、初期値の誤差による推定誤差だと考

えられる。

b) パラメータ推定の繰り返しによる精度向上に関する検証

推定された \hat{x}_{ijkmt} を用いてパラメータ推定の繰り返しによる精度向上に関する検証を行う。パラメータの推定結果の一部を表-3に、推定値と仮想真値の分布を図-13と図-14に示す。表から、パラメータ、t値共に繰り返しのよってほとんど変化しないことがわかる。図からも1回目との違いを確認することはできない。よって、与える x_{ijkmt} を更新してパラメータの推定を繰り返す方法では、精度の向上は見込めないと考えられる。

c) 時間に対する選好の重みが属性ごとに異なるとした場合のモデル改良

ここでは、時間に対する選好の重みが属性ごとに異なるとしてモデルの改良を行い、パラメータおよび交通量の推定を行う。推定されたパラメータに着目すると α_{kt} は旅行者が-0.666であり、住民が-0.314で2倍程度差が生じていることがわかる。つまり旅行者と住民では所要時間に対する重みが異なることが表現できている。推定値と仮想真値の分布を図-15と図-16に示す。図から、住民について推定値と仮想真値分布の変化はみられない。旅行者について、公共交通利用者の過大推定が僅かに改善されたように見える。しかし、大きな改善は得られなかった。

d) 時間帯により各種パラメータが変動するとした場合の推定

前項まではパラメータが時間帯によって変動せず一定であるとしたが、ここでは時間帯により各種パラメータが変動するとしてパラメータを推定し、交通量を推定する。前項と同様に時間に対する選好の重みが属性ごとに異なることとしている。しかしながら、推定結果よりパラメータの時間帯による変化はみられないことがわかった。図-17と図-18に旅行者について異なる時間帯のパラメータで推定した値と仮想真値の分布を示す。時間帯による交通量の変化はみられるが、各時間帯の推定精度は前項までと大きな変化は確認できない。

(3) トリップチェーンの選択確率推定

ここでは3章第1節で示した方法でトリップチェーンの選択確率を推定し、その結果を考察する。横軸を設定値

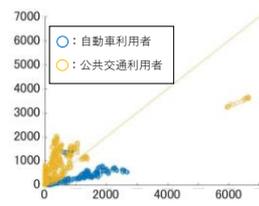


図-15 旅行者の推定値と仮想真値分布

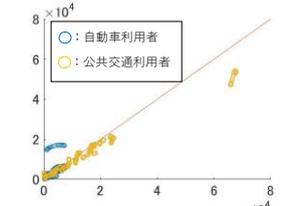


図-16 住民の推定値と仮想真値分布

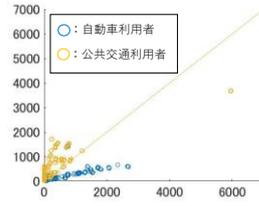


図-17 旅行者の推定値と仮想真値分布 (時間帯 A)

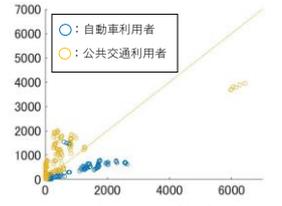


図-18 旅行者の推定値と仮想真値分布 (時間帯 B)

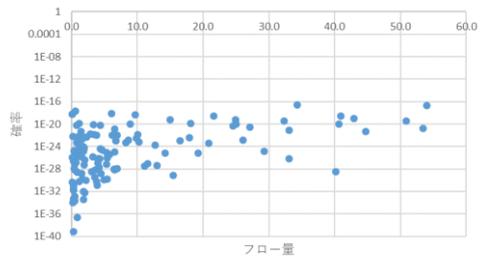


図-19 トリップチェーン選択確率と設定値によるフロー量の分布 (ゾーン19発の旅行者・自動車)

