

携帯位置情報データを用いた Causal ImpactによるCOVID-19の影響の検証

大森 優希¹・瀬谷 創²

¹非会員 神戸大学 大学院工学研究科 市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)
E-mail: 207t106t@stu.kobe-u.ac.jp

²正会員 神戸大学准教授 大学院工学研究科 市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)
E-mail: hseya@people.kobe-u.ac.jp (Corresponding Author)

新型コロナウイルスの流行や政府による流行防止対策により、人々の移動は短期間で大きく変化している。しかし、人の動きを捉える手段として主に用いられているパーソントリップ調査では、このような短期間の変化をとらえるのは困難である。一方、最近ではGPSなどによる個人個人の位置情報から移動パターンの短期間の変化をとらえることが可能になりつつある。本研究では、4次メッシュ集計のモバイル空間統計の滞在人口データを用いて、Causal Impactと呼ばれるトレンドや曜日効果を状態空間モデルの枠組みで考慮できる因果推論法により、神戸市の商業集積地において複数回の緊急事態宣言やGo To Eat等の各種イベントが与えた効果の分析を試みる。

Key Words : Causal Impact, COVID-19, Go To Eat

1. はじめに

COVID-19 が流行してから 1 年半が経過した。帝国データバンクの調べによれば、「新型コロナウイルス関連倒産」(法人および個人事業主)は、9月28日時点で、全国で2103件となっている。その中でも最上位は「飲食店」(359件)であり、営業時間短縮の要請や酒類提供の制限などもあり、非常に大きな影響を受けている。

そのような中、土木計画学では、COVID-19に関する土木計画学研究発表セミナーなど¹⁾、様々な研究が精力的に積み重ねられてきた。しかし、それらの多くは短期的な行動変化に着目したものであり、倒産のような中長期での影響を扱ったような研究は見られない。これについて、帝国データバンクや東京商工リサーチにより、定期的に新型コロナウイルス関連倒産状況が報告されているものの、それらは都道府県ごとの報告であり、市区町村、あるいはそれ以下の領域での詳細な影響は分かっていない。

本研究はこのような問題意識の下、比較的中長期について、モバイル空間統計を用いて4次メッシュ単位でCOVID-19が商店街などの商業集積地にもたらした影響を分析することを試みたものである。方法論としては、Causal Impactという因果推論法を用いる²⁾。この方法は、通常の統計的因果推論の方法³⁾と異なり、コントロール

群を設定しなくても、因果推論が可能になるという特長がある。言うまでもなく、COVID-19は、あらゆる地域の人々の生活行動に影響を与えているため、通常の仮定を満たすようなコントロール群は存在しないと思われる。

以下、第2章では、本研究で使用するデータと分析の概要について述べる。第3章では、本研究の方法論を説明し、第4章で推定結果について述べる。最後に第5章で、結論と今後の課題について述べる。

2. データと対象地域

(1) 使用データ

本研究で使用したデータは、モバイル空間統計(ドコモ・インサイトマーケティング)である。NTTドコモでは電話やメールなどをいつでもどこでも利用できるように、各基地局のエリアごとに所在する携帯電話を周期的に把握している。この仕組みを利用して携帯電話台数を集計し、地域ごとにNTTドコモの普及率を加味することで滞在人口を推計するのがモバイル空間統計である。モバイル空間統計を用いれば、日本全国において、1時間ごとの滞在人口を4次メッシュ(約500m四方)単位で把握することができる。本研究では、(2)で述べる商業集積地と重なる4次メッシュにおける2020年1月～

