

都心部における人流変容メカニズムの 解明：福岡市博多一天神エリアに着目して

ユースケース事業名：

「都心部における人流変容メカニズムの解明と予測モデルの構築」

蕭 耕偉郎（九州大学），角南 萌々子（九州大学），出崎 貴仁（九州大学），
高橋 佑京（九州大学），松島 亘輝（九州大学），長谷川 大輔（東京大学），
西 颯人（一橋大学），巖 先鏞（筑波大学），益邑 明伸（東京都立大学），
松尾 薫（大阪公立大学），川口 暢子（愛知工業大学）

1. 研究の背景・目的

2. 研究対象地：福岡市

3. 分析方法と利用データ

4. 分析結果

5. 考察と課題

1. 研究の背景・目的

人流データ

今まで人流データを扱った研究の蓄積（例：稲垣ら，2020；大佛，2020；須永ら，2022；長谷川ら，2022）から、都心部の都市構造による来訪者の観光行動への影響を解明する可能性が議論されてきた（Park et al., 2020）。

また、来訪者の属性の違いに着目した研究（例：杉本，2017；大佛，2020）もあるものの、地域別の来訪者の目的先の違いへの着目が少ない。

地域別の来訪者

本研究は異なる地域からの来訪者の回遊行動の違いに問題意識を持つ。また、これまでは商業地域などより画一的な土地利用の中での回遊行動への着目が多い中（例：稲垣ら，2020；Xia et al., 2020；長谷川ら，2022）、地域別の来訪者による多様な訪問先スポット種類別の実態を明らかにする点に独自性がある。

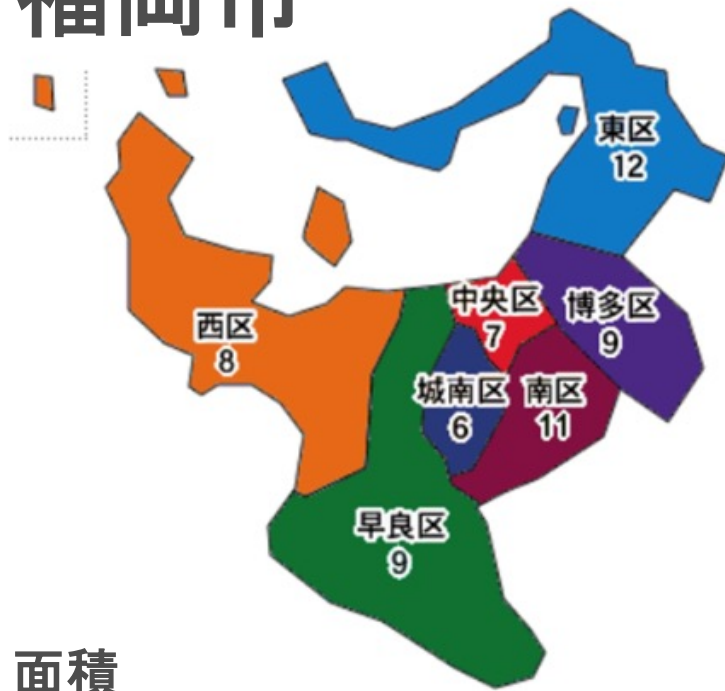
コロナ前後

コロナ前後の来訪者の行動変容について、札幌市（須永ら，2022）；東京都（長谷川ら，2022）；米国(Couture et al., 2022)；ロンドン（Trasberg & Cheshire, 2023)等がある。

