

2段階アプローチに基づく 乗客トリップパターン推定モデルの構築

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。本研究では乗客のトリップパターンを、系統単位における乗り換えを考慮しないレグODを推定する第1段階と、乗り換えを考慮したジャーニーODを第1段階で推定したレグODを用いて推定する第2段階からなる、2段階アプローチで推定するモデルを構築した。仮想ネットワークにおいて構築したモデルの推定精度を検証したところ、第1段階におけるレグODの推定精度は路線OD交通量の事前情報の精度の影響を受けることを確認した。さらに、モデル全体におけるジャーニーOD推定精度は自動車交通におけるOD交通量推定モデルとほぼ同程度となることを確認した。

Key Words : *Passenger flow estimation, Two step approach, leg OD, journey OD, 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。Barry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。Barry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⁶⁾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、集計された乗降客数等のデータに対する適用は難しい。

以上を踏まえて、本研究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、ICカードデータ等から入手できると想定する、乗降客数の集計値をもとにネットワーク全体の乗客流を推定する方法論を構築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に乗降パターンを把握できない。そこで、本研究では図-1に示すように、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(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。各段階における推定手法を、次節以降で述べる。

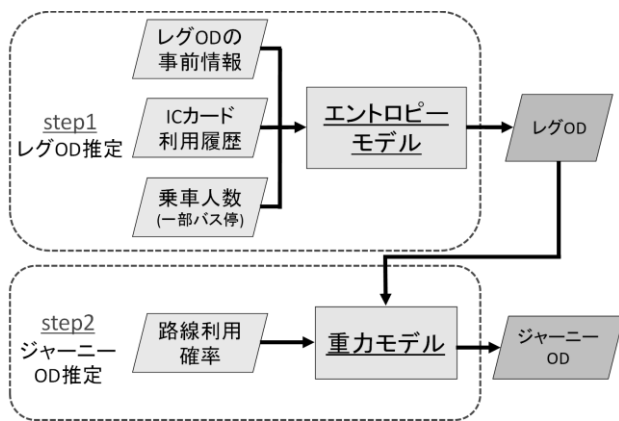


図-1 推定手法の概要

(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⁷⁾にもとづき、乗り込み調査等により得られる事前OD情報、およびICカード利用履歴データ等により観測されるバス停における乗降人数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,...,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。

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

such that

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

ただし、

- x_{mn} : バス停間OD交通量 (未知変数)
- q_{mn} : バス停間OD交通量の事前データ

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。

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

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

such that

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

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

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

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

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

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
- ξ : ICカード利用率から推定される拡大係数
- $x_{mn}^{r_l(\tau)}$: 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 間の乗客需要の事前データ

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、それぞれICカード利用履歴データから推定される降車人数、および一部のバス停で直接計測する乗車人数と一致することを表して

いる。式(3)におけるレグOD需要に関する事前情報 $q_{mn}^{rl(\tau)}$ 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の路線利用確率を与件として、桁元ら⁹⁾を参考に乗り換えを考慮したODパターンであるジャーニーODとレグODの関係を定式化した上で、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。

$$\hat{T}_{OD}^{\tau} = (NB_{O}^{\tau})^{\alpha} (NA_{D}^{\tau})^{\beta} (d_{OD})^{\gamma} (LOS_{OD}^{\tau})^{\delta} \quad (7)$$

$, \forall O, D \in N$

ただし、

- NB_{O}^{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、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⁹⁾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。

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

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 $\hat{x}_{mn}^{rl(\tau)}$ 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。

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

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⁹⁾により求める。

3. ケーススタディ

本章において、仮想ネットワークを用いて構築したモデルの推定精度の検証を行う。まず、(1)において第1段階に相当するレグODの推定精度を検証し、(2)においてモデル全体の推定精度を検証する。

(1) レグOD推定モデルの制度検証

まず、レグ需要の事前情報の誤差、乗車人数の計測誤差、およびICカード普及率から推定される拡大係数の誤差に起因する降車人数の誤差の平均をそれぞれ(0.1, 0.2, 0.3), (0, 0.05, 0.1), (0.1, 0.2, 0.3)の3水準として想定し、実験計画法によりそれぞれの誤差を組み合わせる表-1に示す9ケースを設定した。各ケースについて、乱数を10回発生させ入力データを作成し、推定を行った。図-2に推定精度の平均値および最大、最小値を示すが、事前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いえる。

