

ポイント型位置データを用いた名古屋市都心区における 観光行動に関する研究

A Study on Tourism Activities in Nagoya CBD By Use of Point-Based Location Data

○小里 友志郎*1, 松本 義正*2, 兼田 敏之*3

Yushirou KOZATO*¹, Yoshimasa MATSUMOTO*² and Toshiyuki KANEDA*³

*1 名古屋工業大学大学院

Graduate School, Nagoya Institute of Technology

*2 三菱 UFJ リサーチ & コンサルティング株式会社

Mitsubishi UFJ Research and Consulting Co., Ltd.

*3 名古屋工業大学大学院

Graduate School, Nagoya Institute of Technology

キーワード：観光行動、流動人口データ、名古屋市都心区、ビッグデータ解析 カーネル密度推定

Keywords: Tourism behavior, floating population data, central Nagoya ward, big data analysis kernel density estimation

1. 背景と目的

従来より、観光行動の分析は各自治体や県によってアンケート調査が行われ、多くのコストがかかっている。また、アンケートの特性上、すべての立ち寄った観光施設や購買施設を把握することは難しい。

そこで、近年ではポイント型位置データを用いた観光行動の分析のニーズが高まってきており、報告も出てきている。瀧澤ら¹⁾は、位置データの真の観測地点を確率分布として可視化する方法を報告しているが、観光行動に焦点を合わせた分析は行っていない。また小橋川ら²⁾は、ビッグデータへの応用を視野に観光客の位置データから旅行者行動を分析している。

名古屋市観光客・宿泊客動向調査³⁾によると、コロナ禍(2020年～)において観光地点の入込客数や宿泊客数、観光消費額は大幅に減少したが(前年比50%減)、今後の回復を見据えて人々の都市観光行動を明らかにし、観光施策への機運を高めていく必要がある。

そこで本研究では、ビッグデータを用いた観光行動分布の抽出について検討し、従来の観光統計調査に変わる手法の確立と名古屋都心区と定めた中区と中村区のコロナ禍における観光行動の特徴をつかむ。また、停留をストップポイントと定義し、ポイント型位置データを用いたストップポイントの抽出手法を提案することで名古屋市

都心区における空間特性を吟味する。

2. 研究の手法

ポイント型位置データと地図データを用いて、その属性をもとに要約統計量を集計する。また、観光関連施設と位置データのマッチングを行うことで観光行動の定義を確立する。後半では、カーネル密度推定を用いてユーザごとのポイント型位置データの重心を抽出し、停留点の数と滞在時間の算出を行う。

2.1. 本研究で利用したデータセット

利用する4つのデータセットを表1に示す。ポイント型位置データに関しては、対象期間を2021年11月の祝休日9日間の名古屋市中区と中村区を対象とし、今回は観光行動に注目した解析を行うために条件を付したデータセットを作成した。A-aデータを地図上で可視化した空間分布を図1に示す。

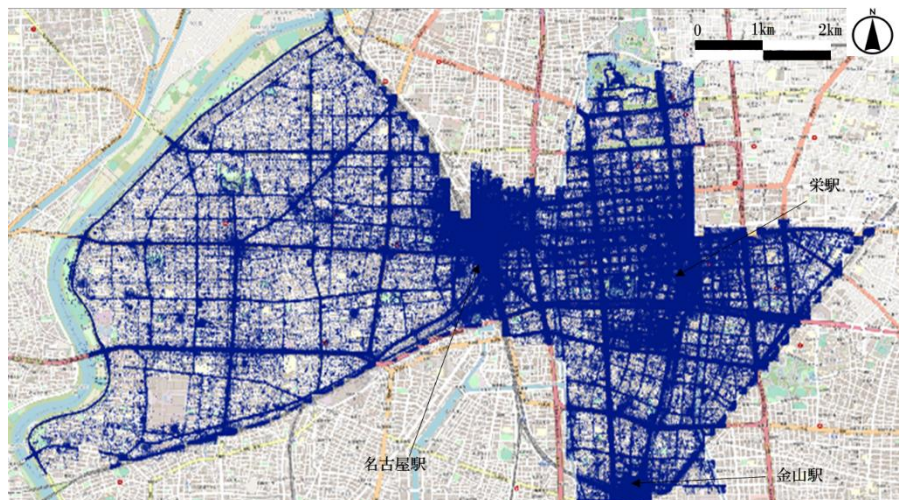


図1 名古屋市中区/中村区の点分布(A-a)