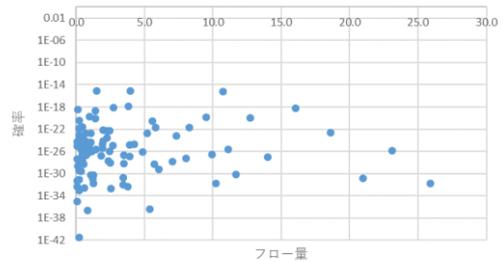


図-20 トリップチェーン選択確率と設定値によるフロー量の分布 (ゾーン2発の旅行者・自動車)

で与えられたトリップチェーンのフロー量、縦軸をそのトリップチェーンが選択される確率として散布図を作成する。なお、属性別・モード別に結果を示すが、各結果については、24ゾーンそれぞれで算出している。

表-3 繰り返しパラメータ推定結果

	推定値				t値			
	1回目	2回目	3回目	4回目	1回目	2回目	3回目	4回目
α_{11}	-0.904	-0.904	-0.904	-0.904	-40.420	-66.790	-66.793	-66.793
α_{21}	-1.156	-1.156	-1.156	-1.156	-43.337	-82.205	-82.205	-82.205
α_t	-0.569	-0.569	-0.569	-0.569	-90.288	-180.467	-180.471	-180.469

a) 旅行者・自動車の人のトリップチェーン選択確率推定結果

図-19と図-20に結果の一部を示す。図-19では設定値のフロー量が大きくなるほど、選択確率が大きくなっていることがわかる。したがって、これらのゾーンを出発地とする流動量が大きいトリップチェーンの把握の可能性が示唆される。しかしながら、流動量が小さいトリップチェーンでも推定された選択確率が大きいこともある。すなわち、ほとんど利用されていないトリップチェーンの選択確率が高くなっているものもあり、現状の推定精度ではトリップチェーンの選択確率から代表的なトリップチェーンを抽出することが困難であることがわかる。また、図-20の結果をみると、フローが大きいトリップチェーンでも推定選択確率が小さくなっているものもある。これから、推定精度には課題が残ることがわかる。

b) 旅行者・公共交通のトリップチェーン選択確率推定結果

前項と同様に属性が旅行者であり交通手段が公共交通であるトリップチェーンの選択確率に関して推定結果を図-21と図-22に示す。旅行者・自動車のトリップチェーン選択確率推定結果と大きな違いはなく、流動量が大きいトリップチェーンの選択確率が大きくなるゾーンも見られるが、小さくなる出発地も存在し推定精度に課題が残ることがわかった。

c) 住民のトリップチェーン選択確率推定結果

住民のトリップチェーン選択確率の推定結果を図-23（自動車）と図-24（公共交通）に示す。これらの結果はいずれも旅行者と大きな違いはなく、推定精度に課題が残る結果となった。住民・公共交通の目的地選択確率は他の属性区分と比べて目的地選択確率の推定精度が高いことから、トリップチェーンの推定結果も良好となることを期待したが、反する結果となった。そのため、属性・モード別目的地選択確率の推定精度が高い場合にも、現在のトリップチェーンの推定精度は十分でないことがわかる。したがって、トリップチェーンの選択確率の推定手法にはさらなる工夫が必要となることがわかった。

5. おわりに

本研究では、属性・モード別のトリップチェーンを把握するため、モード・目的地同時選択確率モデルを作成し仮想データを用いてパフォーマンスの検証を行った。この推定において十分な精度は得られなかった。また、精度向上のため複数の操作を行ったが精度の向上はみられなかった。そして、トリップチェーンの選択確率を算出し、評価を行った。仮想真値におけるチェーンのフロ

