

大規模ネットワークにおける 2段階乗客トリップパターン推定モデルの 精度検証

平井 一成¹・嶋本 寛²

¹学生会員 宮崎大学修士課程 大学院工学研究科 (〒889-2192 宮崎県宮崎市学園木花台西1-1)

E-mail:hh14041@student.miyazaki-u.ac.jp

²正会員 宮崎大学准教授 工学部社会環境システム工学科

E-mail:shimamoto@cc.miyazaki-u.ac.jp

近年、環境問題抑制や都市活性化から公共交通の利用促進が叫ばれており、利用促進のための適切な対策をとるためには乗客のトリップパターンの把握が必要である。筆者らは複雑な路線網が形成され、また高頻度のバスサービスが提供されている都市部への適用を念頭に置いた、バスネットワーク全体における乗客流を推定する手法論を提案している。提案した手法論は、第1段階で系統単位の乗り換えを考慮しないレグODパターンを推定した後、第2段階で乗り換えを考慮したジャーニーODパターンを第1段階で推定したレグODを用いて推定するという2段階アプローチに基づいたものである。本研究では、先行研究で構築した推定モデルを実規模ネットワークに適用し、推定精度検証を行う。実規模ネットワークにおける誤差を含んだ入力データの作成方法について説明を加えた後、各種誤差要因と推定精度の関係について考察した結果を報告し、実データを用いて推定する上で求められる入力データの精度について議論する。

Key Words : *Passenger flow estimation, Error factor verification, Entropy model, Gravity model, Passenger allocation model*

1. はじめに

近年世界中で、大気汚染や地球温暖化などの深刻な環境問題が進行していくことが懸念されている。我が国においてもこれらの問題抑制に加え、都市活性化の観点から公共交通の利用促進が求められている。公共交通事業者は、利用促進や混雑緩和のための適切な対策をとるためには、乗客のトリップパターンを正確に把握することが必要である。公共交通における乗客のトリップパターンの推定に近年はICカードデータが活用されることが多いが、大都市圏では均一料金制度が取られていること多く、乗客は乗車時か降車時のいずれかしかICカードをタッチする必要がないため、ICカードデータを乗客のトリップパターンの推定に直接用いることはできない。

バスにおける乗客のOD推定の研究に関しては、喜多ら¹⁾は停留所別の乗降者数をもとにした統計的な推計方法を提案し、観測乗降者データのみから精度よくODパターンの推計可能であることを確認している。しかし、当該研究はあくまでも路線ごとの推計であるため、バス路線網全体におけるトリップパターンへの適用は難しい

といえる。ICカードデータを活用した乗客流の推定に関しては、Trépanierら²⁾は乗車時のみしか記録されないICカード利用履歴データから降車バス停を推定する手法を提案している。Lianfuら³⁾は、バス停レベルでのOD表を構築する手法を提案している。Barrayら⁴⁾は、「乗客は1つ前のトリップの到着駅バス停から次のトリップを開始する」という前述したトリップチェーンの1番目の仮定を用いて、ニューヨークにおける地下鉄とバスのODを推定した。Barrayら⁵⁾はさらに「1日の最終トリップの到着駅バス停は最初のトリップの出発駅バス停と一致する」という前述した2番目の仮定も組み合わせて乗客の目的地を推定している。Navick, Furth⁶⁾はロサンゼルス市のバス路線において同様の仮定を適用し推定するとともに乗り込み調査データを用いた推定精度の検証を行い、5路線のうち4路線の適合度が高いことを確認している。これらの研究は個人IDが特定可能なICカードデータを用いてトリップ間の繋がりをもとに乗客のODパターンを推定するものであり、集計された乗降者数等のデータに対する適用は難しい。

以上を踏まえて、先行研究⁷⁾では均一運賃制度が導入

されている大都市のバス事業者への適用を念頭に置き、2段階アプローチによる乗客流推定モデルを提案し、乗り換えも含めた乗客流を精度よく推定可能であることを確認した。本研究では、先行研究で構築したモデルを実規模ネットワークに適用し、推定精度に影響を及ぼす要員を明らかにすることを目的とする。

論文の構成は以下のとおりである。第1章では本研究の背景と目的を述べるとともに、関連する既往の研究を整理し本研究の位置付けを示した。第2章では本論で扱う推定モデルの概要を説明し、モデルの定式化を行う。次に第3章で第1段階及び第2段階におけるモデルの推定と推定精度の検証を記す。第4章で得られた結果と考察をまとめ、今後の展望と課題として記述する。

2. 乗客トリップパターン推定モデル

(1) 推定手法の概要

本研究で対象とする均一料金制度がとられているバス事業者においては、ICカード利用者は乗車時、あるいは降車時のいずれかしかICカードをタッチする必要がない。そのため、ICカード利用履歴データから直接乗降パターンを把握できない。そこで、本研究では、系統単位における乗り換えを考慮しないODパターンであるレグOD (leg)を推定する第1段階と、乗り換えを考慮したODパターンであるジャーニー(journey)を第1段階で推定したレグODパターンを用いて推定するという、ボトムアップ的な推定する方法論を採用する。なお、本研究では降車時に料金を支払うバス事業者におけるトリップパターンの推定手法について述べるが、第1段階における乗車人数と降車人数の制約条件を入れ替えるだけで、乗車時に料金を支払うバス事業者への適用も可能となる。