本研究は規模が相当し、研究蓄積がない福岡市の都市構造を比較しつつ、コロナ前後の来訪者の特徴の変化を捉えようとする点にも新規性がある。

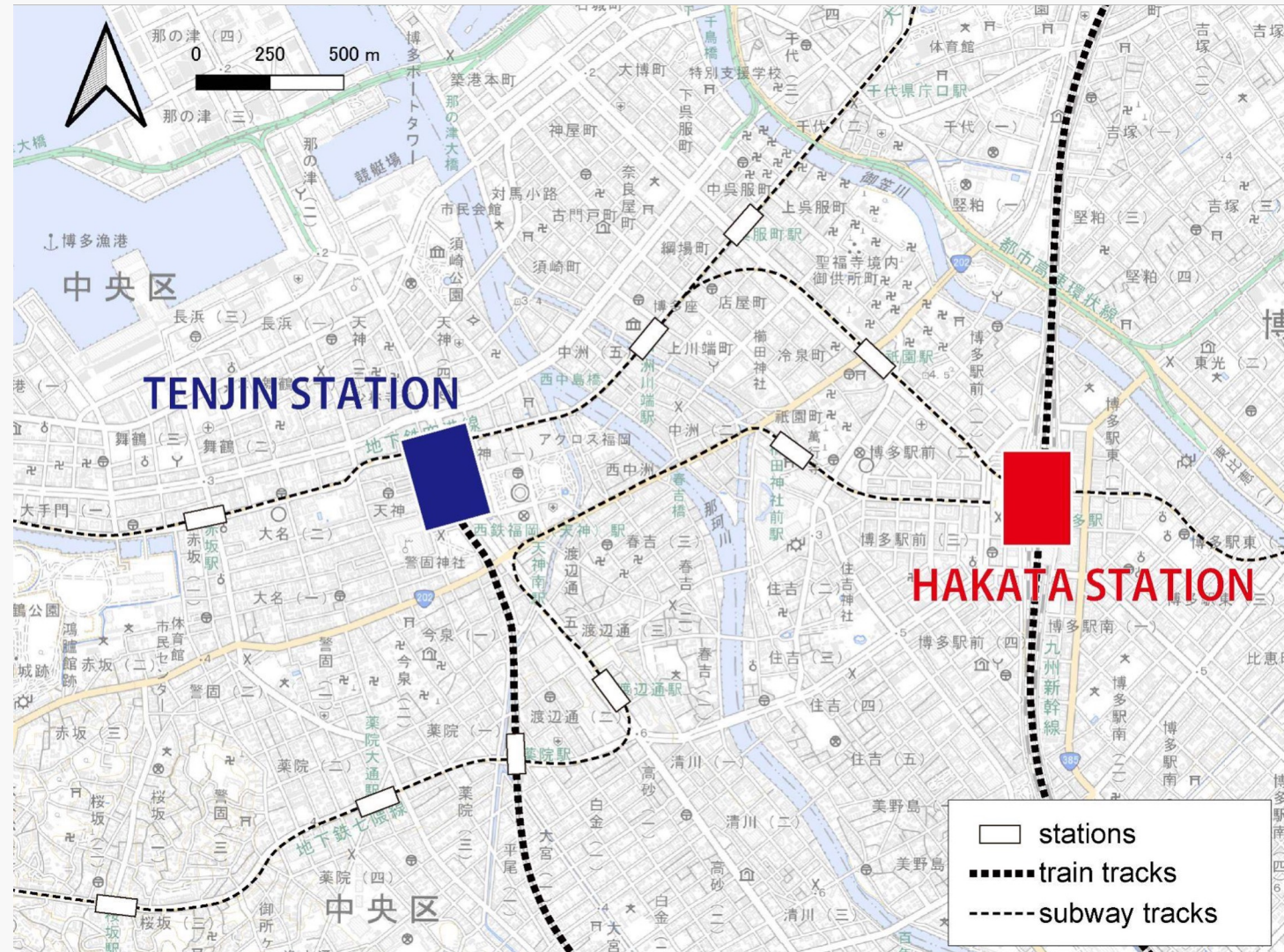
2.研究对象地：福岡市

福岡市



面積

福岡市	面積
博多区	31.63km ²
中央区	15.4km ²
合計	47.03km ²



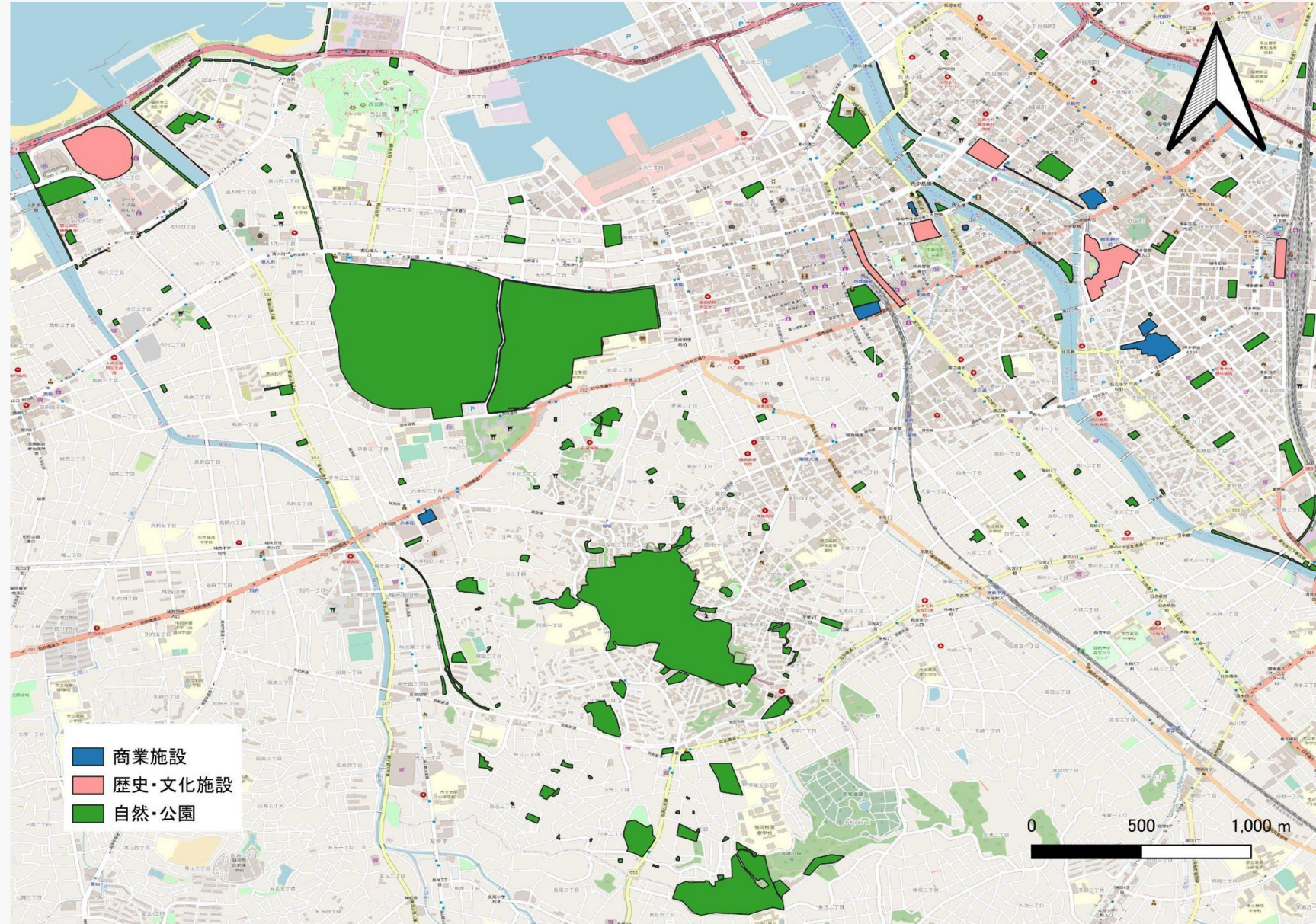
福岡市の観光地

福岡市観光情報サイト <https://yokanavi.com/areaguide/> より抽出

	名称	属性
1	福岡市赤煉瓦文化館	歴史文化
2	水鏡天満宮	歴史文化
3	旧福岡県公会堂貴賓館	歴史文化
4	櫛田神社	歴史文化
5	博多町屋ふるさと館	歴史文化
6	警固神社	歴史文化
7	楽水園	歴史文化
8	住吉神社	歴史文化
9	福岡市科学館	歴史文化
10	博多リバレイン	商業
11	アクロス福岡	商業
12	JR博多シティ	商業

	名称	属性
13	キャナルシティ博多	商業
14	川端商店街	商業
15	天神地下街	商業
16	柳橋連合市場	商業
17	paypayドーム	商業
18	大濠公園	自然
19	舞鶴公園	自然
20	都市公園	自然

