

COVID-19が公共交通利用者数に及ぼす影響と ICカード履歴データの分析期間の関係性分析

中島 湧希¹・嶋本 寛²

¹学生会員 宮崎大学大学院 工学研究科 (〒889-2192 宮崎市学園木花台西 1-1)

²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

本研究では、ICカード履歴データの分析期間の拡張に伴いベイズ構造時系列モデルの頑強性検証を行い、短期影響評価における予測期間の拡張を検討した。その結果、分析期間の拡張によりモデルの予測精度が向上することが確認された。また、ベイズ構造時系列モデルを用いてCOVID19が利用者属性別の公共交通利用者数に及ぼす短期・長期的影響を相対インパクトとローカル線形トレンド成分により比較分析した。その結果、高頻度利用者や高齢者は短期・長期で影響に変化が生じたことが確認された。また、回復速度が遅く水準も大きく低下していることが確認された。一方で、学生、通勤者の利用者数の減少幅は小さいことが確認された。

Key Words : COVID19, BSTS, Public Transport, Time series transition

1. はじめに

新型コロナウイルス感染症（以下、COVID19）が感染拡大されて以降、日常生活や観光目的での行動制限など人々の移動が制限されてきた。その結果、公共交通利用者は減少し、公共交通事業者は経営難に直面している。国土交通省が発行している「交通政策白書」¹⁾によれば、コロナ禍収束後のテレワークやネットショッピングは増加する可能性を示唆しており、さらなる公共交通事業者の経営難が懸念される。そこで、COVID19がどのような公共交通利用者に影響を及ぼしたかを把握し対策することは重要である。

一方、ICカードの普及により従来入手困難であった長期間にわたる公共交通利用者の行動データが入手できるようになり、この利用履歴データを活用した研究は多く行われてきた。例えば、近藤ら²⁾は、ICカードデータを用いて、ロンドンにおける公共交通の運賃制度と乗客行動の関係性を分析している。嶋本ら³⁾は、ICカード利用履歴データを用いて一時的なイベントが利用者属性に波及的に及ぼす影響に着目し、利用回数に関する変動を分析している。中村ら⁴⁾は、プレミアムフライデーが公共交通利用へ与える影響をICカードデータにより集計した公共交通利用者数から分析している。細江ら⁵⁾は、ICカードデータから得られる時間帯、利用者区分、乗車駅、降車駅から非負値テンソル因子分解を適用し、移動パターンの組み合わせを分析している。西内ら⁶⁾は、利用者

の日々の公共交通利用パターンを分析している。これらの研究のように、ICカードデータから公共交通利用者数の変化や移動パターンの把握は分析可能である。

ICカードデータは、COVID19感染拡大が公共交通利用者に及ぼす影響分析でも活用されている。例えば、Jenelius et al.⁷⁾は、2020年4月までのスウェーデンの主要3都市において、交通手段、カードID・種別などの属性から公共交通機関の乗客数の変化を分析している。Hu et al.⁸⁾は、COVID19が公共交通利用率に及ぼす短期的な影響についてベイズ構造時系列モデルを用いて定量的に評価している。西内ら⁹⁾は、生存時間分析により緊急事態宣言後の短期間の利用者数の変化と地域特性および利用頻度と利用者特性の関係性を分析している。Almlöf et al.¹⁰⁾は、ICカードデータと地域ごとの社会経済データを用いて、COVID19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす行動パターンの変化を分析している。

これらの研究は、COVID19感染拡大が始まった直後における短期的な影響を分析したものであり、長期的な影響は分析されていない。また、利用者属性による影響の差異を分析した研究はわずかにとどまっている。以上を踏まえて、先行研究であるShimamoto et al.¹¹⁾は、COVID19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を短期、長期にわけて分析している。その際、利用者特性の一例として、ICカード利用履歴データにより集計した利用頻度やカード種別から属性を定義し、属性別の利用者数の変化を比較している。しかし、分析期間がパンデミック前後

表-1 データ概要

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	2016年4月1日～2022年3月31日
データ数	44,347,927 トリップ

の2年間と少ないことから、短期的影響の分析期間が短く、COVID19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を過小評価されている可能性があることを示唆している。本研究では、先行研究よりも長期間のICカード履歴データの提供を受けたため、分析対象期間を延長することが可能となった。したがって、本研究では分析対象期間を延長することによる、先行研究で評価したCOVID19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響の差異を分析することを目的とする。