第1段階のレグOD推定モデルの入力データは1) ICカード利用履歴データを拡大して得られる系統、車両単位における各バス停の降車人数、2) 推定対象日において直接観測により得られる一部バス停における乗車人数、3) 過去に行われた乗り込み調査によるレグODの先験情報の3種類である。また、第2段階のジャーニーOD推定モデルの入力データは、1) 第1段階で推定される系統、車両別のレグOD、2) 全バス停における乗降人数、3) 各系統の経路、旅行時間、運行頻度のバスネットワークデータの3種類である。なお、全バス停における乗降人数を直接計測することは困難であるが、携帯電話基地局の滞留人口データ等を用いて推計することが可能であると考えられる。

各段階における推定手法を、次節以降で述べる。

(2) レグODパターン推定モデル

第1段階においては、佐佐木のエントロピーモデル⁸⁾にもとづき、一部バス停において観測される系統・車両別の乗降人数と、乗り込み調査等により得られる先験OD情報に整合するトリップパターンのうち、生起確率が最大となるものを求める。ある系統におけるバス停を停車順に $1, 2, \dots, N$ と番号をつけると、番号が大きいバス停から小さいバス停への移動はあり得ないので、レグODパターン推定モデルにおける佐佐木のエントロピーモデルの目的関数は以下ようになる。

$$Z(\mathbf{x}) = \frac{X!}{\prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^{N-1} x_{mn}!} \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^{N-1} q_{mn}^{x_{mn}} \quad (1)$$

such that

$$X = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{N-1} x_{mn} \quad (2)$$

ただし、

- X : 総トリップ数
- x_{mn} : バス停間OD交通量 (未知変数)
- q_{mn} : バス停間OD交通量の先験データ

本研究で使用する第1段階におけるモデルの目的関数は、式(1)の対数をとることで簡略化できる。バス停における乗車、降車人数等の制約条件を含めた、レグOD推定モデルは以下のように定式化できる。⁹⁾

$$\min_{x_{ij}^{r_l(\tau)}; i < j \leq N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{n-1} \left(x_{mn}^{r_l(\tau)} \ln \frac{x_{mn}^{r_l(\tau)}}{q_{mn}^{r_l(\tau)}} - x_{mn}^{r_l(\tau)} \right) \quad (3)$$

$, \forall l \in L, r \in R_l, \tau \in T$

such that

$$\sum_{i \leq n} \sum_{j \geq n+1} x_{ij}^{r_l(\tau)} \leq C_{r_l} \quad (4)$$

$, n = 1, 2, \dots, N_l - 1,$
 $r \in R_l, l \in L, \tau \in T$

$$\sum_{i \leq n} x_{in}^{r_l(\tau)} = Y_n^{r_l(\tau)}, n = 1, 2, \dots, N_l, \quad (5)$$

$r \in R_l, l \in L, \tau \in T$

$$\sum_{n < j \leq N} x_{nj}^{r_l(\tau)} = X_n^{r_l(\tau)}, n \in B_l, r \in R_l, l \in L, \tau \in T \quad (6)$$

ただし、

- L : 路線集合
- R_l : 路線 $l \in L$ におけるバス走行の集合
- T : 時間帯の集合
- N_l : 路線 $l \in L$ におけるバス停の集合 (起点から順に番号を振るものとする)
- B_l : 路線 $l \in L$ において乗車人数を計測するバス停の集合
- C_{r_l} : バス $r \in R_l, l \in L$ の車内容量
- $X_n^{r_l(\tau)}$: バス $r \in R_l, l \in L$ の時間帯 $\tau \in T$ におけるバス停 $n \in B_l$ における乗車人数
- $Y_n^{r_l(\tau)}$: バス $r \in R_l, l \in L$ の時間帯 $\tau \in T$ におけるバス停 n における降車人数
- $x_{mn}^{r_l(\tau)}$: バス $r \in R_l, l \in L$, 時間帯 $\tau \in T$ における mn 間の乗客需要 (未知変数)
- $q_{mn}^{r_l(\tau)}$: バス $r \in R_l, l \in L$, 時間帯 $\tau \in T$ における

mn 間の乗客需要の先験情報データ

式(4)は、バス $r \in R_l, l \in L$ のバス停 $n, (n+1)$ 間の乗車人数が車両容量を超過しないという容量制約を表している。また、式(5)および(6)は、バス $r \in R_l, l \in L$ のバス停 n における降車および乗車人数が、および一部のバス停で直接観測する乗車人数と一致するということを表している。式(3)におけるレグOD需要に関する先験情報 $q_{mn}^{r,l(\tau)}$ は、乗り込み調査により得られると想定する。

(3) ジャーニーODパターン推定モデル

第2段階においては、ジャーニーODから推定されるレグODパターンが第1段階で推定されたレグODパターンを時間帯、路線別に集約したものと整合するように、ジャーニーODを推定する。

いま、ジャーニーODは以下に示すような重力モデルにより記述できるものとしよう。

$$\hat{T}_{OD}^{\tau} = (NB_0^{\tau})^{\alpha} (NA_D^{\tau})^{\beta} (d_{OD})^{\gamma} (LOS_{OD}^{\tau})^{\delta} \quad (7)$$

