

個別行動が把握可能な携帯電話位置情報を用いた中心市街地の回遊分析 —千葉県柏市中心市街地を例に—

小泉 稜太¹・鈴木 雄²・加藤 秀樹³・西堀 泰英⁴
山崎 基浩⁵・寺部 慎太郎⁶・柳沼 秀樹⁷・海野 遥香⁸

¹ 学生非会員 東京理科大学 学部 4 年 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)
E-mail: 7619037@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 公益財団法人豊田都市交通研究所 主席研究員 (〒471-0024 愛知県豊田市元城町 3-17)
E-mail: h_kato@ttri.or.jp

⁴ 正会員 大阪工業大学 准教授 工学部都市デザイン工学科 (〒535-8585 大阪市旭区大宮 5 丁目 16-1)
E-mail: yasuhide.nishihori@oit.ac.jp

⁵ 正会員 公益財団法人豊田都市交通研究所 主幹研究員 (〒471-0024 愛知県豊田市元城町 3-17)
E-mail: yamazaki@ttri.or.jp

⁶ 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

⁷ 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

⁸ 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: unoharuka@rs.tus.ac.jp

地方都市を中心に、中心市街地の衰退が見られる。その要因としては人口減少や外出率の低下、2020 年以降では新型コロナウイルスの影響が挙げられる。こういった状況から中心市街地の訪問の人数は回復しないことが予想される。そのため、賑わいを創出するためには来街者の回遊促進が重要となる。本研究では個別行動が連続的に追跡可能な携帯電話位置情報のビッグデータを用いて、千葉県柏市の回遊分析を行い、回遊に寄与する要因を探った。分析ではまず街路に囲まれた街区間の移動を可視化し、3 つの施設の周辺に移動が集中していること、商業系の建物が街区上のポイント数に寄与することを示した。次に建物分類及び柏駅からの距離と、活動空間の大きさの関係性について分析を行い、駅から遠い街区クラスターの利用者の活動空間が大きくなることを示した。

Key Words: GPS, smartphone pedestrian behavior, big data, city central

1. はじめに

(1) 背景と目的

近年我が国では、中心市街地の賑わいの低下が特に地方都市において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、外出率の低下、そして 2020 年以降は新型コロナウイルスの影響などがあげられる。

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 万人である。総人口は 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。

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%と減少しており、1987 年の調査開始時からみても減少傾向にある。

また、内閣官房の新型コロナウイルス感染症対策ページ⁴⁾によると、2022 年 9 月 25 日時点で、全国主要 60 地点の人出は 2019 年のピーク時に対して朝 8 時で 26.6%減少、15 時で 23.4%減少、22 時で 52.6%減少している。

こうした状況から、中心市街地訪問の人数は今後も減少すると予想される。中心市街地の衰退を防ぎ、賑わいを創出するためには、来街者の回遊を促進することが重要となる。

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把握が重要である。また、都市構造や街路構造といった要素も回遊に影響を与える可能性があるため、これも同時に把握する必要がある。

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、回遊に寄与する要因を明らかにし、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

中心市街地における回遊行動を対象とした研究は、近年スマートフォンの位置情報、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。

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。

松中ら³⁾はスマートウォッチ端末機を用いて GPS データと歩数データを取得し、滞在中の歩数を回遊行動の指標として、アンケートの個人属性と併せた分析を行った。その結果、公共交通による来街者の滞在時間・歩数が多いことが示されたほか、購買以外の目的を持つ来街者の方が滞在時間・歩数が多いことが示された。

佐藤・円山⁴⁾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もその特徴が異なることを明らかにした。

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、夜間の方が消費金額に対して周遊箇所数と滞在時間が大きな影響を与えていることが明らかになったほか、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。

有田ら⁷⁾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、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。

楠瀬・佐々木⁸⁾はカンボジアのプノンペンにおいて、スマートフォンの GPS 位置情報のビッグデータを用いて、トリップの抽出、トリップ目的及びモードの推定を行い、PT 調査の代替可能性を検証した。結果として、トリップ目的については通学トリップと業務トリップ以外のトリップは PT 調査と比率がほぼ一致し、モードの推定については、徒歩・自転車・自動車の 3 モードだけではあるが PT 調査の分布形状とほぼ一致した。どの段階においてもある程度の再現性が確認されたため、PT 調査の代替としての実現性は十分であると結論付けた。

その他にも中心市街地における回遊を扱った研究は数多く存在するが、携帯電話位置情報のビッグデータを用いて中心市街地の回遊を扱ったものは少ない。本研究では大量かつ、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扱い、中心市街地での回遊に寄与する要因を分析する。

2. 本研究で用いたデータの概要

(1) データの概要

本研究では携帯情報端末の GPS 位置情報データを使用した。スマートフォンにダウンロードされたアプリ内において、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する。今回はその中でデバイスロケーションデータ（株式会社プログウォッチャー）を利用した。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 万端末にのぼるため、多くのデータが取得可能である。