次に、乗車人数を計測するバス停の比率と推定精度平均値および最大、最小値の関係を図-3に示す。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、各ケースについて乱数を10回発生させ先験情報、降車人数のデータを作成し、レグODの

表-1 設定した観測誤差のケース

ケース	観測誤差		
	事前情報	乗車人数	降車人数
1	0.1	0	0.1
2	0.1	0.05	0.2
3	0.1	0.1	0.3
4	0.2	0	0.2
5	0.2	0.05	0.3
6	0.2	0.1	0.1
7	0.3	0	0.3
8	0.3	0.05	0.1
9	0.3	0.1	0.2

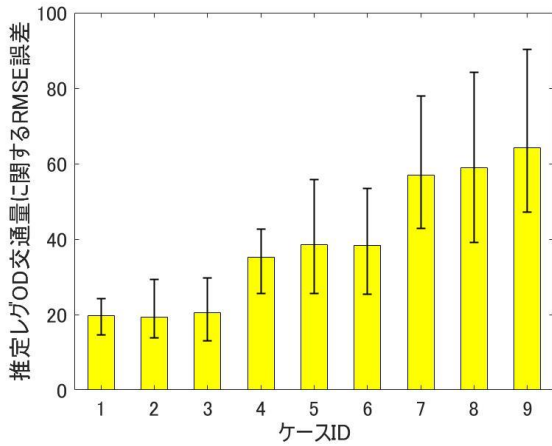


図-2 観測誤差と推定精度の関係

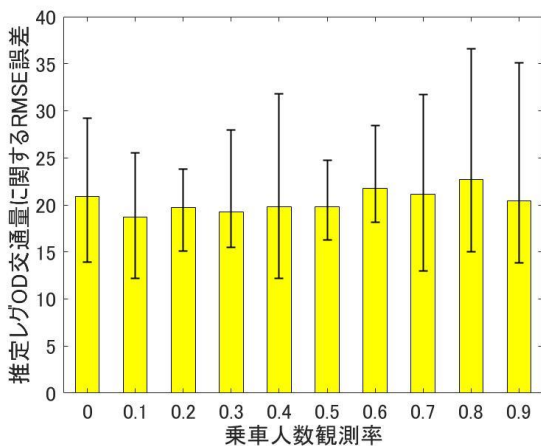


図-3 観測箇所と推定精度の関係

推定を行った。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。

(2) ジャーニーODの推定精度検証

a) 仮想ネットワークの設定

本節では、ジャーニーOD 推定モデルの精度検証を行う。ただし、前節のレグ OD 推定モデルの精度検証に用いた地方都市のジャーニーOD の真値は不明であるため、交通ネットワーク解析のベンチマークとしてしばしば用いられる Sioux Falls ネットワークを用いて検証を行う。分析対象のネットワークと設定したバス路線網を図-4に

示す。バスは頻度ベースで運行されているものとし、路線1, 2, 5, 6の運行頻度を1/5 (1/min) , 路線3, 4, 7, 8の運行頻度を 1/10 (1/min) と設定した。また、ジャーニーOD の真値は公開されている OD 情報を用いた。

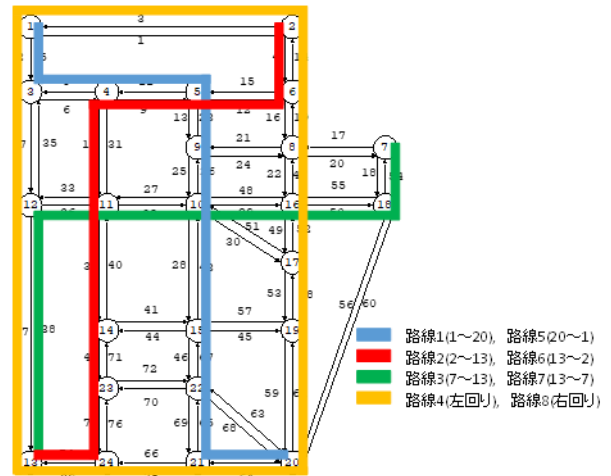


図-4 分析対象ネットワークと設定した路線図

b) 第1段階におけるレグODの推定精度

まず、レグ OD 交通量における先験情報と降車人数の観測誤差の平均を 0.1 とした乱数を 1 度だけ発生させ入力データを作成し、推定精度を検証する。各路線のレグ OD の推定精度を表-4 に示す。なお、前節の分析で乗車人数の観測箇所数は推定精度に影響を及ぼさないことを確認したため、本節での分析では乗車人数の観測値は推定に用いていない。表-4を見ると、すべての路線において決定係数が0.97を超えており、非常に精度良く推定できているといえる。