$, \forall O, D \in N$

ただし、

- NB_0^{τ} : 時間帯 $\tau \in T$ におけるバス停 $O \in N$ における乗車人数
- NA_D^{τ} : 時間帯 $\tau \in T$ におけるバス停 $D \in N$ における降車人数
- d_{OD} : OD間の直線距離
- LOS_{OD}^{τ} : 時間帯 $\tau \in T$ におけるOD間の一般化費用
- N : バス停の集合
- $\alpha, \beta, \gamma, \delta$: 推定すべきパラメータ

さらに、ジャーニーODの路線利用確率が与件のとき、栞元ら¹⁰を参考にジャーニーODとレグODには以下の関係式が成り立つ。

$$\hat{y}_{mn}^{l(\tau)} = \sum_{OD \in \Omega} \hat{\mu}_{rs,l}^{OD}(\tau) \hat{T}_{OD}^{\tau} \quad (8)$$

$$\forall mn \in \omega, r \in R_l, l \in L, \tau \in T$$

ただし、

- Ω : ジャーニーのODペアの集合
- ω : レグのODペアの集合
- T_{OD}^{τ} : 時間帯 $\tau \in T$ におけるジャーニーODの需要
- $\mu_{rs,l}^{OD}(\tau)$: T_{OD}^{τ} の路線 l, rs 間の利用率
- \hat{A} : A の推定値

ここで、式(8)によりジャーニーODから求められるレグODと、第1段階で推定したレグODの誤差率が平均0の正規分布に従うと仮定する⁸⁾と、全レグペアにおける同時確率密度は以下のように表せる。

$$L_{\tau} = \prod_{mn \in \omega, l \in L} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{\{\ln(\hat{y}_{mn}^{l(\tau)}) - \ln(\hat{y}_{mn}^{l(\tau)})\}^2}{\sigma^2} \right) \right]^{\delta_{mn}^l} \quad (9)$$

ここに、 σ^2 は推定対象の分散パラメータであり、 δ_{mn}^l は路線 $l \in L$ にレグODペア mn が含まれていれば1をとるダミー変数である。また、 \hat{y}_{mn} は第1段階で推定したレグ

ODパターン $\hat{x}_{mn}^{r,l(\tau)}$ を式(10)により時間帯、路線別に集約したレグODパターンであり、 \hat{y}_{mn} は式(7)により第2段階で推定するジャーニーODパターンを式(8)によりレグODパターンに変換されるものである。

$$\hat{y}_{mn}^{l(\tau)} = \sum_{r \in R_l(\tau)} \hat{x}_{mn}^{r,l(\tau)}, \forall mn \in \omega \quad (10)$$

式(7)に示したパラメータは、式(9)に示した L を尤度関数とする最尤推定法により時間帯ごとに求めることができる。

なお、本研究で構築するモデルは複雑な路線網が形成され、また高頻度のバスサービスが提供されている都市部への適用を念頭に置いているため、ジャーニーODの路線利用確率 $\mu_{rs,l}^{OD}(\tau)$ および重力モデルの説明変数であるジャーニーODペア間の一般化費用は最小費Hyperpath探索アルゴリズム¹¹⁾により求める。

3. ケーススタディ

(1) 実規模ネットワークにおける推定精度検証方法

本章において、実規模ネットワークを用いて提案したモデルの推定精度の検証を行う。実規模ネットワークにおける乗り換えを含めた需要の真値を入手するのは困難である。そこで、本稿ではネットワークデータを整備するとともにジャーニーODの真値を仮定した後に、図-1に示すフローにしたがってレグODとジャーニーODの推定精度検証を行う。

まず、レグOD推定精度方法について説明する。ジャーニーODの真値を配分することにより系統・バス停別乗降人数とジャーニーODのレグ利用率 $\mu_{rs,l}^{OD}$ の真値を算出する。ついで、ジャーニーODの真値とレグ利用率 $\mu_{rs,l}^{OD}$ からレグODデータの真値を作成し、これに誤差を付与した「レグODの先験情報データ」を作成する。このデータと誤差を付与した「系統・バス停別乗降人数データ」を用いて、レグODの推定精度を検証する。

次に、ジャーニーOD推定精度検証方法について説明する。ゼロフロー配分を行うことにより、公共交通ネットワークにおける車内混雑を考慮しない条件下におけるODペア間一般化費用とレグ利用率 $\mu_{rs,l}^{OD}$ を算出し、これらのデータと前段階において推定した「レグODデータ」およびジャーニーODの真値データの集計値に誤差を付与した「バス停別乗降客数」データを用いて、ジャーニーODを推定し、その精度検証を行う。なお、乗客配分モデルから算出されるレグ利用率 $\mu_{rs,l}^{OD}$ を用いたジャーニーODの推定精度検証も行い、車内混雑の影響の有無が推定精度に及ぼす影響についても考察を加える。