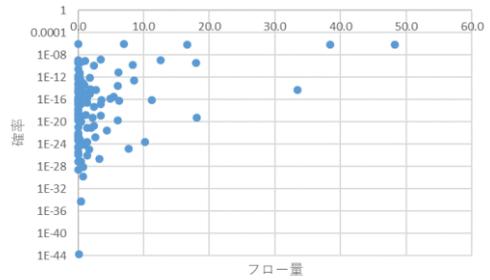


図-21 トリップチェーン選択確率と設定値によるフロー量の分布（ゾーン7発の旅行者・公共交通）

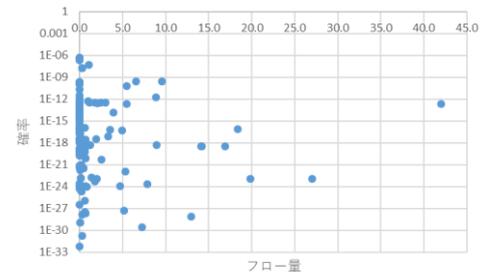


図-22 トリップチェーン選択確率と設定値によるフロー量の分布（ゾーン23発の旅行者・公共交通）

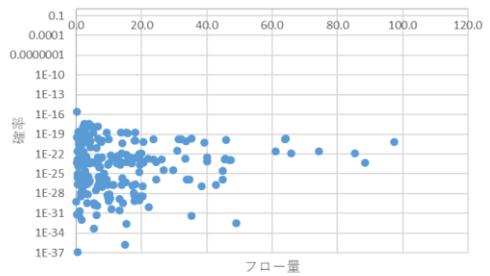


図-23 トリップチェーン選択確率と設定値によるフロー量の分布（ゾーン5発の住民・自動車）

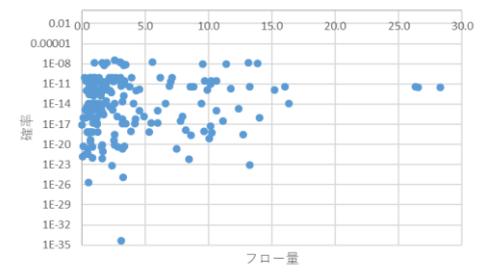


図-24 トリップチェーン選択確率と設定値によるフロー量の分布（ゾーン6発の住民・公共交通）

一と、推定値によるチェーン選択確率は正の有意な相関が確認できた。しかしながら、本研究の目標である交通施策に資するような精度でのトリップチェーンが把握できたとは言いがたい。実用に向けてはさらなる推定手法の開発が求められる。

(1) 本研究による知見

比率按分による初期値は、住民かつ公共交通利用者は

真値と比較して精度よく推定できているものの、その他の属性・モードの値は真値から大きく乖離している。この乖離が本研究での分析に大きな影響を与えていると考えられる。

パラメータ推定について、繰り返し推定する方法ではパラメータは変動しなかった。したがって、推定精度の向上のためには、本研究で提案したパラメータを繰り返し推定する手法を更新する、あるいは違う手法の採用が必要となる。また、属性ごとに所要時間に対する選好の重みを与える拡張モデルとすべての属性を統一した場合を比べると、推定されたパラメータは2倍程度異なることがわかった。すなわち、属性によって時間の選考を考慮する必要があることを確認した。

トリップチェーン選択確率の推定について、真値におけるトリップチェーンのフローとトリップチェーンの選択確率は一部を除いて有意な正の相関が確認でき、フローの大きいトリップチェーンは選択確率が高い傾向にあることを確認した。その一方で十分な精度を持つとはいえず、さらなる推定手法の改良の必要があることがわかった。

(2) 今後の課題

今後の課題を整理する。まずは最尤推定法に与える属性別・モード別目的地選択確率初期値の精度の向上である。比率按分による初期値は真値と大きく乖離しており、各種パラメータの推定に大きく影響すると考えられる。よって、初期値の精度を向上させる手法の開発が必要となる。これには複数時点での観測データを用いて、MCMC法等により属性区分に与える比率を修正する方法が考えられる。次に推定の精度を向上させるためのモデルおよび推定手法の改良である。その1案は流動する可能性がある人口に分析対象を限定することで分析精度の向上を図る方法が考えられる。このとき、実ネットワークへの適用を考えたとき、対象エリア内外の移動を考慮する必要があるだろう。これは吸収マルコフ連鎖を採用する方法が考えられる。また、現在は各時間帯でのマルコフ性を考慮して、各時間帯での属性・モード別の目的地選択確率を推定することとしたが、2時間帯にまたぐ移動・滞留の組み合わせを考慮することで、トリップチェーンの推定精度向上を図ることができると考える。このためには複数時間帯の移動滞留を考慮したRecursive Logitモデルを導入することで対応可能となる。

