# アプリ型 GPS データを用いた中心市街地における回遊行動特性の把握 —千葉県柏市中心市街地を例に—

小泉　稜太[1]・鈴木　雄[2]・海野　遥香[3]・寺部　慎太郎[4]・栁沼　秀樹[5]

[1]学生非会員　東京理科大学大学院　創域理工学研究科社会基盤工学専攻
（〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641）E-mail: 7623515@ed.tus.ac.jp

[2]正会員　東京理科大学助教　理工学部土木工学科（〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yusuzuki@rs.tus.ac.jp (Corresponding Author)

[3]正会員　茨城大学大学院助教　理工学研究科（〒316-8511 茨城県日立市中成沢町 4-12-1）
E-mail: Haruka.uno.uj38@vc.ibaraki.ac.jp

[4]正会員　東京理科大学教授　理工学部土木工学科（〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp

[5]正会員　東京理科大学准教授　理工学部土木工学科（〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp

地方部を中心に中心市街地の賑わいの低下が大きな課題となっている．賑わいを創出するためには来街者の行動特性を把握し，回遊を促進することが重要である．本研究は携帯電話の GPS ビッグデータを用いて，千葉県柏市中心市街地の来街者の行動特性を把握し，回遊に寄与する要因を探ることを目的としている．本研究で用いる GPS ビッグデータは携帯電話のアプリから取得されたものである．分析では，GPS の軌跡から回遊行動のクラスタリングを行い，いくつかの回遊パターンに分けてそれぞれの特徴を把握した．その結果，広い範囲を長時間滞在している人や，移動長く多数の建物を訪問していても，滞在時間が短く回遊範囲が狭い人がいることが示された．また，分析を通してアプリ型 GPS データの適用可能性を探り，取り扱い手法を示した．

***Key Words:*** *GPS, smartphone, trajectory clustering, big data, city central*

## 1. はじめに

### (1) 背景と目的

近年我が国では，特に地方部では中心市街地の賑わいの低下が大きな課題となっている．これらの主な要因は人口の減少と外出率の低下である．

総務省統計局[注1)]によると我が国の総人口は2022年4月現在 1 億 2500 万人であり，11 年連続の減少となっている．国立社会保障・人口問題研究所[注 2)]によると，我が国の人口は今後も減少を続け，2053 年にはおよそ 9900 万人になると予測されている．

外出率も低下している．国土交通省の全国都市交通特性調査[注3)]によると，外出率は2010年に平日 85.8%，休日 71.3%だったものが 2015 年には平日 80.9%，休日 59.9%と減少している．さらに 2021 年では，平日 74.1%，休日 52.5%と調査開始以来の最低値となっている．2021 年の値については新型コロナウイルスの影響も考えられるが，外出率は全体を通して 1987 年の調査開始時からみても減少傾向にある．

また，国土交通省のテレワーク人口実態調査[注 4)]によると雇用型テレワーカー（雇用型就業者のうちテレワークを実施している人）の割合は 2019 年の 14.8%に対し，2022 年は 26.1%とコロナ前後で大きく増加している．新型コロナウイルスによる行動制限等の措置はあまり取られなくなったものの，こうした生活様式の変化も人々の外出を減少させる要因となっている．

人口が減り，外出率も下がることから，中心市街地の訪問者数は今後も減少すると予想される．こういった状況の中で中心市街地の衰退を防ぎ，賑わいを創出するためには，訪問者の回遊を促進し，一人当たりの滞在を延ばすことが重要となる．回遊を促進するには，回遊行動の要因について把握する必要がある．そして回遊行動の要因を明らかにするには OD や一地点の通行量の把握だけではなく，個々の移動経路やトリップチェーンの特性把握が重要である．

そこで本研究では個人の行動が連続的に把握可能な携帯電話位置情報のビッグデータを用いて，回遊のパターンを把握し，中心市街地活性化のための施策展開につなげていくことを目的とする．

## 2. 既存研究のレビューと本研究の位置づけ

### (1) 既存研究のレビュー

中心市街地における回遊行動を対象とした研究は，近年，GPS 端末機，Wi-Fi パケットセンサ，アンケート調査などを用いたものが多く行われてきた．また，最近ではスマートフォンの位置情報ビッグデータを用いた研究も行われている．