抽出した各種観光地スポットのプロット

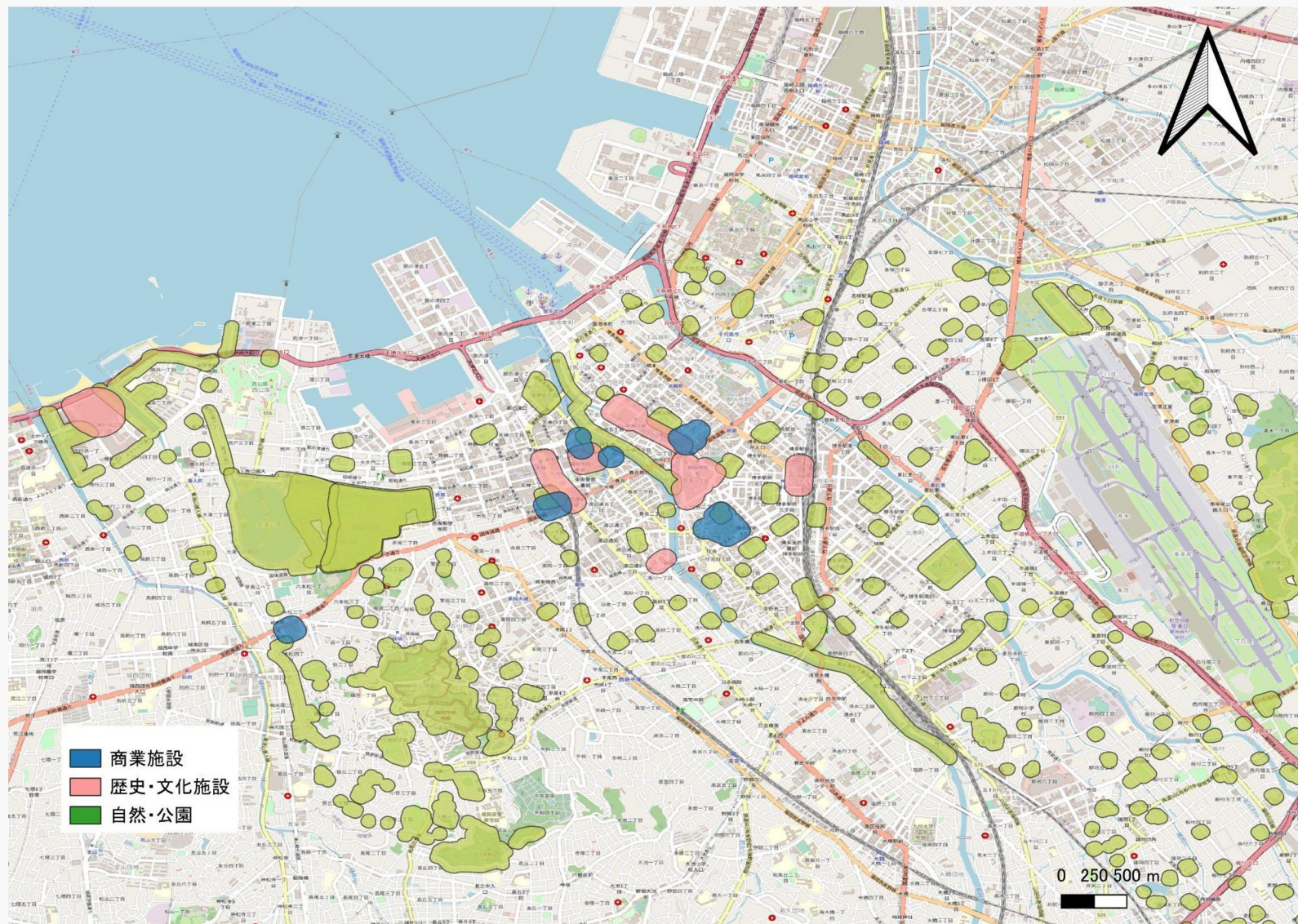


屋外空間のほうがGPS
の誤差が少ないため

商業施設、歴史・文化
施設には100m

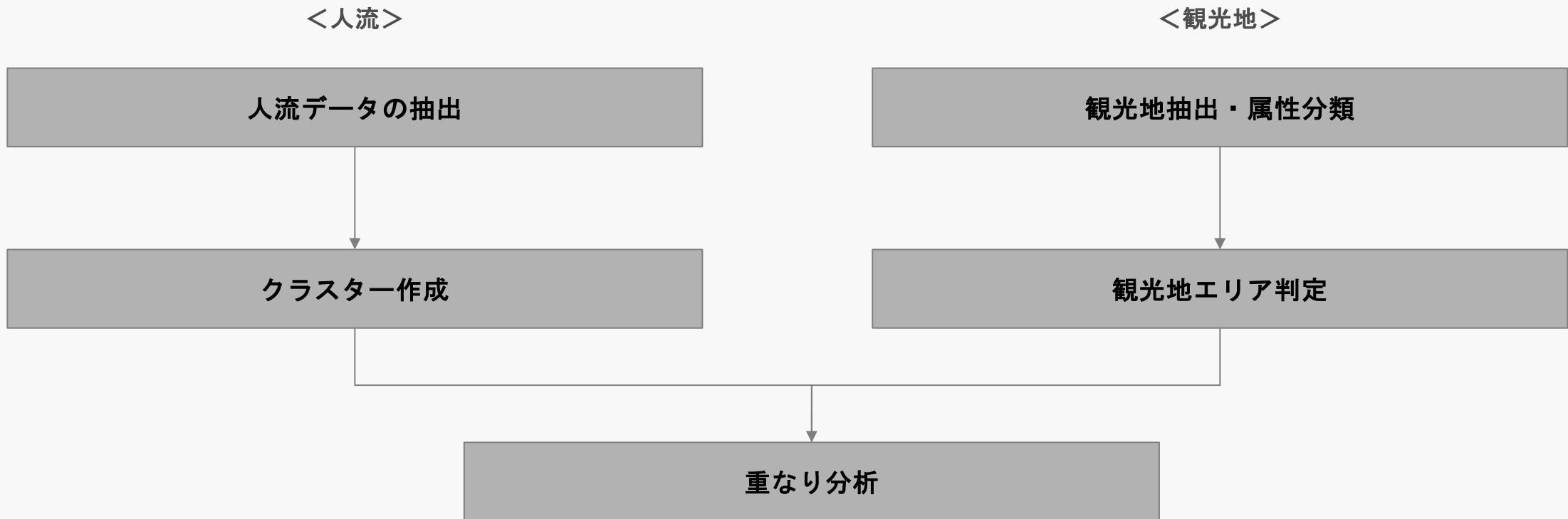
自然・公園には50m

のバッファを設定



3.分析方法和利用データ

分析のフロー

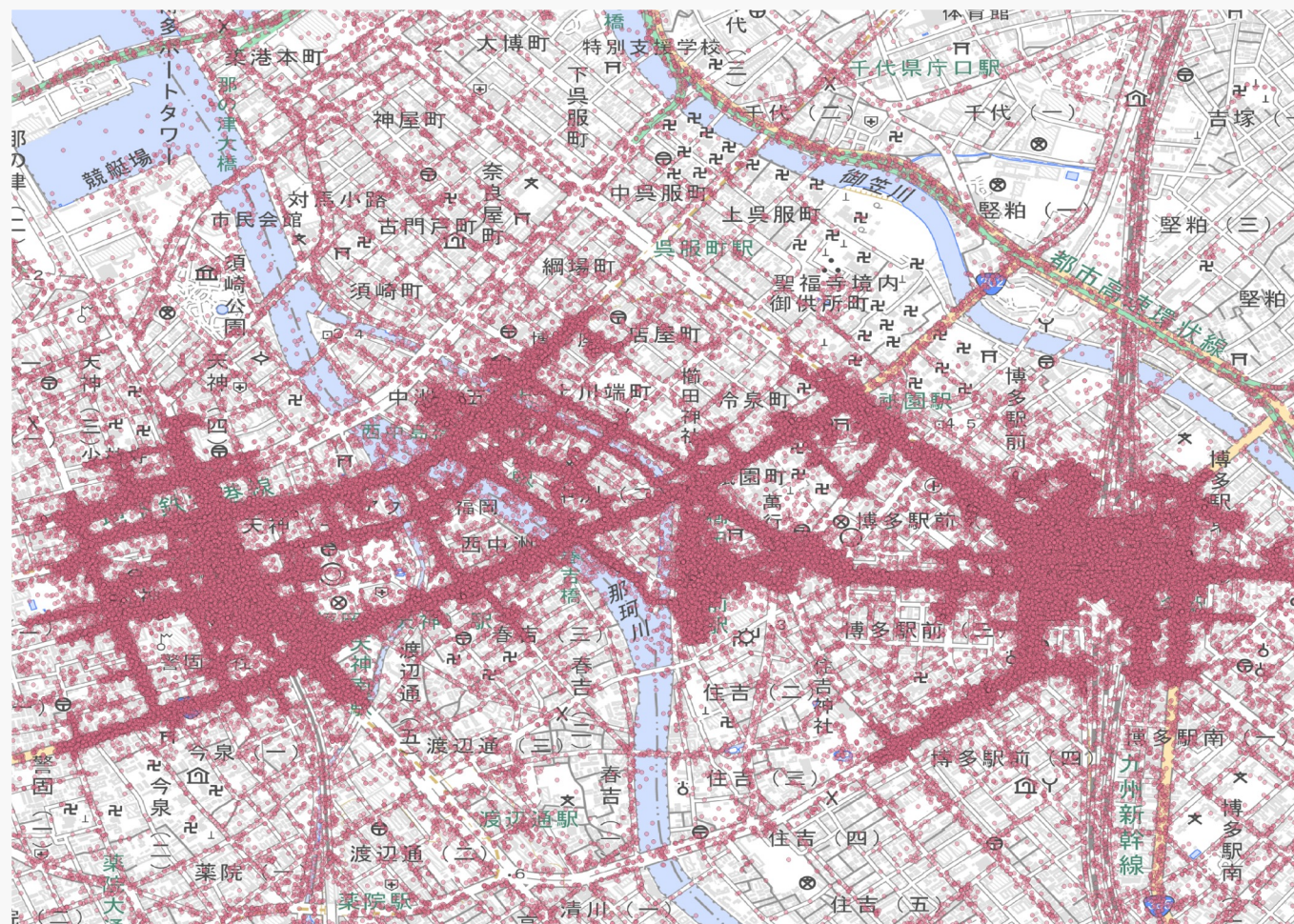


Agoop流動人口データを用いた人流解析

株式会社Agoopが提供する
位置情報ビッグデータ



- ・ 推定居住地を用いた来訪者属性の分類
- ・ 緯度・経度を用いたクラスター分析による賑わいの推定
- ・ DailyIDを用いた経路推定



DBSCANを用いたクラスタリング

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)

- ・ ノイズ付きのデータに適用可能な密度ベースの空間的クラスタリング
- ・ プロセス

① 点を3つに分類する

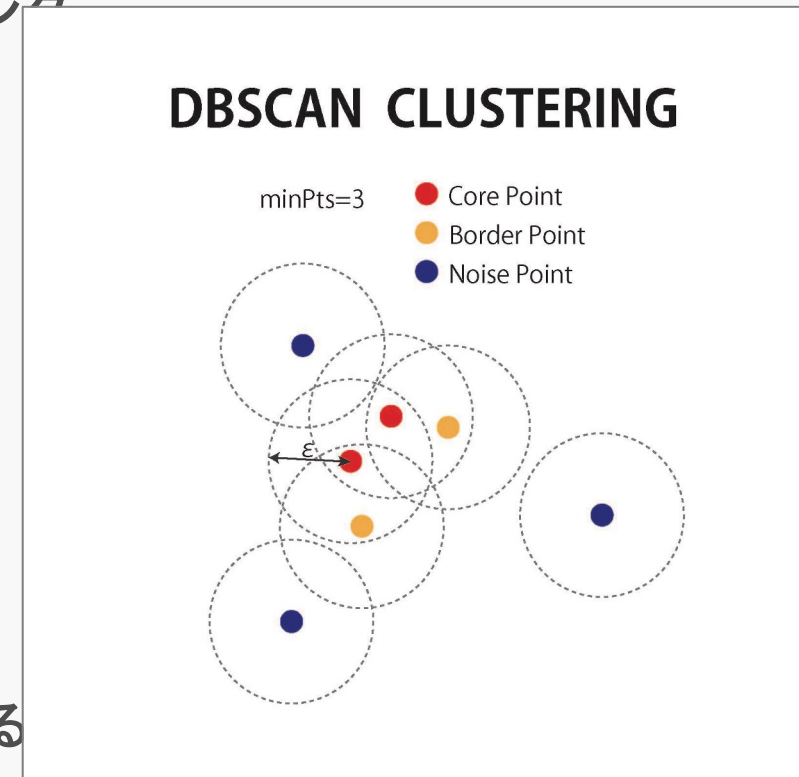
コア点 (A) : 半径 ϵ 以内に少なくとも minPts 個の隣接点を持つ点

到達可能点 (B,C) : 半径 ϵ 以内に minPts 個ほどは隣接点がないが、

半径 ϵ 以内にコア点を持つ点

ノイズ (N) : 半径 ϵ 以内に隣接点がない点

② コア点の集まりからクラスタを作成し、到達可能点を割り当てる



人流データの抽出

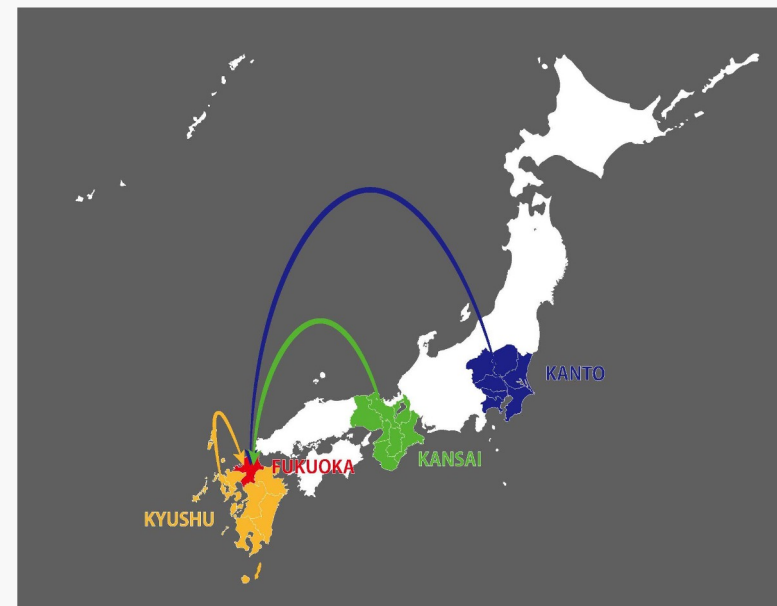
エリアによる抽出

ポイントのcitycodeを用いて該当範囲を抽出、home_prefcodeを用いて来訪地による分類を行う。（関東、関西、九州）

重複削除

同一dailyID、同時刻、同一位置にあるポイントを削除する。

ポイント数の調整



今回の最小ポイント数（関西から福岡へ来訪した人のポイント数、約23万）にデータを調整する。
無作為にdailyIDを取り出しdailyIDでグループ化されたデータを空のリストに追加、列の合計が24万を超えないように足していく。

