

# IC カードデータを用いたコロナ禍の路線バス利用の影響分析

劉 強

熊本市都市政策研究所 研究員

キーワード：IC カードデータ、コロナ禍、バス停、差異分析、地理的加重回帰

## 1 研究の背景と目的

自動車の増加は、都市における交通渋滞をもたらし、それによって大気汚染や地球温暖化などの問題を引き起こす。このような問題を緩和する有効な方策としては、路線バスなどの公共交通機関の利用を促進することがある(Chakour と Eluru, 2016)。そのため、バス利用に影響を与える要因の検討が必要である(Taylor と Fink, 2016)。バス利用に影響を与える要因の特定については、すでに多くの研究がある。しかし、新型コロナウイルス禍(以下「コロナ禍」という)により、路線バスの利用者数が大きく減少し、バス利用の影響要因もコロナ禍以前と比べて変わった可能性がある。そのため、コロナ禍における熊本市のバス利用の影響要因を分析し、コロナ禍以前と比較することには一定の意味がある。また、熊本市ではバス停ごとで減少した人数と減少の比率が違うことが分かっている(劉, 2022)。そこには各バス停周辺に立地する商業施設や公的施設などの立地の違いが影響している可能性がある。そのため、影響要因を分析する時には地域格差を考える必要がある。

以上の背景を踏まえ、本研究は熊本市におけるバス停というミクロな単位に着目し、コロナ禍によって2020年バス停乗車の影響要因が2019年と異なるかどうかを検証する。まず、回帰モデルを用い、2019年と2020年のバス停乗車人数の影響要因を明らかにする。また、Chow 検定で変数が異なるかどうかを検証する。そして、地域格差を考える上で、2019年と2020年の乗車人数を従属変数、ICカード、人口とPOI<sup>1</sup>などのデータを利用し、地理的加重回帰を行う。研究の流れは図1で示す。

## 2 先行研究の整理

### 2.1 バス利用に影響を与える決定要素の特定

これまでバス利用に影響を与える要因に関する研究は数多く行われており、それらは影響要因の違いにより2つの

カテゴリーに分けられる。1つ目のカテゴリーに係る研究では、バス利用者の意識など(バス利用の安全性と快適性の認識など)の主観的な要因が挙げられている(Hu, 2015)。しかし、意識などのアンケート調査は、調査対象により収集されたサンプルにバイアス(偏り)がみられる。2つ目のカテゴリーに係る研究では、バス利用に関する住環境と道路環境などの客観的な要因が挙げられている。中振と三木(2017)は西東京バス株式会社の停留所を対象として分析を行い、停留所周辺の人口や気温などの要因を独立変数として、利用者数を予測した。Thompson(2012)はフロワード(フロリダ州の郡)のゾーンごとの通勤乗車人数の影響要因を検討するため、人口、土地利用、歩行環境性能などの要因を選択し、負の2項回帰を行い、人口は利用者数と正の相関があることを示唆した。Zhao(2013)は南京で最小二乗法による重回帰分析(OLS)を利用し、教育、宿泊、食事などの施設の数や独立変数として、地下鉄の乗車人数をモデル化した。結果として教育、買物等の施設は乗車人数と正の相関があり、食事、医療、宿泊の施設は乗車人数と相関がみられなかった。角野(2014)は姫路市のデータを用い、重回帰分析を用い、人口、バス停までの距離、駅までの距離などの要因とバスICカード利用者数の関係を明らかにした。

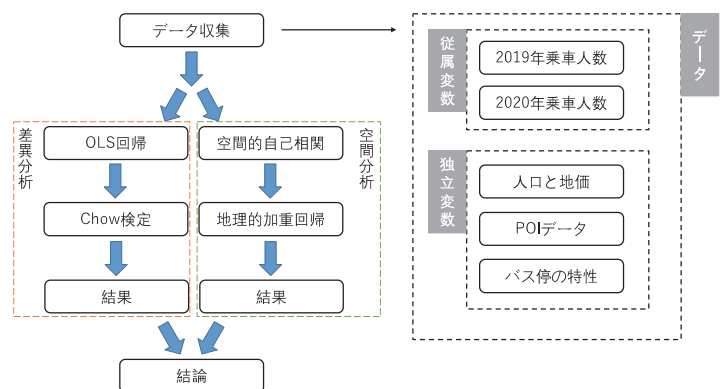


図1 研究の流れ

## 2.2 地域格差を考える場合

しかし統計分析で特に地理関係がある場合は空間的に同質ではないので、地域格差を考える必要がある。地域格差の要因分析としては、先行研究では OLS に位置変数を導入した地理的加重回帰法（GWR）が提案されている。GWR は、1990 年代に英国の数理計量地理学者である Brunsdon と Fotheringham (1996) が考案したものであり、回帰モデルの係数の推定に空間的加重をかけることで、係数の空間的な分散を表現するモデルである。Cardozo (2012) は GWR を用い、バス停乗車人数を従属変数、土地利用、道路密度、地下鉄の駅などを独立変数として、乗車人数の地域格差をもたらす要因を明らかにした。Jun 他(2015) も混合地理的加重回帰を利用し、バス停乗車人数と土地利用、交差点密度、バス停数などの要因の関係を明らかにした。

以上の先行研究（表 1）を踏まえ、本研究は客観的な要因を利用し、地域格差を考える上で分析を行う。これらの先行研究を参考にして本研究の潜在変数を選定した。

表 1 本研究に扱う先行研究

|     | 著者              | 従属変数       | 方法            | 独立変数（要因）                                            |
|-----|-----------------|------------|---------------|-----------------------------------------------------|
| 主観的 | Hu (2015)       | 交通手段選択     | 構造方程式モデル      | 人口統計学、利用者意識：バス利用の安全性と利便性                            |
|     | 中振と三木(2017)     | 同上         | 予測モデル         | 人口、気温、停留所間の標高差、湿度                                   |
| 客観的 | Thompson (2012) | ゾーンの通勤乗車人数 | 負の 2 項回帰      | 人口、就業人口、ウォーカビリティ、駐車料金、車の移動時間                        |
|     | Zhao (2013)     | 地下鉄の乗車人数   | 最小二乗法による重回帰分析 | 住宅、オフィス、およびその他の用途の建物の面積；教育、宿泊、食事、娯楽、商業、医療施設の数；バス路線数 |
|     | 角野 (2014)       | カード利用者数    | 重回帰分析         | 人口、バス停までの距離、駅までの距離                                  |
|     | Cardozo (2012)  | バス停乗車人数    | 地理的加重回帰       | 土地利用、道路密度、地下鉄の駅、バス系統の数                              |