小谷・寺山 [1]はアンケートによる意識調査のデータを用いて，回遊時間・回遊距離・訪問店舗数・消費金額の 4 つの指標に個人属性や訪問目的などが及ぼす影響を明らかにすることで，歩行者による回遊行動の要因分析を行った．その結果，上記 4 つの指標に対して，訪問店舗の組み合わせパターンと，訪問目的の組み合わせパターンはいずれの指標に対しても影響が顕著であった．また，同行者の構成，出発時間，職業・性別，車利用が一部の指標の影響要因となっていた．

寺山ら [2]はアンケート調査と配布した GPS 端末のデータを用いて，利用交通手段の組み合わせパターンに着目した研究を行った．その結果，公共交通を利用することで活動空間が広がり，活動目的地群の広がりが大きくなる傾向を示した．

佐藤・円山 [3]はスマートフォンの専用アプリの位置情報を利用し，カーネル法を用いて回遊圏域と回遊の時空間的な集積地点の算出と視覚化を行った．その結果，50%カーネル密度圏の重心を滞在地点として視覚化する簡便かつ新たな手法を提案した．また，カーネル法を用いた 3 次元視覚化を行うことで，時刻情報を踏まえた回遊の時空間集積を把握可能にし，回遊者の属性ごとにその特徴が異なることを明らかにした．

杉本ら [4]は GPS データとアンケート調査から収集した訪問者の移動と特性の探索的分析を通じて，訪問者のモビリティと都市空間構造の関係を検証した．そして異なる移動パターンを引き起こす物理的な要因と人的要因を検証した．その結果，主要な交通拠点（鉄道駅），地形，商業集積，POI 分布などの要因が，目的地における訪問者の行動に影響を与えることが分かった．

末木・佐々木 [5]は Wi-Fi パケットセンサのデータから歩行経路の推定を行い，そこから OD 交通量の推定を行った．その結果，推計された OD 交通量は感覚的にイメージできる値であり，対象地域である甲府市が課題としている駅前から中心市街地への移動が少ないことを定量的に把握した．

出水ら [6]は Wi-Fi パケットセンサとアンケート調査を用いて昼夜間の行動特性の把握を行った．その結果，夜間の方が，周遊箇所数と滞在時間が消費金額に対して大きな影響を与えていることが明らかになった．また，深夜帯の時間は特定の地区に人が集中していることが分かるなど，昼間と夜間で行動に明らかな違いがあることを示した．

吉田ら [7]はスマートフォンアプリから得られた市販の GPS データを用いて経路選択モデルを構築し，経路選択要因を明らかにすることを試みた．その結果，経路長が短い・周辺に店舗が多い，右左折回数が少ない，といった特徴を持つ経路が選択されやすいことが示された．これは既存の研究と同様の選択特性であり，市販のアプリベース GPS データを用いても歩行者動線の分析が可能であることを示した．

S, Phithakkitnukoon[8]らは，京都において，携帯電話の GPS ビッグデータを用いて観光客の行動を分析した．特に個人の移動手段と観光客の旅行行動の関係を調べた．その結果，観光客の流れ，上位を占める目的地や出発地と目的地の種類，滞在時間や移動距離の上位を占める交通手段などを明らかにした．また，旅行行動（旅行回数，目的地での滞在時間，旅行距離）における尤度推定に，個人の移動情報をどのように利用できるかを示した．

有田ら [9]はラオスにおいて，スマートフォンの GPS 位置情報のビッグデータと同国の PT 調査を組み合わせて，そのデータの性質を探るとともに，活用の方策について考察した．データの持つ欠点として，位置情報を記録するタイミングをアプリの起動に依存している点や，サンプルの個人属性の歪みや偏りの補正が困難と思われる点などが挙げられ，利点としては PT よりも市街中心部のトリップを反映している傾向が見られた点が挙げられた．結論としては，現在の一般的な交通需要予測手法を前提とした場合，位置情報記録のみから需要設計を行うことは困難であり，少なくともミニ PT 調査との併用が求められるとした．

### (2) 本研究の位置づけ

回遊行動の既存研究からは来街者の行動特性と個人属

性や移動手段・移動目的との関係が判明している．GPS 端末を用いた既存研究からは，GPS データの取り扱い手法や滞在地点の可視化手法が示されている．また，携帯電話位置情報のビッグデータを用いた既存研究では，データの特性を探り，PT 調査の代替可能性の検討や，経路選択モデルの適用がなされている．また，それらを通じてスマートフォンアプリのGPSデータの適用可能性が検討されている．一方で，スマートフォンアプリの GPS ビッグデータを用いて建物単位での回遊行動分析を行った研究は多くない．