クラスター作成

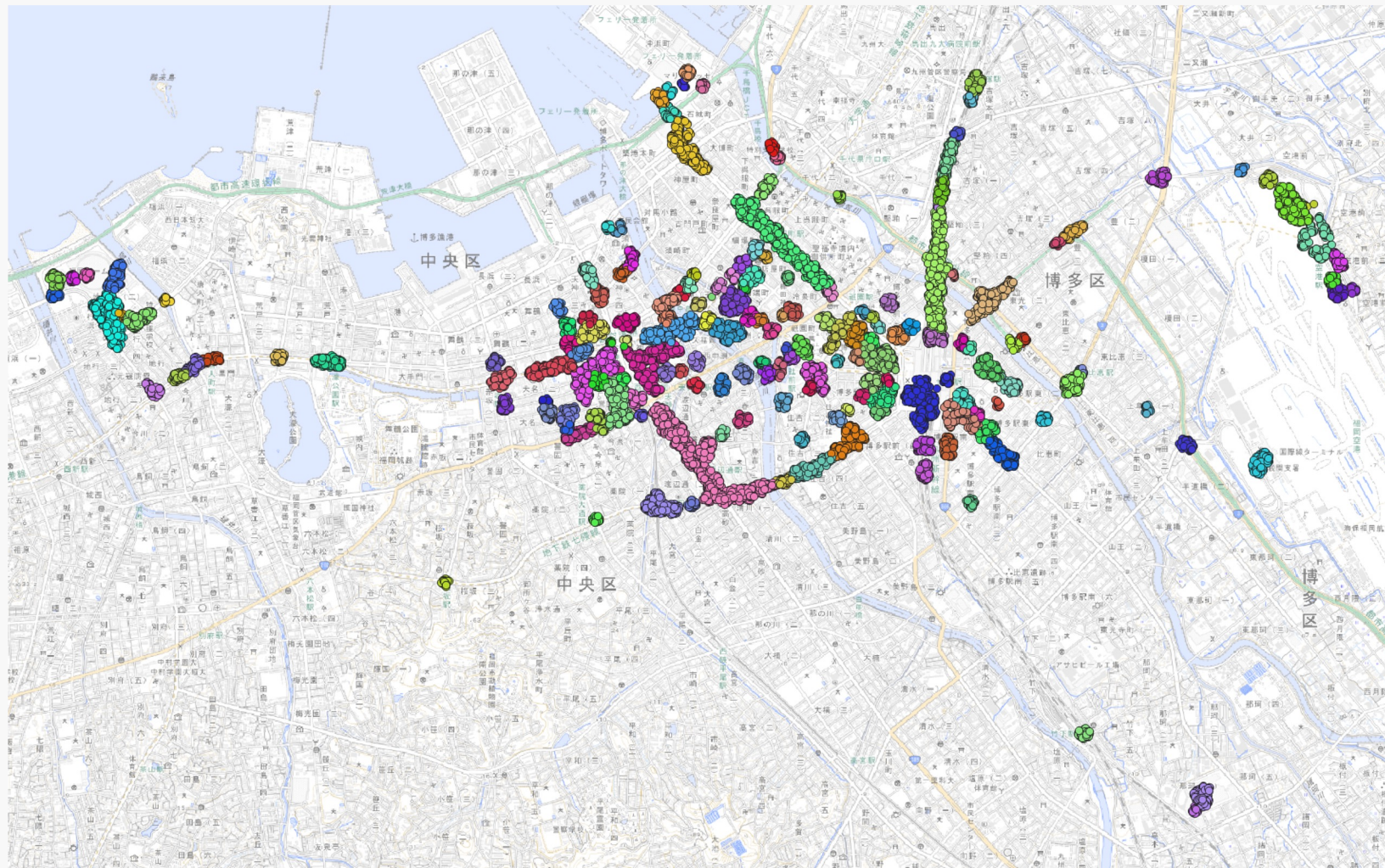
最適epsの平均からepsを決定

minPts=30、eps=最適epsの平均値
minPtsを定め、その条件下で各データで最大のクラスター数をとるepsを測定し、全データの平均値でepsを定める。

DBSCANによるクラスター作成

求められたepsでDBSCAN実行、各クラスターのポイントで凸包ポリゴンを作成し、重なり分析に用いる。

2022年 関西 25mクラスタリング



ポイント数
112789

クラスター数
180

観光地抽出

観光サイトを参考に主な観光地をピックアップし、以下3つに分類した。

①歴史文化（バッファ100m）

寺社仏閣、美術館、科学館など

②商業（バッファ100m）

駅ビル、ショッピングビルなど

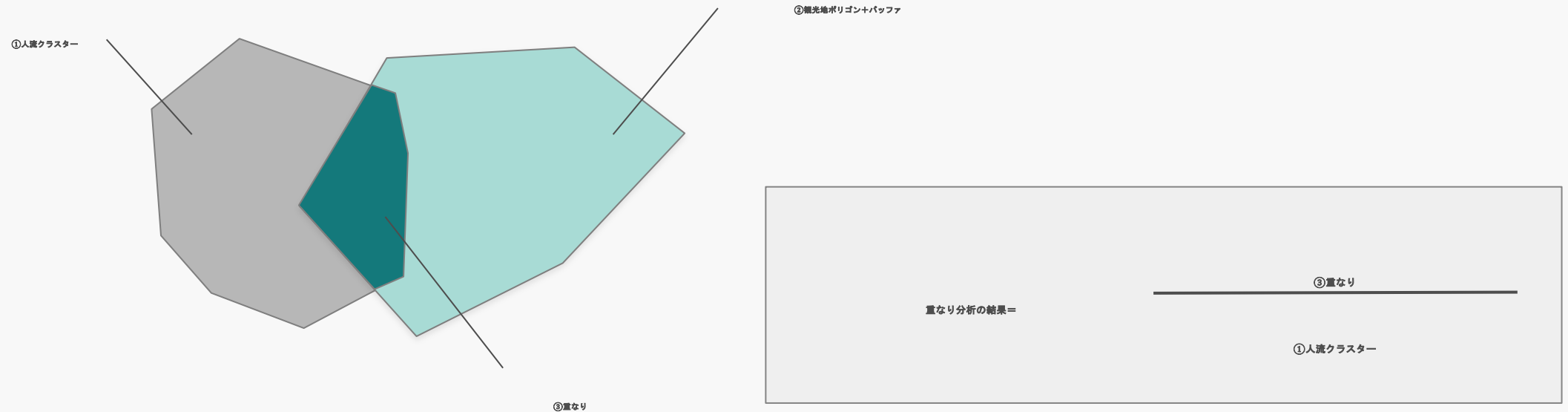
③自然（バッファ50m） ※都市公園の多さと外部空間であることを考慮

都市公園、史跡など

重なり分析

QGISの重なり分析を用いて、

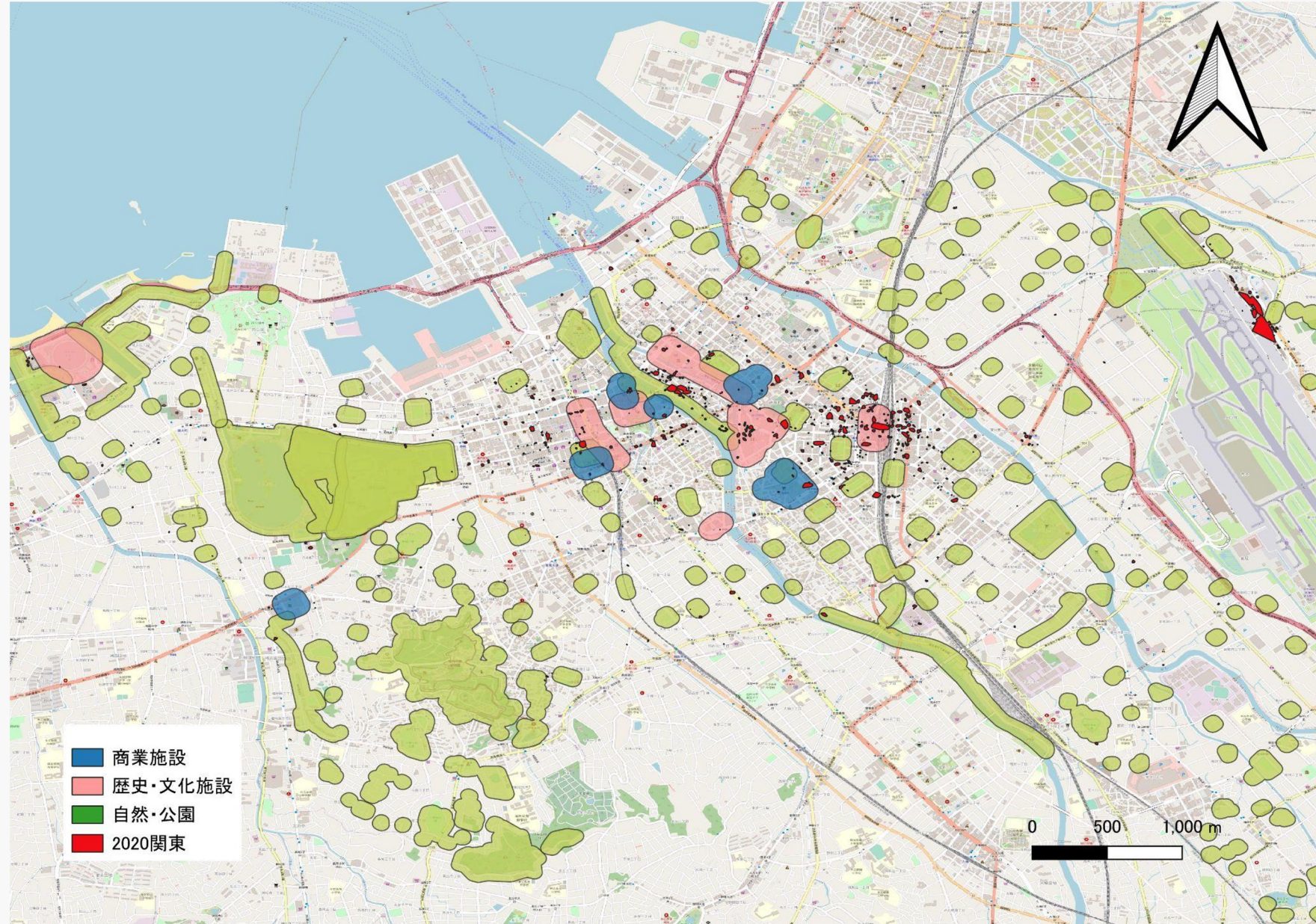
「人流クラスター」の何%が「観光地ポリゴン+バッファ」に重なっているかを分析する。



