自然公園地域を中心とした観光客の時空間行動様態

小林陽佳・伊藤史子

Analysis of Tourists' Spatiotemporal Behavior in Natural Park Areas

Haruka Kobayashi, Ito Fumiko

Abstract: This study analyzes the relationship between tourists' Spatiotemporal Behavior and transport usage in the western part of Tokyo, including the Takao area, using Pseudo People Flow data. Spatiotemporal Behavior was classified into five patterns based on stay duration within different areas, while transport usage was categorized into six clusters through principal component and cluster analyses. The results indicate that approximately 60% of tourists visited the study area as the principal purpose of their trip, and transport usage was relatively balanced across Spatiotemporal Behavior patterns. Furthermore, statistically significant differences were observed in transport usage depending on pre- and post-visit behavioral patterns. This study highlights the potential of people flow data for Evidence-Based Policy Making in tourism, including mobility planning.

Keywords: 観光（tourism），人流データ（people flow data），時空間行動様態（Spatiotemporal Behavior），自然公園地域（natural park area）

1　序論

1．1　社会背景と研究動機

観光分野では長きに渡って，観光客や観光地が持つ属性と観光客の行動の関係について研究が行われてきた．

古くは鈴木によってラケット理論の原型(鈴木，1966)が，近年では 2006 年に Lew らによって観光客の行動について 1)宿泊施設を中心とした空間的な広がり及び 2)地域内における移動軌跡の 2 指標に基づいて分類を行うモデル(Alan Lew, Bob McKercher 2006)が提唱された．いずれの研究も菅野・山田(2019)を始めとして，現在に至るまで多くの研究者によって検証されている．

近年の旅行業界のトレンドに目を移すと，2013 年の旅行業者の登録種別への地域限定旅行業の追加や 2015 年の観光地域づくり法人(DMO)登録制度の整備など，ミクロなスケールでの観光まちづくりが着目されてきている．

また，平成 29 年度情報通信白書(総務省，2019)でビッグデータの例として個人の行動履歴，人流情報が触れられるなど，スマホの普及や情報技術の進展などに伴って人流データの活用はますます盛んになっており，ミクロなスケールでのビッグデータの活用への期待も高まっている．

1．2　既往研究

1．2．1　既往研究

観光分野において移動履歴を解析した論文を検索，2015 年から 2024 年の間で 10 件の既往研究が見つかった．これらを分析手法・利用情報で見ると，質問紙調査から得る移動履歴，人流データから得る推定来訪者数，あるいは人流データから行動軌跡データを利用した研究の 3 つに大別される．（表 1 表題）．また研究目的からは，対象地に着目した観光実態の解明，個人属性に着目した観光客の行動実態の解明の 2 つの潮流がある．（表 1 表側）．

表 1 既往研究の概観

	質問紙	人流データ	
	行動履歴	推定来訪者数	行動軌跡
対象地		有馬，2024 大井，2022 橋本・上野，2023	杉本，2015 杉本，2024 上野・加藤，2022
個人属性	辰巳・塚井，2021 杉本，2018		杉本，2017

このように既往研究を概観すると，観光分野において移動履歴に着目した研究では，人流データの集計による推定来訪者数の利用が近年のトレンドであることが分かる．しかし，これらの研究では課題として個人属性に関する検討・分析の浅さが言及されることも多い[注1]．

一方で行動軌跡データを用いた研究では対象地

*　学生会員　東京都立大学都市環境学部（Tokyo Metropolitan University）
〒181-0012　東京都三鷹市上連雀 9-24-9　Tel：070-2163-0660
**　正会員　東京都立大学都市環境学部（Tokyo Metropolitan University）

での観光実態や観光客の属性についてより詳細な分析を行っているものも多く，他のデータを利用した研究に比べて多角的であると言える．

１．２．２　研究目的と研究の位置づけ

本研究では全国の人流データを用いて，観光客の時空間的な行動様態のモデルを提案し，得られたモデルをもとに行動様態と個人属性の関連について統計的な検証を行う．

国内観光における観光客の時空間的な行動様態について統計的な裏付けを持ったモデルを提案した研究は少なく，行動軌跡データを用い観光地と観光客の両面について広範囲・小粒度に分析・考察を行う点が本研究の新規性・有用性と考える．

１．３　用語の定義

１．３．１　時空間行動様態

本研究では，観光の時空間行動様態を，移動や買い物，サービス体験などの観光客が行う行動のうち時空間的なデータで表される行動と定義する．

２　研究対象地の概要・選択意図

本研究では自然公園における観光に着目する．研究対象地として，自然公園地域として定義された領域のうち，明治の森高尾国定公園を含み，かつ東京都に属する地域を設定する．

