

2 段階乗客トリップパターン推定モデルを用いた京都市バスネットワークにおける乗客流動の比較

嶋本 寛¹・平井 一成²

¹正会員 宮崎大学准教授 工学部社会環境システム工学科 (〒889-2192 宮崎市学園木花台西 1-1)

shimamoto@cc.miyazaki-u.ac.jp

²正会員 福山コンサルタント株式会社 (〒732-0052 広島県広島市東区光町2丁目1番24号)

i.hirai@fukyuyamaconsul.co.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いるが、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。筆者らは先行研究で、複雑な路線網が形成され、高頻度のバスサービスが提供されているような都市圏公共交通への適用を念頭に置き、乗客のトリップパターンを2段階にわけて推定する手法論を提案している。本稿では、先行研究で構築したモデルに対し、実データ（旅客流動調査データおよび検索位置情報データ（GNSSデータ））を適用する際の集計方法を示した後に、京都市バスネットワークにおける流動の比較を行う。休日の5日間における流動の推定結果を示すとともに、これを用いた観光施策の効果分析を行った結果を示す。

Key Words: Trip pattern estimation model, GNSS data, on-board passenger counting data

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。

公共交通における需要の推定において、改札機の通過人数やICカードデータ等の常時収集されているデータが活用されている。これらのデータから逆解析手法によるトリップパターン推計を行う研究^{1) 2) 3)}も見られるが、ネットワーク上における乗客の経路選択行動を簡易的に記述したものである。高頻度でサービスが提供されている公共交通における乗客の経路集合（hyperpath⁴⁾）は複雑であり、これを考慮した乗客の経路選択行動の記述モデル（乗客配分モデル）の計算負荷は自動車交通の配分モデルよりも大きくなる。したがって、乗客配分モデルを内包した逆解析手法を実規模ネットワークに適用するのは困難であると考えられる。

一方で、ICカードデータからトリップパターンを推定する研究^{5) 6) 7)}も見られる。しかし、これらの多くは個々のICカードのIDが特定可能なICカードデータを用いて個々の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、先行研究⁸⁾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、実規模ネットワークへの適用可能性の検討⁹⁾を行っている。本稿では、先行研究で構築したモデルに実データを適用し、乗客流動の比較を行うことを目的とする。

2. 乗客トリップパターンモデル

(1) 推定手法の概要

本研究で構築した推定手法は、乗り込み調査により得られた系統単位のトリップパターン（レグ OD）を、ICカードデータや直接計測により得られる乗降人数データにより更新する第1段階と、第1段階で更新したレグ ODに加えてパーソントリップ調査データ等のデータから推

計されるすべてのバス停の乗降人数データとバス停間サービスレベルデータを用いて乗り換えを考慮したトリップパターンであるジャーニーOD を推定する第 2 段階からなる、ボトムアップ的な推定するものである。以下に、それぞれのモデルの定式化を示す。

(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¹⁰⁾を援用し、一部の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 情報からレグ OD パターンを推定する。レグ OD 推定モデルは以下のように定式化できる。

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

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

such that

$$\sum_{i \leq n} \sum_{j \geq n+1} x_{ij}^{r_l(\tau)} \leq C_{r_l} \quad (2)$$

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

$$\sum_{n < j \leq N} x_{nj}^{r_l(\tau)} = X_n^{r_l(\tau)}, n \in B_l, r \in R_l, l \in L, \tau \in T \quad (3)$$

$$\sum_{n < j \leq N} x_{nj}^{r_l(\tau)} = X_n^{r_l(\tau)}, n \in B_l, r \in R_l, l \in L, \tau \in T \quad (4)$$

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(2)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(3)および(4)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。

(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。

$$\hat{T}_{OD}^{\tau} = (NB_O^{\tau})^{\alpha} (NA_D^{\tau})^{\beta} (d_{OD})^{\gamma} (LOS_{OD}^{\tau})^{\delta}, \quad (5)$$

$\forall O, D \in N$

ただし、

- NB_O^{τ} : 時間帯 $\tau \in T$, バス停 $O \in N$ における乗車人数
- NA_D^{τ} : 時間帯 $\tau \in T$, 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 $\tau \in T$, OD間の一般化費用
- N : バス停の集合
- $\alpha, \beta, \gamma, \delta$: 推定対象パラメータ

さらに、ジャーニーOD の路線利用確率が与件のとき、栢元ら¹¹⁾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。

$$\hat{y}_{mn}^{l(\tau)} = \sum_{OD \in \Omega} \hat{\mu}_{rs,l}^{OD}(\tau) \hat{T}_{OD}^{\tau}, \quad (6)$$

