サイクリスト PoI を自動検出/評価をするための走行ログデータ解析手法の提案

Proposal of a ride log data analysis method for automatic detection/evaluation of cyclist Pol.

長山 和樹 [†] 諏訪 博彦 ^{†§} 松田 裕貴 ^{‡§} 安本 慶一 ^{†§} Kazuki Nagayama Hirohiko Suwa Yuki Matsuda Keiichi Yasumoto

はじめに

訪日外国人観光客数は新型コロナウイルスの世界的な流行により減少したが、行動制限が緩和された 2022 年末から上昇に転じている [1]. 2024年は現在まで毎月 200万人を超える外国人が日本を訪れており、観光需要が高まっている。その中でも特に注目を集めているのがサイクルツーリズムである。サイクルツーリズムの市場規模は、パンデミック前の 2018 年を上回り、2021 年時点で年間 1315 億円に達している [2]. この成長は、新型コロナウイルス感染症の影響下で密集を避けながら観光地を巡る新しい旅行形態への需要、健康志向の高まり、そして環境への配慮が相まって加速している。また、国土交通省は、「自転車を活用した観光地域づくり」を有望な「体験型観光」として位置づけ、サイクルツーリズムの推進に積極的に取り組んでいる。これは、地域の活性化や持続可能な観光の発展にも寄与すると期待されている。

サイクルツーリズムの魅力は、サイクリストが自由にペースを調整しながら地域の魅力を深く体験できる点にある。その過程で、自転車を置ける飲食店や景色の綺麗な道路、休憩できるスポットなど、サイクリストがツーリング時に特に好む場所(Cyclist Point of Interest: CPoI)の存在が推察される。しかし、これらの CPoI はサイクリスト間でのみ知られており、一般的な観光情報として広く共有されていないという課題がある。

そこで本研究では、サイクリストの走行ログデータを活用し、CPoIを自動的に検出する手法を提案する.この手法により、サイクリストの行動パターンを客観的に分析し、効率的に CPoI を特定することが可能となる. さらに、検出された CPoI の特性や、サイクリストからの評価を明らかにするため、クラウドソーシングを用いた CPoI の評価手法を提案する. これらの手法を適用した結果、125個の有意義な CPoI を特定することに成功した. また、クラウドソーシングによる評価では、検出された CPoI の 79.2%が筆者の想定と一致し、提案手法の有効性が示された. さらに、クラウドソーシングの結果と筆者の評価の間に正の相関が見られることを確認している.

2. 関連研究

本節では、サイクリストの行動分析、位置情報データを用いた POI (Point of Interest) の抽出、階層的クラスタリングの応用の3つの観点から関連研究を紹介する.

2.1 サイクリストの行動分析

サイクリストの行動パターンを分析する研究は、近年 活発に行われている。例えば、Chen ら [3] は、GPS デー タを用いてサイクリストの移動軌跡を分析し、都市環境 がルート選択に与える影響を明らかにしている。結果と して、自転車レーンの存在、交通量、地形などの要因が サイクリストのルート選択に重要な影響を与えることが 示されている。

Ritchie ら [4] は、ニュージーランド南島におけるサイクルツーリズムの計画と管理の課題について研究を行っている.この研究では、サイクリストの行動パターンだけでなく、彼らのニーズや好みについても詳細な分析が行われている.特に、サイクリストが魅力を感じる目的地の特徴や、ルート上で重要視する要素(景観、休憩施設、地域の文化体験など)が明らかにしている.

これらの研究は、サイクリストの行動特性を理解するうえで重要な知見を提供している.しかし、これらの研究はサイクリストの行動パターンや選好性の分析に焦点を当てており、CPoIの自動検出は取り組んでいない.

2.2 位置情報データを用いた PoI の抽出

位置情報データから PoI (Point of Interest)を抽出する研究が近年活発に行われている。Huら [5] は、ジオタグ付き写真を使用して都市の関心領域を抽出し理解する手法を提案している。具体的には、Flickr*の写真データを用いて、DBSCAN アルゴリズム [6] による空間クラスタリングと、chi-shape アルゴリズムによるポリゴン生成を組み合わせることで、AOI の空間的範囲を特定している。さらに、TF-IDFを用いた特徴的なタグの抽出や、画像比較アルゴリズムを用いた代表的な写真の選択など、PoI の意味理解にも取り組んでいる。

このアプローチは、大規模な位置情報データから PoI を抽出する点で本研究と類似している. しかし、Hu ら [5] の研究が一般的な都市の関心領域を対象としているのに対し、本研究ではサイクリストの特性を考慮した CPoI

[†] 奈良先端科学技術大学院大学,Nara Institute of Science and Technology

[‡] 岡山大学,Okayama University

[§] 理化学研究所 革新知能統合研究センター, RIKEN AIP

^{*}https://www.flickr.com/

の抽出に焦点を当てている点が異なる. サイクリストに 特化した PoI の抽出には, 自転車利用者特有の移動特性 や興味関心を反映させる必要がある.