## 3 使われたデータ

本研究では 2019 年から 2020 年における熊本市のバス IC カードデータを利用し、2019 年と 2020 年のバス停の乗車人数を従属変数として分析する。分析対象は熊本市に存在するバス停である。

データを整理する手順は：①劉（2022）により、バス停の位置を特定し、2019 年と 2020 年のバス停の乗車人数を抽出する。②バス停を中心としたバッファを半径 800m 徒歩圏（人が歩く速度を 80m/min と仮定し、徒歩 10 分）<sup>2</sup>と設定し、バッファ内の各独立変数の数を確認する。

2019 年と 2020 年のバス停の乗車人数を従属変数としてモデルを推定するが、独立変数は先行研究を参考に表 2 の潜在変数を利用する。

表 2 の潜在変数は以下から入手した。人口のデータは熊本市統計情報室<sup>3</sup>の人口統計表（2018 年）から収集した。地価のデータは国土交通省の都道府県地価調査データ<sup>4</sup>（2019 年と 2020 年）から収集した。飲食施設から医療施設までの変数は POI のデータであり、Google マップの API を用いて、地図上の施設情報をスクレイピングした（2019 年）。POI のデータを用途別都市機能施設に分類した。分類の詳細は付表で示す。バス停の特性のデータは QGIS/ArcGIS で計算する。なおバス停の位置情報は劉（2022）による。

表 2 潜在変数

| 変数   | 説明                                  |
|------|-------------------------------------|
| 人口   | バス停周辺の半径 800m 圏内の人口                 |
| 地価   | バス停周辺の半径 800m 圏内の地価の平均値             |
| 飲食施設 | バス停周辺の半径 800m 圏内のレストラン、喫茶店等数        |
| 教育施設 | バス停周辺の半径 800m 圏内の小学校、中学校、高校、大学等の数   |
| 宿泊施設 | バス停周辺の半径 800m 圏内のホテル、旅館等の数          |
| 商業施設 | バス停周辺の半径 800m 圏内のコンビニ、ショッピングセンター等の数 |
| 医療施設 | バス停周辺の半径 800m 圏内の病院、診療所、歯科診療所数      |
| 公的施設 | バス停周辺の半径 800m 圏内の国の機関、地方公共団体、消防署等の数 |
| 市街地  | バス停から市街地までの距離                       |
| バス停  | バス停周辺の半径 800m 圏内のバス停数               |

各潜在変数の説明は以下の通り：人口は各バス停から800m以内の人口である。人口のデータは500mのメッシュデータである（図2）。

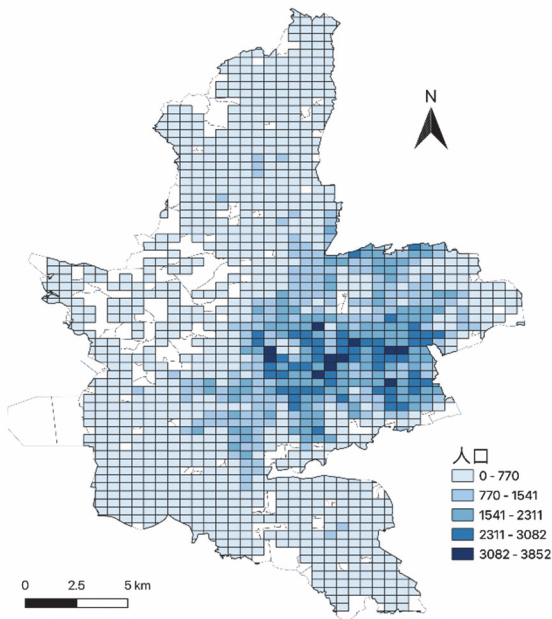


図2 人口の分布

地価は各バス停から800m圏内の地価の平均である。地価のデータはIDW内挿法により、地価調査データを基にして、熊本市内の未知の値を推定した（図3）。

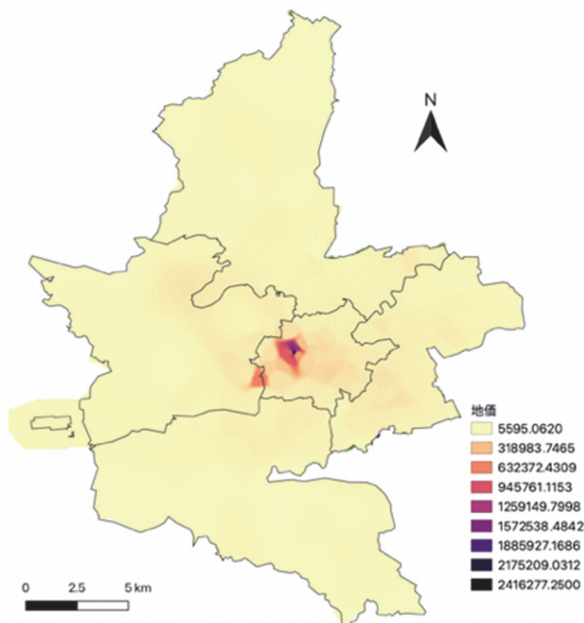


図3 地価のデータ

POIのデータを用途別に基づいて、7種類に分類した。飲食施設はPOIのデータより、バス停から800m圏内のレストラン等を抽出した（図4）。教育施設はPOIのデータより、

バス停から800m以内の小学校、中学校、高校、大学を抽出した（図4）。宿泊施設はPOIのデータより、バス停から800m以内のホテルを抽出した（図4）。商業施設、医療施設、公的施設も同様である。