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

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需要
- $\hat{\mu}_{rs,l}^{OD}(\tau)$: T_{OD}^{τ} の路線 l , rs 間の利用比率
- \hat{A} : A の推定値

ここで、式(6)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。

$$L_{\tau} = \prod_{\substack{mn \in \omega \\ l \in L}} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{\{\ln(\hat{y}_{mn}^{l(\tau)}) - \ln(\hat{y}_{mn}^{l(\tau)})\}^2}{\sigma^2} \right) \right]^{\delta_{mn}} \quad (7)$$

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(8)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(5)により第 2 段階で推定するジャーニーOD パターンを式(6)によりレグ OD パターンに変換されるものである。

$$\hat{y}_{mn}^{l(\tau)} = \sum_{r \in R_l(\tau)} \hat{x}_{mn}^{r_l(\tau)}, \forall mn \in \omega \quad (8)$$

式(5)に示したパラメータは、式(7)に示した L を尤度関数とする最尤推定法により求めることができる。

なお、本研究の対象である京都市において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 $\hat{\mu}_{rs,l}^{OD}(\tau)$ 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用 Hyperpath 探索アルゴリズム¹²⁾により求める。

3. 京都市におけるバス乗客流動の推定

(1) 分析対象エリアと使用したデータ

本稿では、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（図-1）を分析対象エリアとして設定する。分析対象エリアにおけるそれぞれのバス系統の経路と運行頻度は 2018 年 10 月時点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。

レグODの先験情報として、京都市交通局より提供を受けた平成24年5月の平日に行われた旅客流動調査データを用いる。データの概要を表-1に示す。なお、旅客流動調査の実施年月（2012年5月）が分析対象年月（2018年11月）とずれているため、京都市交通局から公表されている京都市交通事業白書に記載されている月別旅客数（1日平均）データから算出される、平成24年5月と平成30年11月の1日平均旅客数の比率を用いて補正を行った。

ジャーニーOD 推定モデルの入力データである、バス停ごとの乗降客数を推定するために、歩くまち京都アプリ「バス・鉄道の達人」の検索位置情報データ（GNSSデータ）を用いる。データ概要を表-2に示す。なお、Android利用者およびiOS利用者の両方のデータが取得されているが、システムの仕様上 Android 利用者の位置情報は概ね1時間に1回程度取得されているのに対し、iOS利用者のうち位置情報のプライバシー設定を「常に許可」と設定している一定距離移動した利用者の位置情報はより詳細に記録されているため、本章ではiOS利用者のデータのみを分析に用いた。

なお、以下では秋の観光需要のピーク時にあたる、2018年11月17日（土）、18日（日）、23日（土）、24日（日）、25日（祝）の5日間の流動を比較する。

(2) GNSS データを用いた乗降客数の推定

前述した GNSS データは、移動中における連続する位置情報が記録されている。本章では、付録に示す手順に従ってトリップエンドの推定を行った。分析対象の5日間で全データのうち0.2%に相当する34,000件程度の乗車場所、時刻および降車場所、時刻のデータを取得できた。分析時間帯幅を決定するために、GNSS データにより抽出された日別・時間帯別の乗降サンプル数を図-2に示す。これを見ると、乗降とも24日の午後のサンプル数はやや多い傾向が見受けられるが、日によるサンプル数の大きな差はないといえる。また、時間帯に着目すれば各日も夕方サンプル数のピークがあることが見受けられるが、ピーク時間帯におけるサンプル数も300件程度にとどまっており、時間帯幅を1時間とした場合には乗降