(2) 分析対象ネットワーク

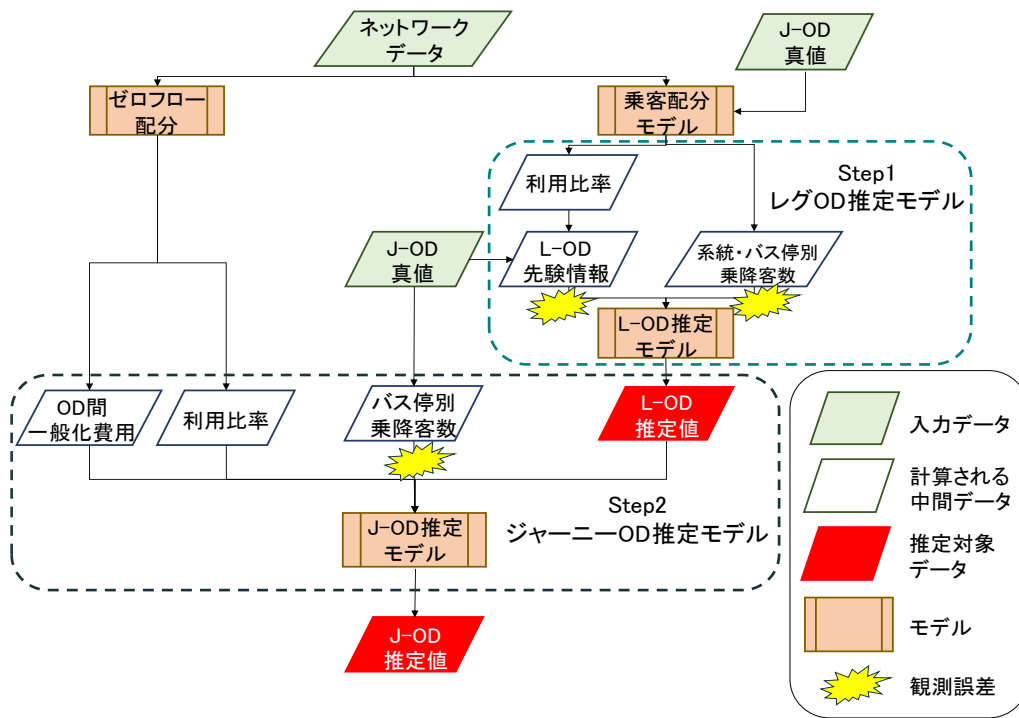


図-1 トリップパターン推定モデルの推定精度検証フロー

本研究では、図-2のような京都市バスネットワークにおける概ね京都駅以北の均一料金区間のエリアを分析対象ネットワークとして設定する。分析対象ネットワークにおけるそれぞれのバスシステムの経路と運行頻度は2018年10月時点の平日の時刻表を参考に作成した。バス停数、系統数はそれぞれ403、135となった。ジャーニーODの真値の設定にあたり、各バス停における乗降人数を設定し、これを式(7)のパラメータを設定した上で以下に示す式により変換した。

$$\hat{T}_{OD}^r = (NB_{OD}^r)^{0.9} (NA_{OD}^r)^{0.9} (d_{OD})^{-0.4} (LOS_{OD}^r)^{-0.5} \quad (11)$$

なお、ODペア間の一般化費用 LOS_{OD} はゼロフロー配分により求めた値を用いる。その上で、ジャーニーODの総量が京都市バスの1日あたりの利用者数に近い30万人になるように比例配分した。図4.3に設定したジャーニーODにおける乗降客数が上位20%に位置するバス停間の流動を示す。

また、推定誤差要因として、レグOD推定では入力データから1) 車両単位における各バス停の降車人数観測誤差、2) バス停の乗車人数観測誤差、および3) レグODの先験情報誤差が生じる可能性が懸念される。同様にジャーニーOD推定では、入力データから1) 系統、車両別のレグOD推定誤差、2) 全バス停の乗降人数の観測誤差の発生が考えられる。次節以降で、レグOD、ジャーニーOD推定精度検証の際に推定誤差要因の分析していく。

(3) 第1段階におけるレグOD推定精度検証



図-2 推定対象ネットワーク

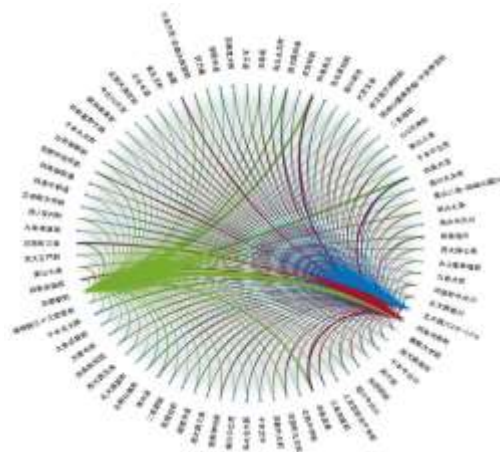


図-3 検証用に設定したジャーニーOD 真値

まず第1段階として、対象ネットワークでのレグODの推定精度を検証する。モデル推定における入力データの誤差要因として、乗り込み調査により発生するレグ需要の先験情報の誤差、系統・バス停別乗降人数の計測誤差の平均をそれぞれ(0.0, 0.1, 0.2, 0.3), (0, 0.05, 0.1)とケース設定を行った。さらに直接観測を想定して、バス停別の乗降客数観測比率についても同様に影響分析を行った。なお、乗車人数を計測するバス停は、乗車人数の真値が大きいバス停から順に設定し、レグODの推定を行った。各ケースについて、乱数を20回発生させ入力データを作成し、推定を行った。それぞれの影響要因とレグOD推定精度の関係を図-4、図-5、図-6に推定精度の平均値および最大、最小値を示すが、先験情報の観測誤差が大きくなるにつれて推定精度が悪くなっていることがわかる。しかし、乗車人数および降車人数の観測精度が低下しても推定精度は大きく低下しないと見える。また、乗車人数を計測するバス停の比率が少なくても精度よく推定できることを確認できるものの、観測する比率が大きくなっても制約条件数が多くなるため、推定精度が向上しないといえる。