2. データ概要・方法論

(1) データの概要

本研究では、宮崎交通（株）より提供を受けたデータを用いて分析する。ICカード利用履歴データは、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のデータを抽出したものである。データの概要を表-1に示す。分析対象期間は、2016年4月1日から2022年3月31日までの7年間で、データ数は44,347,927トリップであった。なお、先行研究¹⁾の分析対象期間が2019年4月1日から2021年3月31日の2年間であり、分析対象期間を5年間拡大して分析を行う。

(2) 評価手法の概要

評価にあたり、公共交通利用者数を先行研究¹⁾と同様に利用者ID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多利用バス停ペア利用者のデータのみを抽出する。さらに、カード種別から高齢者、学生および通勤者のデータのみを抽出する。その上で、抽出されたデータを比較することによりCOVID19の属性ごとの影響を明らかにする。

COVID-19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を状態空間モデルの1種であり多様な成分を分解可能なベイズ構造時系列モデル (BSTS)^{2) 1)}を用いて評価する。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)に示す状態方程式により定式化される。

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

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

ただし、 y_t は時点 t における観測値、 α_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、 ϵ_t, η_t はそれぞれ分散が $\sigma_\epsilon^2, \omega_t^2$ である独立な標準正規分布に従う誤差項である。

カルマンフィルタの適用により、時系列データの成分分解が可能である。したがって、観測値 y_t を式(3)、(4)に示すローカル線形トレンド成分、式(5)に示す月変動成分、式(6)に示す週変動成分と式(7)に示す回帰成分に分解する。

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

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

$$\sum_{i=0}^{11} d_{t-i} = v_t, v_t \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (5)$$

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

$$Z_t^T = \beta^T x_t \quad (7)$$

ここに、 μ_t は時点 t におけるレベル、 δ_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, ζ_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。本研究では、分析期間が拡大したことにより新たに月変動成分を取り入れて分析を行う。

なお、先行研究¹⁾と同様に利用者数を標準化した上で、COVID-19感染拡大が公共交通利用者数に及ぼす影響を後述する属性ごとに短期的と長期的にわけて分析する。

a) 短期影響評価

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、以下に示す3ステップ^{2) 1)}により定量化する。

Step1

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 β と状態ベクトル α の事後分布をサンプリングする。

Step2

Step1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

Step3

以下の式で定義される、「日単位インパクト」、「日単位相対的インパクト」、「相対インパクト」の事後分布を算出する。事後分布を算出する際に、観測値および予測値を基のスケールに逆変換する。「相対インパクト」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。

日単位インパクト

$$\phi_t^\tau = y_t - y_t^\tau \quad (8)$$

日単位相対的インパクト

$$\check{\phi}_t^\tau = \phi_t^\tau / y_t^\tau \quad (9)$$

相対インパクト (日単位相対インパクトの移動平均)

$$\bar{\phi}_{n+1:m}^\tau = \frac{1}{m-n} \sum_{t=n+1}^m \check{\phi}_t^\tau \quad (10)$$

ここに、 τ はドロー、 τ_t^τ はドローにおける推定値である。

b) 長期影響評価

COVID-19感染拡大の長期的影響は、前節で用いた方法を適用すると予測精度が低下し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う。成分分解されたローカル線形トレンド成分の時系列推移を比較することにより評価する。

3. COVID-19感染拡大の短期的影響評価

本章では、ICカードデータから抽出した利用者数を標準化し、ベイズ構造時系列モデルに適用する。モデルの頑強性を検証し、分析期間の拡張に伴う予測期間の延長の検討を行う。その後、前述した方法により短期的影響評価を行い、分析対象期間と短期的影響の差異を分析するとともに、属性ごとの影響の差異も明らかにする。

(1) 利用者属性の定義

本研究では、先行研究¹¹⁾と同様に、COVID-19感染拡大前の期間中に1日1回利用に相当する1,430回以上利用する「高頻度利用者」、COVID-19感染拡大前に利用者数の多いバス停ペアの利用者である「多利用バス停ペア利用者」を、それぞれミクロ的、マクロ的な視点の属性として定義し、利用頻度に着目した影響を比較する。なお、途中で利用されなくなった利用者の影響を考慮するため、2016年から2022年の年度ごとに1度も利用されていない者を高頻度利用者から除外した。COVID-19感染拡大前における利用者IDの累積比率と利用者数の累積比率の関係を図-1に示す。図中の赤丸は「高頻度利用者」を表しており、利用者は全体の1%程度であるが30%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であり、「多利用バス停ペア利用者」は全体の1%程度の利用者で30%以上の利用回数を占めていることがわかる。