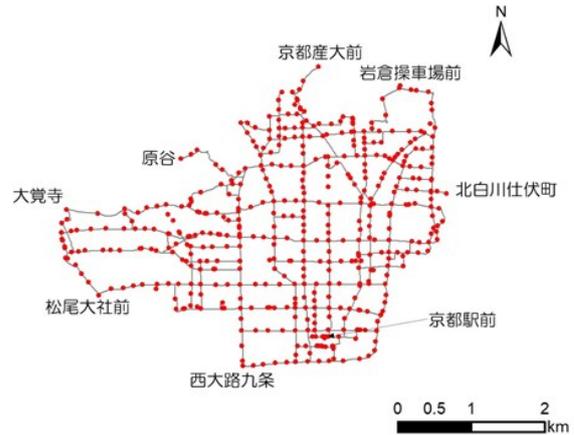


図-1 分析対象ネットワーク

表-1 旅客流動調査の概要

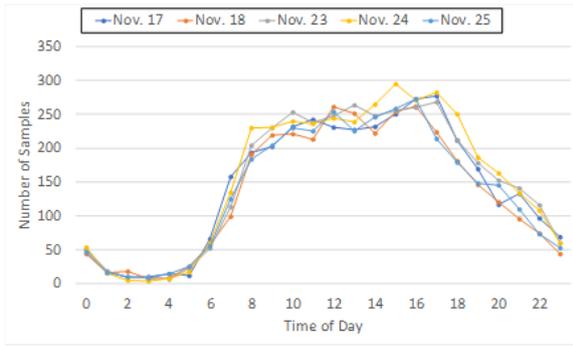
調査実施日	平日調査 （全系統、全ダイヤで実施） 平成24年5月22日（火）、5月24日（木）、5月29日（火） 休日調査 （全系統、1時間に1運行程度の抽出調査） 平成24年5月27日（日）、6月3日（日） 土曜調査 （7系統、1時間に1運行程度の抽出調査） 平成24年6月2日（土）
調査項目	<ul style="list-style-type: none"> 乗車・降車停留所 利用券種 乗車目的 乗車前後の乗継状況
調査方法	各車両に2名の調査員が添乗し調査カードの配布、回収した

表-2 歩くまち京都アプリ「バス・鉄道の達人」の取得データ概要

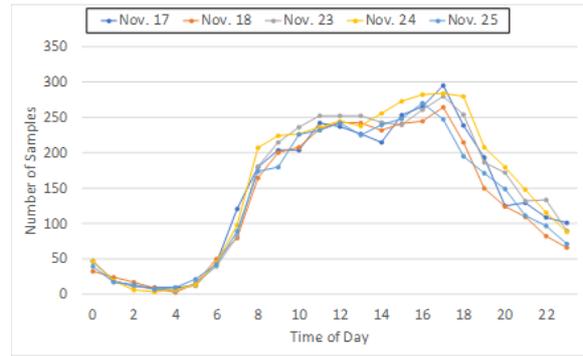
期間	2018年9月1日～2019年2月27日
対象者	GNSSデータ取得を承諾したアプリユーザー
取得項目	<ul style="list-style-type: none"> ユーザーID 取得日、取得時刻 緯度、経度 OS（iOSまたはAndroid） 言語、国コード スクリーンタッチの有無に関する情報

サンプルが0となるメッシュが存在することが危惧される。そこで、本章では時間帯ごとのサンプル数を勘案して、1)6:00～8:59、2)9:00～11:59、3)12:00～16:59、4)17:00～の4時間帯にわけて分析することにした。

図-3に時間帯ごとの乗車場所の分布を示す。6:00～8:59の時間帯は京都駅を含むメッシュのデータ件数が占める割合が高く、その後京都駅を含むメッシュ以外の乗降人数が占める割合も増加していることがわかる。また、サンプル数が少ない6:00～8:59の時間帯においても、ほぼすべてのメッシュで1件以上の乗車データが算出されていることがわかる。降車場所の分布も同様に図示したところ、すべての時間帯でほぼすべてのメッシュで1件以上のデータが算出されていることを確認している。