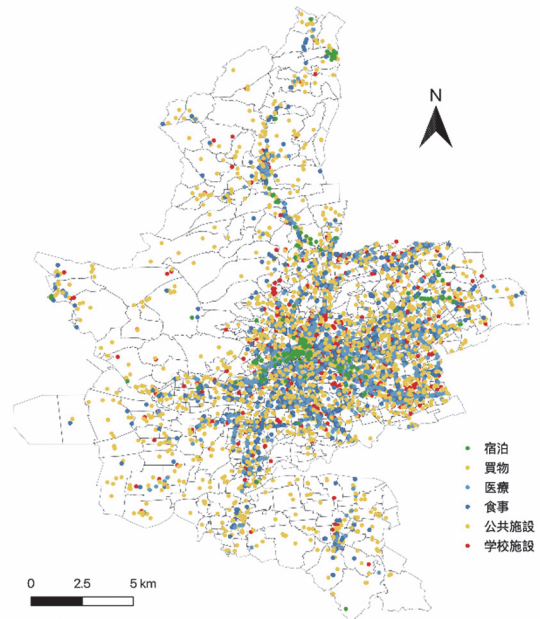


図4 POIの分布

市街地は各バス停から市街地までの距離である。市街地のバス停は市街地までの距離が0である。市街地の範囲は図5で示す。



図5 中心市街地の範囲

バス停は各バス停から800m圏内のバス停数である。各バス停の分布は図6で示す。

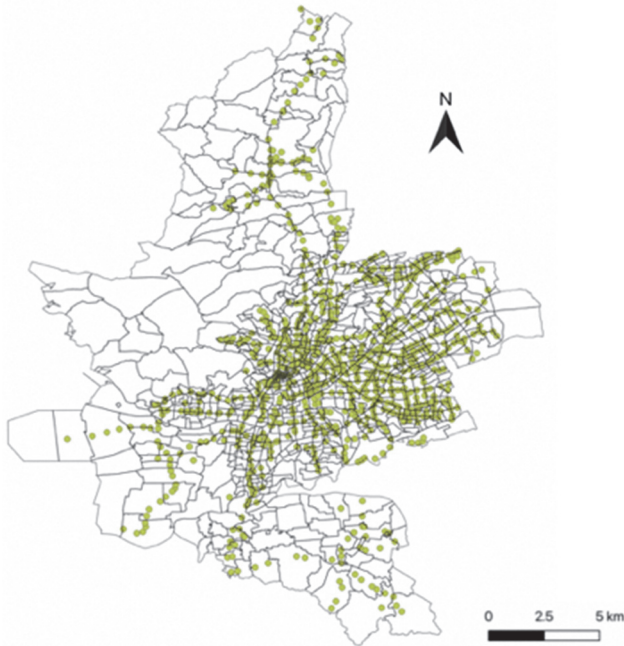


図6 バス停の分布

以上の変数はバス停を中心としたバッファを半径 800m 圏内と設定している。各バス停の 800m 圏域の分布は図7で示す。



図7 バス停の 800m 圏域

## 4 分析方法

### 4.1 地域格差を確認する：空間的自己相関

地理的加重回帰を行う前に、地域格差があるかどうかを確認する必要がある。地域格差の分析では距離によるデータの類似性を検定する空間的自己相関指標があり、本研究では最もよく知られる Moran's I 統計量を用いる。Moran's

I 統計は、次の様に計算される。

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2}$$

ここで、 $n$  はサンプル数、 $z$  はサンプルの平均値からの偏差（観測値と観測値の平均の差）である。 $w_{ij}$  は空間重み行列と呼ばれ、サンプル  $i$  とサンプル  $j$  間の空間的な関連性の重みづけを示す行列である。 $S_0$  は基準化定数である。 $S_0$  の計算方法は以下の通りである。

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$$

### 4.2 影響要因を特定する：通常回帰と地理的加重回帰

通常回帰モデル (OLS) とパラメータの推定値は以下の式で定式化される。

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^{\infty} \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i$$

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

従属変数と独立変数との関係には、空間的に変動する係数の空間的異質性というものがある。しかし、従来の OLS 等の回帰分析では、こうした空間的異質性を除外し従属変数と独立変数の関係から平均的な係数を推計する。本研究で採用する地理的加重回帰 (GWR) は、係数の空間的変動を考慮したモデルである。

GWR 及びパラメータの推定値は以下の式で定式化される。

$$y_i = \beta_{i0} + \sum_{k=1}^{\infty} \beta_{ik} x_{ik} + \varepsilon_i$$

$y_i$  は従属変数を表し、バス停  $i$  が減少した人数である。 $x_{ik}$  はバス停  $i$  における  $k$ th の潜在変数、 $\beta_{ik}$  はバス停  $i$  における  $k$ th のパラメータを表す。GWR では各バス停を中心とする局所的なパラメータを推定するために、バス停  $i$  への距離に応じて重み付けが行われる。 $\varepsilon_i$  は誤差項を表す。 $\beta_i$  の加重最小二乗法による推定値  $\hat{\beta}_i$  は以下のように定式化される。

$$\hat{\beta}_i = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Y$$

ここで、 $W_i$  はバス停  $i$  における  $n \times n$  の重み付け行列であり、対角成分は  $W_{ij}$ 、非対角成分は 0 として定式化される。 $W_{ij}$  は  $i$  ( $i=1, \dots, n$ ) 番目のバス停を基準に  $j$  ( $j=1, \dots, n$ ) 番目のバス停にどの程度重みを与えるかを表す量である。

しかし GWR モデルの欠点として、全ての独立変数で同じのバンド幅 (Bandwidth) を使用しているため、モデルが不安定になる問題が指摘されている。そこで、本研究は GWR モデルだけではなく、回帰係数ごとにバンド幅を推定する多尺度地理的加重回帰 (MGWR) も行った。

