

# IC カード履歴データを用いた COVID-19 が公共交通利用者数に及ぼす短期・中期影響分析

嶋本 寛<sup>1</sup>・楠原 諒<sup>2</sup>

<sup>1</sup>正会員 宮崎大学准教授 工学部工学科土木環境工学プログラム (〒889-2192 宮崎市学園木花台西 1-1)  
shimamoto@cc.miyazaki-u.ac.jp

<sup>2</sup>非会員 三井住友建設株式会社 土木工事管理部

本研究では、IC カード利用履歴データを用いて、COVID-19 感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす短期的・中期的な影響を、ベイズ構造時系列モデルを用いて評価する方法論を提案する。その上で、IC カード利用履歴データから「高頻度利用者」、および「多利用バス停ペア利用者」を抽出し、マイクロおよびマクロ的な属性による影響の差異を比較分析するものである。分析の結果、高頻度利用者における短期的な影響はすべての利用者よりも小さく、COVID-19 感染拡大直後の利用の落ち込みもすべての利用者と比較すると小さいものの、中期的に見るとその後の利用回数の回復の程度はすべての利用者と比較して緩慢であることが確認された。

**Key Words:** COVID-19, Transit ridership, Bayesian structural time series, Short-term and Mid-term

## 1. はじめに

新型コロナウイルス感染症（以下、COVID-19）の感染拡大にともない、全国で緊急事態宣言やまん延防止等重点措置などの発令を通して、不要不急の外出自粛や店舗等の休業や営業時間短縮など人流を抑制する政策がとられた。その結果、日常生活や観光目的での移動自粛が促され公共交通利用者数も大幅に減少し、公共交通事業者が甚大な経営ダメージを受ける事態となっている<sup>1)</sup>。

公共交通事業者の経営ダメージに対する対策を立案する上でも、COVID-19 感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を定量的に把握することは重要であり、国内外で多くの研究が行われている。Jenelius et al.<sup>2)</sup>はストックホルムにおける 2020 年 2 月から 6 月にかけての公共交通利用者数の変化をカード種別ごとに分析するとともに、時刻表検索サイトのアクセスログ件数や他の交通手段の利用者数の変化と比較している。Hu et al.<sup>3)</sup>はベイズ構造時系列モデルを用いて、COVID-19 感染拡大が公共交通利用者数減少に及ぼす短期的な影響を定量的に評価し、さらに部分的最小二乗回帰モデルを用いてその要因を分析している。西内ら<sup>4)</sup>は、ゾーン間 OD 利用者数の変化、および利用者の利用頻度の変化を生存時間分析により分析し、変化に影響する地域特性や行動特性を明らかにしている。中心市街地の人流に対する分析に関しては、西堀ら<sup>5)</sup>はカメラにより常時観測されている歩行者交通量データと携帯電話位置情報データを用いて、緊急事態宣

言等の COVID-19 に対する介入政策が中心市街地の人流に及ぼす影響をベイズ構造時系列モデルを用いて評価している。

以上のように、COVID-19 感染拡大が人流や公共交通利用者数に及ぼす影響分析に関する研究は行われている。それらの分析対象期間は、感染拡大が始まってから 1 カ月程度の短期間としたもの<sup>3)</sup>や、数カ月から 1 年程度の中期間を対象としている<sup>4)</sup>が、短期間と中期間の影響の比較は行われていない。また、西内ら<sup>4)</sup>が示したように、COVID-19 感染拡大による公共交通利用回数の影響は地域や利用頻度により異なっている。

以上を踏まえ、本研究では IC カード利用履歴データを用いて COVID-19 感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を、感染拡大直後の短期的な影響と感染拡大から 1 年程度の中期的な影響にわけて分析することを目的とする。さらに、利用者およびバス停ペアに関して利用頻度が多いものを抽出し、利用頻度による影響の違いを比較する。

## 2. 使用するデータの概要と基礎集計

### (1) データ概要

Hu et al.<sup>3)</sup>の研究では平均気温および降水量が公共交通利用者数に影響を及ぼしていることを確認しているため、本研究では IC カード利用履歴に加えて気象庁 HP よりダウンロードした気象データを用いて分析を行う。IC カ

表-1 使用データの概要

(a) ICカード利用履歴データ

対象データ	宮崎市内の停留所を起終点のいずれかに含むトリップ
データ項目	・ カード ID ・ カード種別 ・ 乗車・降車停留所名 ・ 乗車・降車時刻
対象期間	2019年4月1日～2021年3月31日
データ数	14,050,520 トリップ