次に、RMSE誤差が最小値、最大値におけるレグOD

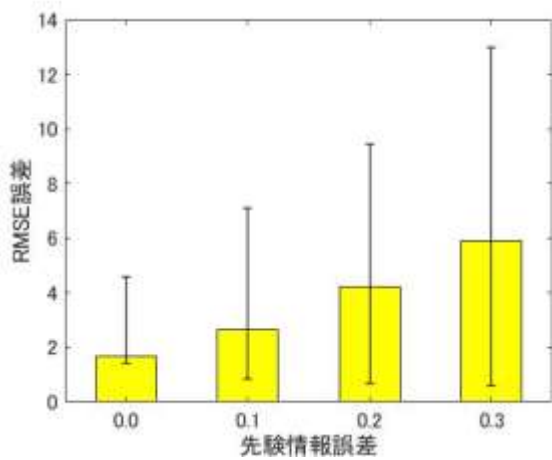


図-4 先験情報誤差とレグOD推定精度の関係

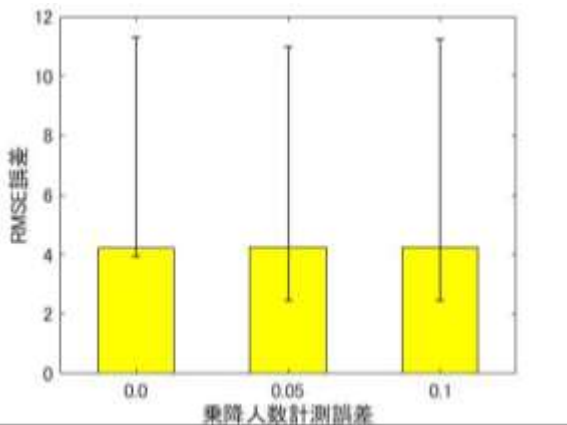


図-5 乗降人数観測誤差とレグOD推定精度の関係

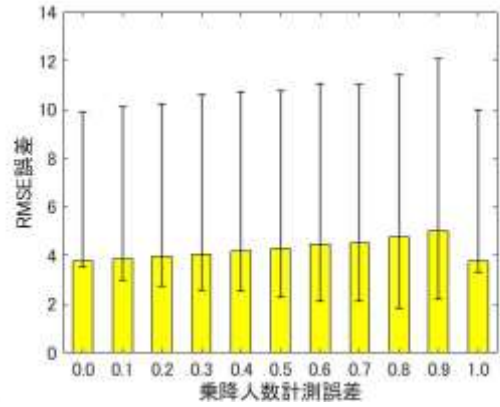


図-6 乗降人数観測比率とレグOD推定精度の関係

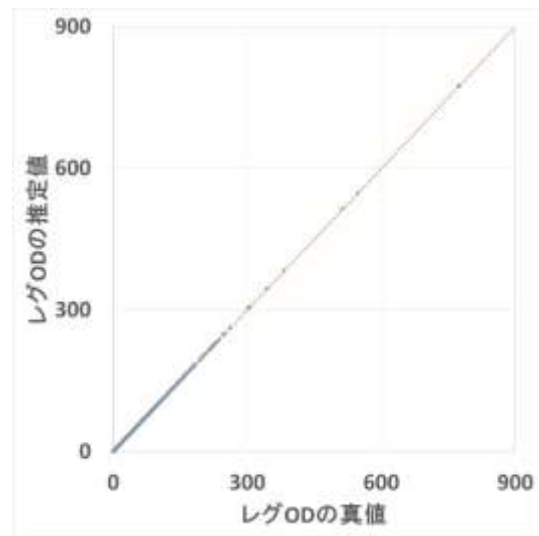


図-7 RMSE最小ケース $R^2 = 0.999$
(先験誤差 : 0.0—乗降誤差 : 0.0—観測比率 : 0.0)

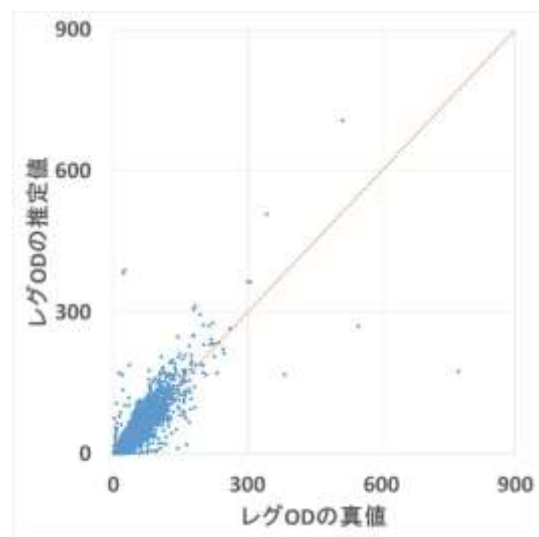


図-8 RMSE誤差最大ケース $R^2 = 0.917$
(先験誤差 : 0.3—乗降誤差 : 0.0—観測比率 : 0.9)