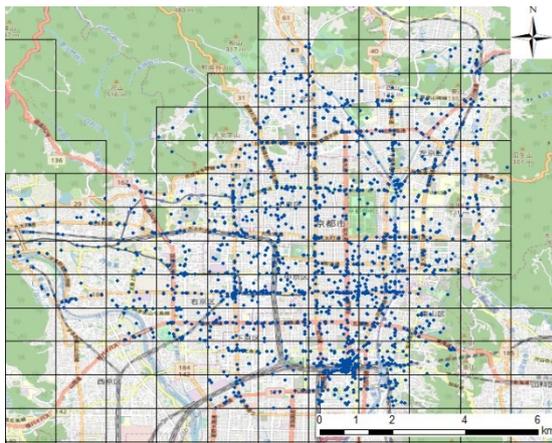


(a) 乗車データ

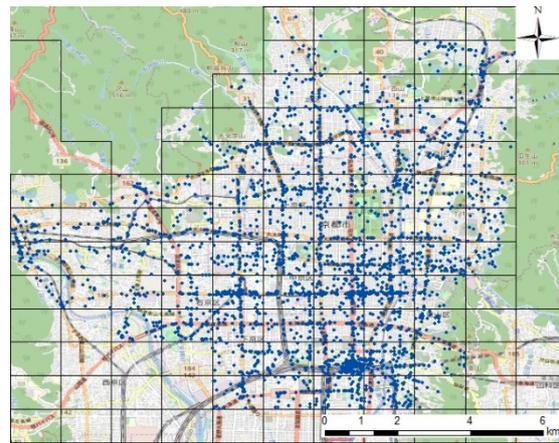


(b) 降車データ

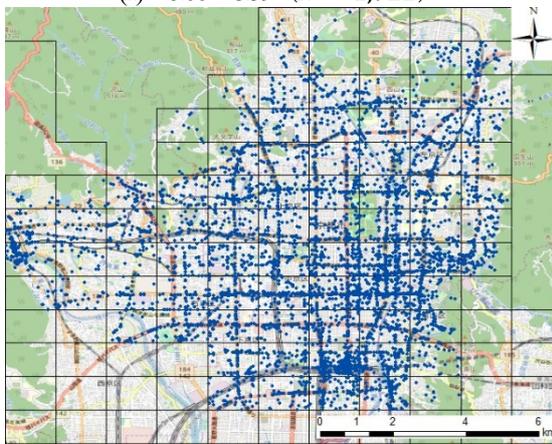
図-2 GNSSにより抽出された時間帯別サンプル数



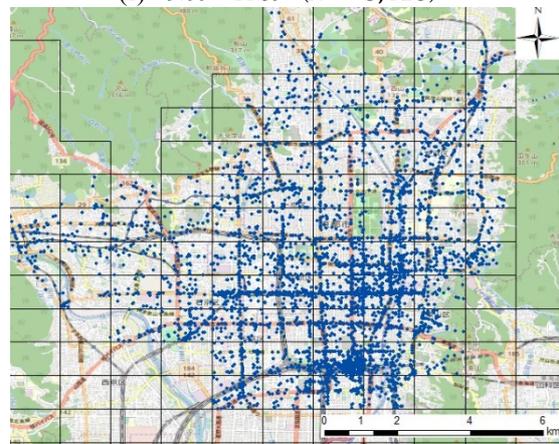
(a) 6:00~8:59 ($N = 1,922$)



(b) 9:00~11:59 ($N = 3,416$)



(c) 12:00~16:59 ($N = 6,309$)



(d) 17:00~ ($N = 5,188$)

図-3 推定された乗車場所の分布 (5日間の合計)

(3) ジャーニーODの推定結果

表-4 に、ジャーニーOD 推定モデルパラメータの推定結果を示す。これを見ると、12:00~16:59 の時間帯では、5 日間ともすべてのパラメータの符号条件を満たしており、かつ有意に推定されていることがわかる。また、17:00~の時間帯においても、11月18日と11月24日を除いてすべてのパラメータの符号条件を満たしており、かつ有意に推定されており、9:00~11:59 の時間帯においても11月18日と11月23日を除いてすべてのパラメータの符号条件を満たしており、かつ有意に推定されてい

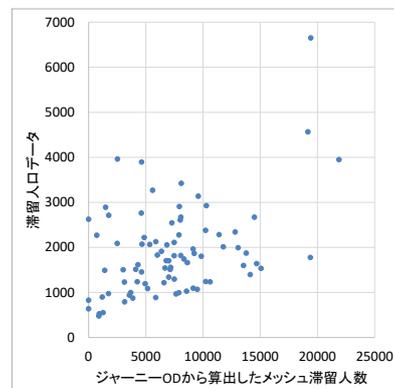
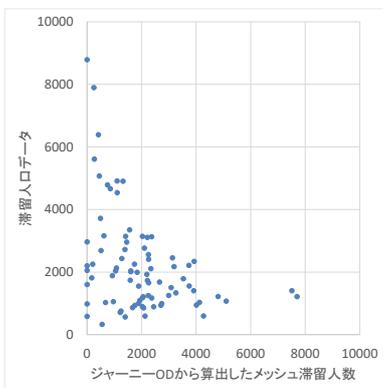
ることがわかる。したがって、GNSS データのサンプル数が多い時間帯においては、比較的精度良く推定できていることが推察される。しかし、サンプル数が少ない6:00~8:59の時間帯では、11月24日を除いてパラメータの符号条件を満たしておらず、また有意ではないパラメータも見られることから、推定精度は高くないといえる。今後は、サンプル数が少ない時間帯における推定精度を向上させることが課題であるといえる。