(b) 気象データ

データ項目	・ 平均気温 (日別) ・ 降水量 (日別)
対象期間	2019年4月1日～2021年3月31日

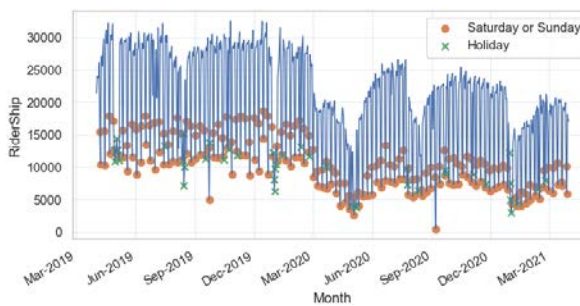


図-1 公共交通利用者数の推移

ード利用履歴データは、宮崎交通（株）より提供を受けたもので、全国で相互利用可能な「nimoca」のデータのうち、宮崎市内のバス停から乗車あるいは降車するバス利用者数のデータを抽出されたものである。データの概要を表-1に示す。また、気象データは宮崎地方気象台における、1日ごとの平均気温、降水量のデータをダウンロードした。

(2) 基礎集計

図-1に2019年4月1日から2020年3月21日までの日ごとの公共交通利用者数の推移を示す。図中の赤丸は土曜、あるいは日曜日を表しており、緑色のXは祝日を表している。これを見ると、2019年、2020年に共通して、土日および祝日の利用者数は平日と比べ少ない傾向にある。さらに、2020年3月から5月下旬頃まで利用者数が明らかに減少している。この時期は、COVID-19の感染拡大が始まった時期から第1回目の緊急事態宣言が解除されるまでの時期と一致しており、COVID-19感染拡大による影響が大きかったといえる。その後、公共交通利用者数は回復しているものの、COVID-19感染拡大以前の水準には戻っていないことも読み取れる。図-2に曜日ごとの利用者数の分布を示す。これを見ると、2019年、2020年ともに前述したように土曜、日曜は利用者数が少ない傾向が読み取れ、平日においても金曜日は他の曜日

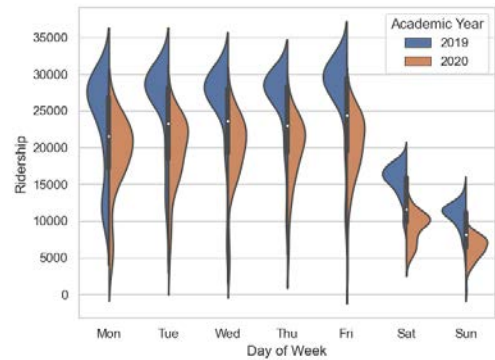


図-2 曜日と公共交通利用者数の関係

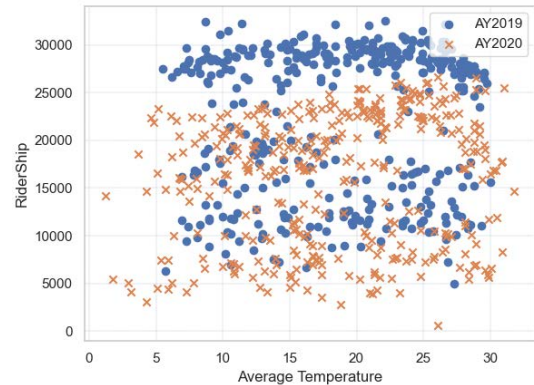


図-3 平均気温と公共交通利用者数の関係

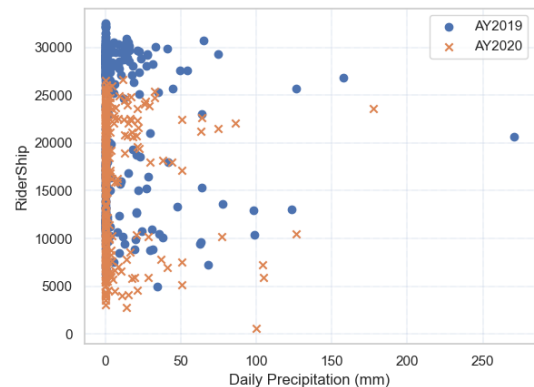


図-4 降水量と公共交通利用者数の関係

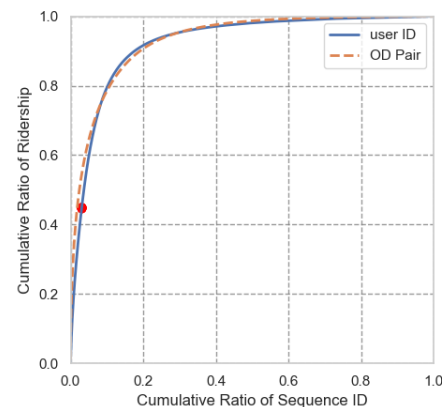


図-5 利用者IDに対する利用者数の累積比率 (2019年度)