の真値と推定値の比較分布図を図-7、図-8に示す。
 RMSE誤差最小値ケースでは相関係数も0.999と非常に高く、
 レグODをほぼ正確に推定できているといえる。
 RMSE誤差最大値ケースの相関係数も0.9を超えており、
 両推定結果とも45度線上に分布していることから、本研究
 におけるレグOD推定モデルは観測誤差に対して頑強
 であるといえる。一方、RMSE誤差最大値ケースは、乗
 降人数観測誤差が0%であるにも関わらず90%のバス停
 で乗降人数を観測するケースに相当する。本研究で用い
 たレグOD推定モデルは両側制約つきエントロピーモデル
 の1種であり、先験情報誤差が0.3と大きい中で制約条
 件数が多くなったためであると考えられる。

(4) 第2段階におけるジャーニーODの推定精度検証

次に、ジャーニーODの推定精度の検証を行う。前述
 したように、ジャーニーOD推定モデルにおける誤差要
 因は、バス停別の全系統の乗降客数とレグ利用率算出
 の際の車内混雑の考慮の有無である。バス停別の全系統
 の乗降客数の観測誤差(0, 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3)の7水
 準、レグ利用率算出の際の車内混雑の有無を2水準と
 して設定した。これらの誤差要因に加えて、入力データ
 であるレグODの推定精度の影響を評価するため、前節
 で述べたレグODの推定結果のうち、前節で述べた
 RMSE誤差が最小値、中央値、最大値のときの3種類
 のレグOD推定値を入力データとして用いる。また、乱数
 の影響を考慮するため、乗降客数の観測誤差のそれぞ
 れの平均に対して20回乱数を発生させ、合計726回の推定
 を行った。

図-9、図-10、図-11に観測誤差要因とジャーニーOD
 の推定精度の関係を示す。レグOD推定時と同様に棒
 グラフはRMSE誤差の平均値を、線グラフはその最大値と
 最小値を表している。また、図中における'Best', 'Medium',
 'Worst'はそれぞれRMSE誤差が最小
 値、中央値、最大値のときのレグOD推定値を表して
 おり、'W/O', 'With'はそれぞれレグ利用率算出の際に
 車内混雑を考慮していないケース、考慮している
 ケースを表している。図-9を見ると、推定精度が中
 程度のレグODを入力データとして用いたときにRMSE
 誤差が一番

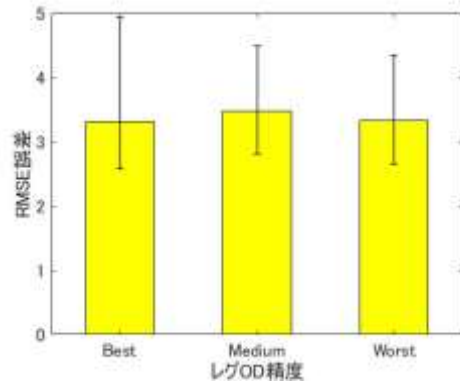


図-9 レグOD精度とジャーニーOD推定精度の関係

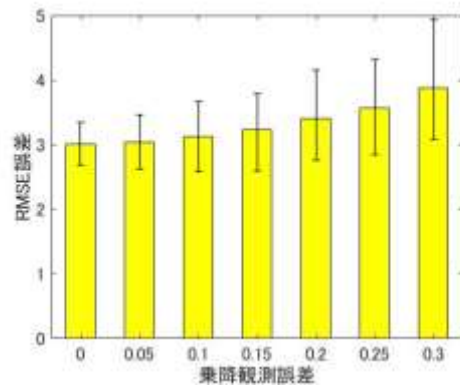


図-10 乗降観測誤差とジャーニーOD推定精度の関係

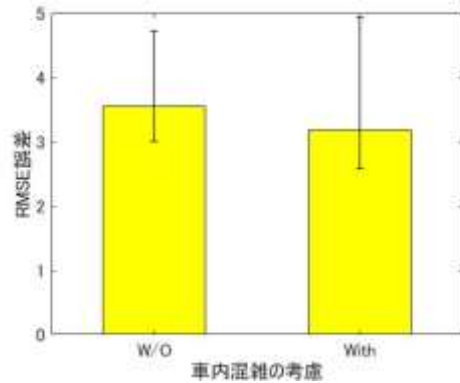


図-11 車内混雑考慮とジャーニーOD推定精度の関係

大きくなり、推定精度が最良と最悪のレグODを入力デ

表-1 ジャーニーOD推定モデルのパラメータ推定結果

		RMSE 誤差最小値ケース		RMSE 誤差中央値ケース		RMSE 誤差最大値ケース	
		推定値	P 値	推定値	P 値	推定値	P 値
推定結果	乗車人数	0.781	0.000	0.744	0.000	0.539	0.000
	降車人数	0.755	0.000	0.686	0.000	0.553	0.000
	直線距離	0.008	0.017	-0.246	0.000	-0.221	0.000
	一般化費用	-1.517	0.000	-1.375	0.000	-0.966	0.000
	σ^2	0.121	0.000	1.134	0.000	0.467	0.000
	初期尤度	-7.50E+06		-6.01E+06		-7.39E+06	
	最終尤度	-1.34E+04		-4.46E+04		-3.82E+04	