4.分析結果

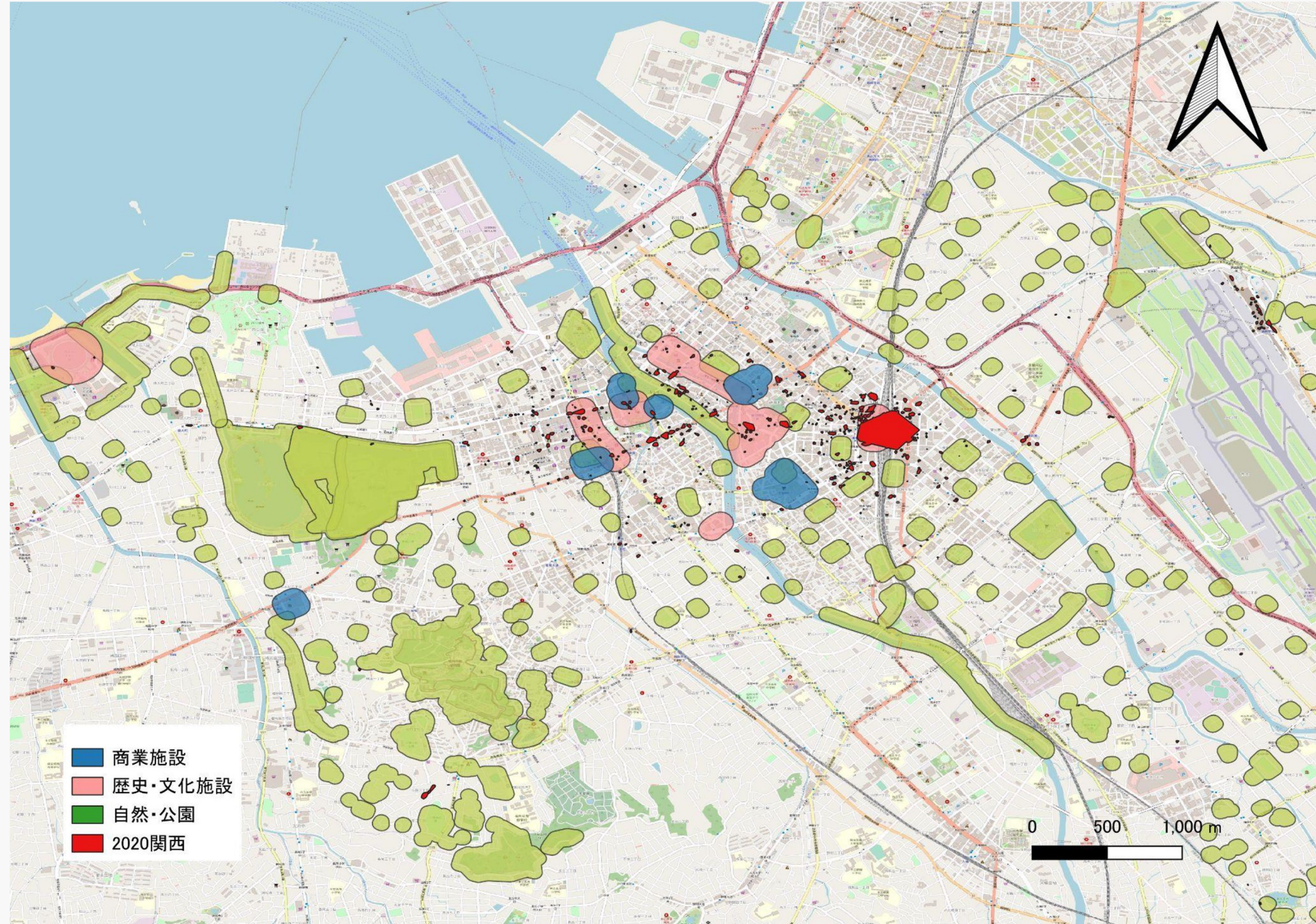
2020年 関東からの来訪者

クラスター面積： $131,177\text{m}^2$



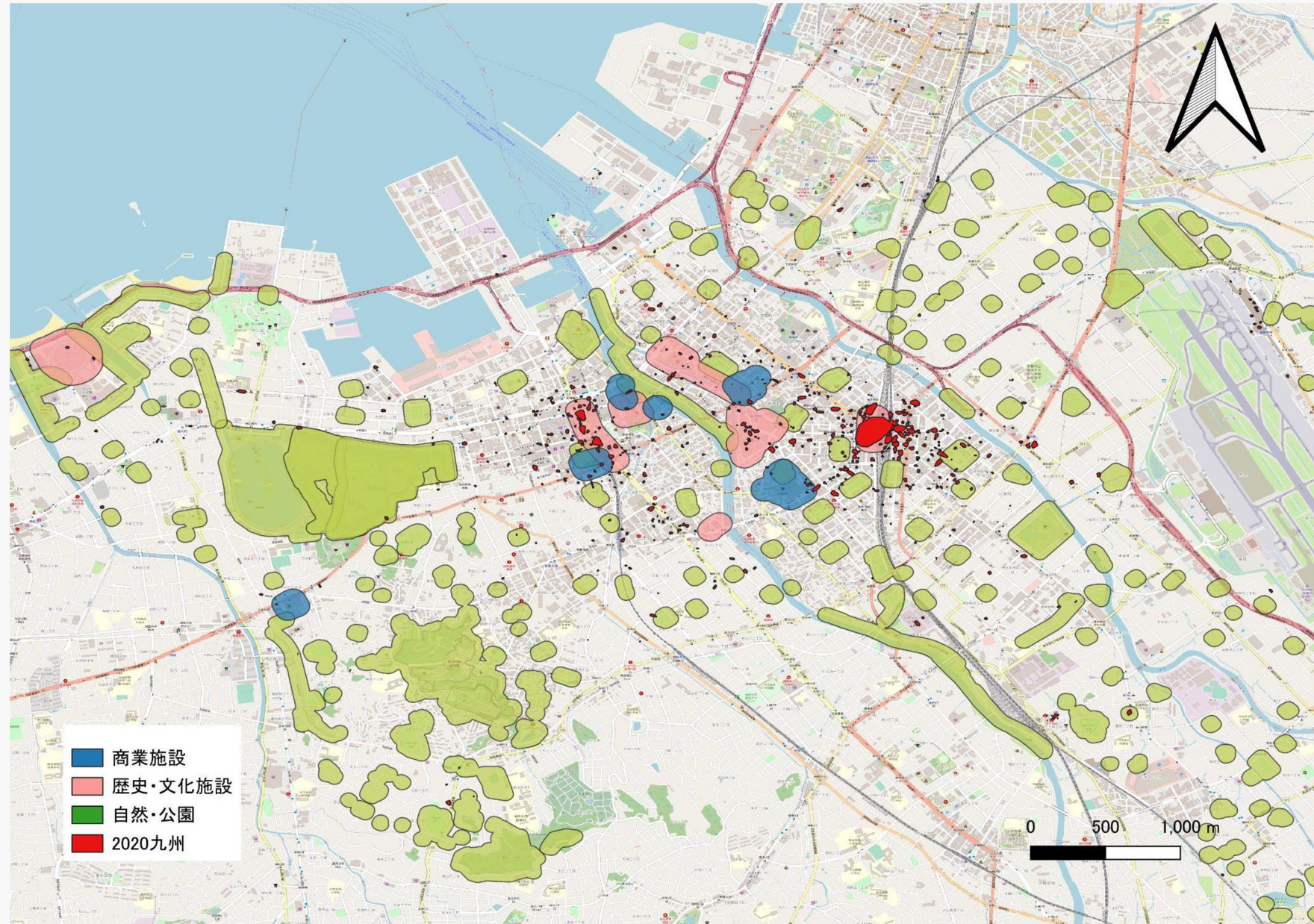
2020年 関西からの来訪者

クラスター面積：
200,400㎡



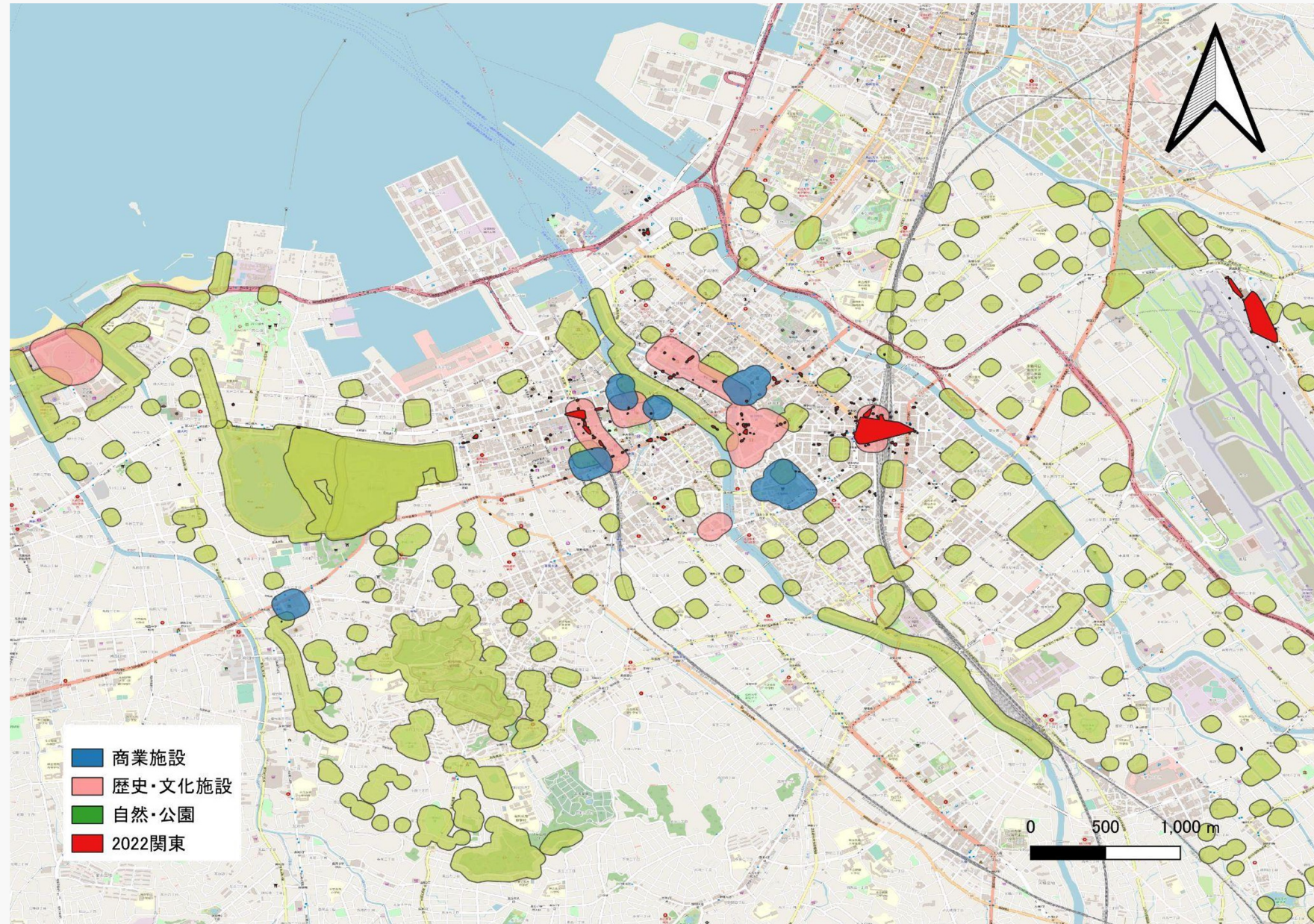
2020年 九州からの来訪者

クラスター面積：
200,265m²



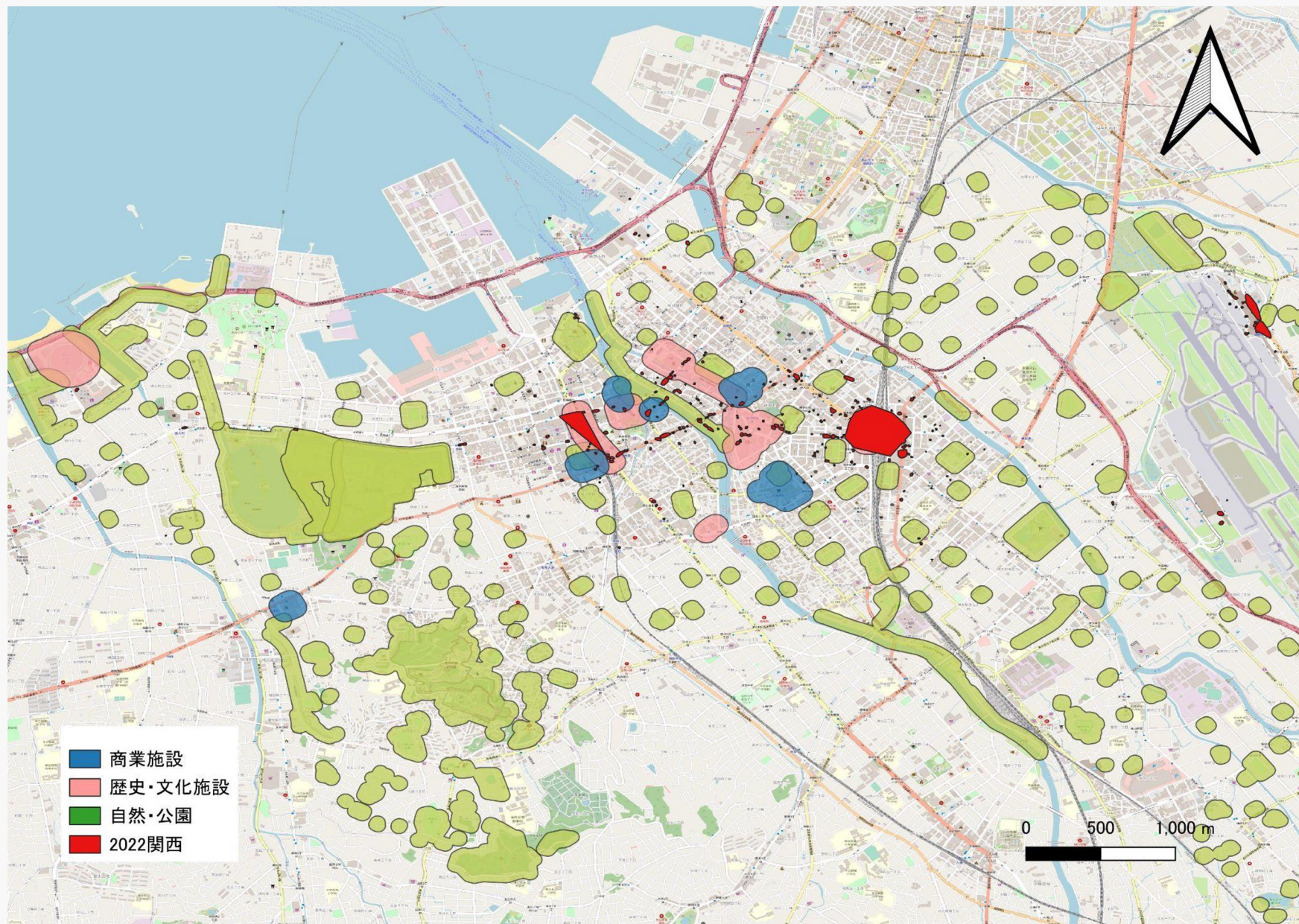