この地域は東京都西部に位置し，大部分を奥多摩から秩父山域が占める．対象地内にはJR中央本線の他，JR青梅線，京王線などが通っていて公共交通の便が良いほか，標高1,000m未満の山から東京都最高峰である雲取山(2,017m)まで含まれているため，多様なレベルの登山者が多い地域となっている．

また，滝山地域や秋川河川敷の一部はレジャー利用としての人気も高い場所であり，ゴルフ場やBBQ施設を利用する観光客も想定される．

さらに，明治の森高尾国定公園は高尾山を中心とした広さ770ヘクタールの国定公園であり，年代や属性を問わず多くの集客が見込まれる非常に人気のある観光地である．

３　利用データの概要・選択意図

３．１　人流データ

人流データは，東京大学 空間情報科学研究センター共同研究により疑似人流データシリーズの貸与を受けている．

疑似人流データとは，一般的に入手可能なオープンデータを利用して人々の日常的な行動を疑似的に再現したデータであり，IDごとの1日の時空間行動様態を追跡できる．また，位置情報の揺らぎが少ないほか，個人属性や移動目的，移動手段などの情報も付随した状態のデータセットとして公開されている点から採用した．

４　分析対象のデータセットの作成

４．１　時空間行動様態の空間的な広がりの定義

対象地までのアクセスを含めた行動の空間的な広がりをとらえられるように，４つのエリアを定義し，行政区域データ及び自然公園地域データ(いずれも国土数値情報より)からポリゴンデータを作成した(図1)．

エリアA：
研究対象地
エリアB：
東京都 市部(島しょ地域を除く)またはエリアAに隣接する自治体からエリアAの領域を除いた地域
エリアC：
東京都，埼玉県，千葉県，神奈川県，茨城県，栃木県，群馬県及び山梨県のうち，エリアAおよびエリアBの領域を除いた地域
エリアD：
日本全国から，エリアA，エリアB，エリアCを除いた地域

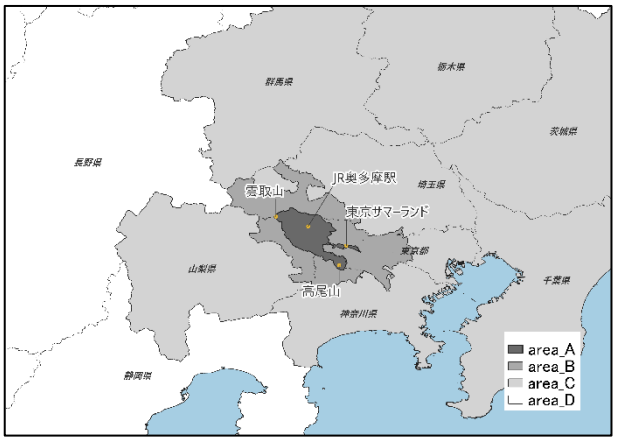


図1 エリアA～D

４．２　対象者の軌跡データの抽出

活動内容が買い物，外食，自由行動のいずれかである記録地点を持つIDを観光客と定義した上で，その軌跡が前項のエリアAのポリゴンと空間的に交差するIDを対象地訪問者としてその軌跡データを抽出し，分析対象とした[注2]．

5　分析

5．1　時空間行動様態 Cluster の作成

前節で抽出した対象地訪問者について，時空間行動様態を表ウのように定義し，6 つのパターンに分類した(表 2)．

表 2 時空間行動様態パターンの定義

Pattern0	$max_{1\leq k\leq n}(StayTime_A_k) < 3{,}600\ secs$
Pattern1	$BeforeTime - AfterTime > 3{,}600secs$ $(AfterTime > 0 \wedge BeforeTime > 0)$
Pattern2	$\lvert BeforeTime - AfterTime \rvert \leq 3{,}600secs$
Pattern3	$BeforeTime - AfterTime < -3{,}600secs$ $(AfterTime > 0 \wedge BeforeTime > 0)$
Pattern4	$BeforeTime = 0$
Pattern5	$AfterTime = 0$

$StayTime_A_k$：k回目のエリア A 滞在における滞在時間

$BeforeTime$：活動開始時刻から最初にエリア A に到着する時刻までの時間

$AfterTime$：最後にエリア A を出発した時刻から活動終了時刻までの時間

Pattern0 はエリア A での最大滞在時間が 1 時間未満の ID を示しており，1 時間未満の滞在は観光とは言い難いと判断して，今回の分析から除外する．Pattern1～3 はエリア A 滞在前後の時空間行動様態による分類であり，それぞれエリア A 滞在前の活動時間が長い ID，滞在後の活動時間が長い ID，エリア A 滞在前後で大きな差がない ID が含まれる(図 2)．また，Pattern4～5 にはそれぞれ，その日の活動の起点，終点がエリア A 内である ID が含まれる．