謝辞: 本研究は、国土交通省道路局「道路政策の質の向上に資する技術研究開発（課題名：観光流動把握を目的とした交通流動推定システムの研究開発、研究代表者：宇野伸宏 京都大学教授）」により実施した内容の一部である。

付録 仮想データの作成

仮想データはトリップチェーンが明示され、かつ旅行者と住民ごとにトリップチェーンのフロー量が把握できるように作成されている。具体的な作成手順は以下の通りである。

a) 手順1

各ノードをゾーンに見立て、すべてのゾーンに魅力度をSioux Fallsネットワークに設定されている日集中交通量に0.1から0.4をとる乱数を乗じた値で与える。

b) 手順2

公共交通OD交通量を最短経路の所要時間と魅力度を用いて以下の式で設定する。

$$v_{od} = t_{od}^{-0.3} \times (\mu_o^1 + \mu_o^2)^{0.7} \quad (7)$$

v_{od} : 公共交通のゾーン od 間交通量

t_{od} : ゾーン od 間最短所要距離

μ_o^1 : ゾーン o の観光に対する魅力度

μ_o^2 : ゾーン o の住民に対する魅力度

c) 手順3

各ゾーンに仮の時間帯変動係数を与え、各ゾーンの魅力度の大きさを重さとして線形結合し、さらに-0.1~0.1の間をとる一様乱数を加える。仮の時間帯変動係数を図-25に示す。ここで、「仮の」とするのは、仮想データの作成手順の最後にトリップチェーンに対して最適化問題を用いたフロー割付を実行するため、最終的に得られるゾーンごとの時間帯変動係数と、ここで与えられる時間帯変動係数が異なるためである。

$$\widetilde{r}_{od}^{\tau} = (\mu_o^1 + \mu_o^2 + \mu_d^1 + \mu_d^2) \times f_p(\tau) + \varepsilon \quad (8)$$

$f_p(\tau)$: 仮の時間帯変動係数

$\widetilde{r}_{od}^{\tau}$: あるOD間の時間帯による魅力の変化を表現する値

ε : 一様乱数

d) 手順4

24時間帯で正規化した以下の値をODの時間帯変動係数とする。これに各日交通量を乗じることで、仮の時間帯別OD交通量を得る。

$$r_{od}^{\tau} = \frac{\widetilde{r}_{od}^{\tau}}{\sum_{\tau} \widetilde{r}_{od}^{\tau}} \quad (9)$$

r_{od}^{τ} : ODの時間帯変動係数

$$\widetilde{r}_{od}^{\tau} = (\mu_o^1 + \mu_o^2 + \mu_d^1 + \mu_d^2) \times f_p(\tau) + \varepsilon \quad (10)$$

$f_p(\tau)$: 仮の時間帯変動係数

$\widetilde{r}_{od}^{\tau}$: あるOD間の時間帯による魅力の変化を表現する値

ε : 一様乱数

$$r_{od}^{\tau} = \frac{\bar{r}_{od}^{\tau}}{\sum_{\tau} \bar{r}_{od}^{\tau}} \quad (11)$$

r_{od}^{τ} : ODの時間帯変動係数

e) 手順5

各ゾーンに夜間人口を想定して0時間帯の人口を設定する。これを京都のモバイル空間統計の集計結果を参考に、深夜3時の滞在と移動の比率を使用し、仮の自動車、公共交通OD交通量と比率を乗じた値で設定する。各時間帯の滞在量は、1つ前の時間帯の滞在量に各ゾーンの時間帯別交通量の流出、流入の差を加えたものとする。