2.3 階層的クラスタリングの応用

階層的クラスタリングは、様々な分野でデータのグループ化に用いられている手法である。Jiangら[7]は、シンガポールの携帯電話の通話詳細記録(CDR)データを用いて、個人の移動ネットワークを抽出する革新的なデータマイニングフレームワークを提案している。彼らは、階層的クラスタリングを含む最先端の技術を統合し、大規模かつ受動的な携帯電話記録を、都市計画や交通計画の目的に容易に解釈可能な意味のある空間的人間移動パターンに変換するパイプラインを設計している。この研究は、空間データに対する階層的クラスタリングの有効性を示しており、特に都市計画や交通計画の分野での応用可能性を示唆している。しかし、この手法は、一般的な人間の移動パターンの分析に焦点を当てており、CPoIの検出という特定の課題には直接的に取り組んでいない。

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

本研究では、サイクリストの走行ログデータを活用して CPoI を自動的に検出し、評価する手法を提案する。本研究では、CPoI を、サイクリストが自転車から降りて休憩または観光を楽しむ場所と定義する。この定義は、サイクルツーリズムの特性と本研究の目的に基づいて設定したものである。図1に提案手法の流れを示す。提案手法は以下の4段階アプローチで構成される:

- 1. 走行ログデータからサイクリストの停車を推定し, その場所を CPoI の候補とする.
- 2. CPoI の候補に対して階層的クラスタリングを適用 し、CPoI を検出する.
- 3. クラウドソーシングを用いて、検出された CPoI の場所に存在する建物や施設を同定する.
- 4. クラウドソーシングを再度活用し、同定された CPoI がサイクリストにとって魅力的かどうかを評価する.

本手法により、サイクリストの行動パターンを客観的に分析し、重要な立ち寄り地点を効率的に特定することが可能となる. さらに、クラウドソーシングを活用することで、検出された CPoI の具体的な特徴と魅力度を評価し、より実用的で信頼性の高い結果を得ることができる.

3.2 走行ログデータの構造

走行ログデータは,各サイクリストの移動を時系列で追跡したデータとして記録される.このデータは,各時点tにおいて,サイクリストの位置情報と速度情報を含んでいる.具体的には,位置情報は緯度 $\phi(t)$ と経度 $\lambda(t)$ からなる座標p(t)として表され,速度情報は自転車の前輪速度v(t)として記録される.

3.3 CPoI の検出

停車位置の推定は、前輪の回転速度を用いて行う。被験者の数を N とし、各被験者の時系列データを $S_i(i=1,2,...,N)$ とする。前輪の回転速度 $v_{ij}(t)$ がある場所で T_{stop} 秒間連続して $V_{\text{threshold}}$ 以下になった場合,その場所を停車と推定する。ここで, T_{stop} は停車と判定する時間閾値, $V_{\text{threshold}}$ は速度閾値である。各被験者のデータから抽出された停車位置の集合を CPoI の候補集合 C とする。この手法により,走行ログデータから効率的に CPoI の候補を抽出することができる。さらに,CPoI の候補集合 C に対して階層的クラスタリングを適用し,最終的な CPoI を検出する。この手法は,Ward の最小分散法 [8] を採用し,地理的に近接した停車位置を効果的にグループ化する。クラスタリングのプロセスは以下の手順で行われる:

- 1. 距離行列の計算:各停車位置間のユークリッド距離を計算し、距離行列Dを作成する.
- 2. クラスタの結合:最も距離の近い停車位置または クラスタを逐次的に結合する.この過程で,クラ スタ内の分散増加が最小となるようにクラスタを 形成する.
- 3. 最終的な CPoI の特定: 設定されたクラスタ数 k に基づいて,各停車位置を k 個のクラスタに分類し,これらを最終的な CPoI として特定する.

この階層的クラスタリングにより、個々の停車位置をより大きな意味を持つ CPoI にグループ化することができる. これにより、サイクリストの行動パターンやエリアの特性をより正確に把握することが可能となる.