次に、ジャーニーOD 推定モデルの推定結果を表-5 に示す。発生交通量、集中交通量および OD 間直線距離のデータを用いて重力モデルにより自動車 OD 交通量の推定も可能であり、表-5にその推定結果も示している。なお、自動車 OD 交通量の推定では運行頻度を考慮する必要がなく、OD 間の直線距離と一般化費用の相関が強いことが想定されるため、一般化費用は推定対象から除外した。ジャーニーOD 推定モデルにおいて、すべてのパラメータが統計的に有意となった。また、乗車人数、降車人数のパラメータが正値を、直線距離、一般化費用のパラメータが負値をとっている。これは、乗車人数、降

表-4 路線のレグODの推定精度

路線	1	2	3	4	5	6	7	8
RMSE	1721	1094	231	1791	1911	1290	888	1210
決定係数	0.987	0.981	1.000	0.983	0.985	0.978	0.995	0.993

表-5 ジャーニーOD推定モデルおよび自動車OD交通量推定モデルの推定結果

	ジャーニーOD推定モデル			自動車OD推定モデル		
	パラメータ	t値	P値	パラメータ	t値	P値
乗車人数	0.8500	38.396	0.000	0.8171	37.813	0.000
降車人数	0.8399	38.674	0.000	0.8201	37.978	0.000
直線距離	-0.5821	-29.426	0.000	-0.7665	-39.065	0.000
一般化費用	-0.4230	-4.907	0.000	-	-	-
ρ^2	0.1273	12.591	0.000	-	-	-

車人数の多い OD ペアほど乗客数が多く、また直線距離、一般化費用が大きい OD ペアほど乗客数が少なくなる傾向があることを意味しており、直感に合致する結果であるといえる。図-5 にジャーニーOD の真値と推定値の関