よりも利用者数が多いことが読み取れる。図-3に平均気温と利用者数の関係を示す。2019年、2020年とも両者の間には明確な相関関係は見られないといえる。図-4に降水量と利用者数の関係を示す。分析対象期間中に台風の襲来やゲリラ豪雨に見舞われることがたびたびあったものの、降水量と利用者数の間にも明確な相関関係は見られなかった。

図-5に2019年度における利用者IDの累積比率と利用者数の累積比率の関係を示す。図を作成する際に、利用者ID、あるいはバス停ペアごとに利用回数を集計し、利用回数が多い利用者ID、あるいはバス停ペアから順にソートしている。図中における赤丸は、1日あたり1回以上利用する利用者を表しているが、このような利用者は全体の3%程度であるが40%以上の利用回数を占めていることがわかる。また、バス停ペアごとに集計しても同様の傾向を示しており、上位3%程度のバス停ペアで全体の50%の利用者が占めていることがわかる。

### 3. 公共交通利用者数への短期的および中期的影響評価手法

#### (1) 評価手法の概要

評価にあたり、まず前章で示したようにICカード利用履歴データを利用者ID、あるいは乗降バス停の累積比率と利用者数の累積比率の関係から、高頻度利用者および乗降者数の多いバス停を利用するデータのみを抽出する。その上で、抽出されたデータごとにCOVID-19感染拡大による影響を分析することにより、属性ごとの影響を明らかにする。

COVID-19が公共交通利用者数に及ぼす影響評価には、状態空間モデルの1種であり多様な説明変数を取り込むことが可能なモデルであるベイズ構造時系列モデル(BSTS)<sup>3), 5)</sup>を用いる。ベイズ構造時系列モデルは、式(1)に示す観測方程式と式(2)に示す観測方程式として定式化される。

観測方程式

$$y_t = Z_t^T \alpha_t + \epsilon_t, \epsilon_t \sim N(0, \sigma_\epsilon^2) \quad (1)$$

状態方程式

$$\alpha_{t+1} = T_t \alpha_t + R_t \eta_t, \eta_t \sim N(0, \omega_\eta^2) \quad (2)$$

ただし、 $y_t$ は時点 $t$ における観測値、 $\alpha_t$ は時点 $t$ における状態値、 $Z_t$ は観測値と潜在変数の関係を表すベクトル、 $T_t$ は状態変数の推移を記述するマトリクス、 $R_t$ は制御マトリクス、 $\epsilon_t$ 、 $\eta_t$ はそれぞれ分散が $\sigma_\epsilon^2$ 、 $\omega_\eta^2$ である独立な標準正規分布に従う誤差項である。

カルマンフィルタにより、時系列データの成分分解が可能である。本研究では、観測値の時系列データ $y_{1,2,\dots}$ を以下の式(3)、(4)に示すローカル線形トレンド、式(5)に示す週変動と、式(6)に示す回帰成分に分解する。

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \delta_{t-1} + w_t, w_t \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (3)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + \zeta_t, \zeta_t \sim N(0, \sigma_\zeta^2) \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^6 d_{t-i} = v_t, v_t \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (5)$$

$$Z_t^T = \beta^T x_t \quad (6)$$

ここに、 $\mu_t$ は時点 $t$ におけるレベル、 $\delta_t$ は時点 $t$ におけるトレンド、 $d_t$ は周期変動成分、 $x_t$ は時点 $t$ における外生変数ベクトル、 $w_t$ 、 $\zeta_t$ 、 $v_t$ はそれぞれ分散が $\sigma_w^2$ 、 $\sigma_\zeta^2$ 、 $\sigma_v^2$ である独立な標準正規分布に従う誤差項である。

なお、本研究ではCOVID-19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を属性ごとに比較するため、日単位の利用者数を標準化した上でベイズ構造時系列モデルに適用する。

#### (2) 短期的影響評価

COVID-19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす短期的影響を、Huetal.<sup>3)</sup>、Brodersenetal.<sup>6)</sup>に従い以下に示す3ステップにより定量化する。なお、以下において、 $m$ は短期的影響評価を行う対象期間数、 $n$ はCOVID-19感染拡大による影響を受けた時点である。