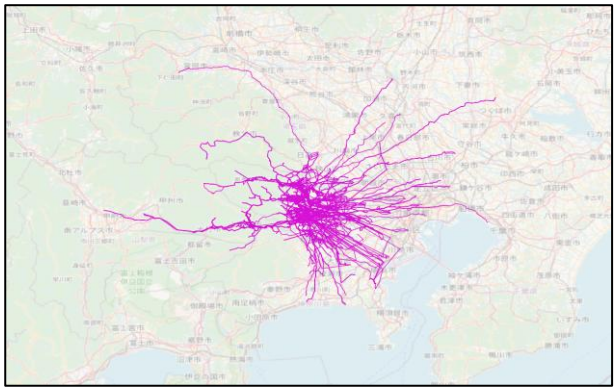


図 2 Cluster2 に含まれる ID の軌跡

5．2　交通手段 Cluster の作成

疑似人流データでは，交通手段は表 3 のように 7 種類に定義されている．ここで，ID ごとに算出した各交通手段の総利用時間を変数として相関行列を用いた主成分分析を行った．

固有値が 1 以上であった 4 つの主成分を採用し，表 4 で示した主成分負荷量の傾向から，第 1 主成分を「自動車利用/徒歩利用無し」の指標，第 2 主成分を「徒歩・自動車利用/自転車利用無し」の指標，第 3 主成分を「単一交通手段による移動」の指標，第 4 主成分を「未定義・滞在無し」の指標を考えた．なお，今回のデータセットでは電車及びバスの総利用時間は分散が 0 であり，主成分分析では寄与率が 0 となるため除外してから分析を行った．

表 3 疑似人流データにおける交通手段コード

0	未定義・滞在	4	電車
1	徒歩	5	バス
2	自転車	6	複数の交通手段
3	自動車		

表 4 主成分負荷量

交通手段	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
0	-0.02	0.01	-0.05	-1.00	-0.04
1	-0.78	0.46	0.16	0.04	-0.38
2	-0.02	-0.91	0.21	0.01	-0.36
3	0.80	0.43	0.16	0.02	-0.38
6	-0.01	-0.05	-0.98	-0.06	-0.20

表 5　クラスターごとの各交通手段の総利用時間の平均と分散

		未定義滞在	徒歩	自転車	自動車	複数の交通手段	合計時間
1	平均	00:00:00	00:05:25	00:01:33	10:24:03	00:00:35	10:31:36
	分散	0.00027	3e+06	4.78e+05	1.28e+08	1.76e+05	
2	平均	00:00:00	01:16:23	00:33:27	00:46:36	00:19:56	02:56:22
	分散	0.216	5.42e+07	1.71e+07	2.41e+07	2.08e+07	
3	平均	00:00:00	00:00:02	10:11:40	00:10:23	00:00:39	10:22:44
	分散	0	7.74e+03	1.44e+08	3.41e+06	2.74e+05	
4	平均	00:00:00	11:55:09	00:00:00	00:08:23	00:00:19	12:03:51
	分散	0	1.44e+08	0	2.14e+06	1.54e+05	
5	平均	00:00:00	00:01:29	00:02:04	00:02:57	13:10:41	13:17:10
	分散	0.279	1.34e+05	9.85e+05	4.38e+05	6.03e+07	
6	平均	00:00:37	01:00:26	00:12:31	00:43:38	00:02:54	02:00:07
	分散	61.7	4.22e+07	4.11e+06	2.25e+07	1.13e+06	

続いて，この分析で得られたそれぞれの主成分得点を用いて分析対象 ID をクラスター分析により分類した．(平方ユークリッド距離，Ward 法)

得られたデンドログラムから，クラスター数は 6 とした．クラスターごとの各交通手段の総利用時

間の平均と分散(表 5)より，Cluster1 は「自動車利用時間が長い/徒歩利用時間が短い」，Cluster2 は「均等な利用時間」，Cluster3 は「自転車利用時間が長い/自動車・徒歩時間が短い」，Cluster4 は「徒歩時間が長い」，Cluster5 は「複数手段にわたって利用時間が長い」，Cluster6 は「移動時間が短く滞在時間が長い」クラスターとして捉えられる．

6　考察

表 6 より，Pattern2 の総数が 5,621 人(全体の約 60%)と最も多く，エリア A 滞在を一日の中心に据えて活動していたことを示唆している．一方で Pattern1 と 3(ほぼ同数)は合わせて全体の約 15%であり，エリア A への滞在前後で別の目的地に滞在していたと考えられる．Pattern5 は 2252 人(全体の約 23%)は活動後にそのままエリア A で宿泊したことが読み取れる．