また、本データは個人の 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。

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。

(2) データ取得エリアと取得日の概要

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。

データの取得エリア（図-1）は以下のように定めた。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基本とし、中心市街地から徒歩圏内かつ、定期的に多数の人が訪れる場所である三協フロンテア柏スタジアムをエリアに含めることとした。その上で徒歩による中心市街地への出入りをデータとして取得するために、中心市街地とスタジアムを含むエリアから 500m 外側までエリアを拡張し、これを最終的なデータ取得エリアとした。

データの取得日は 2019 年の 6/4(火)、5/26(日)、2022 年の 5/24(火)、5/29(日)とした。取得日の選定条件は以下の要素を満たすものである。

- i) 雨が降っていない日である。
- ii) コロナ流行以前の 2019 年から平日 1 日、日曜日 1 日。コロナ流行後の 2022 年から平日 1 日、日曜日 1 日。
- iii) 平日と日曜日はできるだけ日付を近づける。
- iv) 4 日とも祝祭日ではなく、祝祭日に連なる連休にも含まれていない。
- v) 日曜日は三協フロンテア柏スタジアムで J リーグの試合があり、平日は試合がない。

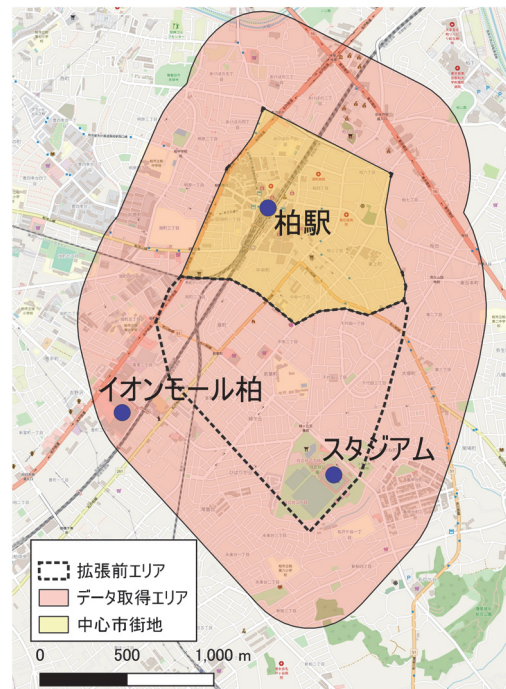


図-1 データ取得エリア

- vi) 2019 年と 2022 年のデータ取得の時期をできるだけそろえる。
- vii) すべての日で、J リーグ以外の大きなイベントや祭りなどが無い。

コロナ禍前後の人流データを得るために、2019 年と 2022 年で 2 日ずつ設定した。また、J リーグは柏市で定期的に開催される大きなイベントであり、その観戦者の回遊を調査したいため、日曜日は J リーグ開催日とした。

この 4 日のうち、最もポイント数が多く、私用での外出が多いとみられる日曜日であることから本研究では 2022/5/29(日)のみを対象として分析を試みた。

(3) 取得データの概要

取得したデータ（表-1）は 2022 年 5 月 29 日のものであり、位置情報のほかに、性別・年代、交通モード、居住推定エリアとなっている。提携するアプリ内の情報から、一部のユーザーは性別・年代の個人属性の情報が得られる。また、位置情報の傾向から居住推定エリアが、移動速度などから移動手段が 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されており、これらの情報も得られている。全体の位置情報ポイントの総数は 2,145,534 ポイントとなっており、十分なサンプル数といえる。

移動手段の交通モード別のポイント数（表-2）をみると、全体の 2,145,534 ポイントのうち stay が 1,537,191 ポイント、推定できていない unknown が 344,328 ポイント、walk が 180,641 ポイントと多く、次いで car、train となっている。

表-1 実際に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	2022年5月29日（日）
対象エリア	柏市中心市街地
データ項目 (1ポイント毎)	1.個人Id 2.緯度・経度 3.個人属性（性別・年代） 4.交通モード 5.居住推定エリア
全ポイント数	2,145,534

表-2 交通モード別のポイント数

car	train	walk	stay	unknown	計
63,755	19,619	180,641	1,537,191	344,328	2,145,534

表-3 ユーザーの個人属性

	男性	女性	不明	計
20代	304	305	0	609
30代	799	522	0	1,321
40代	693	492	0	1,185
50代	879	1,111	0	1,990
60歳以上	332	338	0	670
不明	0	0	17,162	17,162
計	3,007	2,818	17,162	22,987