##### Step 1

COVID-19感染拡大の影響を受ける前の観測データ $y_{1:n}$ を用いてモデル推定を行い、パラメータ $\beta$ と状態ベクトル $\alpha$ の事後分布をサンプリングする。

##### Step 2

Step 1でサンプリングしたパラメータを用いて、COVID-19感染拡大以降の期間における反実仮想事後確率(COVID-19感染拡大が生じなかった場合の事後確率) $p(y_{n+1:m} | y_{1:n}, x_{1:m})$ を求める。

##### Step 3

以下の式で定義される、「日単位の影響」、「日単位相対的影響」、「相対的影響」の事後分布を算出する。なお、事後分布を算出する際に、観測値および予測値をもとのスケールに逆変換する。「相対的影響」は、COVID-19感染拡大による公共交通利用者数の減少を表す指標として解釈可能である。

##### 日単位の影響

$$\phi_t^\tau = y_t - y_t^\tau \quad (7)$$

##### 日単位相対的影響

$$\check{\phi}_t^\tau = \phi_t^\tau / y_t^\tau \quad (8)$$

##### 相対的影響 (日単位相対的影響の移動平均)

$$\bar{\phi}_{n+1:m}^\tau = \frac{1}{m-n} \sum_{t=n+1}^m \check{\phi}_t^\tau \quad (9)$$

ここに、 $\tau$ はドロー、 $y_t^\tau$ はドロー $\tau$ における $y_t$ の推定値である。

(3) 中期的影響評価

前節で用いた方法を中期間の影響評価に適用すると、予測精度が低下し COVID-19 感染拡大の影響を正しく評価できない可能性がある。そこで、COVID-19 感染拡大後の期間の観測データも用いて成分分解を行い、抽出されたローカル線形トレンド成分の平均値を比較することにより、中期的な影響評価を行う。

4. 全利用者に対する短期的・中期的影響評価

本章では、すべての IC カードデータを用いて COVID-19 感染拡大による全般的な影響を把握する。

(1) 分析条件

本研究では、短期的影響評価における分析対象期間を 2019 年 4 月 1 日から 2020 年 3 月 31 までの 366 日とし、うち 2020 年 3 月 1 日から 3 月 31 日までの 31 日間を COVID-19 感染拡大の影響を受けた期間とする。中期的影響評価における分析対象期間を 2019 年 4 月 1 日から 2021 年 3 月 31 日とする。

2 章における基礎集計で、祝日は利用者数が大幅に減少する傾向が確認されたものの、気温および降水量と利用者数の間に明確な相関関係を確認できなかったため、祝日およびお盆（8 月 12 日から 8 月 16 日）、年末年始（12 月 29 日から 1 月 3 日）の平日に対して 1 をとる「祝日ダミー」のみを式(6)の説明変数  $x_t$  として採用した。なお、本研究では Python3.9 上で Tensorflow および Tensorflow Probability により推定した。

(2) モデルの頑強性検証

本節では、構築するモデルの頑強性を確認するための検証を行う。まず、COVID-19 感染拡大以前の乗客数を説明するモデルの頑強性を確認するため、2020 年 1 月 31 日までの 306 日間を学習データとして、2 月 29 日までの 29 日間の予測精度の検証を行った。図-6 に予測値と実測値の比較を示す。さらに、COVID-19 感染拡大以後も含む乗客数を説明するモデルの頑強性を確認するため、2021 年 2 月 28 日までの 700 日間を学習データとして、3 月 31 日までの 31 日間の予測精度の検証を行った。図-7 に予測値と実測値の比較を示す。これらの図を見ると、COVID-19 感染拡大前のみ、および感染拡大後を含む期間を対象とするモデルの相関係数はともに 0.96 以上と高く、また平均絶対パーセント誤差 (MAPE) はそれぞれ 8.68%, 7.28% であり予測精度は良好である。したがって、本研究で分析に用いるベイズ構造時系列モデルは、COVID-19 感染拡大前、感染拡大後のいずれに対しても頑強であるといえる。