ータとして用いたときのジャーニーOD 推定における RMSE 誤差は同程度である。しかし、RMSE 誤差の最大値に着目すると、レグ OD の推定精度が最良の場合が最大となっており、他の誤差要因の影響を受けていると考えられる。図-10を見ると、乗降人数観測誤差が0.1程度までの RMSE 誤差の平均値および最大値はほぼ横ばいであり、構築したモデルは乗降人数観測誤差に関してある程度頑強であるといえる。しかし、乗降観測誤差が0.15より大きくなると、RMSE 誤差は増加する傾向にあるといえる。図-11を見ると、ジャーニーODのレグ利用率を算出する際に車内混雑を考慮することにより RMSE 誤差の最小値と平均値は減少していることが読み取れる。

最後に、RMSE誤差が最小値、中央値、最大値ケースにおけるパラメータの推定結果とジャーニーODの推定精度について考察を加える。表-1にジャーニーOD推定モデルのRMSE誤差が最小値、中央値、最大値ケースにおけるパラメータの推定結果と入力データを示す。すべてのケースにおいてパラメータは統計的に有意となり、またRMSE誤差最小値ケースの直線距離以外のパラメータは符号条件を満たしていることがわかる。表中の入力データに着目すると、乗降人数観測誤差はRMSE誤差最小値ケース、中央値ケース、最大値ケースでそれぞれ0.1、0.15、0.3となっている。一方、RMSE誤差最大値ケースに着目すると、誤差が最小のレグODを入力値として採用されており、さらにはレグ利用率算出の際には車内混雑の影響を考慮したケースとなっている。以上のことから、乗降人数観測誤差がジャーニーOD推定モデルの推定精度に支配的な影響を及ぼしていると推察される。

図-9、図-10、図-11にそれぞれRMSE誤差が最小値、中央値、最大値ケースにおけるジャーニーODの真値と推定値の比較を示す。RMSE誤差最小値ケース、中央値においては相関係数がそれぞれ0.948、0.930と非常に高く、ジャーニーODの真値が大きいODペアにおいてやや過小推定の傾向が見られるが概ね正確に推定できているといえる。しかし、RMSE誤差最大値ケースにおいては、相関係数も0.826とやや低く、さらには全体的に過小推定の傾向が見られる。

4. まとめ

本研究では、路線の多い大都市において、均一料金制度がとられているバス事業者への適用を想定し昨年構築したモデルを大規模ネットワークに適用し、推定精度検証を行った。考案したモデルは、路線ごとに乗り継ぎを考慮しないトリップパターンであるレグODを推定し、ついで推定したレグODを用いて乗り継ぎを考慮したト

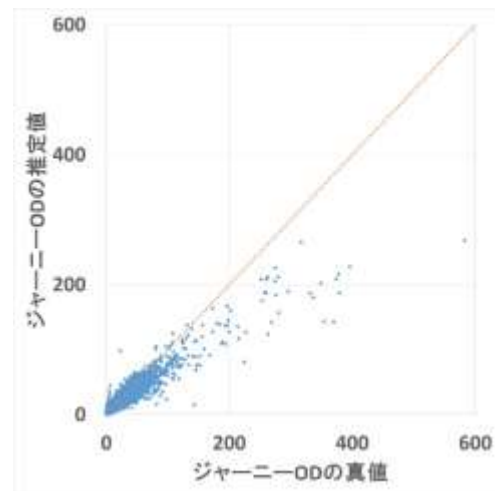


図-12 RMSE誤差最小値ケース $R^2 = 0.948$
(レグ誤差：Best—乗降誤差：0.1—車内混雑：有)

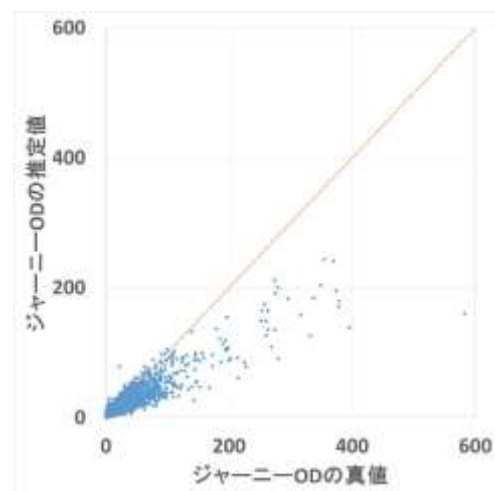


図-13 RMSE中央値ケース $R^2 = 0.930$
(レグ誤差：Med—乗降誤差：0.15—車内混雑：無)

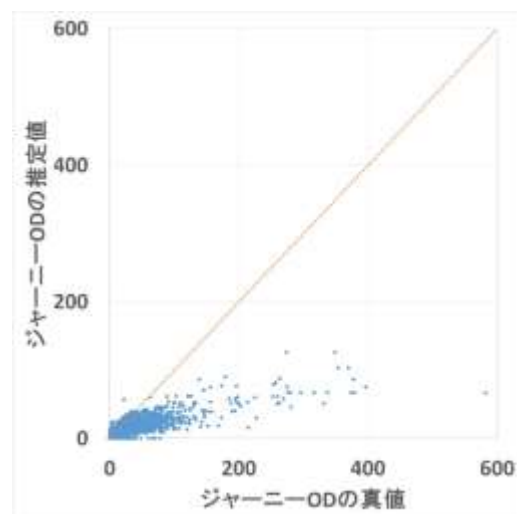


図-14 RMSE誤差最大値ケース $R^2 = 0.826$
(レグ誤差：Best—乗降誤差：0.3—車内混雑：有)