表-4 ジャーニーOD推定モデルのパラメータの推定結果

			乗車人数	降車人数	直線距離	一般化費用	ρ^2	初期尤度	最終尤度
11月17日	6:00~8:59	推定値	0.00	-0.04	-0.99	0.45	2.63	-3,038,500	-44,617
		P値	0.500	0.001	0.000	0.000	0.000		
	9:00~11:59	推定値	0.49	0.46	-0.58	-0.52	3.05	-3,810,600	-53,935
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	12:00~16:59	推定値	0.50	0.48	-0.54	-0.65	3.51	-4,374,400	-55,848
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	17:00~	推定値	0.46	0.47	-0.55	-0.58	3.20	-4,260,500	-54,595
		P値	0.000	0.000	0.000	0.050	0.000		
11月18日	6:00~8:59	推定値	0.00	-0.18	0.74	0.15	5.17	-2,944,600	-52,781
		P値	0.500	0.067	0.000	0.133	0.000		
	9:00~11:59	推定値	-0.05	0.00	-1.09	0.45	2.37	-3,813,800	-46,522
		P値	0.475	0.500	0.014	0.046	0.032		
	12:00~16:59	推定値	0.50	0.48	-0.53	-0.65	3.31	-4,425,900	-55,039
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	17:00~	推定値	0.00	-0.03	-0.77	0.38	4.08	-4,102,600	-49,570
		P値	0.500	0.138	0.005	0.000	0.004		
11月23日	6:00~8:59	推定値	0.00	-0.24	-1.21	0.59	7.47	-2,937,400	-55,099
		P値	0.500	0.000	0.000	0.000	0.000		
	9:00~11:59	推定値	0.00	-0.02	-0.94	0.40	2.48	-3,709,000	-46,210
		P値	0.500	0.003	0.000	0.000	0.000		
	12:00~16:59	推定値	0.52	0.46	-0.56	-0.63	3.15	-4,359,600	-54,348
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	17:00~	推定値	0.42	0.45	-0.57	-0.53	3.80	-4,249,800	-56,921
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
11月24日	6:00~8:59	推定値	0.43	0.40	-0.64	-0.30	8.06	-3,052,200	-67,189
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	9:00~11:59	推定値	0.46	0.47	-0.61	-0.48	3.75	-3,728,200	-56,756
		P値	0.164	0.225	0.221	0.000	0.000		
	12:00~16:59	推定値	0.50	0.48	-0.55	-0.64	3.26	-4,335,700	-54,852
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	17:00~	推定値	0.00	0.00	0.70	-0.18	2.31	-4,264,300	-59,530
		P値	0.500	0.500	0.149	0.306	0.000		
11月25日	6:00~8:59	推定値	-0.15	0.00	-1.07	0.51	2.64	-3,049,800	-46,017
		P値	0.000	0.500	0.000	0.000	0.000		
	9:00~11:59	推定値	0.51	0.47	-0.59	-0.54	2.98	-3,834,800	-53,622
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	12:00~16:59	推定値	0.46	0.48	-0.55	-0.62	3.18	-4,422,300	-54,501
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
	17:00~	推定値	0.42	0.47	-0.58	-0.52	3.90	-4,126,300	-57,284
		P値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		

表-5 ジャーニーODから算出したメッシュ滞在人数と滞留人口データとの相関係数

時間帯	日にち				
	11月17日	11月18日	11月23日	11月24日	11月25日
6:00~8:59	-0.284	-0.304	-0.382	-0.326	-0.404
9:00~11:59	0.086	-0.051	0.060	0.167	0.056
12:00~16:59	0.249	0.294	0.427	0.428	0.310
17:00~	-0.227	-0.339	-0.166	-0.145	-0.314



(a) 相関係数最小ケース (23日 6:00~8:59)

(b) 相関係数最大ケース (24日 12:00~16:59)

図-4 滞留人数の比較

(4) ジャーニーODの推定結果と滞留人口の相関分析

最後に、推定されたジャーニーODの推定精度を検証するため、推定されたジャーニーODからバス停ごとの乗降人数の合計値を算出し、これを3次メッシュ単位に集計したものとモバイル空間統計の滞留人口データの相関係数を比較する。なお、モバイル空間統計データには、1)バス利用者以外の滞留人数も含まれている、2)データ仕様上短時間の立ち寄り客数は計上されないため、例えば京都駅等のターミナル駅に短時間滞留した人数が乖離する可能性がある、という限界がある点に注意が必要である。

表-5に結果を示す。これを見ると、データ数の多い12:00~16:59の時間帯における相関係数は他の時間帯よりも大きいことがわかる。図-4に相関係数が最小ケースと最大ケースにおけるジャーニーODから算出した滞留人数と滞留人口データの比較を示す。相関係数最小ケースはジャーニーODから算出した滞留人数は0であるにも関わらず、滞留人口データの値が大きい点が少なからず見られるため、グラフは右肩下がりとなった。相関係数最大ケースでは、概ね右肩上がりの関係となり、両者の間に正の相関があることがわかる。

4. トリップパターンの変化から見た観光施策の効果分析

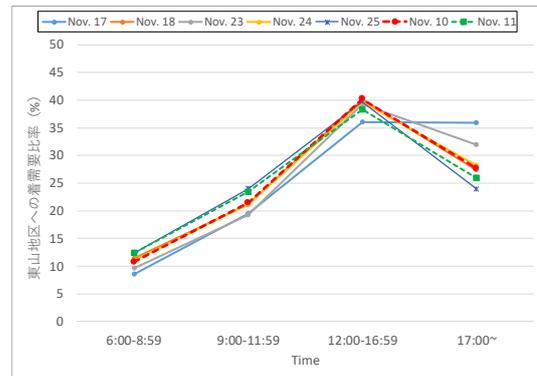
本章では、3章で推定したジャーニーODを比較することにより、京都市の主要観光値において実施されている観光施策が需要分散に及ぼす影響を分析する。