さらに、公共交通利用者の年齢層に着目した影響を比較するために、ICカードに記録されているカード種別より、「通勤利用者」、「学生」、「高齢者」の3属性を定義し分析対象とする。抽出したカード種別を表-2に示す。「通勤利用者」は「通勤PLUS・企業定期券」の利

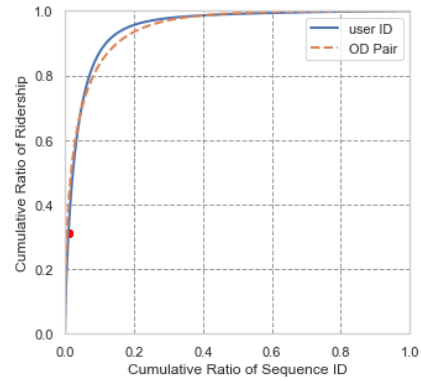


図-1 利用者に対する利用回数の累積比率

表-2 カード種別ごとのトリップ数, 利用者数

	カード種別	トリップ数	人数
全利用者	-	31,838,369	425,243
高齢者	敬老バスカ	6,697,101	45,469
学生	通学定期・CAMPASS-mini	4,960,718	10,750
通勤者	通勤PLUS・企業定期券	3,873,343	7,690

用者を抽出し、3,873,343トリップ、7690人で全カード利用の約12.2%であった。「学生」は「通学定期・CAMPASS-mini」の利用者を抽出し、4,960,718トリップ、10,750人で全カード利用の約15.6%であった。「高齢者」は「敬老バスカ」の利用者であり、6,697,101トリップ、45,469人で全カード利用の約21%であった。

(2) モデルの頑強性検証による分析対象期間の検討

先行研究¹¹⁾では、2019年度、2020年度の2年間が分析対象期間であり、COVID-19感染拡大前の期間が1年間であったため、ベイズ構造時系列モデルの予測精度を鑑みて2020年3月1日から3月31日までを短期的影響の分析期間とした。しかし、本研究の分析対象期間は2016年度から2022年度の7年間に拡張されたため、ベイズ構造時系列モデルの予測期間を延ばしても先行研究¹¹⁾と同等の予測精度となることが期待される。そこで、COVID-19感染拡大前の2020年1月31日までのデータを学習データとして、予測期間を29日間から前時点に7日間ずつ延長させながらモデルの頑強性評価を行った。

図-2に結果を示す。予測期間と平均絶対パーセント誤差(MAPE)の間に明確な関係が見られないものの、予測期間を50日としてもMAPEは先行研究¹¹⁾とほぼ同等であるため、本研究における短期的影響分析の分析期間を50日間(2020年3月1日から4月18日まで)とする。なお、2020年4月16日から5月25日にかけて全国にお