3.4 クラウドソーシングを用いた CPoI の同定

階層的クラスタリングで求めた CPoI の場所に何があるのかを特定するため、クラウドソーシングを活用する手法を提案する. 具体的には以下の手順で行う:

- 1. 各クラスタの中心座標を算出する.
- 2. 中心座標のストリートビュー画像を取得する.
- 3. Google Maps Places API[†]を使用し、中心座標の 近くにある建物や施設のリストを取得する.

[†]https://developers.google.com/



図 1: 提案手法の流れ

4. クラウドソーシングプラットフォームを通じて、参加者にストリートビュー画像を提示し、画像に写っている建物や施設を Google Map Places API で取得したリストから選択してもらう.

本手法により、CPoI の位置に存在する具体的な建物や施設を効率的に同定することが可能となる。また、複数の参加者による判断を集約することで、より信頼性の高い同定結果を得ることができる。

3.5 クラウドソーシングを用いた CPoI の評価

同定された CPoI がサイクリストにとって実際に魅力 的な場所であるかを評価するため、再度クラウドソーシ ングを活用する.評価プロセスは以下の通りである:

- 1. 各クラスタの中心座標のストリートビュー画像を 用意する.
- 2. 前段階で同定された建物や施設の名前をストリートビュー画像と共に表示する.
- 3. クラウドソーシングの参加者に、その場所がサイクリストが観光中に訪れる場所として適しているかどうか、評価を行う.

この評価プロセスにより、抽出された CPoI の質を検証し、サイクリストの視点から見た魅力度を定量的に把握することが可能となる。また、高評価を得た CPoI の特徴を分析することで、サイクリストにとって魅力的な場所の要素を明らかにすることができる。

4. 実験方法

4.1 データ収集

本研究では、イー・フォース株式会社[‡]の協力のもと、 群馬県前橋市の道の駅まえばし赤城においてレンタル自 転車を利用したサイクリストの走行ログデータを収集している. データ収集は 3 日間(2023 年 6 月 29 日,2023 年 9 月 8 日,2024 年 6 月 24 日)にわたって実施され,合計 374 名の被験者から 1 秒間隔で詳細な走行データを取得した.

4.2 CPoI の抽出

収集された走行ログデータから,本研究の目的に適した情報を抽出するため,以下のようなデータ前処理を実施した:

- 1. 各データポイントから「時刻」「緯度」「経度」「前輪速度」の4つの要素を抽出
- 2. 停車位置推定のパラメータを設定 $(T_{\text{stop}} = 180$ 秒, $V_{\text{threshold}} = 5m/s)$
- 3. 3.2 で示した手法を適用し、CPoI の候補集合 C を 生成
- 4. CPoI の候補集合 C に対して階層的クラスタリングを適用し、最終的な CPoI を抽出. (クラスタ数k は 125 に設定)

4.3 クラウドソーシングを用いた CPoI の同定

階層的クラスタリングで求めた CPoI の場所に何があるのかを特定するため、クラウドソーシングを活用する.本研究では、Yahoo クラウドソーシング[§]を利用してこのプロセスを実施した.具体的には以下の手順で行った:

- 1. 各クラスタの中心座標を算出する.
- 各クラスタの中心座標の半径 30m 以内の建物を、 Google Maps Places API を使って取得する.
- 3. 中心座標のストリートビュー画像を取得する.

[‡]https://www.eforce.co.jp/

[§]https://crowdsourcing.yahoo.co.jp/

4. クラウドソーシングプラットフォーム上で、参加者にストリートビュー画像を提示し、画像に写っている建物や施設を Google Map Places API で取得したリストから選択してもらう.

図2に,実際に行ったクラウドソーシング画面の例を示す.この画面では,参加者はストリートビューの画像を確認し,提示されたリストから該当する建物や施設を選択する.

https://ww	w.google.com/maps/@?api=1↦_action=pano¶meters&viewpoint=36,3954636,139.063
58099999	98&heading—90
	ーリズムにおける、観光地について調査をしています。 ストリートビューの画像から見える剤
	選んでください。(複数の選択技がある場合は、あなたが自転車に乗った観光客だとしたら最 と 開き場所を選んでください。)
もいれたい	と思う場所を選んでください。)
	Lucy Bart Barting Las (Mars Eds)
	Luna Park Parking Lot (West Exit)
	Luna Amusement Park
	立体迷路『とことこ迷城』
	前橋市 母子寡婦会るなばーく売店
	1711-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-7-
	Luna Park & Rinkokaku