2022年 関東からの来訪者

クラスター面積：
149,689m²



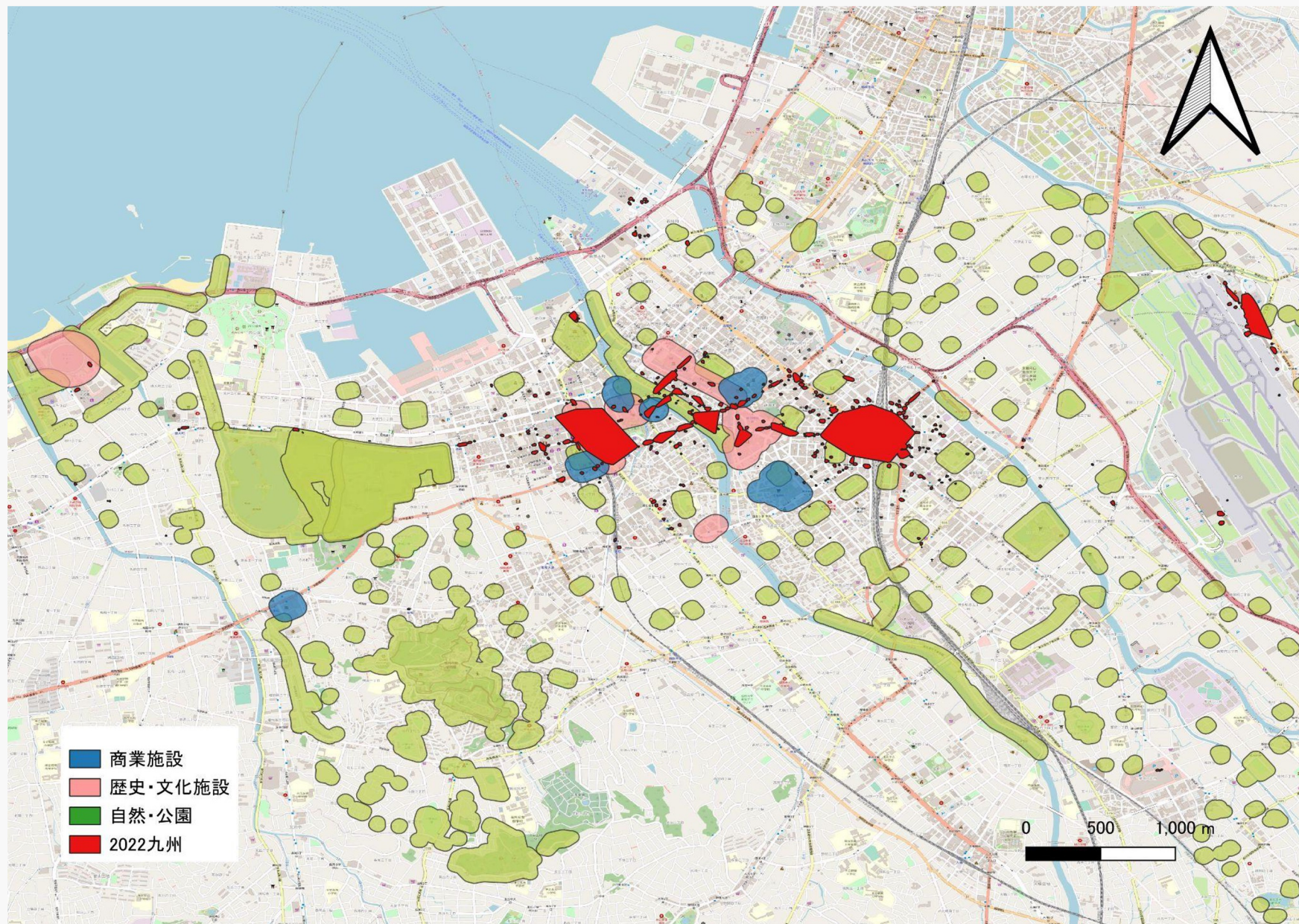
2022年 関西からの来訪者

クラスター面積：
233,677m²



2022年 九州からの来訪者

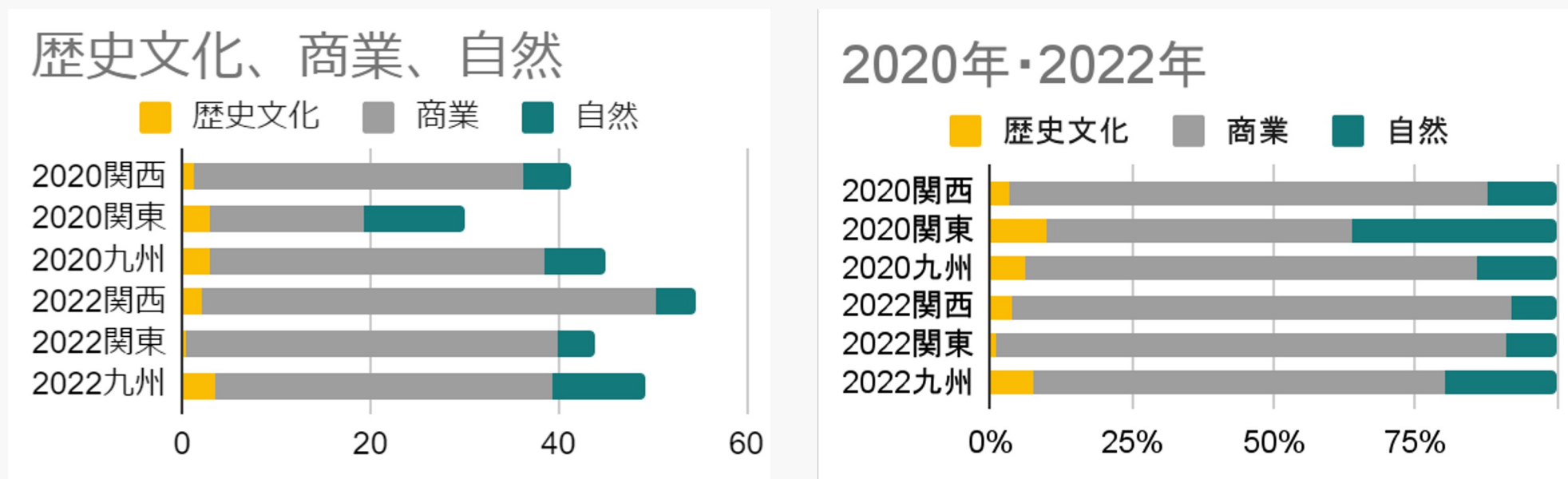
クラスター面積： $572,451\text{m}^2$



重なり分析の結果

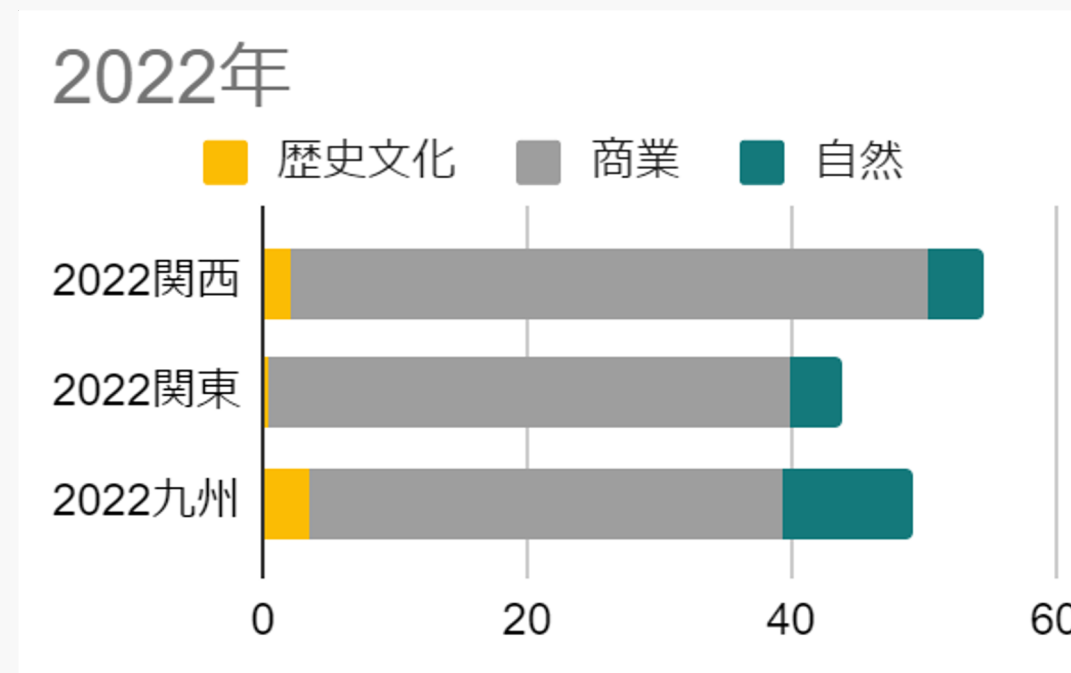
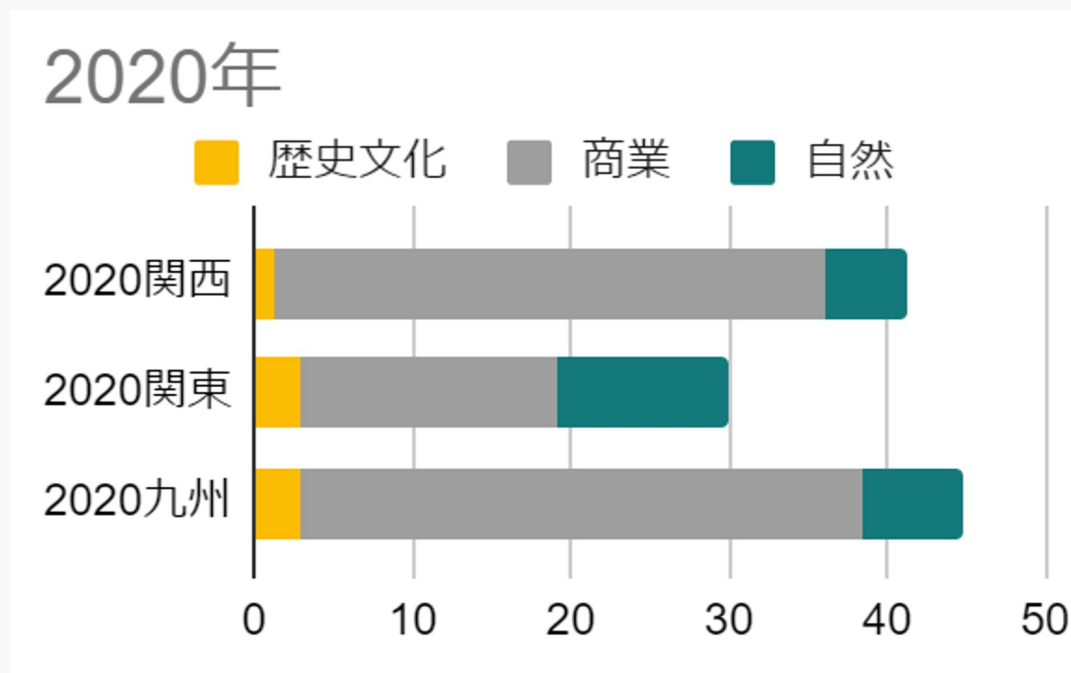