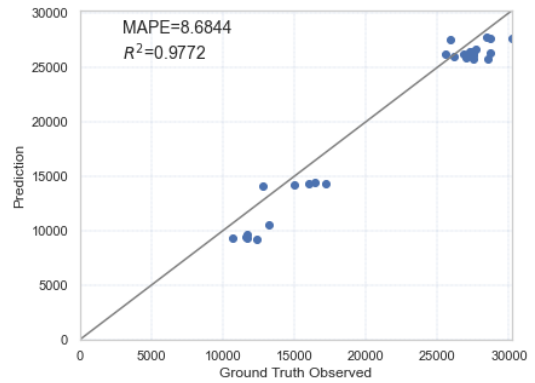


図-6 短期における予測値と実測値比較

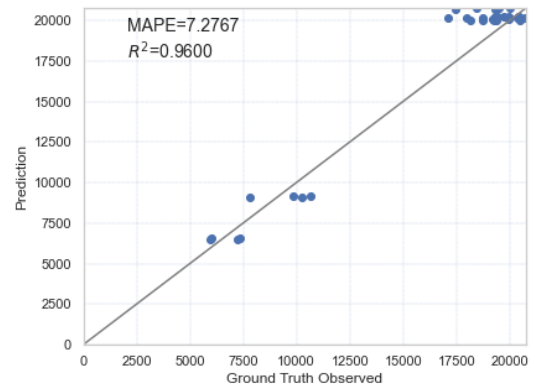


図-7 中期における予測値と実測値の比較

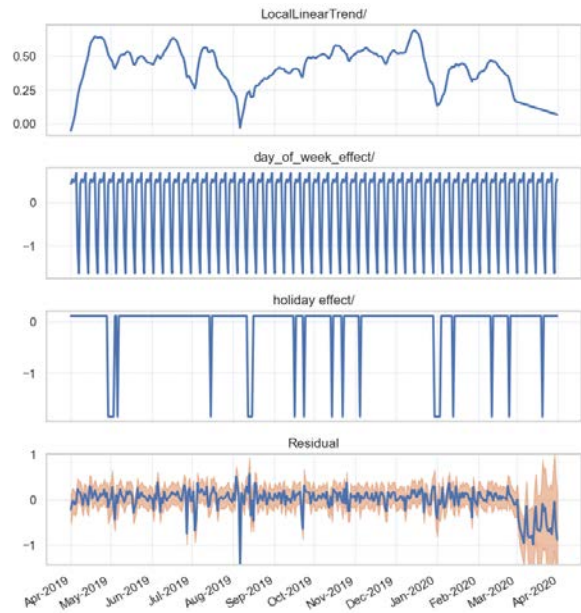


図-8 短期における利用者数の成分分解

(3) 短期的影響分析

a) ベイズ構造時系列モデルの適用

COVID-19 感染拡大前の 2020 年 2 月 29 日までを学習データとしてモデル適用し、成分分解した結果を図-8 に、2020 年 3 月 1 日から 3 月 31 日までの実測値と予測値の比較を図-9 にそれぞれ示す。図-8 における上から順に、ロ

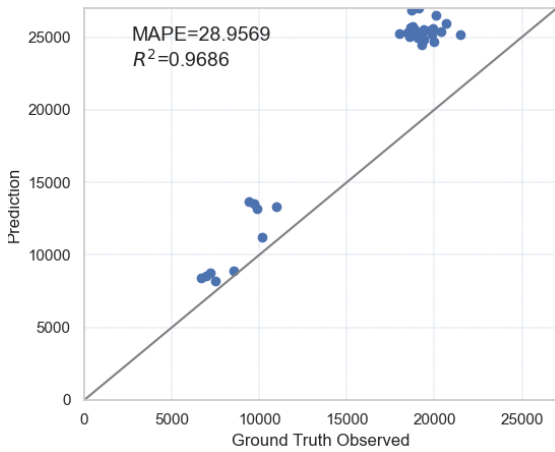


図-9 COVID-19 感染拡大後における予測値と実測値の比較 (2020年3月1日~3月30日)