個人属性（表-3）については性別を男性・女性，年代を20代から60代以上までの5段階に分けたデータとなっている。全体のユニークユーザー数は22,987人となっている。それぞれのユーザー数をみると同年代の男女の数にばらつきがみられるほか，個人属性不明のユーザーが17,162人と圧倒的に多いことが分かる。また，年代ごとのユーザー数にもばらつきが見られ，実際の年代分布を必ずしも反映していない。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。

3. 中心市街地における回遊要因

(1) 街区の利用状況

ここでは，柏市中心市街地各街区の利用状況について把握する。街区利用状況の把握にあたり，不要なデータの削除を行う。表4に，データの取得間隔毎の取得ポイント数とその割合について，データ削除前のものと，データ削除後の抽出されたものを示す。データ削除前の元のデータでは，データの取得間隔が長いポイントが存在する（例えば，60分以上のものが0.7%存在するなど）。これは，対象エリアから一度外れ，時間が経過した後に再び入った場合や，アプリをオフにして時間が経過した

表-4 データ抽出前後のポイント数と割合

元のデータ			抽出後のデータ		
0～5分	1,784,819	84.1%	0～5分	70,461	56.3%
5～10分	237,506	11.2%	5～10分	44,727	35.7%
10～15分	65,921	3.1%	10～15分	8,725	7.0%
15～20分	6,417	0.3%	15～20分	1,296	1.0%
20～30分	5,099	0.2%	20～30分	0	0.0%
30～60分	7,970	0.4%	30～60分	0	0.0%
60分～	14,815	0.7%	60分～	0	0.0%

表-5 データ抽出後のユーザー人数

	男性	女性	不明	計
20代	122	143	0	265
30代	347	218	0	565
40代	280	193	0	473
50代	346	498	0	844
60歳以上	134	177	0	311
不明	0	0	7,209	7,209
計	1,229	1,229	7,209	9,667

表-6 データ抽出後のユーザー人数（利用施設別）

居住者	2,652
非居住者	7,005
駅利用者	3,478
駅非利用者	6,179
スタジアム利用者	292
スタジアム非利用者	9,365

後に再びオンにしたことなどが考えられる。これらの人は，データ取得間隔が長くなるため，回遊を正確に把握することはできない。そこで，最大のデータ取得間隔が20分以内の人を抽出して分析を行うこととした。この結果，2,122,547であったポイント数は125,209となった。

抽出後のデータにて，柏市中心市街地街区の利用状況を可視化する。ここでは，各街路に囲まれた街区内のポイント数の集計を行った。また，街区間の移動の集計も行った。抽出後の基本的な特性として，性別・年代別のユーザー数について表-5に，利用施設別のユーザー数を表-6に示す。また，柏市中心市街地街区の利用状況について，図-2に示す。ここでは，対象の全体，柏市中心市街地居住者，柏駅の利用者，三協フロンテア柏スタジアム利用者，車利用者，鉄道利用者に分類して示す。街区間移動は各分類において移動が多い上位20のものを示す。街区間移動および街区ポイント数は，分類によって凡例の大きさが異なることに注意が必要である。また，街区ポイント数の色分けが等間隔でないことにも注意が必要である。