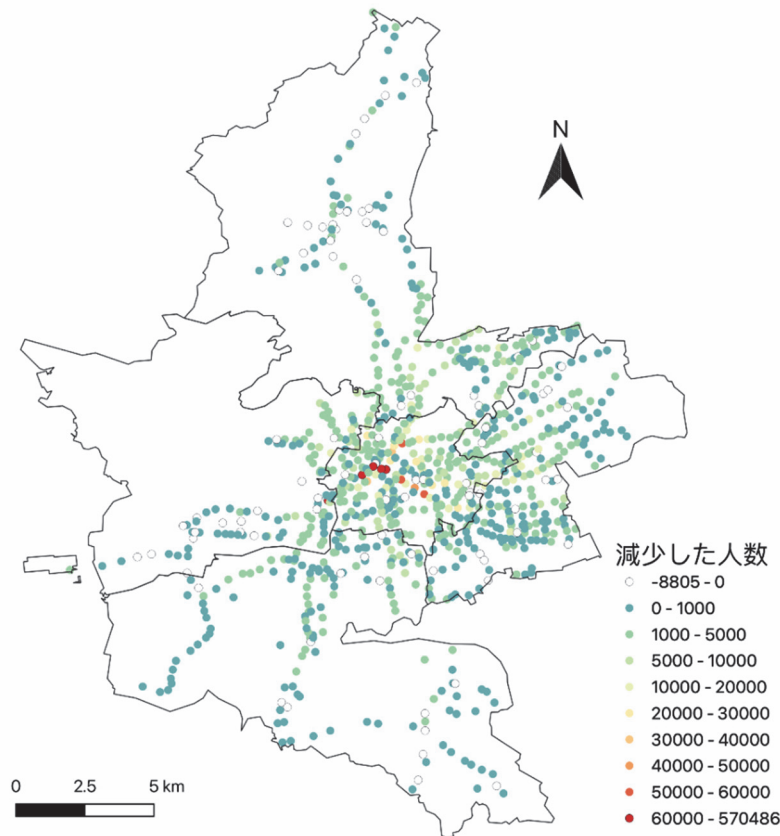


図8 バス停の分布

多尺度地理的加重回帰 (MGWR) 及びパラメータの推定値は以下の式で定式化される。

$$y_i = \beta_{i0} + \sum_{k=1}^{\infty} \beta_{bwik} x_{ik} + \varepsilon_i$$

$\beta_{bwik}$  の bw は調整するために使用されるバンド幅を表す。

## 5 結果

### 5.1 乗車人数の変化の結果

コロナ禍の影響により減少したバス停の乗車人数の計算式と結果は以下通りである。

$$y_i = y_{i2020} - y_{i2019}$$

$y_i$  : バス停 i の減少した乗車人数

$y_{i2019}$  : 2019 年にバス停 i の乗車人数

$y_{i2020}$  : 2020 年にバス停 i の乗車人数

バス停の分布と各バス停の減少人数は図8と図9で表している。バス停のデータは、ICカードデータとバス停の経緯度データを組み合わせた時に、外れ値を除いた結果である。図8を見ると、中心市街地のバス停の乗車人数は大きく減少したことが分かる。また、乗車人数の減少が20000人以上のバス停は中央区に集中していることが分かる。し

かし、2019年より乗車人数が増えたバス停もある（白いポイント）。乗車人数が増加したバス停は集中分布ではなく、ランダム分布となっている。図9のヒストグラム（縦軸に度数、横軸に階級をとった統計グラフ）を見ると、乗車人数の減少が0～20000人のバス停が最も多かった。また、10万以上減少したバス停は4つあり、その中の一つは減少人数が60万に近いことが分かる。

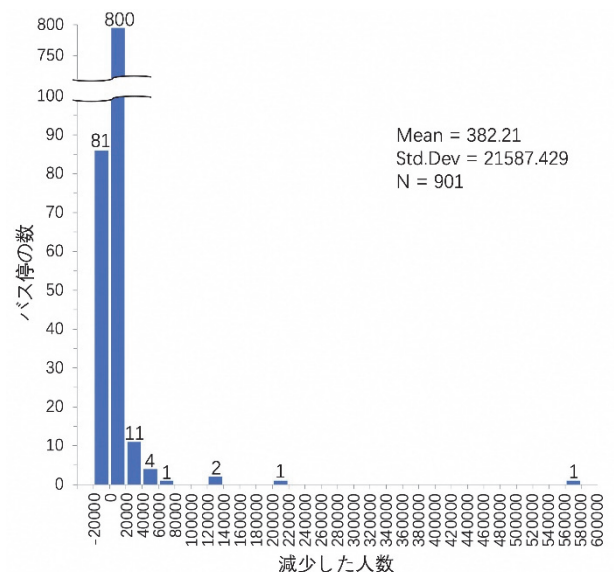


図9 減少した人数別のバス停数

## 5.2 影響要因を特定する：通常回帰モデル (OLS)

表3は統合（2019と2020）、2019年、2020年の最小二乗法による回帰モデル(OLS)の結果である。この分析にはSPSSを用いた。結果は標準化された後の結果である。各OLSモデルの決定係数 $R^2$ は0.171、0.165と0.183となり、モデル検定量AICは2389.09、2392.165、2375.097である。モデルに投入した10変数のうち、7変数で有意水準が0.1未満の係数を得られた。表3を見ると、各モデルの変数の符号（正負）は同じである。その中に、地価、飲食施設の立地、バス停の立地、市街地からの距離は乗車人数と負の関係があることが示されている。教育施設の立地、宿泊施設の立地、医療施設の立地は乗車人数と正の関係があることが示されている。また、3つのモデルの係数（標準化）を見ると、医療施設の立地は乗車人数に強く影響している。

しかし2019年と2020年で、同じ変数の係数の値に大きな差は生じていないように見えるが、係数の大きさを直接比較することができない。

表3 OLSの結果

| 変数        | 統合モデル<br>(P 値)    | 2019 年 (P<br>値)   | 2020 年(P<br>値)    |
|-----------|-------------------|-------------------|-------------------|
| Intercept | 0.000<br>(0.000)  | 0.000<br>(0.000)  | 0.000<br>(0.000)  |
| 地価        | -0.182<br>(0.002) | -0.187<br>(0.029) | -0.178<br>(0.036) |
| 飲食施設      | -0.246<br>(0.000) | -0.213<br>(0.005) | -0.287<br>(0.000) |
| 教育施設      | 0.242<br>(0.000)  | 0.201<br>(0.001)  | 0.267<br>(0.000)  |
| 宿泊施設      | 0.131<br>(0.001)  | 0.100<br>(0.087)  | 0.178<br>(0.002)  |
| 医療施設      | 0.447<br>(0.000)  | 0.470<br>(0.000)  | 0.414<br>(0.000)  |
| バス停       | -0.191<br>(0.000) | -0.186<br>(0.005) | -0.177<br>(0.007) |
| 市街地からの距離  | -0.183<br>(0.000) | -0.194<br>(0.000) | -0.185<br>(0.000) |
| $R^2$     | 0.171             | 0.165             | 0.183             |
| AIC       | 2389.09           | 2392.165          | 2375.097          |
| サイズ       | 1789              | 894               | 893               |

## 5.3 どの変数において差異が生じるか：Chow 検定

前述のように、2つの回帰モデルの係数の大きさを直接比較することができない。本節ではChow 検定(Chow, 1960)を利用し、2019年と2020年のどの変数の係数が統計的に異なるかを検証する。Chow 検定は2つの回帰モデルの係数が等しいかどうかのテストである。

まず2019年と2020年をダミー変数（2019を0；2020を1）と設定し、ダミー変数と各変数の交差項を統合モデルに組み込む。各変数と交差項を線形回帰モデルに入れる。ダミー変数と各変数の交差項のp値が0.1未満の場合は、その変数が統計的に異なると判断する。交差項を含むモデルの結果は表4に示す。表4を見ると、統計的に有意な差が見られた変数は飲食施設、教育施設、宿泊施設、医療施設である。

表4 交差項を含むモデルの結果

| 変数         | 係数     | P 値   |
|------------|--------|-------|
| Intercept  | 0.000  | 0.000 |
| 地価         | -0.166 | 0.051 |
| 飲食施設       | -0.247 | 0.000 |
| 教育施設       | 0.270  | 0.000 |
| 宿泊施設       | 0.155  | 0.007 |
| 医療施設       | 0.369  | 0.000 |
| バス停        | -0.185 | 0.004 |
| 市街地からの距離   | -0.161 | 0.000 |
| 年          | 0.590  | 0.000 |
| 地価×年       | -0.029 | 0.133 |
| 飲食施設×年     | 0.032  | 0.026 |
| 教育施設×年     | -0.048 | 0.004 |
| 宿泊施設×年     | -0.036 | 0.023 |
| 医療施設×年     | 0.090  | 0.007 |
| バス停×年      | -0.012 | 0.224 |
| 市街地からの距離×年 | -0.044 | 0.135 |
| $R^2$      | 0.176  |       |