(1) 対象とする観光地、観光施策

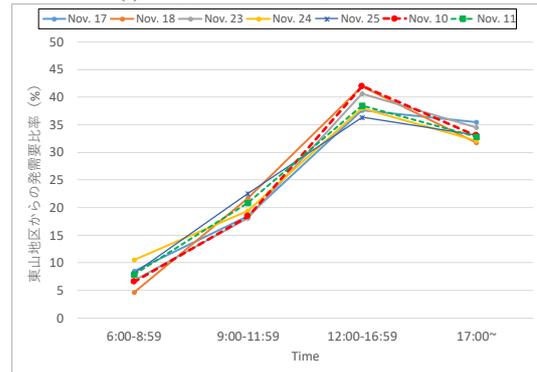
京都市東山地区では、観光施策として夜間特別拝観（ライトアップ）を2018年11月17日より実施しており、本章では東山地区におけるバス利用者の流動を比較することによりライトアップが観光客の帰宅需要の分散効果に及ぼす影響を分析する。本章の分析において五条坂、清水道、東山安井、祇園、知恩院前、東山三条の6つのバス停を東山地区にあるバス停と定義する。なお、3章で述べたように異なる日におけるジャーニー需要の実数の比較は意味をなさないため、ジャーニーODの時間帯ごとの比率を比較する。

(2) 交通対策の効果分析

図-5に東山地区への着需要の時間帯ごとの比率および東山地区からの発需要の時間帯ごとの比率を示す。なお、比較対象のためライトアップ施策実施の1週間前の週末にあたる11月10日（土）、11月11日（日）のジャーニーODの推定値を集計した結果も示している。図-5を見ると、ライトアップ施策実施前の11月10日、11日と比



(a) 東山地区への着流動比率



(b) 東山地区からの発流動比率

図-5 東山地区を発着する流動の時間比率

較すると、11月17日は12:00から16:59の時間帯の東山地区への着需要比率は低下し、17:00以降の着需要比率が上昇している。さらに、ライトアップ施策実施前の同じ曜日の11月10日と比較して、11月17日の12:00から16:59の時間帯の東山地区からの発流動比率も低下し、17:00以降の発需要比率が増加している。この結果、11月17日は昼間時間帯（12:00から16:59）の需要が夜間（17:00以降）に転換したため、ライトアップ施策によるバス需要の時間的な分散効果が確認できたといえる。さらに、11月23日の東山地区からの発流動比率に関しても、ライトアップ施策実施前の同じ曜日である10日と比べると昼間時間帯の需要比率がやや低下し、夜間の需要比率が上昇していることが確認できる。また、ライトアップ施策の効果ではないが、連休最終日にあたる11月25日の東山地区の発流動に着目すると、9:00から11:59の比率が上昇し、昼間時間帯の発需要比率が他の日と比べると低下していることが読み取れる。

これまでの分析では起終点のいずれかを東山地区に固定したトリップエンドに着目した分析であったが、以下では東山地区へのトリップの発着地点による違いを見るためにODに着目した分析を行う。ここでは、京都市における主要ターミナルである京都駅と四条河原町を例に結果を示す。図-6に京都駅前・東山地区間の時間帯ごとの流動比率を示す。これを見ると、東山地区への流動に関しては、11月17日および23日の昼間時間帯の流動比

率は低下し、夜間の比率が大きくなっている。また、これらの日の京都駅前への流動に関しても、11月10日と比べると昼間時間帯の流動比率が低下し、夜間の流動比率が上昇していることから、ライトアップ施策により需要の平準化が図られたといえる。しかし、11月18日の東山地区・京都駅前間の流動に着目すると、昼間時間帯の流動比率がライトアップ前の10日および11日と比べると上昇し、夜間の流動比率は低下していることから、ライトアップ施策による需要平準化効果が必ずしも発現されるわけではないといえる。

図-7に四条河原町・東山地区間の時間帯ごとの流動比率を示す。11月23日はライトアップ前の同じ曜日である11月10日より夜間の流動比率が上昇し、昼間時間帯の流動比率が低下していることから、ライトアップ施策による需要平準化効果が確認できる。一方、東山地区への流動に着目すると、11月17日は昼間時間帯の流動比率が低下し、夜間時間帯の流動比率が上昇しているが、夜間時間帯の流動比率が昼間時間帯よりも大きくなったため、ライトアップにより夜間時間帯の混雑が悪化する可能性があることを示唆している。