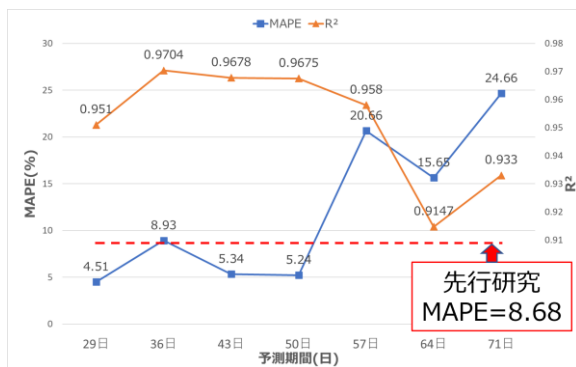


図-2 頑強性評価の結果

いて緊急事態宣言が発令されている。

(3) 相対インパクトによる比較分析

全利用者において、COVID-19感染拡大前の2020年2月29日を学習データ、2020年3月1日から31日までを予測期間としてモデルに適用し、成分分解した結果を図-3に示す。上から順にローカル線形トレンド成分、月変動、休日ダミー、週変動、残差成分を表している。残差成分に着目すると、予測期間である2020年3月以降は負値であり、COVID-19感染拡大後の乗客数を過大推計していることが読み取れる。次に、全利用者における相対インパクトを表-3に示す。COVID-19感染拡大初期の50日間で宮崎市において、40.1%程度の利用者数が減少したと推計された。31日間を対象期間とした先行研究¹⁾では、パンデミックによる減少が26.1%と推計されており、短期的影響分析の対象期間を拡大することにより相対インパクトが大きく推計される結果となった。この要因として、拡張した期間内は第一回緊急事態宣言の直前であるため、利用者は自主的に利用を控えたと考えられる。

次に、利用者属性別のCOVID19感染拡大の影響を比較するため、属性別の相対インパクトを表-4に、学生における残差成分を図-4に示す。「多利用バス停ペア利用者」は「全利用者」と相対インパクトの分布が類似していることが読み取れる。「高頻度利用者」は、COVID-19感染拡大初期の50日間で宮崎市において、31.1%程度の利用者が減少と他の属性と比べて短期的な利用者数の減少幅は小さいことが読み取れる。また、「高齢者」は34.3%程度の利用者が減少と「全利用者」よりも利用者数の減少幅は小さいと推計された。「学生」は、75.1%程度減少と大きく減少しており、「高齢者」、「通勤者」と比べると短期的な影響は大きいと推察される。これは、期間中に実施された一斉休校施策が一因であると考えられる。また、相対インパクトのばらつきが大きい、これはパンデミック前の長期休校期間を考慮していないためであることが考えられ、図-4を見ても、残差幅（橙色部分）が大きいことから成分分解の検討が必要である。それに対して「通勤者」は、平均をみても減少率は5.4%

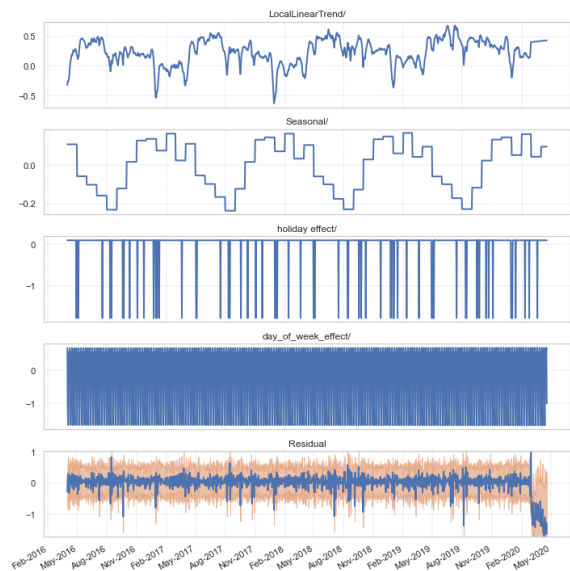


図-3 成分分解の結果(全利用者)

表-3 相対インパクト(全利用者)

平均	5%tile	50%tile	95%tile
-0.401	-0.516	-0.414	-0.236

表-4 属性別の相対インパクト

	平均	5%tile	50%tile	95%tile
全利用者*1	-0.261	-0.357	-0.219	-0.075
全利用者	-0.401	-0.516	-0.414	-0.236
高頻度利用者	-0.311	-0.401	-0.317	-0.200
多利用バス停ペア利用者	-0.399	-0.520	-0.423	-0.266
高齢者	-0.343	-0.424	-0.347	-0.251
学生	-0.751	-1.329	-0.773	0.210
通勤者	-0.054	-0.239	-0.064	0.230

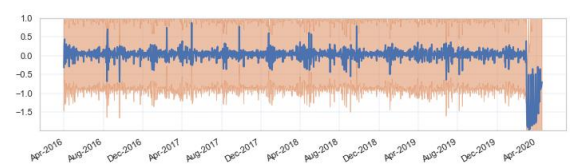


図-4 学生における残差成分

とほかの属性と比べると非常に小さい値を示しており、短期的な影響は小さかったと推察される。

4. COVID-19感染拡大の長期的影響評価

本章では、第2章で述べたようにベイズ構造時系列モデルにより抽出されたローカル線形トレンド成分を比較することにより、COVID-19感染拡大による長期的影響評価を行う。なお、利用者属性の分類方法は、第3章と