## 5.4 地域格差を確認する：Moran' s I 統計量

本研究では各変数が地理的に異なるかどうかを検証する。しかし、地理的モデルを構築する前に、各変数は地域格差があるかどうかを判断する必要があるため、Moran' s I 統計量を用いて地域格差を分析する。今回の分析に関してはソフト GeoDa を使用することにする。表5はGeoDa で計算

した Moran' s I 統計量の結果であり、全項目が統計的に有意である。Moran' s I 統計量の数値が 1 に近ければ近いほど、正の空間的自己相関の存在を表すことになる。逆に 0 に近ければ、空間的に無相関を意味する。各変数の統計量は、地価 0.941、教育施設 0.915、医療施設 0.924、市街地からの距離 0.978 である。これらは全て 0.9 以上であるため、正の空間的自己相関が高い。他の項目の Moran' s I 統計量は、正の空間的自己相関が比較的高く、類似したデータの集積性が高い。今回の計算結果では、統計的に有意な地域格差がある。したがって、地理的加重回帰モデル分析を行う意味がある。

表 5 Moran' s I 統計量

| 変数       | Moran' s I<br>統計量 | 統計量標<br>準偏差 | P 値   | Z 値    |
|----------|-------------------|-------------|-------|--------|
| 人口       | 0.877             | 0.0190      | 0.001 | 46.154 |
| 地価       | 0.941             | 0.0195      | 0.001 | 48.293 |
| 飲食施設     | 0.880             | 0.0194      | 0.001 | 45.488 |
| 教育施設     | 0.915             | 0.0189      | 0.001 | 48.658 |
| 宿泊施設     | 0.865             | 0.0193      | 0.001 | 44.788 |
| 商業施設     | 0.890             | 0.0193      | 0.001 | 46.183 |
| 医療施設     | 0.924             | 0.0192      | 0.001 | 48.292 |
| 公的施設     | 0.876             | 0.0186      | 0.001 | 47.101 |
| 市街地からの距離 | 0.978             | 0.0189      | 0.001 | 51.886 |
| バス停      | 0.899             | 0.0188      | 0.001 | 48.035 |

表 6 2019 年 GWR と MGWR の結果

| 変数             | GWR     |       |        |        |        | MGWR    |       |        |        |        |
|----------------|---------|-------|--------|--------|--------|---------|-------|--------|--------|--------|
|                | 平均      | 標準偏差  | 最小値    | 中央値    | 最大値    | 平均      | 標準偏差  | 最小値    | 中央値    | 最大値    |
| Intercept      | -0.020  | 0.078 | -0.154 | -0.027 | 0.120  | -0.001  | 0.181 | -0.267 | -0.000 | 0.517  |
| 地価             | -0.254  | 0.040 | -0.322 | -0.027 | -0.122 | -0.259  | 0.002 | -0.264 | -0.259 | -0.256 |
| 飲食施設           | -0.163  | 0.030 | -0.242 | -0.160 | -0.113 | -0.190  | 0.001 | -0.192 | -0.190 | -0.189 |
| 教育施設           | 0.197   | 0.058 | 0.091  | 0.201  | 0.319  | 0.103   | 0.003 | 0.097  | 0.103  | 0.108  |
| 宿泊施設           | 0.090   | 0.040 | 0.010  | 0.088  | 0.196  | 0.129   | 0.001 | 0.125  | 0.129  | 0.130  |
| 医療施設           | 0.447   | 0.022 | 0.414  | 0.439  | 0.501  | 0.446   | 0.003 | 0.439  | 0.446  | 0.451  |
| バス停            | -0.19   | 0.046 | -0.311 | -0.177 | -0.114 | -0.095  | 0.003 | -0.102 | -0.095 | -0.090 |
| 市街地からの距離       | -0.347  | 0.085 | -0.459 | -0.375 | -0.152 | -0.237  | 0.008 | -0.250 | -0.239 | -0.209 |
| R <sup>2</sup> | 0.190   |       |        |        |        | 0.212   |       |        |        |        |
| AIC            | 2383.05 |       |        |        |        | 2364.53 |       |        |        |        |

## 5.5 地理的モデルを構築する：地理的加重回帰

表 6 と表 7 は地理的加重回帰モデル (GWR) と多尺度地理的加重回帰モデル (MGWR) の結果である。分析のソフトはアリゾナ州立大学が開発した MGWR 2.2.1 である。結果は標準化された後の結果である。ここでモデルを比較すれば、AIC をモデル比較の基準とした場合、モデルの AIC が小さければ、モデルへの当てはまりが改善していると診断されることになる。R<sup>2</sup> をモデル比較の基準とした場合、モデルの決定係数 R<sup>2</sup> が大きければ、モデルへの当てはまりが改善していると診断されることになる。

表 6 は 2019 年の GWR と MGWR の結果である。表 3 と表 6 を見ると、GWR モデルの決定係数 R<sup>2</sup> は OLS の 0.165 から 0.19 へ増加し、モデル検定量 AIC は OLS モデルの 2392.165 から 2383.05 と減少した。OLS モデルよりモデルへの当てはまりが改善している。また MGWR モデルの決定係数 R<sup>2</sup> は 0.212 で、モデル検定量 AIC は 2364.53 である。MGWR は GWR よりモデルへの当てはまりの改善効果をもっと良いことが分かる。各変数の係数に注目すると、OLS による 1 つの係数を推定するのに対して、GWR と MGWR モデルの係数がバス停により推定する。これは各変数の影響は空間的に異なることを示している。また表 3 と表 6 の各変数の係数を比較すると大きさが変わったが、係数の符号は統一していることが分かる。