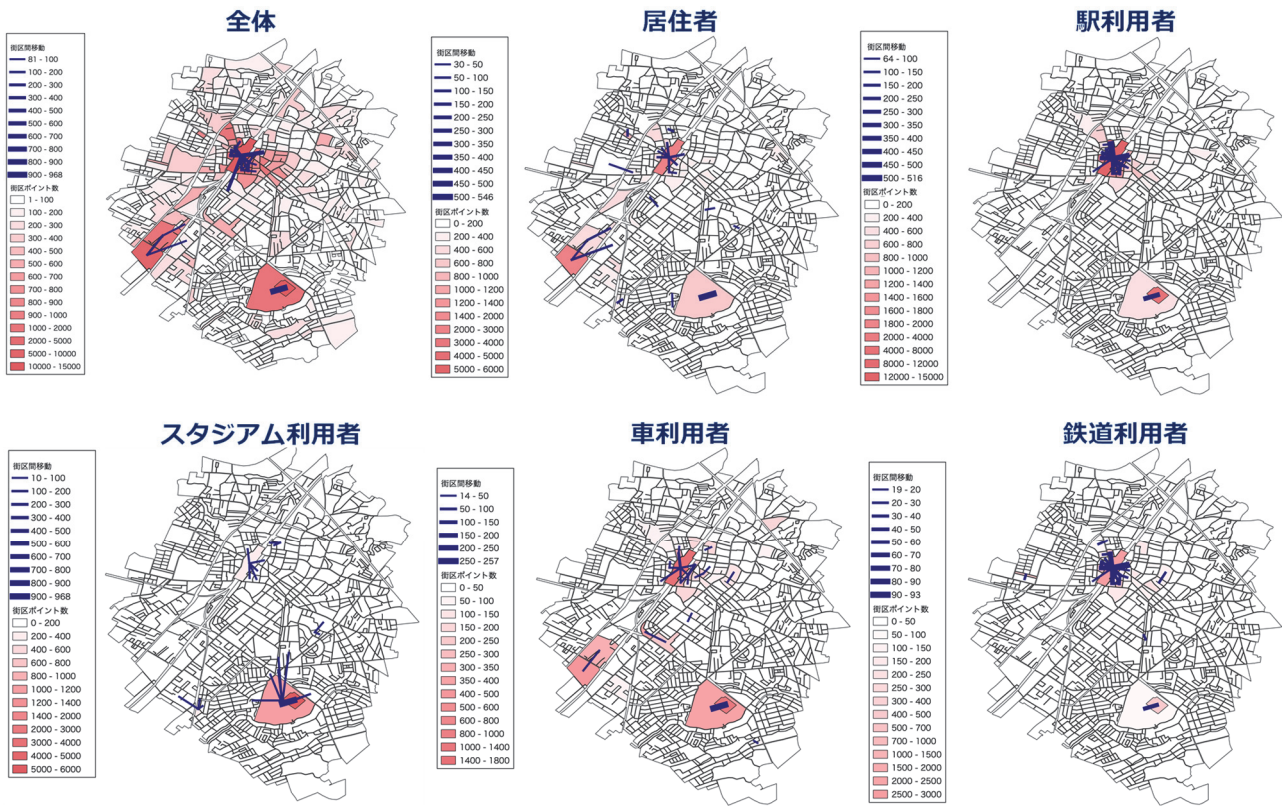


図-2 街区利用状況と街区間移動の可視化

表-7 街区利用への建物特性要因

修正R2乗						
	0.276					
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
オフィス系建物	1052.8	248.0	0.134	566.0	1539.5	P<0.001 **
オフィス複合系建物	2133.8	338.2	0.190	1470.0	2797.5	P<0.001 **
サービス (自動車)	7382.0	2653.6	0.083	2173.3	12590.8	0.0055 **
ホテル・旅館	3174.9	1171.3	0.082	875.7	5474.1	0.0069 **
金融・保険	3319.3	1866.9	0.055	-345.2	6983.7	0.0758
個人の家屋	-199.2	89.0	-0.073	-373.8	-24.6	0.0254 *
娯楽	4003.4	1944.5	0.069	186.6	7820.1	0.0398 *
自動車関連	4174.3	3253.0	0.038	-2210.9	10559.5	0.1998
商業系建物	3427.8	324.5	0.351	2790.9	4064.8	P<0.001 **
商業複合系建物	433.7	236.8	0.059	-31.1	898.6	0.0674
定数項	76.0	23.8		29.4	122.6	0.0014 **

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
 Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
 P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

これらの結果について、全体をみると、街区の利用や街区間移動は、柏駅周辺、柏駅から南方約1kmに位置する三協フロンテア柏スタジアム周辺、柏駅から南西約1.4kmに位置するイオンモール柏周辺に分かれていることが把握できる。居住者と車利用者もおおよそ全体と同じ傾向を示しているが、柏駅周辺の利用は少ない。駅利用者は、一部で三協フロンテア柏スタジアム周辺の利用がみられるものの、柏駅周辺に街区利用や街区間移動が集中している。これらのことから、属性や交通手段の利

用によっても中心市街地内での回遊が異なることが示された。

ここで、街区の利用に与える都市の影響要因として、建物の特性に着目する。建物の特性は街区ごとに建物ポイントデータから各建物分類の集計を行った。目的変数を街区のポイント数、説明変数を街区ごとの各建物分類の面積割合とした重回帰分析を行っている。面積割合は各建物分類の延べ床面積を街区面積で除して算出している。変数の選択は20%有意水準としている。その結果について、表-7に示す。

標準偏回帰係数をみると「商業系建物」で大きく、街区の人の数に正の影響を与えていることがわかる。「個人の家屋」は係数がマイナスとなっており、街区の人の数に負の影響を与えていることがわかる。

(2) 柏駅周辺の回遊状況

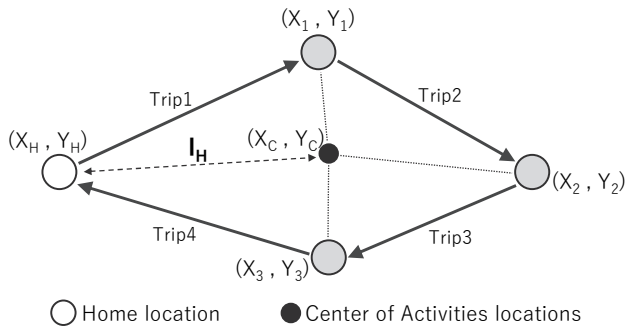
都市の特性と回遊との関係について把握する。そのために、さらなる対象の絞り込みを行った。ここでは、柏駅周辺で回遊を行っていると考えられる人を対象とする。そのため、以下の条件にてユーザーの抽出を行っている。