図 2: クラウドソーシングを用いた CPoI の同定画面

4.4 クラウドソーシングを用いた CPoI の評価

検出された CPoI の評価を行うため、クラウドソーシングを活用した。図3は、実際に使用したクラウドソーシング評価画面の例である。評価プロセスは以下の手順で実施した。まず、各 CPoI クラスタの中心座標を用いて、そのポイントのストリートビュー画像を取得する。次に、Yahoo クラウドソーシングプラットフォーム上で、参加者にこのストリートビュー画像を提示する。参加者には、提示された場所がレンタル自転車を利用している観光客にとって魅力的かどうか、4 段階で評価を行う。評価基準は表1に示す通りである。

表 1: CPoI の評価基準

評価	基準:CPoI として適しているか
4	適していると思う
3	どちらかというと適していると思う
2	どちらかというと適してないと思う
1	適してないと思う



図 3: クラウドソーシングを用いた CPoI の評価画面

5. データ収集実験

5.1 CPoI の検出結果

本実験では、サイクリストの走行ログデータを分析し, CPoI の検出を行った. 走行ログデータの解析により, 初 期段階で896個のCPoIの候補を特定した.これらの候 補に対して階層的クラスタリングを適用し、最終的に125 個の CPoI を抽出した、図4は、クラスタリング前後の CPoI の分布をマップ上に示したものである。左側の図 は CPoI 候補を赤いマーカーで表しており、右側の図は 階層的クラスタリング後の CPoI を青いマーカーで示し ている. 図 4 から,クラスタリングによって CPoI の分 布が大きく変化したことが分かる. クラスタリング前は 多数の候補地点が密集していたが、クラスタリング後は 適度に分散した配置となっている.特に,人気のあるエ リアや主要な観光スポット周辺に CPoI が集中して検出 される傾向が見られた. また,河川沿いや公園付近など, サイクリストにとって魅力的と思われる場所に CPoI が 多く分布していることも観察された. 図5は、最終的に 検出された CPoI を広域マップ上に表示したものである. この図から、CPoI が都市部や主要な道路沿いに集中し ている一方で,郊外や自然豊かな地域にも分布している ことが確認できる. これらの分布パターンは、サイクリ ストの多様な興味や目的地を反映している. 特に, 観光 名所や景勝地、あるいは休憩に適した施設の周辺に CPoI が集中している傾向が顕著に表れている.

5.2 クラウドソーシングを用いた CPoI の同定結果

階層的クラスタリングによって特定された 125 箇所の CPoI に対し、クラウドソーシングを用いて同定を行った. その結果、60 箇所(48%)について具体的な場所の名前を特定することができた. 一方、残りの 65 箇所





図 4: クラスタリング前後の CPoI 検出結果の比較 (左: 階層的クラスタリング適応前の CPoI 候補, 右: 階層的クラスタリング適応後の CPoI)

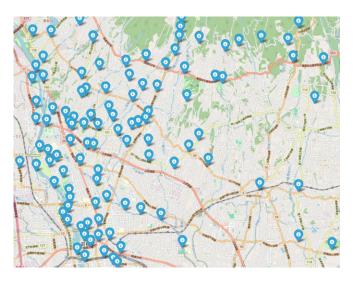


図 5: 検出された CPoI の分布図

(52%) の多くは、近くに特定の建物や施設が存在しない道路上の地点であることが判明した。これらは景観の良い場所や休憩に適したスポットである可能性が高く、建物だけでなく、自然環境や眺望などもサイクリストにとって重要な要素であることを示唆している。具体的に同定された場所には、地域の名所や歴史的建造物といった観光スポット、カフェやレストラン、道の駅などの飲食施設、公園や展望台、駅などの公共施設、コンビニエンスストアや自転車ショップなどの商業施設が含まれていた。

5.3 クラウドソーシングを用いた CPoI の評価

クラウドソーシングを用いて CPoI の評価を行った. この評価プロセスでは、参加者に CPoI のストリートビュー画像を提示し、サイクリストにとってその場所が魅力的かどうかを 4 段階で評価してもらった. 図 6 は、評価

結果において最も高い評価を得た3つの CPoI を示している.