表7 2020 年 GWR と MGWR の結果

| 変数             | GWR     |       |        |        |        | MGWR    |       |        |        |        |
|----------------|---------|-------|--------|--------|--------|---------|-------|--------|--------|--------|
|                | 平均      | 標準偏差  | 最小値    | 中央値    | 最大値    | 平均      | 標準偏差  | 最小値    | 中央値    | 最大値    |
| Intercept      | -0.023  | 0.069 | -0.143 | -0.034 | 0.115  | 0.000   | 0.162 | -0.224 | -0.020 | 0.462  |
| 地価             | -0.233  | 0.038 | -0.292 | -0.237 | -0.117 | -0.251  | 0.002 | -0.255 | -0.251 | -0.247 |
| 飲食施設           | -0.259  | 0.024 | -0.317 | -0.257 | -0.217 | -0.287  | 0.001 | -0.288 | -0.287 | -0.286 |
| 教育施設           | 0.269   | 0.056 | 0.161  | 0.275  | 0.383  | 0.187   | 0.003 | 0.180  | 0.186  | 0.192  |
| 宿泊施設           | 0.185   | 0.038 | 0.092  | 0.186  | 0.274  | 0.219   | 0.002 | 0.212  | 0.219  | 0.220  |
| 医療施設           | 0.384   | 0.013 | 0.366  | 0.379  | 0.412  | 0.395   | 0.003 | 0.388  | 0.395  | 0.399  |
| バス停            | -0.174  | 0.036 | -0.267 | -0.167 | -0.111 | -0.087  | 0.003 | -0.094 | -0.087 | -0.082 |
| 市街地からの距離       | -0.323  | 0.073 | -0.407 | -0.35  | -0.152 | -0.221  | 0.007 | -0.232 | -0.222 | -0.200 |
| R <sup>2</sup> | 0.204   |       |        |        |        | 0.222   |       |        |        |        |
| AIC            | 2369.59 |       |        |        |        | 2355.15 |       |        |        |        |

表7は2020年のGWRとMGWRの結果である。表3と表7を見ると、GWRモデルの決定係数 $R^2$ はOLSモデルの0.183から0.204へ増加し、モデル検定量AICはOLSモデルの2375.097から2369.59と減少した。OLSモデルよりモデルが改善されている。またMGWRモデルの決定係数 $R^2$ は0.222で、モデル検定量AICは2355.15である。MGWRはGWRよりモデルがさらに改善されていることが分かる。また表7の各変数の係数は表3と比べて変わったが、係数の符号は統一していることが分かる。

これからMGWRを利用して各変数の係数の空間分布を可視化することで、地域的な差異を考察する。しかし、2つモデルの係数の大きさを比較することができないので、ここで空間分布の特性を比較する。また、各係数の大きさは違うので、凡例のスケールを統一していない。図10～16にMGWRモデルより得られた係数の地域分布を表す。図10～16の色が濃い地域ほど係数が高く、色が薄い地域ほど係数が低い。

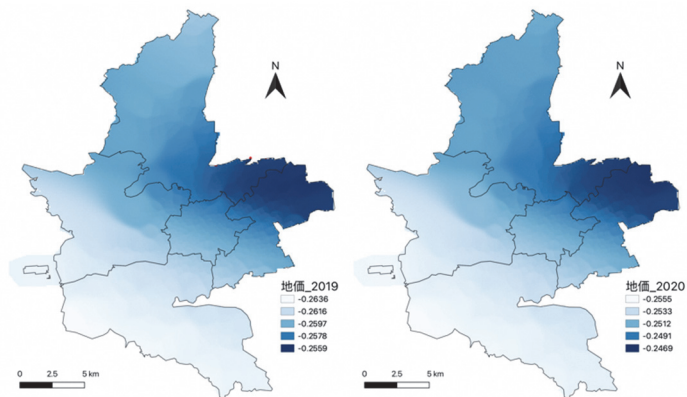


図10 地価の地域分布（左：2019、右：2020）

図10は地価の係数の地域分布である。地価という変数は乗車人数と負の関係がある。これは、地価が高い地域ほど乗車人数は少なくなる確率が高くなるという関係にある。図10を見ると、2019年と2020年のMGWRの地価の係数は熊本市の東北側では大きく、西南側では小さい。2019年と2020年の地域分布はあまり変わらないことが分かる。

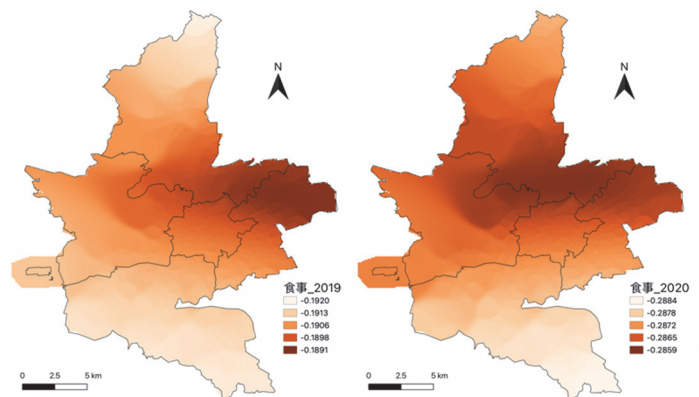


図11 飲食施設の地域分布（左：2019、右：2020）

図11は飲食施設の係数の地域分布である。飲食施設の立地も乗車人数と負の関係がある。これは、バス停から800m以内のレストランの数が多い地域ほど乗車人数は少なくなる確率が高くなるという関係にある。図11を見ると2019年と2020年の飲食施設の地域分布は変わった。2019年の飲食施設の係数は熊本市の北側と南側では中部よりやや小さく、乗車人数に与える影響がやや小さい。2020年の係数は熊本市の北側と中部の分布が2019年と比べて変わった。コ

コロナ禍の影響でバスを乗って食事に行く人が少なくなることが原因と考えられる。

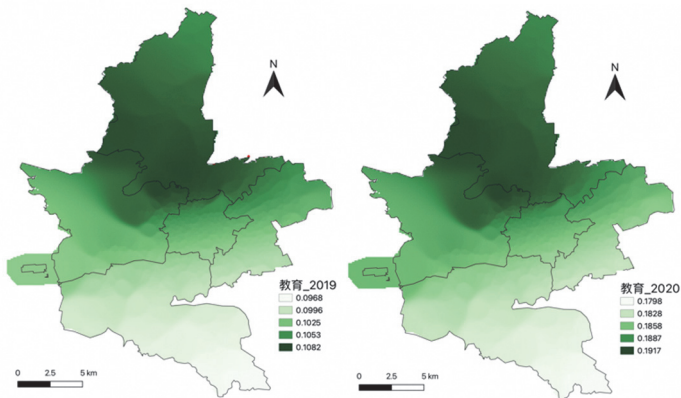


図12 教育施設の地域分布（左：2019、右：2020）

図12は教育施設の係数の地域分布である。教育施設の立地は乗車人数と正の関係がある。これは、バス停から800m以内の学校の数が多い地域ほど乗車人数は多くなる確率が高くなるという関係にある。図12を見ると、2019年と2020年の教育施設の地域分布はほぼ一緒である。2019年と2020年のMGWRの教育施設の係数は熊本市の北側では大きく、南側では小さい。