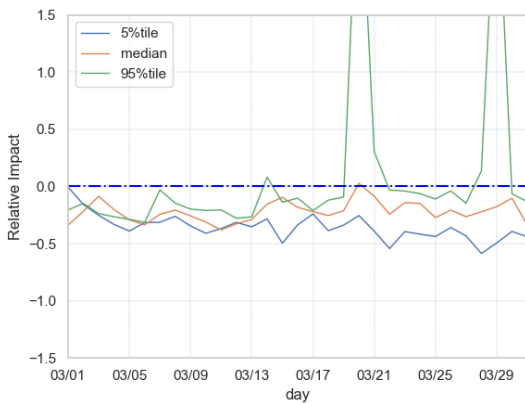


図-10 日単位相対的影響の推移

表-2 相対的影響指標の比較

平均	5%tile	50%tile	95%tile
-0.261	-0.357	-0.219	0.075

一カ線形トレンド、週変動および回帰成分である休日効果を表しており、1番下の図は観測値から上記3成分を差し引いた誤差成分である。まず誤差成分に着目すると、COVID-19 感染拡大の影響を受けた2020年3月以降の誤差成分が負値で大きな値をとっている。図-9を見ても、COVID-19 感染拡大後の利用者数を過大推計する傾向が読み取れ、本分析においてCOVID-19 感染拡大の影響を評価可能であるといえる。なお、2019年8月においても誤差成分が負値で大きな値をとっている日があるが、当該日の気象データを確認したところ宮崎市に台風8号が上陸していた。次に、ローカル線形トレンドの時系列推移を確認したところ、COVID-19 感染拡大前では2019年8月上旬や2019年12月下旬から2020年1月上旬にかけて低下する傾向が読み取れる。週変動成分に関しては、金曜日はやや大きな値をとり、土日は平日に比べると非常に小さな値をとっている。さらに、祝日ダミーに着目すると、祝日も非常に小さい値をとっている。これらは、

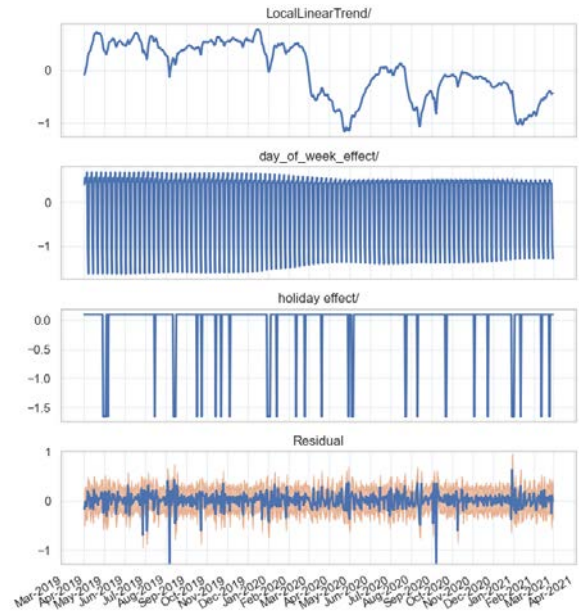


図-11 中期における利用者数の成分分解

2章の基礎集計で確認した傾向と一致している。

b) 相対的影響の分析

図-10 に式(8)で定義される日単位相対的影響の推移を示している。なお、推定された変分近似事後分布をもとにドローを行い、式(9)で定義される相対的影響が5%タイル値、中央値、95%タイル値をとるときの推移を示している。相対的影響が5%タイル値、中央値をとるとき、日単位の相対的影響はすべて負値をとっている。表-2に式(9)で定義される相対的影響を表す指標を示す。COVID-19 感染拡大初期の1ヶ月に、宮崎市において26.1%程度の利用者数が減少したことが推察される。

(4) 中期的影響分析

2021年3月31日までの学習データとしてモデル適用し、成分分解した結果を図-11に示す。図の構成は、図-8と同様である。誤差成分に着目すると、短期的影響分析の結果と同様である2019年8月に加えて、2020年9月でも誤差成分が大きな日を確認できる。2020年においても、誤差成分が大きい日は非常に大きい台風10号の直撃が予想された日に該当する。週変動に着目すると、短期影響分析と同様に土日は平日と比べると非常に小さな値であるが、COVID-19 感染拡大後に相当する2020年3月以降は平日との差は小さくなっている。ローカル線形トレンドに着目すると、2020年3月から5月にかけて大きく減少しており、その後回復しているもののCOVID-19 感染拡大前の水準には戻っていないことが読み取れる。なお、ローカル線形トレンドの推移は、次章で詳細に考察する。

## 5. 属性ごとの影響の比較分析

本章では、IC カード利用履歴データから(1)節で定義する属性によりデータを抽出し、属性ごとの影響の差異を比較する。

### (1) 属性の定義

ミクロ的な視点として、2019年度において1日あたり1回以上利用する利用者を「高頻度利用者」として抽出する。なお、引越し等の影響を考慮するため、2020年度において1度も利用されていない高頻度利用者は分析対象から除外した。図-5に示す通り、2019年度における高頻度利用者は全体の3%程度である6,251人に相当し、2020年度に1度の利用されていなかった626人を除外した5,625人5,653,358トリップを高頻度利用者の分析対象とする。