本研究では携帯電話位置情報のビッグデータを用いて，中心市街地での回遊の特徴を把握することを試みた．具体的にはGPSの軌跡データをクラスタリングし，回遊パターンの抽出を行った．また，これを通して回遊分析へのデータの適用可能性を探った．回遊パターンを定量的に把握できれば，中心市街地内の人流傾向を，回遊開始から終了までの一連の流れとして把握できる．また，市販のデータを用いることで，調査をせずとも回遊パターンの把握が可能である．これは施策の検討段階において課題の把握や，施策の対象者の選定に資するものであると考える．

## 3. 使用したデータ

### (1) データの概要

本研究では携帯電話の GPS データである，デバイスロケーションデータ（株式会社ブログウォッチャー）を使用した．このデータは，提携しているスマートフォンアプリにおいて，位置情報の取得に同意したユーザーの端末の緯度と経度を記録したものである．個人の家などが特定されないような秘匿化処理が施されたうえで，一般に販売されている．

アプリを起動している間は一定の間隔で位置情報が記録されるが，位置情報の取得間隔はアプリによって異なる．提携するアプリは 140 種を超え，月に一度以上アプリを起動するアクティブユーザーは 2,500 万端末を超えるため，多くのデータが取得可能である．また，本データでは個人ごとに割り振られている ID が変化しないため，個人の行動を連続的に把握することが可能となっている．

また，本研究では位置情報と組み合わせる土地利用のデータとして建物ポイントデータ（株式会社ゼンリン）を利用した．建物ポイントデータは位置情報と建物自体の情報を組み合わせたものである．一つの建物ごとに，建物の位置情報，建物分類，延床面積，事業所総面積，階数などのデータが得られる．対象地域内の建物を建物分類名ごとに可視化したものを図-1 に示す．

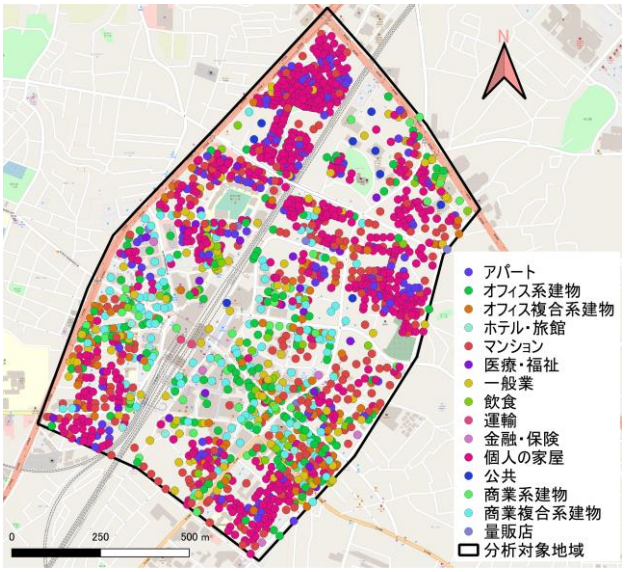



図-1　分析対象地域と建物ポイントデータ




図-2　柏駅前の様子

本研究の対象地域は千葉県柏市の中心市街地とした．柏市は千葉県西部に位置する人口約 43 万人の中核市である．中心市街地は柏駅を中心として広がっており，柏駅には JR，東武線の鉄道路線のほか，路線バス（2 社），と高速バスが乗り入れている．

分析対象エリアは柏市の第 2 期中心市街地活性化基本計画より，中心市街地として指定されているエリアを参考に，市役所などを含む図-1 のエリアとした．

表-1　取得したデータの概要

| | |
|---|---|
| データ名 | デバイスロケーションデータ |
| データ取得日 | 26 日分 |
| 対象エリア | 柏市中心市街地周辺他 |
| データ項目 | 1. Id<br>2. 緯度・経度<br>3. 日時<br>4. 個人属性（性別・年代）<br>5. 交通モード<br>6. 居住推定エリア<br>7. 就業推定エリア |