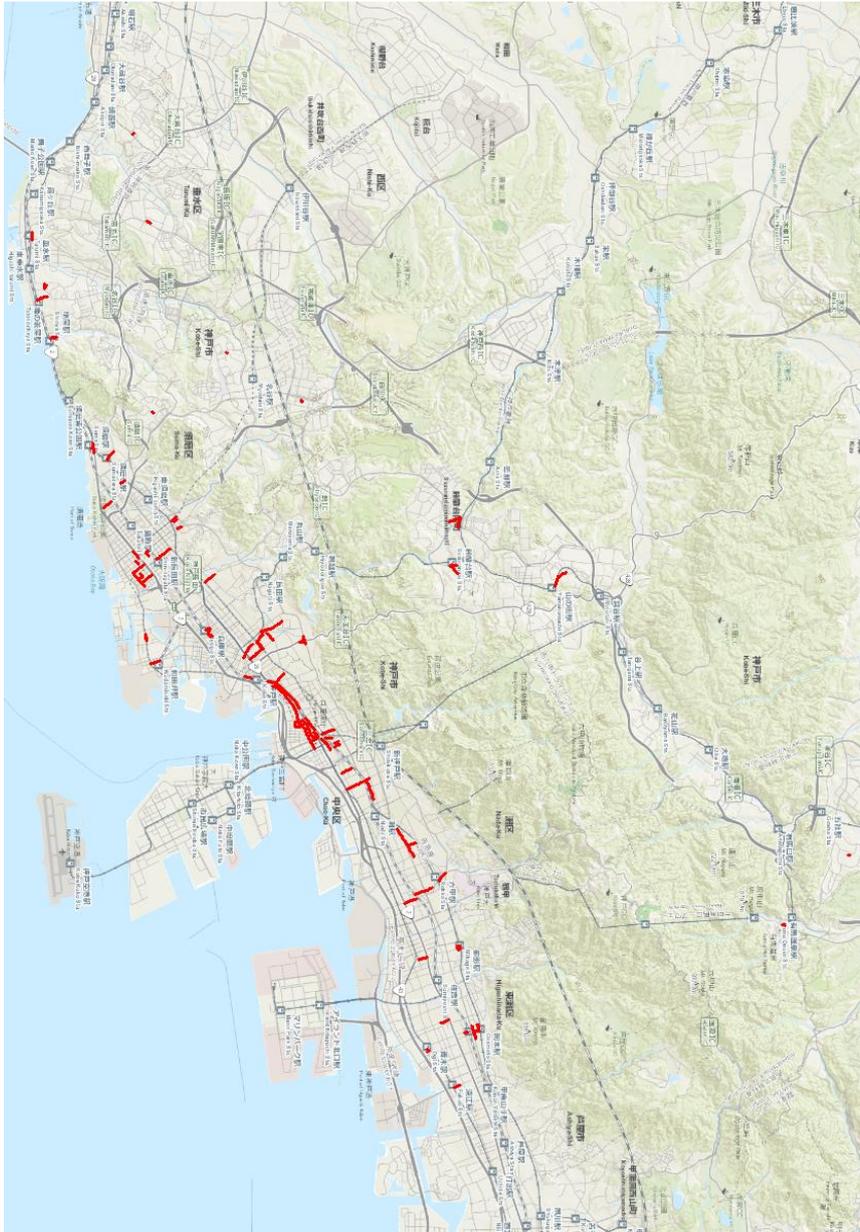


図-1 対象商店街の空間分布

2021年2月のデータを用いる。

(2) 対象地域

本研究で対象とするエリアは、兵庫県神戸市に存在する商店街である。具体的には、経済産業省の「平成26年商業統計調査立地環境特性別詳細情報」に掲載されている神戸市全137商業集積地のうち、大規模商業施設を除く商店街及び駅周辺商業集積地を対象とすることとした。その結果、75件が抽出された。以後、「商店街及び駅周辺商業集積地」を「商店街」と呼称する。

なお、商店街には厳密な定義があるわけではなく、空間的な範囲が不明である。瀬谷・安田(2018)⁴⁾は、実際に現地で商店街の総店舗数を計測し、前述の立地環境特性別詳細情報に掲載されている商店街毎の事業所数に、実測した商店街の総店舗数が最も近くなるように現地で

商店街の範囲を設定した(図-1)。

本研究では、この定義における商店街と重なる4次メッシュを分析対象とする。ただし、6か所のメッシュコードで夜間に人口がジャンプする異常値が確認されたため、その6か所を除外した77か所を対象とする(表-1)。

(3) 分析期間

本研究の分析対象期間は2020/1/1~2021/2/28である。2019年度のデータも入手したが、2020年1月に集計方法が変更されたことがあり、今回は使用しないこととした。