$$\sum_{p \in P} v_{pnn}^{\tau+1} = \sum_{p \in P} v_{pnn}^{\tau} + \sum_{m \in In(n)} \sum_{p \in P} v_{pmn}^{\tau} - \sum_{m \in Out(n)} \sum_{p \in P} v_{pnm}^{\tau} \quad (12)$$

v_{pnn}^{τ} : 時間帯 τ にゾーン n に滞留する人口

v_{pmn}^{τ} : 時間帯 τ にゾーン m から n に移動した人口

v_{pnm}^{τ} : 時間帯 τ にゾーン n から m に移動する人口

f) 手順6

トリップチェーンを24ゾーン×24ゾーン×24時間帯の移動・滞留をノード間移動の経路として表現する。このとき、滞留は時間帯 t のゾーンAから時間帯 $t+1$ のゾーンAへの移動と表現される。なお、生じるトリップチェーンは 24^{24} の組み合わせが存在するため、ランダムサンプリングにより40,000個の候補を生成する。経路の生成には仮の時間帯別交通量と仮の滞在量を利用する。各時間帯の移動先はOD交通量と表-4のパラメータを乗じた値を基準値として用いた確率により決定される。図-26にその例を示す。図の600, 100は手順4, 5で与えた仮の時間帯別OD交通量である。

g) 手順7

手順6で生成した各経路に効用値を与える。効用値は次の時間帯に移動するゾーン魅力度と移動所要時間で決定される以下の式を用いた。

$$u_{pr} = \sum_{a \in A} \ln(\delta_{ar}(\omega_{ap} - \alpha_p t_a)) \quad (13)$$

u_{pr} : 属性 p の人が経路 r を利用したときの効用

経路 r がリンク a を通過するのであれば1,

δ_{ar} : そうでなければ0を取る変数
(リンク・パスインシデンス)

ω_a : リンク a の属性 p の人における魅力度
(着ノードの魅力度を参照)

α_p : 属性別の重み

t_a : リンク a の所要時間 (= t_{od})

ここで、 α_p を旅行者で80, 住民で90とした。

h) 手順8

ここまでの条件において以下の最適化問題を求解し、経路にフローを割付ける。制約条件は、仮に与えた時間

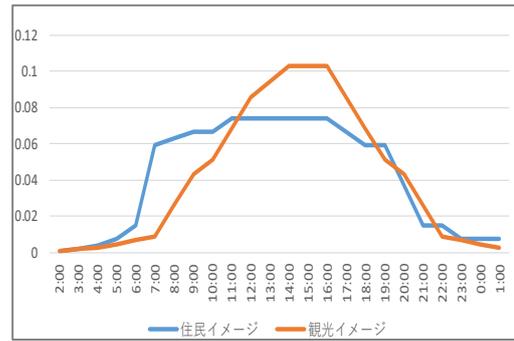


図-25 仮の時間帯変動係数

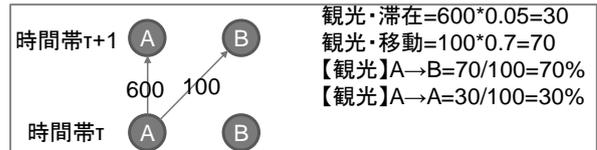


図-26 ランダムサンプリングのための生成確率の例

表-4 各属性のパラメータ

	観光	住民
滞在	0.05	0.4
移動	0.7	0.8

帯別交通量と比べて極端に大きくならないようにする制約である。

$$\max_x \sum_{p \in P} \sum_{r \in R} u_r^2 x_r \quad (14)$$

Subject to

$$\sum_{p \in P} \sum_{r \in R} \delta_r^{mp} x_r^{mp} \leq 1.2 v_a^m \quad (15)$$

$$\sum_{m \in M} \sum_{p \in P} \sum_{r \in R} \delta_r^{mp} x_r^{mp} \leq 1.1 \sum_{m \in M} v_a^m \quad (16)$$

x_r : 経路 r のフロー量

以上の条件で得られた経路フロー量 x_r は特定された経路 r で移動・滞留する人口を示す。ここでは経路がトリップチェーンを表す。この値を用いて、ゾーンに滞在する人口を集計すればモバイル空間統計を模した観測人口となり、モード別に移動量を集計すれば自動車、公共交通のOD交通量の観測値となる。