柏駅前の様子を図-2に示す．①は駅前商店街のアーケードである．②は東口から伸びる主要な街路である．この街路に隣接しているエリアが繁華街となっている．③は駅東口のペデストリアンデッキの様子である．柏駅東口の駅前はデパートなどの大型の商業施設が立ち並ぶエリアである．④は西口の様子である．駅ビルと一体となった大きなデパートが商業の拠点となっている．

データの取得日は2023年の2月から8月にかけて，平日 11 日間，土日・休日 15 日間の計 26 日間設定した．

取得したデータの概要を表-1 に示す．位置情報のほかに，性別・年代，交通モード，居住推定エリアのデータを取得した．性別・年代の個人属性の情報は，提携するアプリ内の情報から得られたものであり，一部のユーザーのみ取得されている．性別は男性・女性，年代は 20 代から 60 代以上までの 5 段階に分かれたデータとなっている．居住推定エリアと就業推定エリアは位置情報の記録傾向から推定されたものである．どちらもメッシュデータの形式となっており，3 次メッシュの 1/8 メッシュ（125m 四方）として 11 桁の数字で表されている．交通モードは，移動速度などから移動手段を 1 つのポイント毎に stay・walk・train・carの4つのモードに分けて可能な範囲で推定したものである．

### (2)　基礎集計

取得したデータは以下の表-2のようになった．26 日間で平均すると一日あたりおよそ 140 万ポイントのデータが取得できている．交通モード別でみると stay が最も多く 3000 万ポイントほどを占めており，次に unknown（モード不明）が続く．Walk と carはおよそ45万ポイント前後であり，最も少ないtrainが17万ポイントほどである．どの日をとってもモード別のポイント数の傾向はおおよそ似通っている．

次に個人属性（表-3）についてみる．全体のユニークユーザー数は約 16 万 8 千人である．性別をみると男性が約 25,700 人，女性が約 21,500 人となっており，やや男性が多い傾向にある．また，個人属性不明の人が 12 万人を超えており，個人属性のわからないユーザーが多数を占めている．次に年代についてみると，50 代が最も数が多く次に 40 代・30 代と続き，20 代か 60 代が最も少ない．また，女性は 50 代が 1 万人を超えており，他の年代に比べて多くなっている．全体として，実際の年代分布を必ずしも反映していないものとなっていることがわかる．これは携帯情報端末のアプリから得たデータであることが理由として考えられる．

表-2　交通モード別ポイント数

| mode | points |
|---|---|
| car | 427,553 |
| stay | 29,051,782 |
| train | 173,857 |
| walk | 459,774 |
| unknown | 6,720,769 |
| total | 36,833,735 |

表-3　性・年代別ユーザー数

| age | man | woman | unknown | total |
|---|---|---|---|---|
| 20 | 3,594 | 2,675 | 0 | 6,269 |
| 30 | 4,388 | 2,858 | 0 | 7,246 |
| 40 | 6,275 | 2,938 | 0 | 9,213 |
| 50 | 7,426 | 11,411 | 0 | 18,837 |
| 60 | 4,075 | 1,622 | 0 | 5,697 |
| unknown | 0 | 0 | 121,184 | 121,184 |
| total | 25,758 | 21,504 | 121,184 | 168,446 |

## 4.　手法

### (1)　移動軌跡のクラスタリング手法

本研究では観測軌跡から回遊行動をパターンに分け，回遊の特徴を抽出することを試みる．移動軌跡のクラスタリングについては，Bian[10]らによって手法やその発展がまとめられている．

クラスタリングを行うに当たって，軌跡の類似性を定義する必要がある．本研究ではフレシェ距離（Frechet distance）を用いた．フレシェ距離（Frechet distance）は順番と位置を考慮して 2 つの曲線の類似度を測るものである．具体的には，軌跡 A，B 上の点を，順番を考慮して

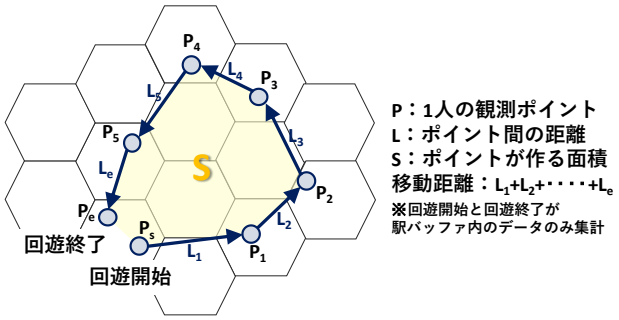



図 -3　回遊面積の概念図

距離が最小となるように対応させ，対応させた点の間の距離の最大値として式（1）のように定義される．

$$D(A,B)=\inf_{\alpha,\beta}\max_{t\in[0,1]}\left\{d\left(A(\alpha(t)),B(\beta(t))\right)\right\} \qquad (1)$$