- i) 中心市街地に居住していない
- ii) データ取得の始まりと終わりが柏駅である
- iii) スタジアムを利用していない
- iv) 柏駅を含む3ポイント以上抽出されている
- v) データ取得間隔が20分以内で連続している

この結果、ユーザー数が 160 人、1,360 ポイントまで絞られ、かなりユーザー数が少なくなっている。これは、明確に回遊の始まりと終わりを柏駅にしたためである。具体的には、柏駅に移動している間にポイントされた人は分析の対象外としている。

ここで、柏駅周辺での回遊の状況を把握するために、滞在時間・活動空間の大きさの分析を行う。活動空間の大きさでは、Susilo・Kitamura⁹⁾の研究を参考に算出を行った。こちらの手法では、1 人の活動空間の大きさを二次モーメントにて示している。活動空間の大きさ (図-3) は、 I_H :回遊の始まりから活動空間の重心までの隔たり、 I_C :活動空間の重心から各活動目的の空間的な広がり、によって示される。これら活動空間の大きさは、式(1)、式(2)、式(3)にて定式化される。本研究では、およそ 5 分～20 分間隔にてデータ取得されているが、活動空間目的地(X_i, Y_i)は街区を設定している。また、Home location は柏駅としている。

活動空間の大きさについて算出した指標を図4 に示す。 I_H および I_C は比較的小さい人が多い。柏駅を発着としている人は、柏駅周辺のみで回遊を行っていることが多いことがわかる。これらの活動空間の大きさと都市特性と



○ Home location ● Center of Activities locations
 ● Activity location ----- Components of I_C

図-3 活動空間の大きさ概念 (既存研究を参考に作成)

$$I_H = (X_H - X_C)^2 + (Y_H - Y_C)^2 \quad (1)$$

$$X_C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad Y_C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i \quad (2)$$

$$I_C = \sum_{i=1}^N \{ (X_i - X_C)^2 + (Y_i - Y_C)^2 \} \quad (3)$$

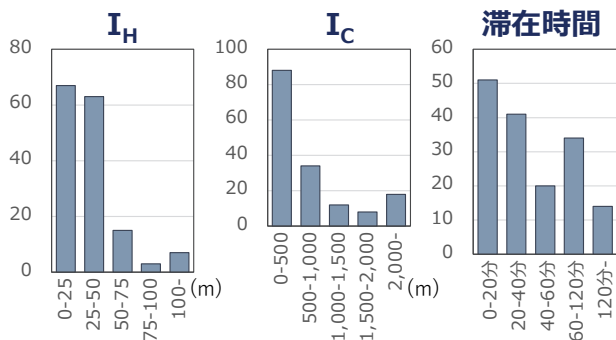


図4 活動空間の大きさ I_H ・ I_C および滞在時間分布

の関係を見るために、街区の特性の把握を行った。ここではクラスター分析を行っている。クラスター分析に用いた変数は、各街区の各建物分類の面積割合および、柏駅からの距離としている。表-8 に各クラスター(1~20)の建物分類の面積割合の平均を示す。表中では、建物分類の面積割合の平均の大きいものが濃い赤となっている。図-5 に各街区をクラスターで色分けしたものを示す。

表-8 各クラスター(1~20)の建物分類面積割合の平均

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
柏駅からの距離																				
アパート																				
インフラ																				
オフィス系建物																				
オフィス複合系建物																				
サービス(その他)																				
サービス(レンタル)																				
サービス(冠婚葬祭)																				
サービス(自動車)																				
サービス(生活関連)																				
スポーツ施設																				
その他																				
ホテル・旅館																				
マンション																				
医療・福祉																				
一般業																				
飲食																				
運輸																				
教育																				
金融・保険																				
建設・設備																				
個人の家屋																				
娯楽																				
公共																				
事業所兼住宅																				
自動車関連																				
宗教関連																				
住宅系建物																				
商業系建物																				
商業複合系建物																				
専門職																				
宅配・引越・郵便																				
団地																				
不動産																				
物販(衣料)																				
物販(食品)																				
物販(日用雑貨)																				
寮・社宅																				
量販店																				