5. おわりに

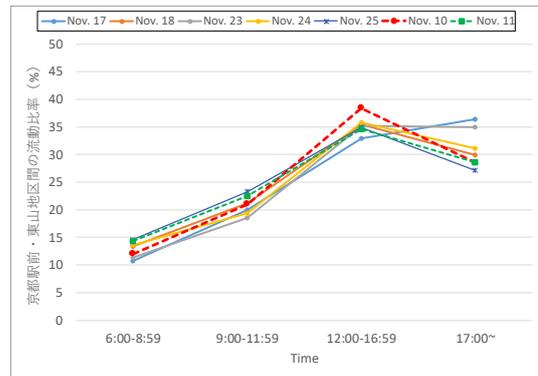
本稿では、先行研究で構築したトリップパターン推定モデルに対し、実データ（旅客流動調査データおよび検索位置情報データ（GNSSデータ））を適用する際の集計方法を検討した。そして、京都市バスネットワークにおける流動の比較を行った。さらに、休日の5日間における流動の推定結果と、それをういた観光施策の効果分析の評価例についても述べた。

本稿では休日の5日間の流動の比較にとどまっているが、今後は平日も含めて分析対象日を拡大し、乗客流動の変動を分析する予定である。

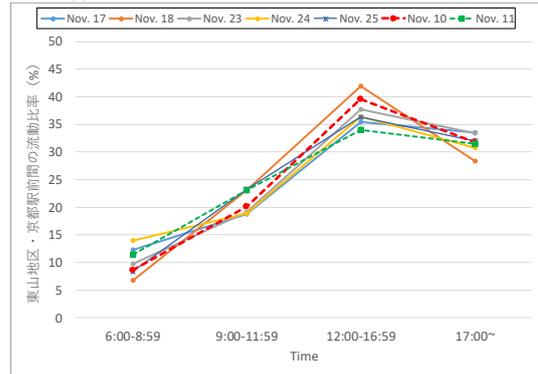
謝辞：本研究は、国土交通省道路局「道路政策の質の向上に資する技術研究開発（課題名：観光流動把握を目的とした交通流動推定システムの研究開発，研究代表者：宇野伸宏 京都大学教授）」の助成を受けたものである。また、旅客流動調査データは京都市交通局より提供を受けた。ここに記して謝意を示す。

参考文献

1) Lam, W. H. K, Z. X. Wu, and K. S. Chan: Estimation of transit origin-destination matrices from passenger counts using a frequency-based approach, *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms* 2.4, 329-348, 2003

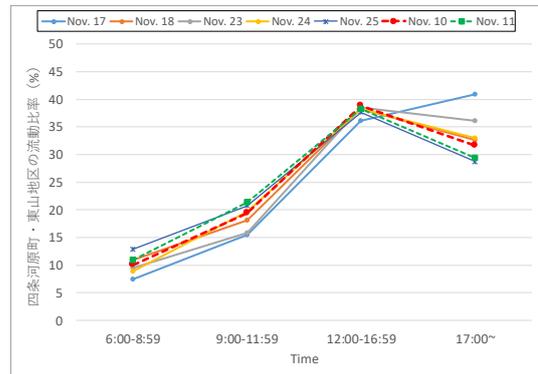


(a) 京都駅前・東山地区間の流動比率

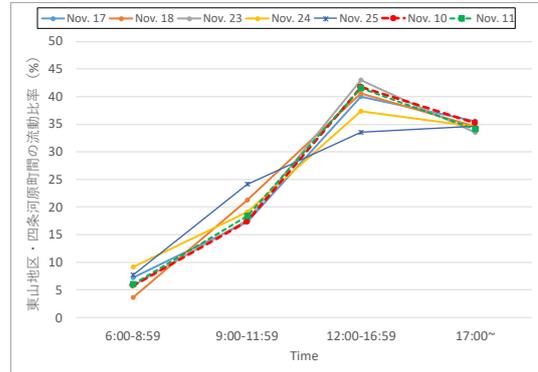


(b) 東山地区間・京都駅前区間の流動比率

図-6 京都駅前・東山地区間の流動の時間比率



(a) 四条河原町・東山地区間の流動比率



(b) 東山地区間・四条河原町間の流動比率

図-7 四条河原町・東山地区間の流動の時間比率

2) Lam, W. H. K., and Z. X. Wu.: Estimation of transit passenger origin-destination matrices from passenger counts in congested transit networks, *Schedule-Based Dynamic Transit Modeling: theory and applications.*