このフレシェ距離をすべての軌跡の組み合わせに対して適用し，算出した距離行列に対して k-means 法を用いてクラスタリングを行った．クラスタ数はエルボー法を用いて設定した．

### (2)　データセットと回遊指標

本研究で用いるデータは，アプリベースの GPS データである．アプリから取得したデータは，データの取得がアプリのオンオフに左右されるため，データの欠損が生じている．そこで本研究では，データの欠損なく行動が追跡できている人を抽出するため，以下の基準でデータの絞り込みを行った．その結果，分析対象のユーザーは 433 人，ポイント数は 31,827 ポイントとなった．

A)　就業者・居住者の削除

居住推定エリアと就業推定エリアの情報から，前述の分析対象地域内の居住者と就業者を削除し，来街者のみを分析対象とした．

B)　駅起点回遊を抽出．

駅→駅以外→駅のように，駅にいる状態から駅以外の場所に少なくとも一度は記録され，その後に駅に戻ってきている人を抽出した．最初に駅に記録されたポイントを回遊開始，最後を回遊終了とみなし，その間の移動の部分を駅起点の回遊行動として抽出した．

C)　ポイントが時間的に連続しているユーザーを抽出．

閾値を 5 分とし，駅起点回遊内のポイントの時間間隔が常に 5 分以内のユーザーを抽出した．

D)　滞在時間が 20 分未満のユーザーの削除．

滞在時間は前述の回遊開始の時間と終了の時間の差として算出している．駅での乗り換えなどを考慮して，滞在が短すぎるユーザーを削除した．

表 -4　クラスタの特性

| クラスタ | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 人数 | 43 | 193 | 36 | 3 | 124 | 34 |
| 回遊面積 | 10591 | 8814 | 6977 | 9351 | 8123 | 7390 |
| 移動距離 | 1070 | 1104 | 1084 | 475 | 1246 | 1615 |
| 滞在時間 | 106.2 | 87.3 | 105.3 | 28.3 | 94.9 | 83.6 |
| 建物数 | 3.1 | 4.8 | 5.2 | 3.0 | 5.1 | 7.6 |
| オフィス系建物 | 19.3 | 15.8 | 12.4 | 11.1 | 12.8 | 10.4 |
| オフィス複合系建物 | 3.0 | 5.4 | 4.8 | 11.1 | 3.5 | 3.5 |
| ホテル・旅館 | 0.0 | 1.5 | 14.0 | 0.0 | 0.3 | 1.2 |
| マンション | 0.7 | 0.5 | 3.8 | 0.0 | 0.8 | 0.0 |
| 一般業 | 10.4 | 13.7 | 10.8 | 22.2 | 16.5 | 22.8 |
| 運輸 | 4.4 | 6.2 | 2.7 | 0.0 | 9.8 | 4.2 |
| 娯楽 | 1.5 | 1.2 | 0.5 | 0.0 | 1.1 | 1.9 |
| 商業系建物 | 34.8 | 31.2 | 19.9 | 44.4 | 31.3 | 37.5 |
| 商業複合系建物 | 18.5 | 20.5 | 29.0 | 11.1 | 22.2 | 15.8 |
| その他 | 7.4 | 3.9 | 2.2 | 0.0 | 1.7 | 2.7 |

各項目 最大値 最小値 で色分け

回遊の評価指標として Susilo, Y と Kitayama, R が用いた手法 [11]を参考にしつつ，滞在時間，移動距離，回遊面積を図-3のように定義した．滞在時間は前述のように回遊開始時と終了時の時間の差である．移動距離は一人のユーザーの回遊開始から終了までの行動軌跡のポイントを線分で繋ぎ，その長さの和として定義した．回遊面積は，一人のユーザーの行動軌跡から算出される平面上の面積として定義した．具体的には，図-3 のように行動軌跡のポイントを線分で結び，その線で囲まれた部分の面積とした．