	歴史文化(%)	商業(%)	自然(%)
2020年 関西から	1.3	34.9	5.1
2020年 関東から	2.9	16.3	10.8
2020年 九州から	2.8	35.7	6.3
2022年 関西から	2.0	48.3	4.3
2022年 関東から	0.4	39.4	4.0
2022年 九州から	3.6	35.9	9.7

重なり分析の結果



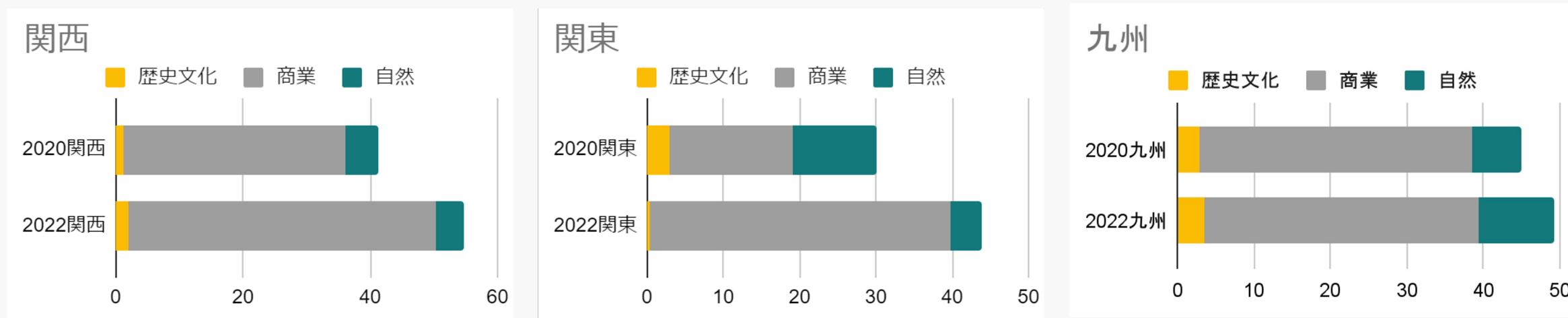
- ・ 全体傾向として商業が半数以上を占める
- ・ 商業⇒自然⇒歴史文化の順で割合が多い