参考文献

- 1) JTB 総合研究所ホームページ：インバウンド訪日外国人動向, <https://www.tourism.jp/tourism-database/stats/inbound/> (2019/10/1 アクセス) .
- 2) 京都市ホームページ：平成 29 年 京都観光総合調査について, <http://www.city.kyoto.lg.jp/sankan/page/0000240130.html> (2019/2/28 アクセス)
- 3) 近藤竜平, 倉内文孝：京阪神都市圏における観光地間トリップチェーンの選択に関する研究, 土木計画学研究・講演集, 37, CD-ROM, 2008.

- 4) 溝上章志, 朝倉康夫, 古市英士, 亀山正博: 観光地魅力度と周遊行動を考慮した観光交通需要の予測システム, 土木学会論文集, No.639/IV_46, pp.65~75, 2000.
- 5) 森川高行, 竹内博史, 加古裕二郎: 定量的観光魅力度と選択肢集合の不確実性を考慮した観光目的地選択分析, 土木計画学論文集, No.9, 1991.
- 6) NTTdocomo ホームページ: モバイル空間統計に関する情報, https://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics/ (2019/1/17 アクセス).
- 7) モバイル空間統計ホームページ: OD 分析 (日本人), https://www.mobaku.jp/service/jpn_flow/od/ (2019/1/17 アクセス).
- 8) 飯田恭敬, 小川悟: 交差点交通量から道路網内交通量を推計する方法, 第 29 回土木学会年次学術講演会概要集, pp.141-142, 1974.
- 9) 飯田恭敬, 浅井加寿彦: 路上観測交通量による道路網交通挙動の推定法, 第 12 回日本道路会議論文集, 1975.
- 10) Iida, Y, and Takayama, J.: Comparative Study of Model Formulation on OD Matrix Estimation from Observed Link Flows, Proc. of 4th WCTR, Vol. 2, pp. 1570-1581, 1986.
- 11) 前田友宏, 飯田恭敬, 倉内文孝, 上坂克巳: Bゾーンベースによる OD 交通量逆推定モデルの実際適用性, 第 29 回交通工学研究発表会論文集, No.61, pp.241-244, 2009.
- 12) 立石亮祐: 観測交通量を用いた OD 交通量推計手法の実務適用に関する研究, 九州工業大学博士論文, 2014.
- 13) 飯田恭敬: ICT データ活用による交通計画の新次元展開ー総合交通ネットワーク流動のモニタリングシステムー, コロナ社, pp.14-65, 2017.
- 14) 飯田恭敬: ICT データ活用による交通計画の新次元展開ー総合交通ネットワーク流動のモニタリングシステムー, コロナ社, pp.66-80, 2017.
- 15) 嶋本寛, 飯田恭敬, 倉内文孝, 國分恒彰: モバイル移動データを活用した交通流動手法の提案, 土木計画学研究・講演集, Vol.52, CD-ROM, 2015.
- 16) Trepanier, Martin, Nicolas Tranchant, and Robert Chapleau: "Individual Trip Destination Estimation in a Transit Smart Card Automated Fare Collection System." Journal of Intelligent Transportation Systems 11 (1): 1-14, 2007.
- 17) Lianfu, Z., Shuzhi, Z., Yonggang, Z. and Ziyin, Z.: "Study on the method of constructing bus stops OD matrix based on IC card data. Wireless Communications", Networking and Mobile Computing WiCom 2007, 3147-3150, 2007.

(2019.10.4 受付)

ESTIMATING TRIP CHAINS USING MOVE/STAY DATA AND MODE-SPECIFIC OD TRAFFIC VOLUME

Takuto ASAI, Satoshi SUGIURA and Fumitaka KURAUCHI