また、今回は観光客（宿泊観光客や日帰り観光客）と推計も併せて試みるために、条件として使用するデジタル地図データの詳細も示す。観光施設に関しては、名古屋市観光コンシェルジュ⁴⁾を参考として45施設を、宿泊施設に関してはGoogle Map Platformより抽出したPOIデータの“lodging”を抽出し、中村区が106施設・中区が133施設をそれぞれ切り出して定義した。さらに、観光客の立ち寄り施設傾向を詳細に分析するために、抽出した観光施設を5つの分類ごとにまとめた。⁵⁾

表 1 利用するデータセット

データセット概要		出典	年次		
A	2021年11月の祝休日9日間のGPS点データ	(株)Agoop ポイント型流動人口	2021年		
B	名古屋市中村区と中区のシェーブファイル	(株)ゼンリン デジタル地図	2022年		
C	名古屋市中村区と中区で切り出した“lodging”のPOIデータ(中村区:106施設、中区:133施設)	GoogleMaps API	2022年		
D	名古屋市中村区と中区の観光施設(45施設)	名古屋市観光コンシェルジュ	2022年		
点データ詳細(A)	抽出条件	点	点の抽出率	ユーザ数	ユーザ抽出率
A-a	遠距離来訪者 Accuracy 20m以下、居住地と勤務地が東海3県外のユーザ、Androidユーザ	94282	0.72%	5581	1.35%
A-b	観光客 A-aのうち、観光施設に立ち寄った(点が1以上)ユーザ	45536	0.35%	855	0.21%
シェーブファイル詳細(B)					
観光施設	観光コンシェルジュ対象45施設のシェーブファイルデータ				
宿泊施設	GoogleMaps POI lodgingデータのシェーブファイルデータ				
観光施設分類		観光施設			
V	文化・歴史(5施設)	久屋大通庭園フナリエ、若宮八幡社、真宗大谷派名古屋別院、名古屋城、能楽堂			
W	産業観光(6施設)	名古屋市科学館、松坂屋美術館、名古屋市美術館、御園座、三菱UFJ銀行貨幣ミュージアム、電気の科学館			
X	スポーツ・レクリエーション施設(2施設)	中部電力 MIRAI TOWER、名古屋スポーツセンター			
Y	都市型観光-買物・食(11施設)	ゲートタワー、KITTE名古屋、ミッドランドスクエア、カリモク家具名古屋ショールーム、久屋大通パーク、サンシャイン栄、ナディアパーク、長者町織物問屋街、大須商店街、アスナル金山、柳橋			
Z	行・祭事・イベント(2施設)	納屋橋、名古屋都市センター			

3. ポイント流動人口データの観光行動に関する基本分析

A-aデータを用いた名古屋都心区の位置データの属性ごとの統計量を算出する。

3.1. ポイントデータベースとユーザベースの基本集計

図2にポイントデータベースでの移動速度と時間帯の点割合を示す。移動速度別割合によると、1.5m/s以下の点の割合が7割以上で歩行行動や滞在に偏っていることが考えられる。また、時間帯別割合によると比較的午後の時間帯に点が多く打たれていることが確認できる。また、表2にユーザベースでの属性の割合を示す。30~40代のユーザが多くを占めており、男性の方が女性よりやや多い傾向

にあることが確認できるが、データの半数が欠損値であることが懸念すべき点である。

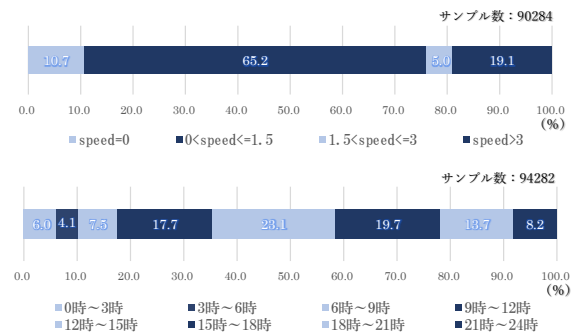


図 2 移動速度別-時間帯別の点割合(A-a)

表 2 性別と年齢別のユーザ数割合

年齢	女性	男性	計
~10代	48人(4.4%)	43人(2.8%)	91人(3.5%)
20代	261人(23.9%)	233人(15.3%)	494人(18.9%)
30代	309人(28.3%)	367人(24%)	676人(25.8%)
40代	270人(24.7%)	454人(29.7%)	724人(27.6%)
50代	183人(16.8%)	400人(26.2%)	583人(22.3%)
60代~	21人(1.9%)	30人(2%)	51人(1.9%)
計	1092人(41.7%)	1527人(58.3%)	2619人(46.9%)
欠損値	2962(53.1%)		