※各建物分類にて、最大値 最小値 で色分け

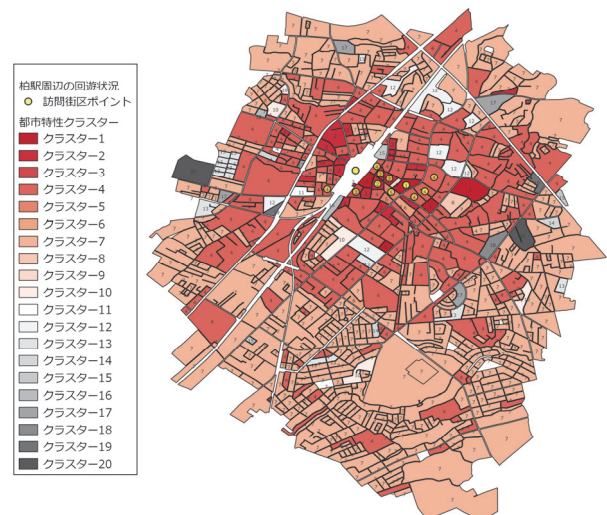


図-5 街区のクラスターと回遊ポイント例

(3) 活動空間の大きさへの影響要因

柏市中心市街地での回遊活動空間の大きさに影響する要因を分析するため、重回帰分析を行った。目的変数は $I_H \cdot I_c \cdot \text{滞在時間}$ としている。説明変数は、各クラスターの利用の有無、各クラスターの組み合わせの利用の有無とし、変数の選択は 20%有意水準としている。

説明変数を各クラスターの利用の有無としているもので、目的変数が I_H のものを表-9 に、 I_c のものを表-10 に、滞在時間のものを表-11 に示す。また、説明変数が各クラスター利用の組み合わせのもので、目的変数が I_H のもの

表-9 I_H とクラスター利用との関係

修正R2乗		0.301				
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
クラスター2	-24.9	5.8	-0.291	-36.3	-13.5	P<0.001 **
クラスター3	-13.7	6.6	-0.140	-26.7	-0.7	0.0387 *
クラスター4	-7.7	5.9	-0.087	-19.2	3.9	0.1936
クラスター9	-29.0	15.1	-0.131	-58.9	0.9	0.0575
クラスター16	129.8	21.2	0.419	87.8	171.8	P<0.001 **
定数項	59.4	5.8		47.9	70.8	P<0.001 **

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

表-10 I_c とクラスター利用との関係

修正R2乗		0.613				
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
クラスター1	528.7	170.8	0.167	191.1	866.2	0.0024 **
クラスター2	342.4	136.0	0.130	73.7	611.1	0.0129 *
クラスター3	340.0	163.1	0.113	17.7	662.4	0.0388 *
クラスター4	450.0	137.8	0.166	177.6	722.4	0.0014 **
クラスター5	408.9	290.8	0.083	-165.8	983.7	0.1618
クラスター6	1378.3	456.3	0.166	476.6	2280.1	0.0030 **
クラスター7	1368.2	228.1	0.317	917.4	1819.0	P<0.001 **
クラスター9	997.0	385.3	0.146	235.5	1758.5	0.0106 *
クラスター10	1217.6	513.5	0.128	202.9	2232.4	0.0190 *
クラスター12	4017.7	496.2	0.421	3037.0	4998.3	P<0.001 **
クラスター16	1539.0	514.8	0.161	521.7	2556.4	0.0033 **
定数項	-154.4	137.0		-425.2	116.4	0.2618

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

表-11 滞在時間とクラスター利用との関係

修正R2乗		0.011				
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
クラスター7	39.8	24.1	0.130	-7.9	87.4	0.1014
定数項	57.7	7.6		42.7	72.8	P<0.001 **

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

のを表-12 に、 I_c のものを表-13 に、滞在時間のものを表-14 に示す。

はじめに、 I_H とクラスター利用との関係を見ると、クラスター2・3・4・9を利用している人で負の影響であることがわかる。これらのクラスターは柏駅周辺に位置しており、これらを利用している人は、柏駅から活動空間の重心までの距離が短いことがわかる。次に、 I_c とクラスター利用との関係を見ると、クラスター7・12にて標準偏回帰係数が大きくなっている。これらのクラスターは柏駅から比較的遠方に位置しており、このことから活動空間が大きくなっているものと考えられる。次に、滞在時間についてみると、クラスター7にて標準偏回帰係数が大きくなっている。 I_c と同様に柏駅から遠い街区の利用により滞在時間が延びていることが考えられる。ただし、滞在時間の決定係数は小さく、滞在時間については他の要因を検討する必要がある。

I_H とクラスター利用の組み合わせについてみると、クラスター2と3の組み合わせ、クラスター2と4の組み合

表-12 I_H とクラスター利用の組み合わせとの関係

修正R2乗		0.101				
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
クラスター2 & 3	-15.4	8.7	-0.139	-32.6	1.8	0.0796
クラスター2 & 4	-22.9	6.8	-0.266	-36.2	-9.5	P<0.001 **
定数項	49.3	4.1		41.2	57.5	P<0.001 **