一方、マクロ的な視点として、2019年度において利用者数の多いバス停ペアの利用者を「多利用バス停ペア利用者」として抽出する。前述した高頻度利用者が占める累積比率を参考に、乗降人数が乗員2%に相当するバス停ペアを「多利用バス停ペア利用者」とした。2019年度における「多利用バス停ペア」は4,053ペアであり、当該ペアの2020年度分のトリップもあわせた9,558,180トリップを「多利用バス停ペア利用者」の分析対象とする。

### (2) 短期的影響の比較

表-3に相対的影響を表す指標の比較を示す。中央値に着目すると、全利用者と「多利用バス停ペア利用者」の大きさはほぼ同じであり、高頻度利用者はそれらより小さい値をとっている。また、それ以外の指標でも高頻度利用者は全利用者よりも概ね小さい値をとっており、高頻度利用者におけるCOVID-19感染拡大による短期的な影響は全利用者に比べると小さかったことが推察される。

表-3 相対的影響指標の比較

	平均	5%tile	50%tile	95%tile
全利用者	-0.261	-0.357	-0.219	0.075
高頻度利用者	-0.184	-0.314	-0.209	0.006
多利用バス停ペア	-0.199	-0.341	-0.222	0.009

### (3) 中期的影響の比較

図-12に属性別のローカル線形トレンド成分（以下、トレンド成分とする）の時系列推移を示す。図中における2箇所ハッチはそれぞれ、日本全国に対して発出された緊急事態宣言の期間（2020年4月16日～5月25日）、宮崎県独自で発出された緊急事態宣言の期間（2021年1月9日～2月7日）を表している。また、宮崎県における新型コロナウイルス感染者数（判明日ベース）<sup>7</sup>も示している。すべての利用者を対象にしたトレンド成分に着目すると、2020年3月頃から大きく減少し、その後4月16日に全国に対して発出された緊急事態宣言を契機にさらに減少していることがわかる。その後、トレンド成分は7月にかけて回復したものの、7月中旬頃に宮崎県における感染者数の増加からやや遅れてトレンド成分が大きく減少した。さらに、2021年1月初旬の感染者数の急増、およびそれを受けた宮崎県独自の緊急事態宣言の発出により、トレンド成分は再度大きく減少したことが読み取れる。なお、COVID-19感染拡大以後のすべての期間のトレンド成分は感染拡大以前の水準に戻っていないことも、この図から読み取れる。

次に、属性によるトレンド成分の差異を考察する。「高頻度利用者」に関しては、COVID-19感染拡大直後および日本全国に発出された緊急事態宣言によるトレンド成分の落ち込みは、すべての利用者にと比べると小さい

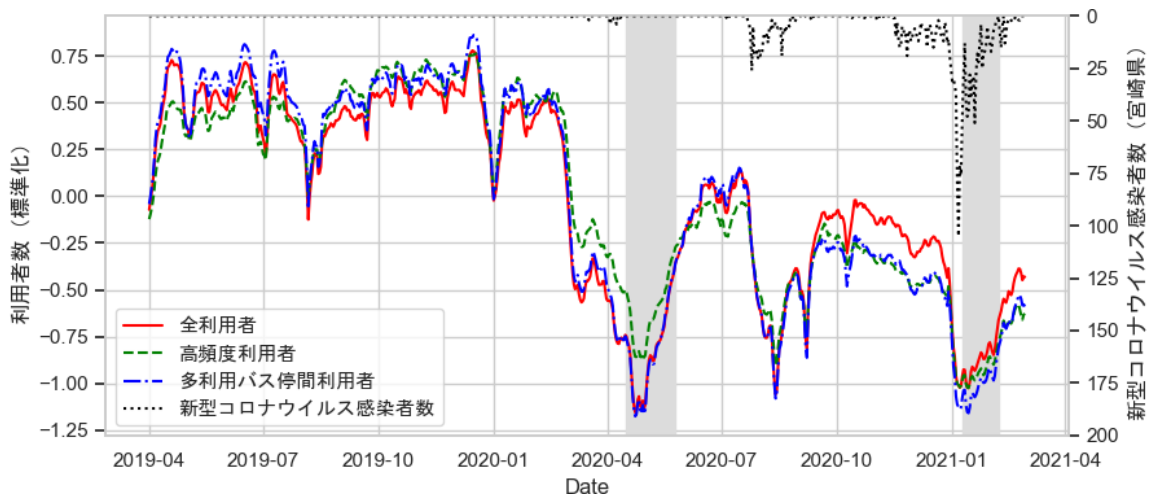


図-11 属性別ローカル線形トレンド成分の時系列推移

ことが読み取れる。しかし、2020年5月の緊急事態宣言解除後のトレンド成分の回復の程度はすべての利用者と比較すると小さいといえる。その後、2020年7月下旬におけるトレンド成分の落ち込み具合はすべての利用者と同程度であったものの、9月下旬以降の回復の程度もすべての利用者と比較すると小さいことが読み取れる。