リップパターンであるジャーニーODを推定するものである。推定精度の検証を行ったところ、レグOD推定では、先験情報の精度が大きく影響を及ぼすことを確認した。さらに、乗降人数観測精度や観測個所数は大きい影響を及ぼさない。ジャーニーOD推定に関しては、バス停における乗降人数の観測精度が支配的な影響を及ぼし、乗降観測誤差が0.1を超えるとジャーニーOD推定精度が悪化する。ジャーニーOD推定には全体的に過小推定の傾向があることを確認した。

今後の課題として、設定したネットワークに対して様々なODパターンに対して推定精度の検証を行い、得られた知見の一般化を図る余地がある。その上で、実ネットワークにおいて推定に必要なデータの入手、計測方法を検討し、トリップパターンの推定を行う予定である。

付録 レグOD推定モデルの定式化

式(1)から式(3)への導出は以下の通りである。式(1)は本研究において式(a)と示せる。

$$Z(x) = \frac{X!}{\prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^{N-1} x_{mn}!} \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^{N-1} q_{mn}^{x_{mn}} \quad (a)$$

式(a)において両辺に対数をとった形で表現すると式(b)の通りとなる。

$$\ln Z(x) = \ln(X!) + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{N-1} x_{mn} \ln q_{mn} - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{N-1} \ln(x_{mn}!) \quad (b)$$

ここで、スターリンの公式より、式(c)のように表せる。

$$\ln(x_{mn}!) \cong x_{mn} \ln x_{mn} - x_{mn} \quad (c)$$

式(c)を式(b)に代入することで式(d)、さらに式(e)のように導出可能である。

$$\ln Z(x) = \ln(X!) + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{N-1} x_{mn} \ln q_{mn} - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{N-1} (x_{mn} \ln x_{mn} - x_{mn}) \quad (d)$$

$$\ln Z(x) = \ln(X!) - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{N-1} x_{mn} \left(\ln \frac{x_{mn}}{q_{mn}} - 1 \right) \quad (e)$$

式(e)右辺は未知変数が残った第2項以降を採用して、式(3)への簡略化が可能である。

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。

参考文献

- 1) 喜多秀行, 月岡修一: 乗降者データに基づく路線バスのODパターン推計とその評価, 土木計画学・論文集, 22(1), 145-152, 2005
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) Barry, James J., Robert Newhouser, Adam Rahbee, and Shermeen Sayeda. 2002. "Origin and Destination Estimation in New York City with Automated Fare System Data." *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1817: 183-187.
- 5) Barry, James J., Robert Freimer, and Howard Slavin.: "Use of Entry-Only Automatic Fare Collection Data to Estimate Linked Transit Trips in New York City." *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2112: 53-61, 2009.
- 6) Navick, David S, and Peter G. Furth: "Estimating Passenger Miles, Origin Destination Patterns, and Loads with Location-Stamped Farebox Data." *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1799: 107-113, 2002.
- 7) 平井一成, 嶋本寛: 2段階アプローチによる乗客トリップパターン推定モデルの構築, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, 登載決定
- 8) 佐佐木綱: トリップのOD分布を求める確率的方法, 交通工学, 2(6), 12-21, 1967
- 9) Qian Ge, and Daisuke Fukuda: "Updating origin-destination matrices with aggregated data of GPS traces." *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* Vol.69, 291-312, August 2016
- 10) 柘元淳平, 奥村誠, 塚井誠人: 純流動データによる都道府県間純流動の逆推定, 土木計画学・論文集 21(1), 83-89, 2004
- 11) 倉内文孝, 嶋本寛, 王萍, 飯田恭敬: 最小費用 Hyperpath探索アルゴリズムを用いたバスサービス評価に関する研究, 土木計画学研究・論文集, 23(3), 755-761, 2006

(2019.10.4受付)

謝辞: 本研究は、国土交通省道路局「道路政策の質の向

ACCURACY VERIFICATION OF TWO-STAGE PASSENGER TRIP PATTERN ESTIMATION MODEL IN LARGE-SCALE NETWORK

Issei HIRAI and Hiroshi SHIMAMOTO

In recent years, the promotion of the use of public transport has been called for from environmental problems control and urban revitalization, and it is necessary to grasp the trip pattern of the passenger in order to take appropriate measures to promote the use. After estimating the passenger trip pattern in consideration of the characteristics of public transport such as transfer, and estimating the leg OD pattern not considering transfer in the system unit at the first stage, the first stage of the journey OD pattern considering the transfer at the second stage The model was estimated using a two-step approach, which uses the leg OD estimated in step 2. In the previous study, we confirmed statistically significant estimation accuracy on the virtual network of the constructed model. In this research, in order to apply this model to any network, we have improved the calculation form that can calculate a large amount of data, and verified the estimation accuracy in a large scale network. It was confirmed that the model has relatively good estimation results even in a full-scale network.