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

表-13 I_c とクラスター利用の組み合わせとの関係

修正R2乗		0.403				
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
クラスター1 & 3	729.3	323.3	0.173	90.6	1368.0	0.0255 *
クラスター1 & 4	483.2	281.1	0.133	-72.2	1038.6	0.0877
クラスター2 & 4	372.9	178.8	0.141	19.6	726.3	0.0387 *
クラスター2 & 7	1442.8	667.2	0.293	124.8	2760.9	0.0321 *
クラスター3 & 7	-1708.2	821.1	-0.147	-3330.4	-86.0	0.0392 *
クラスター4 & 7	1491.5	654.2	0.291	199.1	2783.9	0.0240 *
定数項	413.9	104.0		208.5	619.4	P<0.001 **

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

表-14 滞在時間とクラスター利用の組み合わせとの関係

修正R2乗		0.004				
変数	bi	SE	bi*	Lower	Upper	P
クラスター4 & 7	37.1	28.7	0.102	-19.6	93.8	0.1980
定数項	59.2	7.5		44.3	74.0	P<0.001 **

bi:偏回帰係数 SE:標準誤差 bi*:標準偏回帰係数
Lower・Upper:偏回帰係数の95%信頼区間
P:P値 * : P<0.05 ** : P<0.01

わせにて負の影響であることがわかる。これは I_H とクラスター利用との関係と同様に、クラスター2, 3, 4ともに柏駅の近くに位置しており、これらのクラスターが組み合わされて利用されることで、柏駅から活動空間の重心までの距離が短くなることが分かる。

次に I_C とクラスター利用の組み合わせとの関係を見ると、クラスター2と7, クラスター4と7の組み合わせで標準偏回帰係数が大きくなっていることが分かる。クラスター2と4は柏駅の近くに位置しており、クラスター7は駅からの距離が遠いため、これらの組み合わせでは活動空間が広がるということが分かる。一方でクラスター3と7の組み合わせでは負の影響があることが分かる。クラスター3は柏駅近くに位置しているが、クラスター7は柏駅から遠いところに位置している。通常、駅から近いところと遠いところの組み合わせでは活動空間は広がり、 I_C に正の影響を与えようであるがここではそうでない。これは駅からの距離が遠い箇所までの移動が目的志向型になっており、目的地の往復で移動が終わっていることが考えられる。つまり、回遊に繋がっていないことが推測される。また、クラスター3と7のクラスター特性を見ると、クラスター7は主に個人の家屋や住宅といたもので構成されているため、特定の街区だけを利用している可能性が高い。クラスター3&7とクラスター2&7, 4&7の違いについて考える。クラスター7と駅に比較的近いクラスター2, 3, 4の組み合わせであるが、クラスター3&7のみ活動空間に負の影響がある。クラスター2, 3, 4の構成要素をみると、クラスター3がほぼ娯楽と商業系建物のみなのに対して、クラスター2と4はそれぞれ中心的な構成要素はありつつも、多くの分類の建物が混在している。ここから、クラスター3と7の組み合わせは2・4と7の組み合わせに比べて同じような建物分類間での移動が多く、活動区間や滞在時間の長い散策型の回遊にならなかったのではないかと推測する。

次に滞在時間とクラスター利用の組み合わせとの関係を見ると、クラスター4と7の組み合わせで正の影響があることが分かる。クラスター4と7は4が比較的駅に近く、7が駅から遠いところに位置している。前述の活動空間にも正の影響を与えており、活動空間が広いことで滞在時間が長くなっていると推察できる。また、街区特性をみると4は物販（食品）やサービス（生活関連）が多いが、そのほかにも様々な要素が少しずつ存在する街区構成となっている。7は個人の家屋や住宅にあたるものが多い。7による単純な移動時間の長さにも4が加わることで多様な移動目的があるものと推察される。ただし、こちらも決定係数が低く、他の要因を検討する必要がある。

4. おわりに

(1) 本研究の成果

本研究では携帯電話位置情報のビッグデータを用いて柏市中心市街地の回遊分析を行った。以下、本研究の成果を示す。

- i) 柏市中心市街地の街区利用の状況を可視化した。全体を見ると街区の利用及び街区間移動は、柏駅周辺、イオンモール柏周辺、三協フロンテア柏スタジアム周辺に分かれていることが分かった。また、居住者と車利用者もおよそ全体と同じ傾向を示したが、柏駅周辺の利用が比較的少なくなった。駅利用者は柏駅周辺に街区利用と街区間移動が集中していた。これより、属性や交通手段の違いによって中心市街地での回遊も異なることが示された。
- ii) 街区上のポイント数を目的変数、建物分類の面積割合を説明変数として重回帰分析を行った。その結果、商業系建物が街区の人の数に正の影響を、個人の家屋が負の影響を与えていることがわかった。
- iii) 駅を起点かつ終点とする回遊に絞り、二次モーメントを用いて活動空間を示した。その結果柏駅を発着としている人は、駅周辺のみで多くの回遊を行っていることが多いことが分かった。
- iv) 建物分類の面積割合と柏駅からの距離を変数に街区のクラスター分析を行った。そして活動空間の指標である $I_H \cdot I_C$ と滞在時間を目的変数、クラスター利用を説明変数として重回帰分析を行った。その結果、駅からの距離が近いクラスターの利用者の活動空間は小さく、駅からの距離が遠いクラスターの利用者の方が活動空間が大きくなることが可視化された。また、クラスターの組み合わせについての分析から、駅から近い街区の組み合わせでは駅から近い場所で活動空間が形成され、駅から近い街区と遠い街区の組み合わせでは、基本的に活動空間が大きくなることが分かった。一方で駅から近い街区と遠い街区の組み合わせでも、活動空間が小さくなるものもあった。要因の特定には至らなかったが、駅からの距離以外の要因が活動空間の大きさに影響している可能性が示唆された。滞在時間と街区クラスターの分析ではあまり有効な結果が得られなかった。