## 5.　結果と考察

移動軌跡を 6 つのクラスタに分類したものを図-4 に示す．また，クラスタごとの回遊指標の平均，訪問建物数の平均，訪問建物割合を表-4に示す．建物の訪問については，stay と判定されたポイントと建物とが重なっている場合にのみ，その建物に訪問したものとして扱っている．表中の建物に関する数字は，クラスタごとの訪問した建物の割合（%）を示している．

クラスタ 1 は回遊面積・滞在時間ともに最も平均値が高くなっている．一方で移動距離と訪問建物数は 2 番目に小さい．広く回遊しつつも，移動にあまり時間を割かず，一つの建物にいる時間が長いタイプの回遊者の集まりであると考えられる．

クラスタ 2 は回遊指標と建物数に突出した数字がなく，平均的な回遊である．また，最も該当する人の数が多い回遊パターンでもある．訪問建物割合をみると，こちらも平均的な割合の建物が多い中で，運輸の割合がクラスタ 5 についで高い．運輸に分類される建物は，対象地域

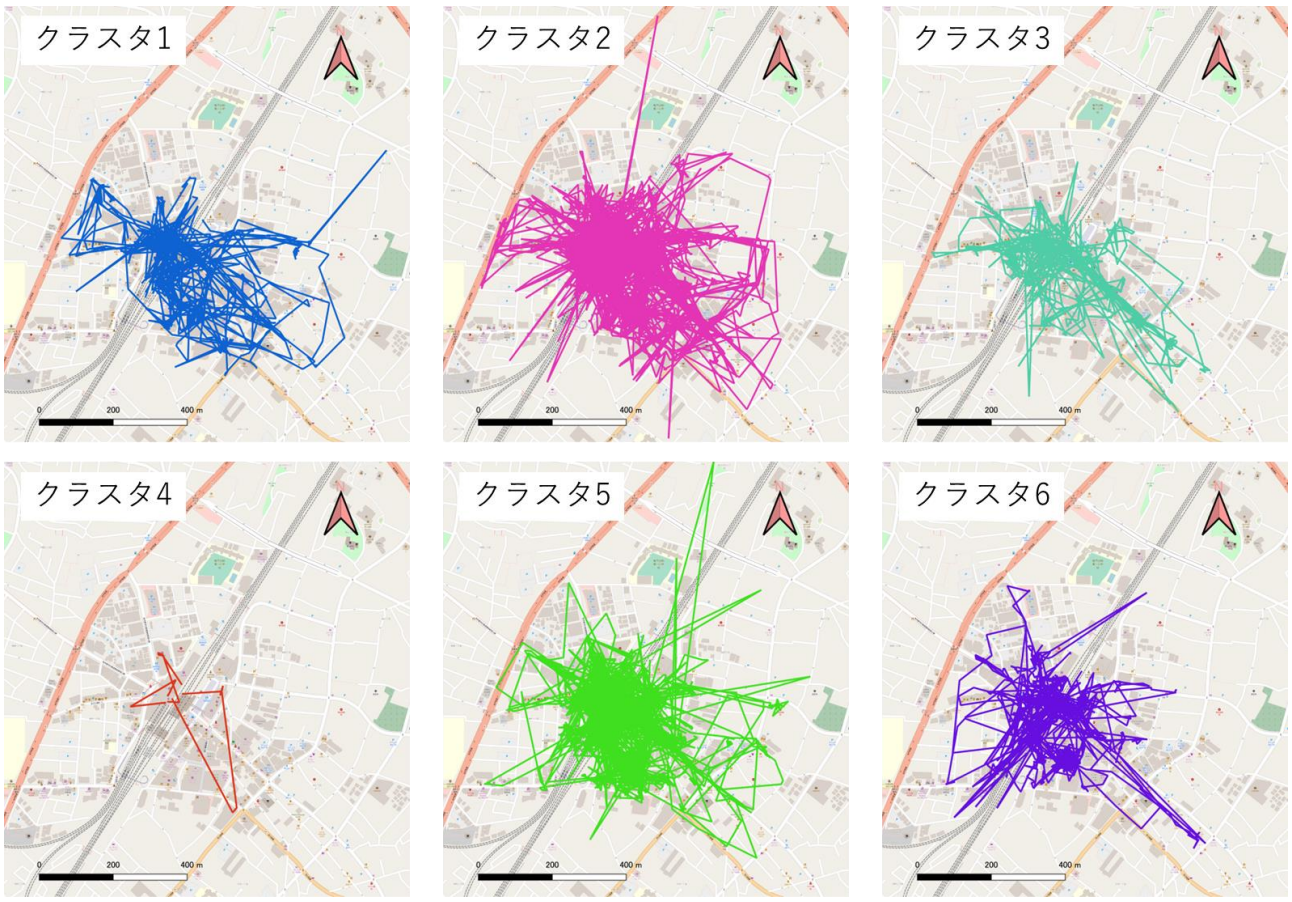



**図-4　軌跡のクラスタリング結果**

内には駅部分のみであるので（図-1），駅周辺部分の割合が高い回遊であることが分かる．

クラスタ 3 は回遊面積が最も小さく，滞在時間が比較的長い．ここから，狭い範囲に長くいるタイプの回遊者の集まりであると考えられる．訪問している建物の割合をみても，ホテル・旅館やマンションなど，その場所のみで長時間の滞在が見込まれる建物の割合が他と比べて高くなっている．

クラスタ 4 については，総数が 3 人と少ないことから，本稿では取り上げないこととする．

クラスタ 5 はクラスタ 2 と回遊指標，訪問建物割合ともに非常に似ている．運輸の割合が高い点についても同様であり，該当する人の数もクラスタ 2 についで多い．本研究で用いたフレシェ距離（Frechet distance）は順番を考慮しているため，この 2 つのクラスタは建物の訪問順などに違いがあるのではないかと考える．

クラスタ 6 は移動距離が最も長く，訪問建物数も最も多い一方で，回遊面積と滞在時間の値は比較的小さい．建物割合に目を向けると，一般業と商業系建物の割合が高くなっていることが分かる．図-1 をみると，一般業は広範に分布している一方で，商業系建物は駅前に多く立地している傾向にある．ここから，目的地以外の立ち寄りがあまりない目的指向型の回遊者や，駅前のデパートなどの非常に狭い範囲をせわしなく行き来するような回遊者の集まりであると考えられる．