- Springer US, 175-196, 2004
- 3) Wu, Z. X., and Lam, W. H. K: Transit passenger origin-destination estimation in congested transit networks with elastic line frequencies, *Annals of Operations Research* 144.1, 363-378, 2006
 - 4) Nguyen, S. and Pallottino, S: Equilibrium traffic assignment for large scale transit networks, *European Journal for Operational Research*, Vol. 37, 176-186, 1988
 - 5) 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
 - 6) 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
 - 7) Barry, James J., Robert Newhouser, Adam Rahbee, and Shermeen Sayeda: 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, 2002
 - 8) 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), 75(5), I_701-I_708, 2019
 - 9) 平井一成, 嶋本寛: 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, 第 60 回土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, 2019
 - 10) 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
 - 11) Ge, Q. and Fukuda, D: Updating origin-destination matrices with aggregated data of GPS traces, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* Vol.69, 291-312, 2016
 - 12) 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
 - 13) 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
 - 14) 嶋本寛, 倉内文孝, 飯田恭敬: 乗客配分モデルを用いた公共交通の混雑緩和施策評価, *土木計画学研究・論文集*, 22(1), 239-246, 2005
 - 15) 山木聡一郎, 中西航, 杉浦聡志: スマートフォンアプリ GNSS データを用いた京都市内の観光流動分析, 第 61 回土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, 2020

付録 GNSS データからバス停別乗降人数の推定

Step 1 GNSS データから乗降データの抽出

GNSS データから iOS データのみを抽出し, これを日ごと, ID ごとと並び替えたのちに, 以下の手順¹⁾に従ってトリップエンドデータを抽出する.

- ・ 乗車データ

$\Delta t_{i-1}^i = t_i - t_{i-1} \geq 30$ and $\Delta t_i^{i+1} = t_{i+1} - t_i < 30$ ならば i 番目のデータを乗車データとして抽出

- ・ 降車データ

$\Delta t_{i-1}^i = t_i - t_{i-1} < 30$ and $\Delta t_i^{i+1} = t_{i+1} - t_i \geq 30$ ならば i 番目のデータを降車データとして抽出

ただし, t_i は i 番目のデータが観測された時刻を表している.

Step 2 3次メッシュ単位の乗降人数(標本値)の算出

Step 1 で推定した乗降データを 3 次メッシュ単位で集計し, 時間帯ごとの乗車人数および降車人数 B_m^τ および A_m^τ (m および τ はそれぞれ 3 次メッシュ, 時間帯を表す添え字) を算出する.

Step 3 バス停ごとの乗降人数(標本値)の算出

Step 2 で算出した 3 次メッシュ単位の乗車人数, 降車人数を, メッシュに含まれる個々のバス停の乗車人数, 降車人数に振り分ける. ここでは, 各バス停の乗降人数は旅客流動調査データを集計して得られる乗降人数に比例すると仮定し, 以下の式により振り分けを行う.

$$GB_O^\tau = \frac{b_O}{\sum_{O' \in N_m} b_{O'}} B_m^\tau, \forall O \in N_m, m \in M \quad (10)$$

$$GA_D^\tau = \frac{a_D}{\sum_{D' \in N_m} a_{D'}} A_m^\tau, \forall D \in N_m, m \in M \quad (11)$$

ここに, b_O , a_D は旅客流動データから得られる系統別 OD 需要を集計して得られるバス停 O および D の乗車, 降車需要を表しており, N_m はメッシュ m に含まれるバス停の集合である.

Step 4 バス停ごとの乗降人数の推定

Step 2 および Step 3 で推定された乗降人数は GNSS データから得られた標本データである. ここでは, ペイズ更新の考え方を援用して旅客流動データと GNSS データから以下の式により乗車人数および降車人数の推定値を算出する.

$$\widehat{NB}_O^\tau = \frac{GB_O^\tau SB_O}{\sum_{O' \in N} GB_{O'}^\tau SB_{O'}} NB^\tau, \forall O \in N \quad (12)$$

$$\widehat{NA}_D^\tau = \frac{GA_D^\tau SA_D}{\sum_{D' \in N} GA_{D'}^\tau SA_{D'}} NA^\tau, \forall D \in N \quad (13)$$

ここに, SB_O および SA_D は旅客流動データを集計して得られるバス停ごとの乗車, 降車人数を表している. さらに, NB^τ および NA^τ は時間帯 τ における全バス停の乗車人数および降車人数の合計であり, 本研究では旅客流動調査データから補正される 2018 年 11 月における系統別 OD 需要の合計を, GNSS データから時間帯別に推定された降車人数のサンプル比率に応じて按分することにより求めた.

(2020. 10. 2 受付)

COMPARISON OF PASSENGER TRIP PATTERN IN THE KYOTO BUS
NETWORK USING TWO-STAGE A PASSENGER TRIP PATTERN
ESTIMATION MODEL

Hiroshi SHIMAMOTO and Issei HIRAI