3.2. 観光施設を基点とした分析

A-bデータを用いたユーザの統計量と立ち寄った観光施設の関係について図3.4.5にまとめた。図3によると、ユーザあたりの立ち寄り施設数は、殆どが1か所施設間の回遊性が低いことが確認できる。また、宿泊観光客と日帰り観光客を比較すると、宿泊観光客のほうが1日に複数の観光施設に立ち寄っている割合が高いことが確認できる。図4によると、ゲートタワー等の名古屋駅周辺施設の立ち寄りが多く、交通機関が整っているエリアの回遊が高いと考えられる。また、名古屋城や大須商店街等の施設面積が比較的大きい施設は立ち寄りが多いことが確認できる。

さらに、観光施設ごとの重複訪問率(2つの観光施設を上げた場合、共に立ち寄っているユーザ数を観光客全体のユーザ数で除した数値)を求めて、施設間の直線距離との関係を明らかにした(図5)。施設間の直線距離が短ければ重複訪問率が高まることが確認できる。また、図では省略したが、都市型観光施設(Y)への立ち寄り観光客は他の都市型観光施設に立ち寄る確率が高いことが確認できる。

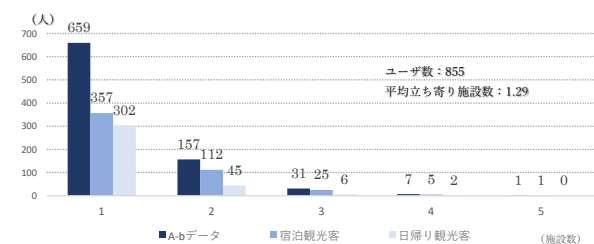


図 3 ユーザあたりの立ち寄り施設数の分布

表 4 観光施設分類別滞在時間

	V-文化	W-産業	X-レク	Y-都市	Z-祭事
サンプル数	143	86	13	453	16
平均滞在時間(分)	73.1	96.5	26.6	102.2	176.6
最大滞在時間(分)	455.0	401.0	118.0	1408.0	613.0
標準偏差(分)	71.4	103.8	30.4	165.0	206.4

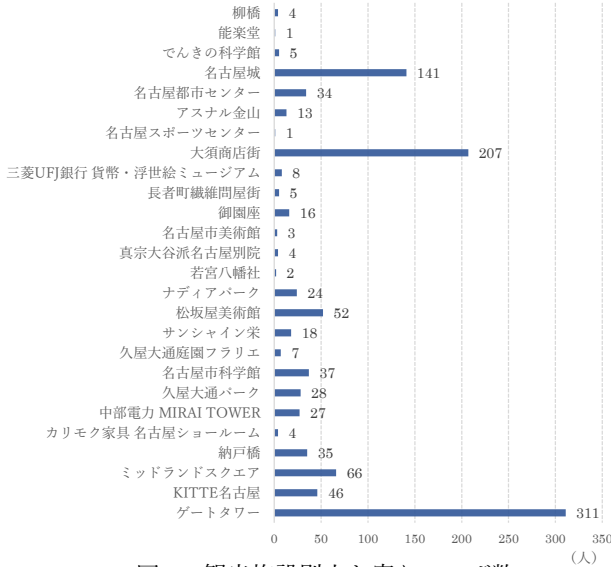


図 4 観光施設別立ち寄りユーザ数

3.4 名古屋市都心区内での宿泊施設を基点とした分析

続いて、宿泊施設を基点とした宿泊観光客の基本統計量について述べる。図 7 に宿泊観光客の宿泊施設への到着時刻を算出した。到着時刻の定義は、ユーザが宿泊施設内でその日初めて点を打った時刻となっているため、到着だけではなく、宿泊施設滞在中のデータや勤務者が混在していることが考えられるが、比較的チェックイン時間にデータが集中していることが確認できる。ユーザの宿泊施設立ち寄り前後の立ち寄り場所を算出することでより信憑性の高いデータになりえると考えられる。