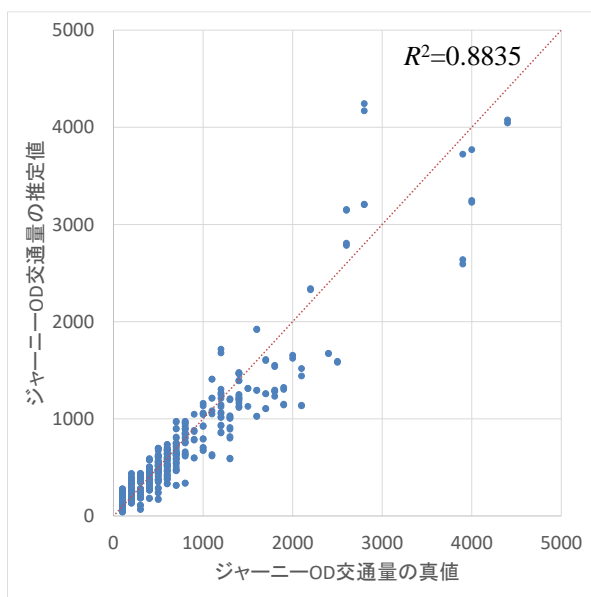


図-5 ジャーニーOD交通量の真値と推定値

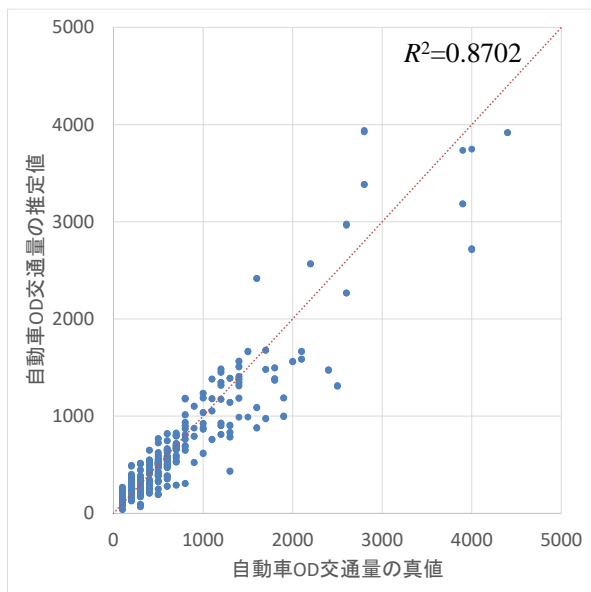


図-6 自動車OD交通量の真値と推定値

係を、図-6 に自動車 OD 交通量推定モデルの真値と推定値の関係をそれぞれ示す。図-5 を見ると、ジャーニーOD推定モデルのプロットは概ね45度線上に位置していることがわかる。また、図-6 に示す自動車OD推定モデルのプロットと概ね傾向が類似しており、ジャーニーOD推定モデルの決定係数が自動車OD交通量推定モデルのそれよりも大きいいため、ジャーニーOD推定モデルは非常に精度良く推定できているといえる。

ここまでは、レグ OD 交通量における先験情報と降車人数の観測誤差の平均を 0.1 とした乱数を 1 度だけ発生させ作成した入力データをもとにジャーニーOD の推定精度を検証したが、乱数が推定精度に影響を及ぼす影響を評価できない。そこで、先験情報、降車人数の観測誤差の平均を i) (0.1, 0.1) ii) (0.1, 0.2) , iii) (0.2, 0.1) , iv) (0.2, 0.2) とする 4 ケースについて、路線ごとに 10 回乱数を発生させてレグ OD を推定し、その推定精度が最も高いレグ OD の推定結果を組み合わせることでジャーニーOD を推定する。さらに、推定精度が最も低いレグ OD の推定結果を組み合わせることでジャーニーOD を推定し、両者の推定精度を比較することにより乱数が推定精度に及ぼす影響を評価する。表-6 に推定精度を示す。

「ベストケース」は路線ごとのレグ OD 推定モデルの推定精度が高い結果を組み合わせたときの推定精度を表しており、「ワーストケース」は路線ごとのレグ OD 推定モデルの推定精度が低い結果を組み合わせたときの推定精度を表している。ベストケースおよびワーストケースにおけるジャーニーOD の決定係数は近い値をとっており、乱数が推定精度に及ぼす影響は小さいといえる。また、観測誤差の平均値が大きくなっても決定係数はほぼ

表-6 乱数が推定精度に及ぼす影響評価

観測誤差		決定係数	
先験情報	降車人数	ベストケース	ワーストケース
0.1	0.1	0.8837	0.8804
0.1	0.2	0.8814	0.8841
0.2	0.1	0.8869	0.8873
0.2	0.2	0.8879	0.8877

変化しない結果となった。これは、本節で用いたネットワークのサイズが前節のレグ OD モデルの推定精度検証に用いた実ネットワークと比べて小さいことも原因であると考えられ、さらに大きなネットワークでの精度検証が必要であるといえる。

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、乗客のトリップパターンの推定モデルを構築した。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、ODの先験情報の精度がレグODの推定精度に大きく影響を及ぼすことを確認した。さらに、仮想ネットワークにおいてジャーニーODの推定精度を検証し、非常に精度よく推定できることを確認した。

今後の課題として、動的な乗客流推定手法への拡張、ならびに実規模ネットワークへの提案手法の適用が挙げられる。

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。

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) 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
 - 8) 栢元淳平, 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
 - 9) 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

CONSTRUCTION OF PASSENGERS' TRIP PATTERN ESTIMATION MODEL BASED ON BOTTOM-UP APPROACH

Issei HIRAI and Hiroshi SHIMAMOTO

In recent years, promotion of the use of public transportation is urgently required from the viewpoint of solving the environmental problems and the activation of CBD area. It is essential to grasp passengers' trip pattern in order to take efficient measures for the promotion of public transportation. This study proposed a two-step model for estimating passengers' flow where the first step estimate the leg flows, which is the flows without considering transferring flows, and the second step estimate the journey flows, which is the flows with considering the transferring flows. As the result of the case study in a toy network, it was confirmed that estimation accuracy of the leg flows is affected by prior information of leg flows. It was also confirmed that the estimation accuracy of whole of the model is almost equal to that of automobile OD flows.