## 6.　おわりに

### (1)　本研究の成果

A)　スマートフォンアプリから得られた GPS データから回遊者を抽出し，回遊軌跡のクラスタリングを行った．その結果，回遊の軌跡を用いて回遊者を 6 つのクラスタに定量的に分類した．

B)　分類したクラスタを建物データと紐づけ，回遊面積・移動距離・滞在時間の 3 つの回遊指標とクラスタごとの訪問建物割合を用いて特徴把握を行った．その結果，行動範囲が広く，滞在も長い人や，長い距離を移動し多数の建物を訪問しつつも滞在時間が短く，回遊の範囲が狭い人など回遊者の特徴が示された．また，それらの特徴と訪問した建物との関係が示唆された．

C)　スマートフォンアプリから得られる GPS データの取り扱い手法を示した．

### (2) 今後の課題

A) 本研究では移動軌跡を用いて回遊のクラスタリングを行ったが，その後の分析は十分とは言えない．クラスタごとの回遊指標や訪問建物割合の違いについて，要因や妥当性の検証が必要である．また，回遊軌跡の分類結果そのものの妥当性についても検証が必要である．

B) 本研究ではフレシェ距離を用いて軌跡の類似度を算出したが，移動軌跡の類似度を定義する手法は他にも存在する．クラスタリング法についても同様である．データや都市の特性に合わせて手法を検討していく必要がある．

C) 本研究では駅起点の回遊に絞って分析を行ったが，回遊の形は駅起点のものだけではない．多様な回遊の形に目を向けて分析する必要がある．

**謝辞**：

本研究は千葉県柏市，都市部中心市街地整備課と同公園緑地課の協力を得て実施したものです．ここに記して感謝申し上げます．

**NOTES**

注1) 総務省統計局，人口推計（令和 4 年（2022 年）4 月確定値）より

注2) 国立社会保障・人口問題研究所：日本の将来推計人口，人口問題研究資料第 336 号，平成 29 年推計（2017 年）より

注3) 国土交通省，全国都市交通特性調査，令和 3 年度全国都市交通特性調査結果（速報版）より

注4) 国土交通省，令和 4 年度テレワーク人口実態調査，-調査結果（概要）-より

**REFERENCES**

1) 小谷通泰，寺山一輝：都心商業地域における歩行者による回遊行動の実態と要因分析，都市計画論文集，Vol.52，NO.3，p239-246，2017．[Odani, M. and Terayama, K.: Anailysis of Factors Influencing Pedestrian Behavior in Shopping Areas of the city Center, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, Vol.52, NO.3, p.239-246, 2017.]