(4) 分析指標

分析の指標としては、絶対値差分の平均値

$$\bar{y}_{i,t} = \frac{|y_{i,t} - y_{i,t+1}|}{2} \quad (1)$$

表-1 対象4次メッシュ

メッシュコード			
513570543,	513570553,	513570554,	513570662,
513570782,	513570791,	513570793,	513570794,
513570821,	513570843,	513570883,	513570892,
513571701,	513571703,	513571813,	513571814,
513571814,	513571821,	513571823,	513571833,
513571834,	513571902,	513571911,	513571912,
523501031,	523501131,	523501132,	523501133,
523501133,	523501134,	523501141,	523501143,
523501222,	523501231,	523501233,	523501241,
523501242,	523501244,	523501253,	523501254,
523501351,	523501352,	523501353,	523501354,
523501363,	523501364,	523501461,	523501462,
523501463,	523501464,	523501572,	523501574,
523501583,	523501584,	523501591,	523501593,
523501604,	523501614,	523501682,	523501684,
523501691,	523501702,	523501712,	523501914,
523501923,	523502503,	523502504,	523502601,
523502603,	523502612,	523502614,	523502621,
523502622,	523502633,	523502712,	523502721,
523511594,	523511781,	523511783	

を用いることとした。ただし、 $y_{i,t}$ はメッシュ i 、時点 t の滞在人口を示す。本研究では、平均を 15 時~16 時に対してとった結果を報告する。

3. 分析方法

本研究では分析方法として **Causal Impact**^{2,5)}を使用する。**Causal Impact** とは、状態空間モデルを時空間モデルとする因果推論の方法である。状態空間モデルを式で表すと以下の式で表される。

$$y_{i,t} = \mu_{i,t} + c_{i,t} + \varepsilon_{i,t}, \quad (2)$$

ただし、 $\mu_{i,t}$ はローカルトレンド成分、 $c_{i,t}$ は週周期成分、 $\varepsilon_{i,t}$ は誤差成分 (i.i.d.ガウス分布) である⁹⁾。ここで、 $\mu_{i,t}$ は、

$$\mu_{i,t+1} = \mu_{i,t} + \xi_{i,t}, \quad (3)$$

と与えることができる。 $\xi_{i,t}$ は誤差成分 (i.i.d.ガウス分布) である。 $\varepsilon_{i,t}$ と $\xi_{i,t}$ の誤差分散の相対的な大きさによって、様々な時系列パターンが表現できる。また、 $c_{i,t}$ のような付加的な項も柔軟に付け加えることが可能である。**Causal Impact** における状態空間モデルは、各パラメータ



図-2 神戸市の新型コロナウイルス陽性者数の推移 (神戸市)

に事前分布を設定し、それを更新するベイズ推定の枠組みが用いられている。

パラメータがベイズ推定されれば、将来予測が可能になる。通常の因果推論がコントロール群を置くのとは異なり、**Causal Impact** は、イベントの事前・事後のデータを用いるフレームワークである。すなわち、事前データを用いて時系列モデルを構築し、事後の将来予測値を作成する。それと、イベントの影響を受けた事後の観測値を比較し、差分を計算することで、インパクトを推定する方法である。本研究では、次の指標を用いた。

$$n_i = \frac{\sum(y_{i,\bar{t}} - \hat{y}_{i,\bar{t}})}{\sum y_{i,\bar{t}}} \times 100 (\%), \quad (4)$$

ただし、 n_i は因果効果 (%) であり、 $\sum y_{i,\bar{t}}$ は事後期間の予測値の和、 $\sum(y_{i,\bar{t}} - \hat{y}_{i,\bar{t}})$ は事後期間の(観測値-予測値)の和を示す。**Causal Impact**は、事前期間のデータさえあれば、対前年同月同週同曜日比のような、前年度のデータを使わずとも分析できる点に大きな利点がある。

4. 分析結果と考察

(2) 結果

本研究では、図-2の神戸市の新型コロナウイルス陽性者数の推移をもとに、5つのケースを設定した。ケースは以下のとおりである。

1. 事前：2020/1/6 - 2020/2/28 事後：2020/3/1 - 2020/5/30
2. 事前：2020/1/6 - 2020/2/28 事後：2020/7/1 - 2020/9/30
3. 事前：2020/1/6 - 2020/2/28 事後：2020/11/1 - 2021/2/28
4. 事前：2020/1/6 - 2020/2/28 事後：2020/3/1 - 2021/2/28
5. 事前：2020/9/1 - 2020/10/28 事後：2020/10/29 - 2020/11/28