同様である。

(1) 全利用者における成分分解

2022年3月31日までを学習データとしてモデルに適用し、成分分解した結果を図-5に示す。上から順にローカル線形トレンド、月変動、回帰成分である休日効果、週変動および上記成分を差し引いた残差を表している。残差成分に着目すると、2016年9月、2018年7月、9月、2019年8月および2020年9月において負値で大きな値をとっている日があるが、当該日は台風が上陸していた。2020年2月に正値で大きな値をとっている日があるが、当該日はうるう年であるため、うるう年を組み込んだモデルの適用が必要である。次にローカル線形トレンド成分では、COVID-19感染拡大が起きた3月から4月にかけて大幅に低下する傾向が読み取れ、本分析においてCOVID-19感染拡大の短期的な影響を評価可能である。また、COVID-19感染拡大後は以前の水準には戻っていないことが読み取れる。月変動成分では、利用者は1月、5月および8月は減少し、10月、11月および12月は増加する傾向が読み取れるが、COVID-19感染拡大前後で変化は見られなかった。週変動に関しては、土日は平日と比べると非常に小さな値だが、COVID-19感染拡大後では土日と平日の差は小さくなっていることが読み取れる。

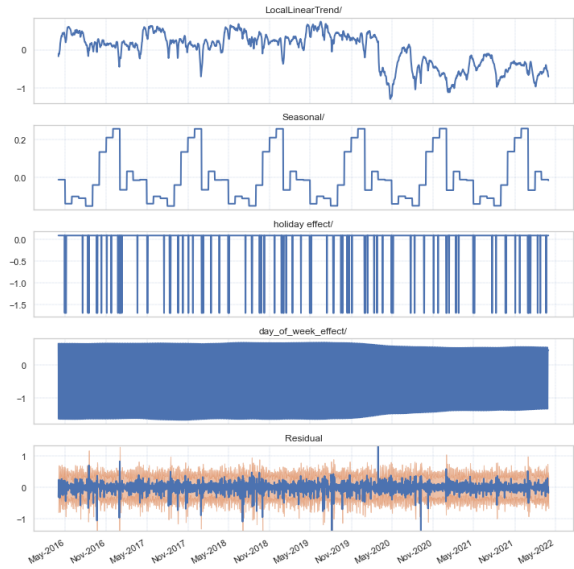


図-5 長期における利用者数の成分分解

(2) 利用者属性別の時系列推移の比較

図-6に利用頻度別ローカル線系トレンド成分（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か所のハッチはそれぞれ、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。「高頻度利用者」に関しては、COVID-19感染拡大後に着目すると、減少傾