2) 寺山一輝，小谷通泰，羽岡陽平：都心部における公共交通サービスが来街者の活動空間に及ぼす影響に関する分析，都市計画論文集，Vol.56，NO.3，p842-849，2021．[Terayama, K. Odani, M. and Haneoka, Y.: Anailysis of the Influence of Public Transportations Services on Visitors' Activity Spaces in the Central Area of the City, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, Vol.56, NO.3, p.842-849, 2021.]

3) 佐藤貴大，円山琢也：カーネル型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，都市計画論文集，Vol.51，NO.2，p.192-199，2016. [Sato, T. and Maruyma, T.: A Time-Space Analysis of Smartphone-Based Travel Survey Data Applying Kemel Density Estimation, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, Vol.51，NO.2，p.192-199，2016.]

4) K, Sugimoto. K, Ota. and S, Suzuki.: Visitor Mobility and Spatial Structure in a Local Urban Tourism Destination: GPS Tracking and Network analysis, *Sustainability*, Volume 11, Issue 3, 919, February-1 2019.

5) 末木祐多，佐々木邦明：Wi-Fi パケットセンサから得られるデータを用いた市街地における歩行者 OD 交通量の推計，都市計画論文集，Vol.54，NO.3，p718-725，2019．[Sueki, Y. and Sasaki, K.: Estimation of pedestrian OD traffic volume in urban area using Wi-Fi packet sensor data, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, Vol.54，NO.3，p.718-725，2019.]

6) 出水瑛，藤生慎，高山純一，大澤脩士：Wi-Fi パケットセンサを用いた中心市街地での市民の昼夜間の行動特性分析，AI・データサイエンス論文集，1 巻，J1 号，p570-579，2020．[Demizu, A. , Fujiu, M. and Osawa, S.: CHARACTERISTIC ANALYSIS OF CITIZEN'S BEHAVIOR BETWEEN DAY AND NIGHT IN THE CENTRAL URBAN AREA USING WI-FI SENSOR, *Information Intelligence, Informatics, and Infrastructure*, J1, p570-579, 2020.]

7) 吉田龍聖，佐々木邦明，小川明人，北條彰人：市販 GPS を用いた駅周辺における歩行者の経路選択分析，交通工学論文集，第 9 巻，第 2 号（特集 A 号），pp.A_104-A_109，2023.2．[Yoshida, R. Sasaki, K. Ogawa, A. Hojo, A.: Study on the route choice of pedestrians from a station using commercial-based GPS, *JSTE journal of traffic engineers (Special Edition)*, Vol.9, No.2, pp. A_104-A_109, 2023.2.]

8) S, Phithakkitnukoon. T, Horanont. A, Witayangkurn. R, Siri. Y, Sekimoto. and R, Shibasaki.: Understanding Tourist Behavior using Large-scale Mobile Sensing Approach: A case study of mobile phone users in Japan, *Pervasive and Mobile Computing*, Volume 18, Pages 18-39, April 2015.

9) 有田禎之，高橋君成，佐々木邦明：途上国における社会経済インフラの計画・運営管理にかかるビッグデータの活用手法，第 42 回交通工学研究発表会論文集，NO.37，p237-240，2022．[Arita, Y. , Takahashi, K. and Sasaki, K.: Big Data Utilization Method for Planning and Management of Socio-economic Infrastructure in Developing Countries, *Japan Society of Traffic Engineers*, No.37, p237-240,2022.]

10) Bian, J. Tian, D. Tang, Y. and Tao, D.: A survey on trajectory clustering analysis. *ArXiv*, abs/1802.06971, 2018.

11) Susilo, Y. and Kitayama, R.: On An Analysis of the Day-to-day Variability in the Induvidual's Action Space, An Exploration of the Six-Week Mobidrive Travel Diary Data, Transportation Research Record, 1902, pp.124-133, 2005.

## Understanding the characteristics of migratory behavior in central city areas using app-based GPS data

Ryota Koizumi, Yu Suzuki, Haruka Uno, Shintaro Terabe and Hideki Yaginuma