ここで、上記の1., 2., 3.の事後期間はそれぞれ第1波、

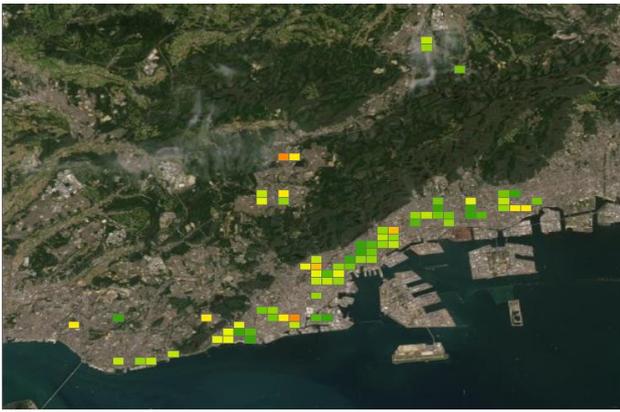


図-3 第1波における分析結果

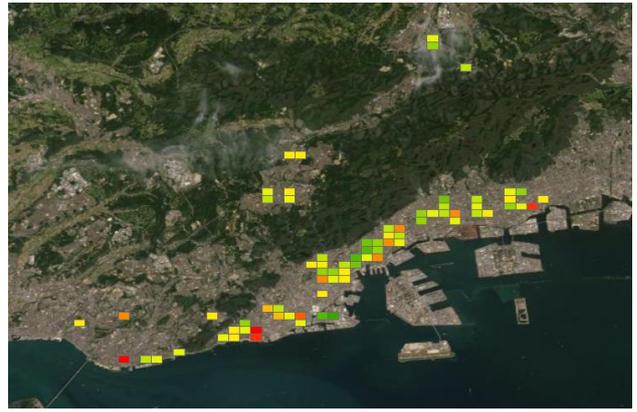


図-4 第2波における分析結果

第2波, 第3波に相当する. 4.の事後期間は第1波の発生からの通年を対象とする. 第5波はGoToEatキャンペーンの試行期間に相当する.

a) ケース1: 第1波における分析結果

第1波における結果を図-3に示す. 増減率は神戸市の中心部である三宮では.50%を超える大きな減少率が見られた. さらに, 有馬温泉は自粛の影響により, 現象が見られる. 一方, 郊外に当たる場所では増加がみられる地域もある.

b) ケース2: 第2波における分析結果

第2波における結果を図-4に示す. 第2波による増減は三宮や有馬温泉が減少傾向である. 数値に関しては, 第1波の時より減少率は小さくなっており, 増加傾向のものも第1波の時より多い.

c) ケース3: 第3波における分析結果

第3波における結果を図-5に示す. この結果に関しても, 増減の分布はおおよそ第2波と同様である. 数値に関しては, 第2波の時よりも程度減少率が小さくなっている. また, 有馬温泉では予測値よりも増加傾向に転じている.