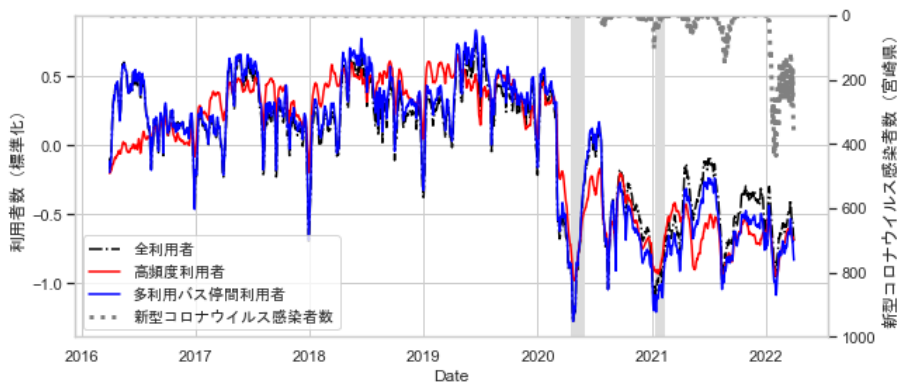


図-6 利用頻度別ローカル線系トレンド成分の時系列推移

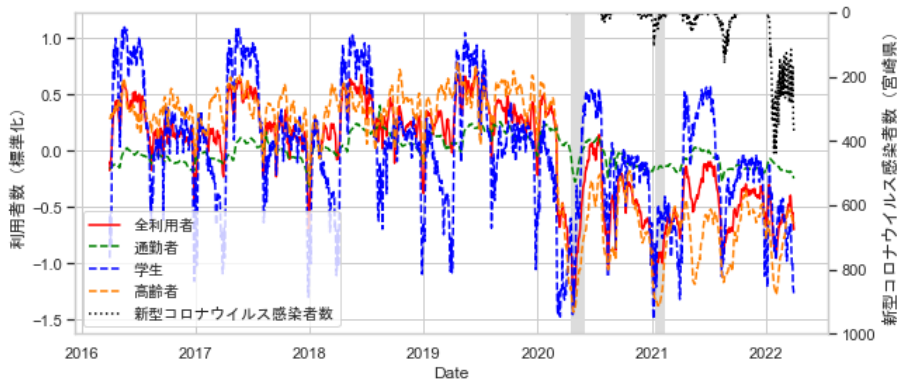


図-7 年齢層別ローカル線系トレンド成分の時系列推移

向であり「全利用者」を下回っていることが読み取れる。短期的影響では利用の低下は他の属性と比べて小さいと推定されたが、長期化により利用は減少傾向であることが確認された。「多利用バス停ペア利用者」は、短期的影響と同様で「全利用者」とほぼ同様の推移を示していたが、2020年9月以降は「全利用者」を下回っていることが読み取れる。なお、COVID-19感染拡大前の「高頻度利用者」の時系列推移において2016年度の標準化された利用者数が、2017年度から2019年度よりも明らかに少ないが、原因は不明である。したがって、高頻度利用者の抽出方法を再検討する必要がある。

図-7に年齢層別ローカル線系トレンド成分（以下トレンド成分とする）の時系列推移を示す。「高齢者」は利用者が減少した直後の推移を見ると、他の属性と比べて回復が遅いことが読み取れる。これは、高齢者は利用を再開することに抵抗があるため回復が遅れたと推察される。一方で、「学生」は利用者が減少した直後の回復は他の属性よりも早いことが読み取れる。「通勤者」は、減少するものの水準の差は非常に小さいことが読み取れる。なお「学生」は春、夏、冬休み期間での利用の減少がみられることから、学校の休校期間を組み込んだ成分分解の検討が必要である。

(3) 属性ごとの年度別の推移の比較

属性内におけるCOVID19の経時的な影響を把握するために、年度別の時系列推移を比較する。各利用者属性の年度別のローカル線形トレンド成分を図-8、図-9、図-10、図-11、図-12および図-13に示す。図中におけるハッチは図-6と同様で緊急事態宣言の期間を表す。

2016年度から2019年2月まで（以下、パンデミック前）、2020年度および2021年度の時系列推移の差異を考察する。「全利用者」（図-8）に関して、パンデミック前の推移の周期的特徴として、5月、7月下旬から8月半ばおよび1月において減少することが読み取れる。2020年度は、5月および1月に減少するがその後の回復は緩やかである。これは緊急事態宣言により利用回数は減少し、宣言後も利用者は利用を控えたと考えられる。また、7月下旬から8月にかけて減少がみられる。その落差が大きいため、例年の減少に加えて感染者数の増加が重なったと考えられる。2021年度は、5月、7月下旬から8月および1月半ばで減少がみられるが、その後の回復は緩やかである。これは、感染者数の増加により利用の再開に抵抗があると考えられる。また、水準は異なるもののパンデミック前の時系列推移と比較的に似た傾向を示すことが読み取れる。「多利用バス停ペア利用者」（図-9）は「全利用者」と類似していることが読み取れる。