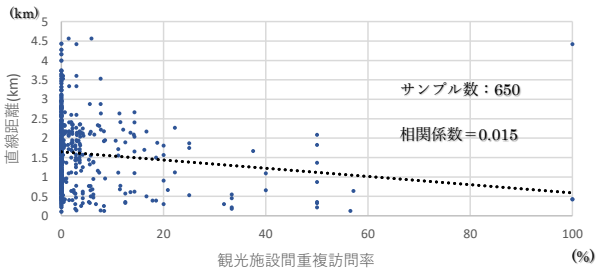


図 5 観光施設ごとの重複訪問率と直線距離の関係

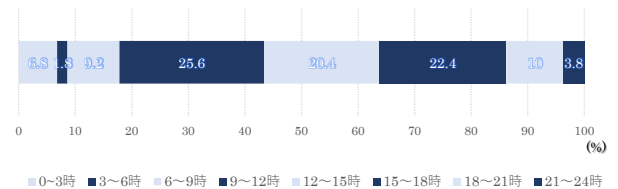


図 7 宿泊観光客の宿泊施設到着時刻の割合

3.3. 観光施設ごとの滞在時間の分析

図 6 のようにユーザごとの 1 日のポイントチェーンを抽出し、地図上で可視化する。分析対象の観光施設シェープファイル内に初めて点を打った時刻を基準とし、最後に点を打った時刻との差を滞在時間とすることで表 4 に観光施設分類ごとの滞在時間をまとめた。

平均滞在時間は施設分類ごとにばらつきがみられ、祭事分類がもっとも滞在時間が長いことが確認できる。また、X 分類は短時間の利用にとどまる傾向があることが確認できるが、サンプル数に偏りがあることが懸念点となる。

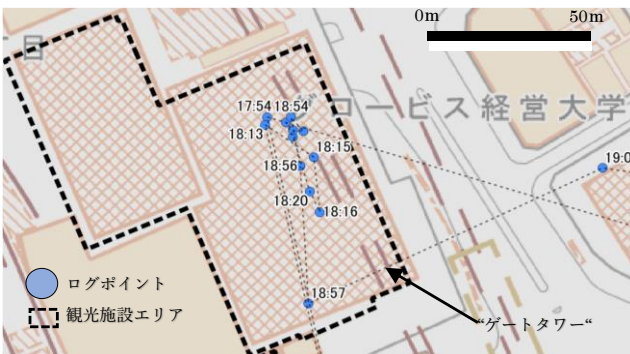


図 6 観光施設滞在時間の点事例

4. ポイント型位置データの立寄り行動に関する分析

続いて、ポイント型位置データにおけるストップポイントの抽出、分析を行う。利用するデータの詳細を表 5 に示す。利用データは、大きく 2 つの分析上の課題を抱えている。まず 1 つ目に、屋内等の障害により真の観測点よりも大きく外れること、次に実際の打点間隔が等間隔ではないことである。そのためこれらのノイズを考慮するために、2 段階に分けて抽出を行った。打点間隔のばらつきに関しては、各観測点での滞在時間と滞在箇所を同時に加味した上で、滞在時間の算出が必要となる。

4.1. 50%カーネル密度判定圏の重心の抽出

本章では、松本ら⁶⁾が行ったバッファを用いたストップポイントの定義付けを行った。観測点の誤差に関しては、佐藤ら⁷⁾の研究における回遊圏の推定で、熊本都心部で専用スマホアプリから取得された GPS データを元に、カーネル密度推定法を用いて、判定圏の重心を算出した上で、滞在地点の推定を行っている。この手法は、本研究の対象地区でも推定を行うことが可能と考えられる。

2 次元のカーネル密度推定量は以下のように定義され $f(x,y)$ は、任意の空間座標における観測点の確率密度推定値を表し、 K はカーネル関数、 h はバンド幅、 n は観測点数である。

表 5 前処理によるユーザ数・点の数

条件	ユーザ数	点
E: A データのうちの"11月6日"のデータ	45,183	1,479,059
F: E データのうち、Accuracy<=20、OS=Android、Speed<=3.0、東海三県以外居住・勤務者	804	18,654
G: 1F データのうち、ユーザあたりの位置データ数>=10	397	17,329

$$f(x, y) = \frac{1}{nh^2} \sum_{i=0}^n K \left[\frac{x-x_i}{h}, \frac{y-y_i}{h} \right]$$

ここで、 $f(x, y) < 0.5$ となる推定幅を設定すると、観測点が集中する地点を確認することができるため、カーネル密度推定値の 0.5 となる境界を、50%カーネル密度判定圏として定義し、判定圏の重心を抽出する。本推定では、Python のパッケージ”Scipy”を用いた。

各々のユーザログから抽出された重心を中心に、1m、2m、…、30m を半径とした判定円をそれぞれ作成し、滞在時間を測定するため、判定円内に 2 点以上あるものを対象に、判定円内の観測点数を分析した。

図 8 のバッファ半径と観測点数の関係をみると、バッファ半径 7m と 8m の間で急増していることが確認され、1m から 7m の間で停留が含まれていると考えられる。そこで、重心からの距離 7m 以内の点列をストップポイントの抽出要件とした。その点列の時間差が重心における滞在時間となる。また、図を省略したが滞在時間と観測点数の関係をみると、滞在時間 7 分未満で観測点数が減少しているため、滞在時間が 7 分以上を抽出要件とした。結果、総ストップポイント 99 点、総ユーザ数は 60 であった。