(a) 道の駅 赤城の恵

(b) 道の駅 前橋赤城 観光案内所



(c) 王室公園 前二子古墳

図 6: 評価が最も高かった 3 つの CPoI: (a) 道の駅 赤城の恵 (b) 道の駅 前橋赤城観光案内所 (c) 王室公園 前二子古墳

- (a) 道の駅 赤城の恵 [9]:この施設は、休憩とサイク リストの補給に適した場所として高く評価された。 地域の特産品や情報を得られる点も、サイクリス トにとって魅力的と判断されたと推測できる。
- (b) 道の駅 前橋赤城観光案内所 [10]:観光案内所としての機能に加え、自転車関連の展示やサービスが提供されていることが高評価につながったと推測される.サイクリストにとって有用な情報や設備が整っていることが評価のポイントとなったと推測できる.
- (c) 王室公園 前二子古墳 [11]: 自然豊かな環境と歴史的 な要素が融合した場所として高い評価を得た. サイクリング中の休憩地点として適しているだけで なく, 景観の良さや文化的な興味も喚起する場所 として認識されたと推測できる.

これらの結果から、サイクリストが求める CPoI の特徴として、休憩機能、情報提供、自然や歴史との触れ合いなど、多様な要素が重要であることが示唆された。また、単なる目的地としてだけでなく、サイクリング体験を豊かにする場所が高く評価される傾向が見られた。

6. 考察

6.1 クラウドソーシングを用いた **CPoI** の同定結果の 評価

本研究では、クラウドソーシングを用いて CPoI の同定を行った.この手法の妥当性を検証するため、クラウドソーシングで決定された場所の名前と、筆者が事前に推測した場所との一致度を確認した.この比較により、提案手法の精度と筆者の感覚との整合性を評価することができる.検証の結果、125箇所の CPoI のうち99箇所が筆者の想定解と一致し、精度は79.2% (99/125)であった.この結果は、提案手法が比較的高い精度で CPoI を同定できることを示している.しかし、同時に改善の余地があることも示唆している.不一致が生じた原因としては、以下の点が考えられる:

- 1. クラスタの中心位置のずれ:階層的クラスタリングによって得られたクラスタの中心位置が,実際の観光スポットやランドマークからやや離れたところに位置する場合があった.
- 2. 検索範囲の制限: Google Maps Places API を用いた検索範囲を半径 30m に設定したが、この範囲が小さすぎて、近くにある重要な場所が選択肢に含まれないケースがあった。
- 3. 選択肢の過多:提示される選択肢が多い場合,回答者の判断にばらつきが生じやすくなる傾向が見られた.

これらの問題に対する対策として,以下の改善策が考えられる:

- 検索範囲の拡大: Google Maps Places APIの検索 範囲を現在の 30m からより広げることで,重要な 場所が選択肢から漏れるリスクを低減できる.
- クラスタリング手法の改良:近くにある重要な場所を考慮したクラスタリングアルゴリズムを開発することで、より意味のあるクラスタ中心を得られる可能性がある。
- 選択肢の最適化:提示する選択肢の数を適切に制限し,重要度の高い場所を優先的に表示することで,回答の精度向上が期待できる.

これらの改善策を実施することで、クラウドソーシングを用いた CPoI の同定精度をさらに向上させることができると考えられる.

6.2 クラウドソーシングの結果と筆者の評価の比較

クラウドソーシングによって得られた CPoI の評価結果と筆者自身の評価との整合性を検証するため、両者の比較分析を行った.評価基準は4段階とし、「適していると思う」を4点、「どちらかというと適していると思う」を3点、「どちらかというと適していないと思う」を2点、「適していないと思う」を1点として数値化した.図7は、各CPoI に対するクラウドソーシング参加者の平均評価点(縦軸)と筆者の評価点(横軸)を示した散布図である.この散布図から、クラウドソーシングの結果と

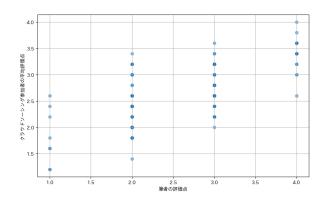


図 7: クラウドソーシングの平均評価点と筆者の評価点の散布図

筆者の評価の間に正の相関が見られることがわかる.多くのデータポイントが対角線上またはその近くに分布しており,これは参加者の平均評価と筆者の評価が概ね一致していることを示している.この結果は,提案手法による CPoI の評価が,ある程度の客観性と信頼性を持っていることを示している.今後の研究では,この評価の一致度をさらに高めるための方策を検討することが重要である.例えば,評価基準をより明確に定義したり,参加者に対してより詳細な情報を提供したりすることで,評価の精度を向上させることができる可能性がある.また,評価が大きく異なる CPoI については,その原因を詳細に分析することで,サイクリストの嗜好やニーズに関する新たな洞察が得られる可能性もある.