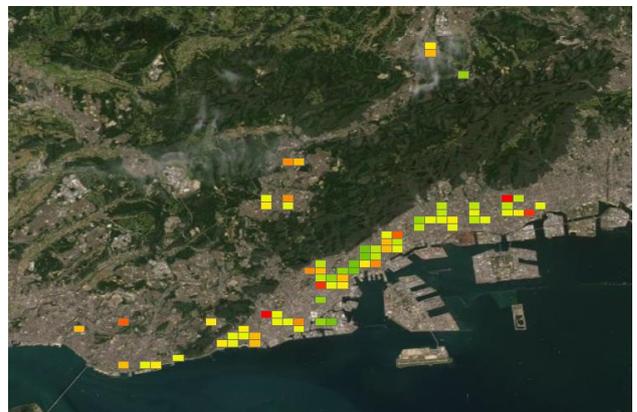


図-5 第3波における分析結果

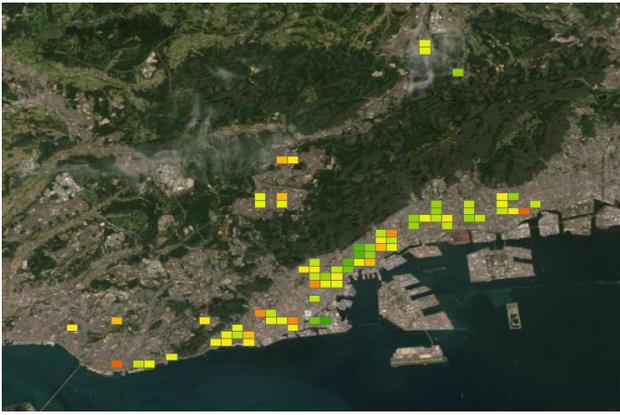


図-6 通年での分析結果

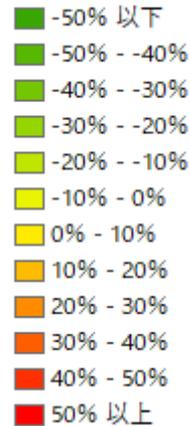
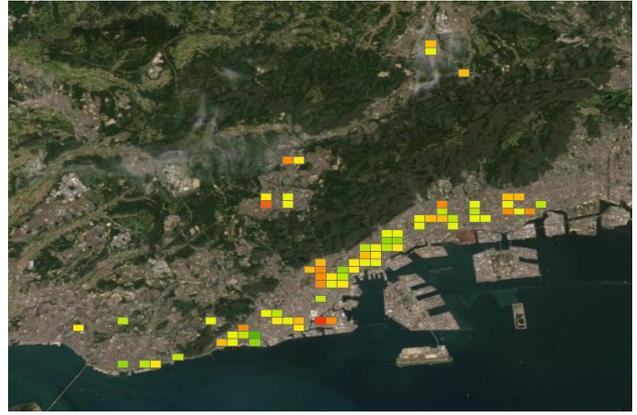


図-7 Go To Eat キャンペーンにおける結果

d) ケース 4 : 通年での分析結果

通年での分析結果を図-6に示す。通年で見ると、三宮の中心部や有馬温泉では客足が減っており、郊外の商店街では客足が微小ながらも増えている。

e) ケース 5 : Go To Eat キャンペーンの影響

GoToEat キャンペーンにおける結果を図-7に示す。Go To Eat キャンペーンと GoToTravel キャンペーンの効果により、三宮や有馬温泉といった今までのケースで現象が見られた場所にも増加が見られる。その一方で、郊外では現象が見られる場所もある。

5. おわりに

本研究では Causal Impact を用いて神戸市の商店街を対象に、COVID-19の影響分析をケースごとに行った。

ケース 1の結果は、ほとんどの場所で減少傾向にあった。減少していた地域の半分近くが-50%を下回る結果を示しており、増加している場所は郊外であることから、COVID-19 が人の行動変化に大きく影響していることがわかる。

ケース 2の結果は、ケース 1の時と比べて減少率も小さく、人々の自粛傾向も薄まっている。郊外ではあるが、

増加率が50%を超える場所も見られる。

ケース 3の結果は、ケース 2の時よりも増加傾向にある。特に三宮や有馬温泉の地域は、ケース 1、ケース 2では現象であったが、今回では増加に転じている。これは、このケースにおいて Go To Eat キャンペーンや Go To Travel キャンペーンが含まれていることによる影響を受けたためと考える。

ケース 4の結果は、大きな減少率、大きな増加率を示す地域はない。三宮周辺においてはほとんどが減少、郊外においてはほとんどが増加を示している。

ケース 5の結果は、ほとんどが増加を示している。特に三宮や有馬温泉のこれまで減少傾向であった地域が訳20%増加しており、郊外では現象地域が見られる。この結果から、Go To Eat キャンペーンや Go To Travel キャンペーンにより、観光地や繁華街に客足が戻るようになったと考えられる。

今後の課題として、祝日成分の考慮や、前年度のデータの状態空間モデルへの組み込みが挙げられる。

謝辞

本研究について、神戸大学計画学研究グループの教員各位から貴重なご意見を賜った。ここに記して感謝を申し上げる。なお、本研究は、JSPS 科研費20H02275および

20H02274の助成を得たものである。

参考文献

- 1) 兵藤哲朗, 藤井聡: -Editorial-特集 『COVID-19 に関する土木計画学研究』, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.77, No.2, pp.110–112, 2021.
- 2) Brodersen, K.H., Gallusser, F., Koehler, J., Remy, N. and Scott, S.L.: Inferring causal impact using Bayesian structural time-series models, *The Annals of Applied Statistics*, Vol.9, No.1, pp.247–274, 2015.
- 3) 織田澤利守, 大平悠季: 交通インフラ整備効果の因果推論: 論点整理と展望, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, No.5, pp.I_1–I_15, 2019.
- 4) 瀬谷創, 安田悠人: 商店街の空き店舗率をどの程度に抑えるべきか, 土木計画学研究・講演集, Vol.57, CD-ROM.
- 5) 安井翔太: 効果検証入門, 技術評論社, pp.147–162, 2020.
- 6) 樋口知之: 予測にいかす統計モデリングの基本—ベイズ統計入門から応用まで, 講談社, 2011.

(Received October 1, 2021)