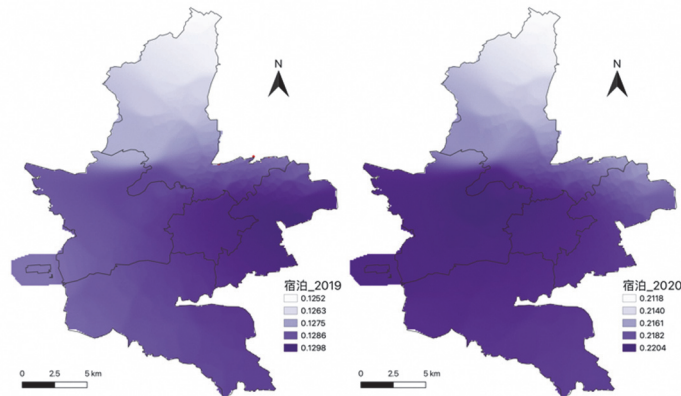


図13 宿泊施設の地域分布（左：2019、右：2020）

図13は宿泊の係数の地域分布である。宿泊施設の立地は乗車人数と正の関係がある。これはバス停から800m以内のホテルの数が多い地域ほど乗車人数は多くなる確率が高くなるという関係にある。図13を見ると2019年と2020年の宿泊の係数は教育施設と逆で、市の南では大きく、北では小さい。また、2020年の宿泊の係数の赤の分布は2019年より東西側が逆になった。県外から熊本市に来る人が少なくなったため、宿泊の人が減少したことが原因と考えられる。

図14は医療施設の係数の地域分布である。係数を見ると、医療施設の数乗車人数に強く関係している。また医療施

設の立地は乗車人数と正の関係がある。これは、バス停から800m以内の病院の数が多い地域ほど乗車人数は多くなる確率が高くなるという関係にある。図14を見ると2019年と2020年の医療施設の地域分布はほぼ一緒である。医療施設の係数は熊本市の東北側では大きく、西南側では小さい。

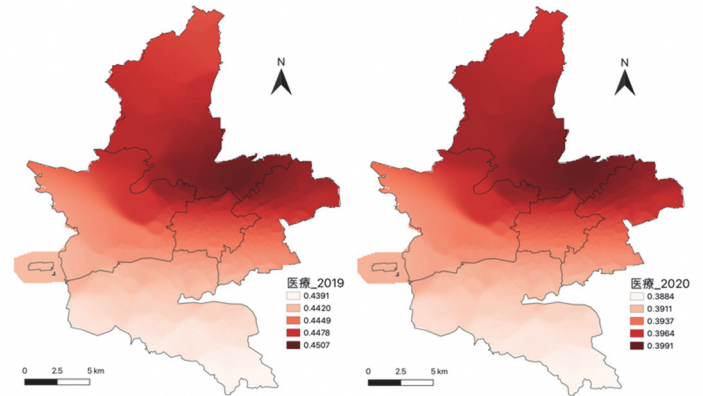


図14 医療施設の地域分布（左：2019、右：2020）

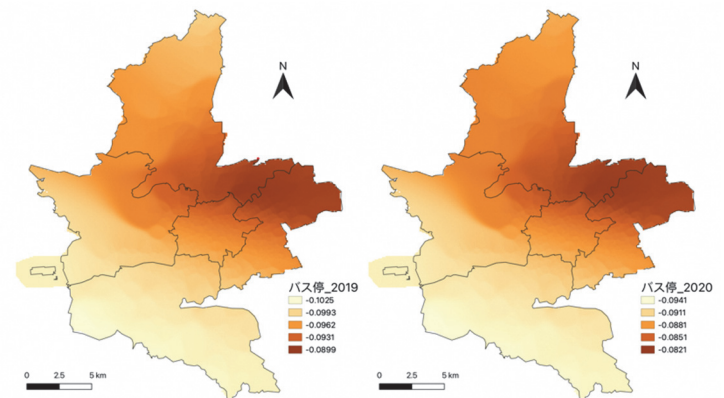


図15 バス停の地域分布（左：2019、右：2020）

図15はバス停の係数の地域分布である。バス停の立地は、乗車人数と負の関係がある。これはバス停の数が多い地域ほどバス停の乗車人数は少なくなる確率が高くなる関係がある。図15を見ると、バス停の係数は熊本市の東北側では大きく、西南側では小さい。2019年と2020年の地域分布はあまり変わらないことが分かる。

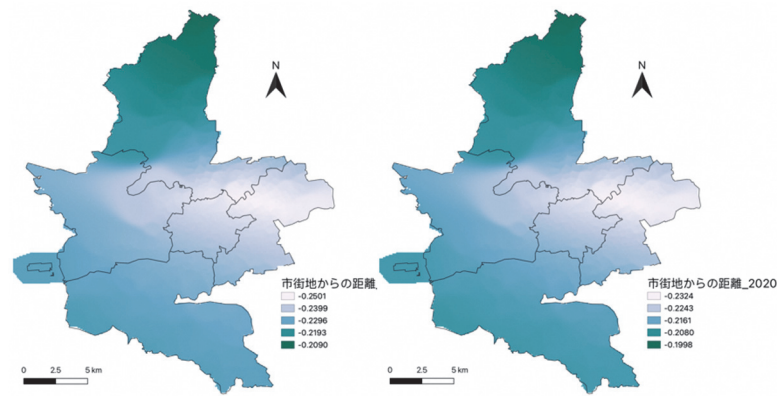


図16 市街地からの距離の地域分布（左：2019、右：2020）

図 16 は市街地まで距離の係数の地域分布である。中心市街地までの距離は乗車人数と負の関係がある。つまり、バス停が中心市街地からの距離が遠い地域ほど乗車人数は少なくなる傾向が見られた。図 16 を見ると、2019 年と 2020 年の市街地からの距離の地域分布はほぼ一緒である。中心市街地からの距離は熊本市の北側では大きく、中部と南側では小さい。

2019 年と 2020 年の各変数の空間分布をみると、飲食施設と宿泊施設以外は、あまり変わらないことが分かる。しかし、2019 年の MGWR の結果から、医療施設、地価、市街地からの距離はバス乗車人数に与える影響が大きい（係数の平均値と中央値が大きい）。2020 年の場合、大きな影響を与える要因は医療施設、飲食施設、地価となった。飲食施設は市街地からの距離の代わりになった。これはコロナ禍の影響で、飲食店に行く人が少なくなったため、飲食施設の負の影響が強くなることに起因すると考えられる