続いて各 Pattern の交通手段を見ると，どの Pattern でも Cluster2「均等な利用時間」が多いことが分かる．特に Pattern2 と 5 では 5 割を超えており，これらの時空間行動様態に分類される ID は多様な交通手段を満遍なく利用して来訪していることが分かる．

また，Cluster1，3，4 については，どれも 10%～25%であり，交通手段の極端な偏りは見られなかった．

表 6　時空間行動様態 Pattern と交通手段 Cluster の関係(n = 9,945)

空間行動様態 Pattern	交通手段Cluster 1	2	3	4	5	6	合計
1	159(22.0)	265(36.7)	132(18.3)	156(21.6)	8(1.1)	2(0.3)	722(100.0)
2	873(15.5)	3158(56.2)	713(12.7)	609(10.8)	262(4.7)	6(0.1)	5621(100.0)
3	195(25.2)	285(36.8)	161(20.8)	123(15.9)	11(1.4)	0(0)	775(100.0)
4	13(20.0)	28(43.1)	14(21.5)	10(15.4)	0(0)	0(0)	65(100.0)
5	266(11.8)	1361(60.4)	336(14.9)	274(12.2)	0(0)	15(0.7)	2252(100.0)

また，Pattern1，3 について，Monte Carlo 法による Fisher 検定により両者の分布に有意差が示された．(シミュレーション回数 10,000 回，p 値=0.0376) これにより，周辺エリアでの滞在を経てから対象地にアクセスする Pattern1 は，対象地滞在後に周辺エリアに滞在する Pattern3 よりも徒歩時間の長い(Cluster4)ID 比率が有意に高いことが示された．

以上のように，1 日の中での対象地滞在前後に着目すると，時空間行動様態と交通手段の利用状況等の関連が明らかになった．これは，居住地や性別，年齢といった ID が持つ他の個人属性との関連も示唆しているため，今後の分析課題としたい．

謝辞
本研究の一部は，東京大学 CSIS 共同研究（No. 1418）による成果です．個々に感謝します．

注 1：有馬, 2024; 福田, 2023; 杉本, 2017
注 2：任意の記録地点においてその前後の記録地点との間の移動速度が新幹線の最高速度である 320km/h を超える ID を異常値とみなして除去している．
軌跡データ数は，全国 34,251,576 件のうち，観光 ID27,284,714 件，対象地訪問者 25,988 件となった．

参考文献

鈴木忠義（1966）観光開発の意味と観光の原理，「観光」，**9**，29－32，日本観光協会
菅野正洋・山田雄一(2019)ラケット理論からみたデスティネーション・サイズに関する考察，「日本国際観光学会論文集」，**26**，7-13
Alan Lew, Bob McKercher(2006)MODELING TOURIST MOVEMENTS A Local Destination Analysis, Annals of Tourism Research, **33**(2), 403-423
平成 29 年度情報通信白書
辰巳嘉大・塚井誠人(2021)トピックモデルを用いた訪日外国人周遊分析，「運輸政策研究」，**23**，20-34
杉本興運(2018)若者による活動種別の観光・レジャー特性，「日本地理学会発表要旨集」，**2018s**，346-
有馬貴之(2024)コロナ禍における東京 2020 大会が人々の観光移動にもたらした影響，「日本国際観光学会論文集Ⅰ，**31** (0)，7-15
大井達雄(2022)タイル指数による観光地の人流データの変動要因分析，「観光振興研究」，**2** (4)，29-41
福田大輔(2023)人流ビッグデータを用いたニッチな観光スポットの検出，「交通政策研究」，**2023** (0)，30-31
橋本駿・上野裕介(2023)石川県内における人流ビッグデータを用いた 新型コロナウイルス流行下での観光客の動向分析，「石川県立大学研究紀要」，**6**，27-34
杉本興運(2015)データマイニングによる日帰り観光客の訪問先の分析，「日本地理学会発表要旨集」，**2015a** (0)，100164-
杉本興運(2024)人流データを活用した観光地誘致圏の時空間的変化の分析，「都市計画論文集」，**59** (2)，158-167
上野裕介・加藤 禎久・白土 智子・船本 洋司・中谷俊文(2022)人流ビッグデータで見た COVID-19 流行後のグリーンインフラや観光地利用の変化，「ランドスケープ研究」，**85** (5)，585-588
杉本興運(2017)東京大都市圏における若者の日帰り観光，「地理空間」，**10** (2)，51-66