「多利用バス停ペア利用者」に関しては、COVID-19感染拡大以後は2020年9月中旬頃まではすべての利用者のトレンド成分とほぼ同様の推移であったが、その後2020年12月末までは、すべての利用者のトレンド成分よりも小さい値で推移していることが読み取れる。

以上をまとめると、高頻度利用者、および「多利用バス停ペア利用者」のCOVID-19感染拡大以後の中期的な利用者数のトレンドはすべての利用者とは異なっていることが確認されたといえる。

## 6. おわりに

本研究では、ICカード利用履歴データを用いて、COVID-19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす短期的・中期的な影響を、ベイズ構造時系列モデルを用いて評価する方法論を提案した。その上で、ICカード利用履歴データから「高頻度利用者」、および「多利用バス停ペア利用者」を抽出し、ミクロおよびマクロ的な属性による影響の差異を比較分析した。その結果、高頻度利用者における短期的な影響はすべての利用者よりも小さく、COVID-19感染拡大直後の利用の落ち込みもすべての利用者と比較すると小さいことが確認された。しかし、中期的に見るとその後の利用回数の回復の程度はすべての利用者と比較して緩慢であることが確認された。この結果は、コロナ禍の長期化により高頻度利用者が利用を敬遠するようになったことを示唆しており、今後はコロナ禍以前における高頻度利用者に対して公共交通の利用を促す施策を立案することが重要であるといえる。一方、「多利用バス停ペア利用者」に関しても利用回数の回復がすべての利用者と比較して緩慢である期間があること

を確認し、コロナ禍によりODパターンも変化している可能性があることを示唆している。

今後の課題として、本研究ではカード種別や利用時刻等のデータを使用していないが、これらのデータも活用してより詳細な属性の影響を分析を行う余地があるといえる。また、ミクロレベルの分析では利用回数の多いバス停ペアの抽出にとどまっているが、「多利用バス停ペア」に相当するバス停の位置関係も加味して分析することで、西内ら<sup>4)</sup>が行ったように影響を受けたゾーンも特定できる可能性があるといえる。

**謝辞：**分析に用いたICカード利用履歴データは宮崎交通(株)より提供を受けたものである。記して謝意を表す。

## 参考文献

- 1) 神田祐亮：コロナ禍と公共交通～公共交通への影響と復活の方向性～、国際交通安全学会誌、Vol.46(1)、40-48、2021
- 2) Jenelius, E. and Cebecauer, M. : Impact of COVID-19 on public transport ridership in Sweden: Analysis of ticket validations, sales and passenger counts, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Vol. 8, 100242, 2020
- 3) Hu, S., and Chen, P.: Who left riding transit? Examining socioeconomic disparities in the impact of COVID-19 on ridership, Transportation Research D Vol. 90, 102654 1997, 2021
- 4) 西内裕晶, 松田沙奈, 板垣伸政: ICカードデータを活用した生存時間分析による緊急事態宣言下での公共交通利用特性の把握, 土木学会 AI・データサイエンス論文集, Vol. 2(2), 503-509, 2021
- 5) 西堀泰英, 巖先鏞, 佐々木邦明, 加藤秀樹: 交通ビッグデータを用いた地方都市中心市街地の人出等に対するCOVID-19感染拡大防止対策の影響分析, 都市計画論文集 56(3) 834-41, 2021
- 6) Brodresen, K. H., Gallusser, F., Koehler, J., Remy, N., and Scott, S.I.: Inferring causal impact using Bayesian structural time series models. Ann. Appl. Statist. 9(1), 247-274, 2015
- 7) 宮崎県新型コロナウイルス感染症対策特設サイト：<https://www.pref.miyazaki.lg.jp/covid-19/index.html> (2022年3月2日最終アクセス)

(2022.3.6 受付)

## EVALUATION OF THE SHORT TERM AND LONG TERM EFFECT OF COVID-19 ONTO PUBLIC TRANSIT RIDERSHIP

Hiroshi SHIMAMOTO, and Ryo KUSUBARU