## 6. 結論

本研究は熊本市におけるバス停単位に着目し、空間統計分析を用い、2019 年と 2020 年のバス停乗車人数の要因が異なるかどうかを明らかにした。まず OLS の結果から、バス停乗車人数に統計的に有意な要因は地価、飲食施設、教育施設、宿泊施設、医療施設、バス停と市街地からの距離であることが分かった。次に Chow 検定の結果から、2019 年と 2020 年を比較すると、飲食施設、教育施設、宿泊施設、医療施設が統計的に異なることが分かった。そして空間統計分析モデルは OLS モデルより回帰式の当てはまりが改善していることが分かった。最後に MGWR モデルを用いることで、バス停乗車人数に与える影響の地域格差を明らかにし、2020 年の飲食施設と宿泊施設の係数の地域分布は 2019 年と比べて変化していることが分かった。

2020 年の各変数の地域分布は 2019 年より少し変わったが、大きな変化はない。熊本市の南に比べて北では教育施設、中心市街地からの距離がバス乗車人数の減少に与える影響は大きいと言える。地価、医療施設とバス停の係数は熊本市の東北では大きく、西南では小さい。また熊本市の南と中央部では宿泊施設の係数が大きく、北に比べて南では宿泊施設の立地がバス乗車人数の減少に与える影響が大きいと言える。一方で、飲食施設の係数は北と南では中央部より小さく、バス乗車人数の減少に与える影響が小さい。

この結果を踏まえ、バス利用促進に関する施策を取り組む際には、地価、飲食施設の立地、教育施設の立地、宿泊施設の立地、医療施設の立地、バス停の立地、市街地からの距離を考える必要があることが示唆される。特にコロナ禍でバス網の再編（バスの運転路線や便数などの設計）を立案する際には、飲食施設の立地と宿泊施設の立地（Chow 検定と MGWR 両方の結果）を特に考える必要がある。

今後の課題としては利用者のグループ（年齢層や利用頻度など）を識別し各グループの詳細な分析を行う必要がある。

## 謝辞

本稿では、共同経営推進室（九州産交バス・産交バス・熊本バス・熊本電鉄・熊本都市バス）より貴重なデータをご提供いただきました。ここに記して謝意を表します。

### （参考文献）

- (1) Chakour, V., Eluru, N. (2016) “Examining the influence of stop level infrastructure and built environment on bus ridership in Montreal”, *Journal of Transport Geography*, 51, 205-217.
- (2) Taylor B.D., Fink CNY. (2013) “Explaining transit ridership: What has the evidence shown?”, *Transportation Letters*, Volume 5(1), 15-26.
- (3) 劉強 (2022) 「コロナ禍のバス利用の時空間変動に関する研究」、『熊本都市政策』vol.7、89-98
- (4) Hu X., Zhao L., Wang W. (2015) “The relationship between urban form and station boardings for Bogotas BRT”, *Advances in Mechanical Engineering*, 7(3).
- (5) 中振昇、三木良雄 (2017) 「路線バスにおける需要刺激要因に基づく利用者予測モデルの検討」、『経営情報学会・全国研究発表大会要旨集論文集』1-9
- (6) Thompson G., Brown J., Bhattacharya T. (2012) “What really matters for increasing transit ridership: Understanding the determinants of transit ridership demand in Broward County, Florida”, *Urban Studies*, 49(15), 3327-3345.
- (7) Zhao J., Deng W. (2013) “What influences metro station ridership in China? Insights from Nanjing”, *Cities*, 35.
- (8) 角野淳、猪井博登、土井健司 (2014) 「交通系 IC カードデータを用いた路線バス需要予測」、『土木計画学研究・講演集(CD-ROM)』
- (9) Brunson C., Fotheringham A. S., Charlton M. E. (1996) “Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring

Spatial Nonstationarity”, *Geographical Analysis*, 28(4): 281-298.

(10) Cardozo R. (2012) “Induced travel demand: Research design, empirical evidence, and normative policies”, *Journal of Planning Literature*, 17.

(11) Jun M., Choi K. (2015) “Land used characteristics of subway catchment areas and their influence on subway ridership in Seoul”, *Journal of transport Geography*, 48.

(12) 国土交通省 (2014) 「都市構造の評価に関するハンドブック」、  
<https://www.mlit.go.jp/common/001104012.pdf>

(13) Chow, Gregory C. (1960) “Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions”, *Econometrica* 28 (3): 591-605. doi:10.2307/1910133. JSTOR 1910133.

<sup>1</sup> POI は、「Point of Interest」の略であり、直訳すると「興味のあるポイント」だが、「地図上の特定のポイント（地点）」のことを指し、地図上で表現できるポイント（地点）であれば、世の中に存在するあらゆるものが POI になりえる。—— ESRI ジャパン

<sup>2</sup> 「徒歩圏」は、一般的な徒歩圏である半径 800mを採用する。出典：国土交通省 (2014)、参考文献 (12)。

<sup>3</sup> <http://tokei.city.kumamoto.jp/content/ASP/Jinkou/default.asp>  
 熊本市統計情報室 (2022. 02. 06 閲覧)

<sup>4</sup> <https://nlftp.mlit.go.jp> 国土交通省 (2022. 02. 01 閲覧)

劉 強 (熊本市都市政策研究所 博士研究員)

2016 年度に熊本大学自然科学研究科建築学専攻で修士 (工学) の学位を取得。2020 年度に熊本大学自然科学研究科の環境共生工学専攻で博士 (工学) の学位を取得。令和 2 (2020) 年度より現職。

付表 各 P O I の種類の説明

| POI  | 説明                                                                                                                                                                                                                               |
|------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 飲食施設 | レストラン、喫茶店、ファストフード、ファミリーレストラン、うどん・そば店、カレー店、ラーメン店、寿司屋、パスタ店、割烹・懐石、居酒屋、郷土料理、おでん屋、和食料理店、中華料理店、焼肉・韓国料理店、洋食料理店、インド料理店、タイ料理店、鳥料理店、海鮮料理店、とんかつ・串かつ料理店、うなぎ料理店、なべ料理店、ステーキハウス、パブ・ショーパブ、てんぷら料理店、ピザハウス、お好み焼屋、スシロー、回転寿司店、スナック・クラブ、バー・レストランバー、その他 |
| 教育施設 | 幼稚園、小学校、中学校、高校、大学、高等専門学校、短期大学、特別支援学校                                                                                                                                                                                             |
| 宿泊施設 | ホテル、旅館、民宿、その他                                                                                                                                                                                                                    |
| 商業施設 | コンビニ、スーパーマーケット、デパート、ショッピングモール、小売店、衣料品店、家電量販店、その他                                                                                                                                                                                 |
| 医療施設 | 病院、(一般) 診療所、歯科診療所                                                                                                                                                                                                                |
| 公的施設 | 国の機関、地方公共団体、厚生機関、警察機関、消防署、郵便局、福祉施設、保育所、その他                                                                                                                                                                                       |