4.2. ストップポイントの空間分布とカーネル密度推定

続いて、総ユーザから抽出された総ストップポイントをカーネル密度推定により空間分布を確認した。図 9 をみると、名古屋駅エリアで確率が高くなっており、多くの人々が短時間での滞在を含めた滞在を行っていることが確認された。要因としては、名古屋駅エリアは名古屋市の玄関口であり、多くの人々が名古屋駅エリアを起点として行動をすることから、名古屋駅エリアで多くの観測点が発現していると考えられる。また栄・伏見エリアでもわずかに確率が高くなっており、ストップポイントが多く含まれていることから、人々が多く滞在していることが確認できる。

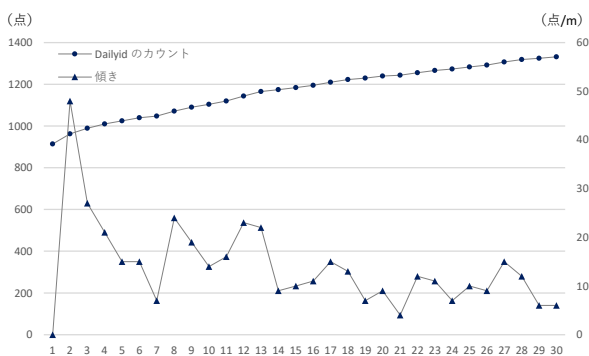


図 8 バッファ半径と観測地点数

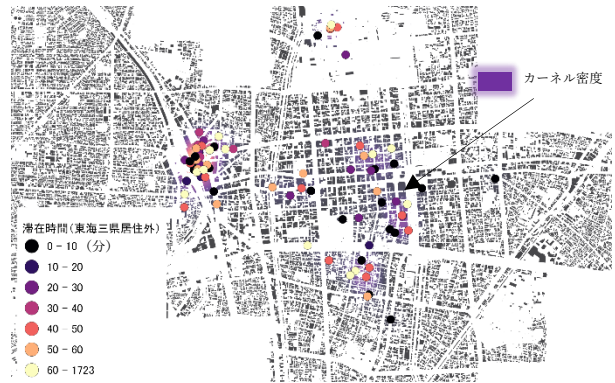


図 9 総ユーザにおけるストップポイントの空間分布とストップポイントのカーネル密度推定

5. 結語

本研究では、ポイント型位置データから立ち寄った観光スポットを特定し、属性ごとの回遊行動を明らかにした。また、後半ではカーネル密度推定を用いて滞在箇所の特定と滞在時間の算出方法について提案した。

将来の分析環境も考慮し分析ルールの単純化と作業フローの自動化を試みたが、出力された結果は現実に照らして考えても妥当性が高いものとなった。分析ルールのパラメーターや対象エリア設定の手法など、さらなる検討と精緻化の余地が残されている部分もあるものの、全体の分析フローとしての有用性は検証できたと考えられる。特にスポットへの来訪有無に加えてその滞在時間も定量的に把握し詳細な分析ができる体制を整えることができたのは意義深い。

今後は、観光客の 1 日の訪問施設順のポイントチェーンを抽出することで名古屋市都心区の周遊ルートを属性とともにクラスタリングして明らかにするとともに、コロナ禍に適した観光ガイドブックの提案に寄与したいと考える。

【参考文献】

- 1) ポイント型流動人口データを用いた歩行者の観測地点推定方法に関する研究 瀧澤重志 第 43 回情報・システム利用・技術シンポジウム論文集 2020
- 2) GPS データを用いた観光客訪問スポットの自動抽出と分析方法に関する基礎的研究 小橋川 嘉樹 第 52 回土木計画学研究発表会・講演集
- 3) 名古屋市観光客・宿泊客動向調査 2020
- 4) 名古屋市公式観光情報 名古屋コンシェルジュ <https://www.nagoya-info.jp/>
- 5) 観光入込客統計に関する共通基準 調査要領
- 6) 時空間位置データを用いた名古屋都心域来訪者の停留点と域内選択行動に関する分析 松本義正、兼田敏之 第 43 回情報・システム利用・技術シンポジウム論文集 2020
- 7) カーネル密度推定法を応用したスマホ型回遊調査データの時空間分析 佐藤貴大、円山琢也 日本都市計画学会 都市計画論文集 Vol.51 No.2 2016 年