重なり分析の結果：来訪者属性による違い



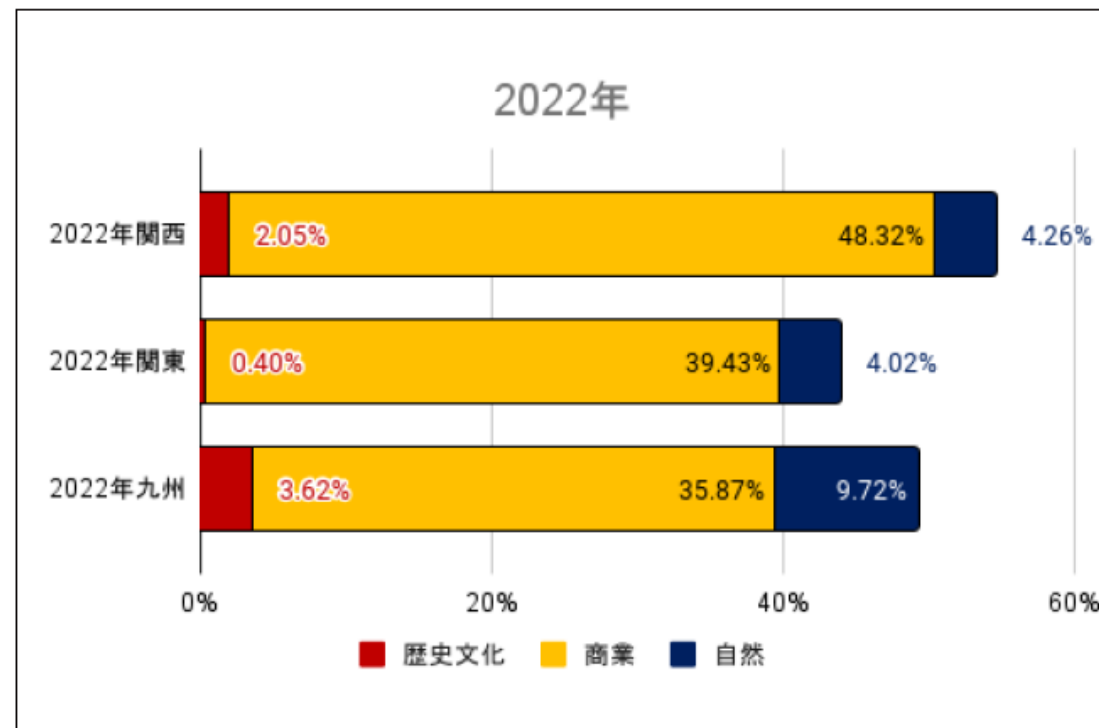
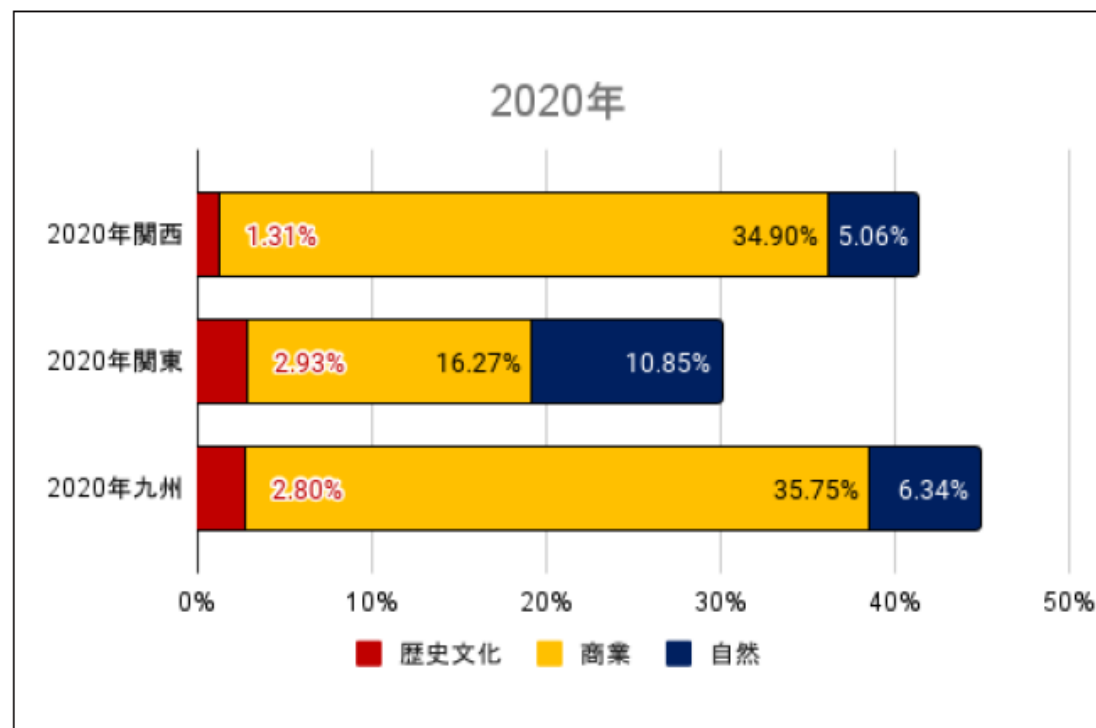
- ・ 2020年は関東からの来訪者の自然利用が多い
- ・ 2022年は九州からの来訪者の自然利用が多い

重なり分析の結果：コロナ禍・コロナ後の違い



- ・ 2020年から2022年にかけてクラスターにおける観光エリアは増加している
- ・ 関東関西エリアにおいては商業が増加しているが九州は自然が増加している

重なり分析の結果：前提的な傾向



- ・ 2020年から2022年にかけて自然から商業への回帰傾向、特に関東で顕著

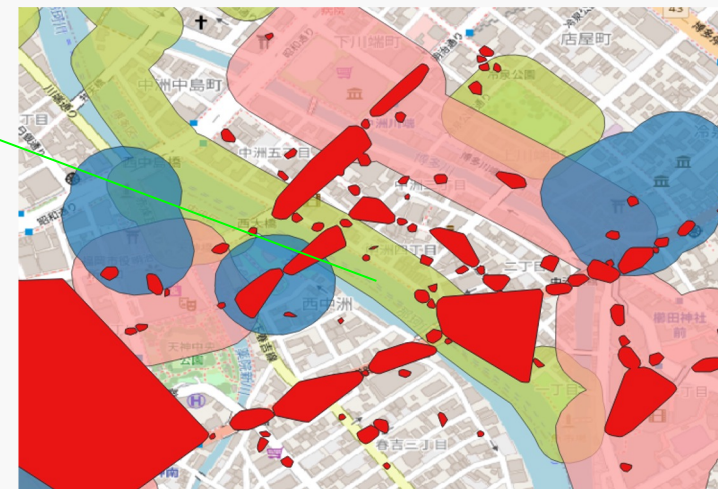
5. 考察と課題

- ・ どのエリアにおいても商業が最も占める割合が多い。
- ・ 関西関東エリアは2020年から2022年にかけて商業が増え、自然と歴史文化が減少している。
- ・ 一方、九州エリアでは商業が減少し自然と歴史文化が増加していた。
- ・ 要因として中洲川端の清流公園周辺におけるクラスターの増加が考えられる。



2020年

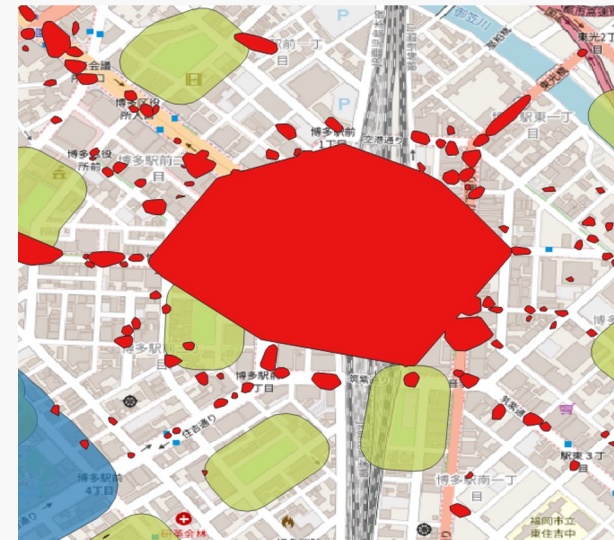
清流公園



2022年

- ・ 自然・公園に比べて商業施設、歴史・文化施設の面積がかなり少なく、施設種類による比較が難しい点。
- ・ JR博多シティを商業として認識しているため交通結節点である博多駅がすべて商業エリアになってしまっており、クラスターにおける商業の割合がかなり高くなる点。

今後は予測モデルの構築に向けて共同研究者によるGakuNinRDM、mdxを通したデータベースの構築、人流抽出用Pythonコードの共有を進めたい。



- ・ 今後は、予測モデルの構築に向けて、抽出サンプル数を増やし、土地利用以外の変数などの追加についても検討。
- ・ また、福岡市のみならず、大阪市についても同様に分析を進め、異なる市街地パターンでの検証を進める予定。
- ・ CSIS疑似人流データとの整合性の検証。
- ・ 予測モデルの構築に向けて、GakuNinRDM、mdxを通じたデータベースの構築、人流抽出用Pythonコード、GIS用のポリゴンデータの共有を進めたい。

杉本 興運 (2017) 東京大都市圏における若者の日帰り観光・レジャーの時間的・空間的特性, 地理空間, 10巻, 2号, pp. 51-66.

稲垣 和哉, 橋本 晋輔, 絹原 一寛 (2020) ビッグデータを用いたエリアの特質把握と回遊性創出への展開について, 日本都市計画学会関西支部研究発表会講演概要集, 18巻, pp. 73-76.

須永 大介, 谷下 雅義, 原田 昇 (2022) COVID-19流行前後での札幌市都心部の外出・移動行動およびシェアサイクル利用の変化, 土木学会論文集D3 (土木計画学), 78巻, 6号, pp. II_603-II_612.

長谷川 大輔, 巖 先鏞, 西堀 泰英 (2022) コロナ禍における商業集積地の公共交通のアクセシビリティの変化との滞在人口との関係, 都市計画論文集, 57巻, 3号, pp. 1281-1287.

大佛 俊泰 (2020) 詳細な滞留者属性情報の組み込みによる時空間人口統計データの高度化, 日本建築学会計画系論文集, 85巻, 777号, pp. 2375-2383.

Victor Couture, Jonathan I. Dingel, Allison Green, Jessie Handbury, Kevin R. Williams (2022) JUE Insight: Measuring movement and social contact with smartphone data: a real-time application to COVID-19, Journal of Urban Economics, Vol. 127, 103328.

Trasberg, T., & Cheshire, J. (2023). Spatial and social disparities in the decline of activities during the COVID-19 lockdown in Greater London. Urban Studies, 60(8), 1427–1447.

Chang Xia, Anthony Gar-On Yeh, Anqi Zhang (2020) Analyzing spatial relationships between urban land use intensity and urban vitality at street block level: A case study of five Chinese megacities, Landscape and Urban Planning, Vol. 193, 103669

Sangwon Park, Yang Xu, Liu Jiang, Zhelin Chen, Shuyi Huang (2020) Spatial structures of tourism destinations: A trajectory data mining approach leveraging mobile big data, Annals of Tourism Research, Vol. 84, 102973.