(2) 今後の課題

今後の課題として以下が挙げられる。

- i) 本研究では活動空間に関する分析で駅を起点・終点とするポイントのみを抽出して分析を行ったが、回遊の形は駅発着のものだけではない。また、駅到着以前や駅出発以後にポイントされた人（例えば柏駅に移動中の電車内でポイントされた人）は、駅周辺で行動し

ていても、今回の分析の対象にはなっていない。中心市街地での回遊要因を把握するには、多様な回遊について分析していく必要がある。

- ii) 本研究では街区のクラスターと活動空間の大きさについて分析したが、この分析は結果的に駅からの距離に依存している。行動パターンをより明確に抽出するとともに街区と駅の距離だけでなく、街路の連続性や街路構造にも着目した分析を行いたい。例えば狭い路地の小さな商店への立ち寄りによって回遊にどのような影響がでるかといった分析は、街路とその連続性に着目することによって可視化することができる可能性がある。
- iii) 本研究では滞在時間とクラスターの分析において、いずれも決定係数が低く、滞在時間に影響を与える要因について有効な分析ができたとは言えない。街区自体の要素だけでなく、連続性を含めた立地条件など他の滞在時間に寄与しうる要素の検討を行いたい。
- iv) 本研究では街区に着目し、目的地ベースで分析を行ったが、移動中の経路選択などについては検討していない。街路の構造やネットワーク、魅力度といった要素にも着目して分析を行いたい。

謝辞: 本研究は、公益財団法人大林財団の研究助成を受けて実施したものです。ここに記して感謝を申し上げます。

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, 都市交通特性調査, 平成 27 年調査集計データ, 都市交通の経年変化より
- 注4) 内閣官房, 新型コロナウイルス感染症対策, 各種データ, 人流・モニタリング検査より 2022 年 9 月 25 日の直近のピーク値比率を採用。

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.: Analysis 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.: Analysis 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) 松中亮治, 大庭哲治, 鎌田佑太郎, 土生健太郎: 歩数・滞在時間に着目した中心市街地回遊行動の基礎的分析, 土木学会論文集 D3, Vol.75, No.6, I_259-I_266, 2020. [Matsunaka, R., Oba, T. Kamada, Y. and Habu, K.: FUNDAMENTAL ANALYSIS OF CITY CENTER EXCURSION FEATURE ON STEP COUNTS AND LENGTH OF STAY, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, D3, Vol.75, NO.6, I_259-I_266, 2020.]
- 4) 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 Maruyama, T.: A Time-Space Analysis of Smartphone-Based Travel Survey Data Applying Kernel Density Estimation, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, Vol.51, NO.2, p.192-199, 2016.]
- 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, *InformationIntelligence, Informatics and Infrastructure*, J1, p570-579, 2020.]
- 7) 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.]
- 8) 楠瀬凱, 佐々木邦明: 開発途上国における交通需要予測のための GPS ログの活用に関する研究, 第 42 回交通工学研究発表会論文集, NO.38, p241-246, 2022. [Kusinose, K. and Sasaki, K.: Study on GPS Logs usage for Traffic Demand Analysis in Developing Countries, *Japan Society of Traffic Engineers*, NO.38, p241-246, 2022.]
- 9) Susilo, Y. and Kitayama, R.: On An Analysis of the Day-to-day Variability in the Individual's Action Space, An Exploration of the Six-Week Mobidrive Travel Diary Data, *Transportation Research Record*, 1902, pp.124-133, 2005.

MIGRATION ANALYSIS IN A CENTRAL CITY AREA USING CELL PHONE
LOCATION INFORMATION THAT CAN TRACK INDIVIDUAL BEHAVIOR

Ryota KOIZUMI, Yu SUZUKI, Hideki Kato, Yasuhide NISHIHORI,
Motohiro YAMAZAKI, Shintaro TERABE, Hideki YAGINUMA and Haruka Uno