7. おわりに

本研究では、サイクリストの走行ログデータを活用して CPoI を自動的に検出し、評価する手法を提案した.この取り組みにより、3つの主要な成果を得ることができた.まず、サイクリストの移動ログデータから CPoI を効果的に検出する手法を開発した.走行ログデータの分析と階層的クラスタリングを用いることで、125個の有意義な CPoI を特定することに成功した.これにより、サイクリストの行動パターンを客観的に分析し、重要な

立ち寄り地点を効率的に特定することが可能となった. 次に、クラウドソーシングを活用して、検出された CPoI がどのような場所であるかを同定した. その結果、 125 箇所の CPoI のうち 99 箇所が筆者の想定解と一致 し、提案手法の有効性が示された.

最後に、クラウドソーシングを用いて、検出された場所が CPoI として適しているかどうかを評価した.この評価により、クラウドソーシングの結果と筆者の評価の間に正の相関が見られ、提案手法の信頼性が確認された.これらの成果は、サイクルツーリズムの計画や推進に貢献する貴重な知見をもたらした.特に、データ駆動型のアプローチとヒューマンインテリジェンスを組み合わせることで、より信頼性の高い実用的な CPoI の抽出と評価が可能となった点は、本研究の重要な貢献と言える.

今後の課題としては、クラスタリング手法の改良やクラウドソーシングの評価プロセスの最適化が挙げられる。これらの改善により、CPoIの検出精度と評価の信頼性をさらに高めることができると考えられる。また、季節変動や地域特性を考慮した CPoI の分析など、より詳細な検討も必要であろう。

さらに、本研究で使用した手法のハイパーパラメータは、収集したデータに基づいて最適化を行った.しかし、この最適化は対象地域に特化したものであり、他の地域に本手法を適用する際には、それぞれの地域の特性に応じてパラメータを再調整する必要がある.このような地域ごとのハイパーパラメータ最適化の手法を確立することも、今後の重要な研究課題の一つである.

本研究の成果が、サイクルツーリズムの発展と、それに伴う地域活性化に寄与することを期待する。また、ここで提案した手法が、他の形態の観光やモビリティ研究にも応用されることで、より広範な影響をもたらすことを願う。サイクルツーリズムを通じた持続可能な観光の実現に向けて、本研究がその一助となれば幸いである。

参考文献

- [1] 日本政府観光局. 国籍/月別 訪日外客数 (2003-2024年). https://www.jnto.go.jp/statistics/data/since2003_visitor_arrivals_June_2024.pdf, 2024. (Accessed: 2024-7-26).
- [2] 株式会社ルーツ・スポーツ・ジャパン. サイクリスト国勢調査 2021 調査結果レポート. https://www.tour-de-nippon.jp/series/topics/5444/, 2021. (Accessed: 2024-7-26).
- [3] Peng Chen, Qing Shen, and Suzanne Childress. A gps data-based analysis of built environment influences on bicyclist route preferences. *In*-

- ternational journal of sustainable transportation, Vol. 12, No. 3, pp. 218–231, 2018.
- [4] Brent W Ritchie. Bicycle tourism in the south island of new zealand: Planning and management issues. *Tourism management*, Vol. 19, No. 6, pp. 567–582, 1998.
- [5] Yingjie Hu, Song Gao, Krzysztof Janowicz, Bailang Yu, Wenwen Li, and Sathya Prasad. Extracting and understanding urban areas of interest using geotagged photos. *Computers, Environment* and *Urban Systems*, Vol. 54, pp. 240–254, 2015.
- [6] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, Xiaowei Xu, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In kdd, Vol. 96, pp. 226–231, 1996.
- [7] Shan Jiang, Joseph Ferreira, and Marta C Gonzalez. Activity-based human mobility patterns inferred from mobile phone data: A case study of singapore. *IEEE Transactions on Big Data*, Vol. 3, No. 2, pp. 208–219, 2017.
- [8] Joe H Ward Jr. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American* statistical association, Vol. 58, No. 301, pp. 236– 244, 1963.
- [9] 公益財団法人 前橋観光コンベンション協会. 道の駅 赤城の恵. https://www.maebashi-cvb.com/spot/3003, 2021. (Accessed: 2024-7-26).
- [10] 前橋市まえばし赤城. 道の駅まえばし赤城. https://maebashi-akagi.jp/, 2022. (Accessed: 2024-7-26).
- [11] 公益財団法人 前橋観光コンベンション協会. 前二子古墳. https://www.maebashi-cvb.com/spot/1035, 2021. (Accessed: 2024-7-26).