「高頻度利用者」（図-10）は、COVID19感染拡大前後で水準の差が大きいため読み取れる。また、2021年度



図-8 全利用者



図-9 多利用バス停ペア利用者

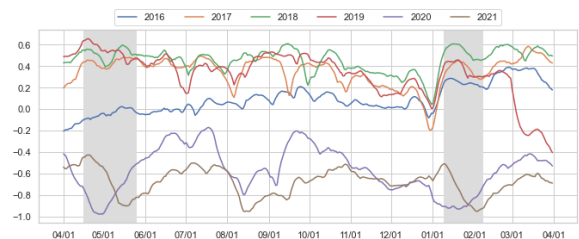


図-10 高頻度利用者

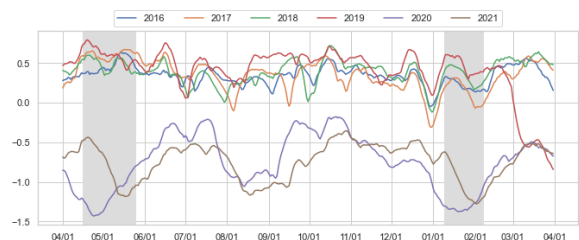


図-11 高齢者



図-12 学生

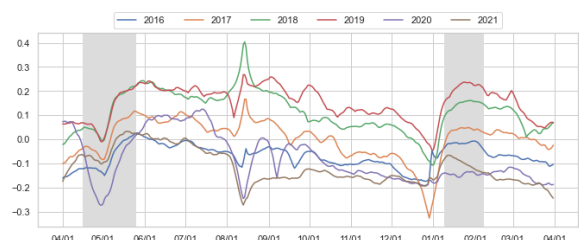


図-13 通勤者

は2020年度よりも下回っていることが多いことから、コロナ禍において高頻度利用者は減少傾向にあると考えられる。「高齢者」(図-11)は、高頻度利用者と同様にCOVID19感染拡大前後の水準の差が大きいことが読み取れる。短期的影響において利用者数の減少幅は「全利用者」と比べて小さいと推定されたが、長期化により利用者数の減少は大きいことが確認された。「学生」(図-12)は、COVID19感染拡大直後と緊急事態宣言期間を除く推移は類似しており、水準の差は小さいことが読み取れる。「通勤者」(図-13)は、周期的特徴として8月中旬は増加する挙動を示していたが、減少していることが読み取れる。これは、リモートワークの推進等により利用者数が増加する時期を見据えて公共交通機関の利用を敬遠したと考えられる。

5 おわりに

本研究では、ICカード履歴データの分析期間の拡張に伴いベイズ構造時系列モデルの頑強性検証を行い、短期影響評価における予測期間の拡張を検討した。その結果、分析期間の拡張によりモデルの予測精度が向上することが確認された。また、ベイズ構造時系列モデルを用いてCOVID19が利用者属性別の公共交通利用者数に及ぼす短期・長期的影響を相対インパクトとローカル線形トレンド成分により比較分析した。その結果、高頻度利用者や高齢者は短期・長期で影響に変化が生じたことが確認された。また、高頻度利用者、高齢者は回復速度が遅く水準も大きく低下していることが確認された。これらは、コロナ禍の長期化により高頻度利用者や高齢者は利用を敬遠するようになり、利用形態や移動手段が変化している可能性を示唆している。したがって、これらの利用者に対して利用を促す施策の立案が重要である。一方で、学生、通勤者の利用者数の減少幅は小さいことが確認された。

今後の課題として、本研究では、時系列推移の差異を視覚的に判断しているが、検定を行い、定量的に判断することが課題である。また、利用時刻のデータを使用していないが活用することにより詳細な利用者属性および空間分布の影響を分析する余地がある。空間分布の影響に関しては、ODペアを加味することにより、ゾーン間や地域特性を紐づけた影響を把握できる可能性がある。

RELATIONSHIP BETWEEN THE IMPACT OF COVID-19 ON PUBLIC TRANSIT RIDERSHIP AND THE PERIOD OF ANALYSIS OF IC CARD HISTORICAL DATA

Yuki NAKAJIMA and Hiroshi SHIMAMOTO

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。また、本研究はJSPS科研費22H01618の助成を受けたものである。記して謝意を表す。

参考文献

- 1) 国土交通省ホームページ：交通政策白書
[https://www.shugiin.go.jp/internet/itdb_gian.nsf/html/gian/gian_hokoku/20220610kotsugaiyo.pdf/\\$File/20220610kotsugaiyo.pdf](https://www.shugiin.go.jp/internet/itdb_gian.nsf/html/gian/gian_hokoku/20220610kotsugaiyo.pdf/$File/20220610kotsugaiyo.pdf)
(閲覧日 R5.1.29)
- 2) 近藤篤史, 嶋本寛: ICカードデータを用いた公共交通の運賃制度と乗客行動の関係性分析, 土木学会論文集, Vol.72, No5, I_653-I_660, 2016
- 3) 嶋本寛, 北脇徹, 宇野伸宏, 中村俊之: ICカード利用履歴データを用いた公共交通需要変動分析, 土木学会論文集 D3, Vol.70, No5, I_605-I_610, 2014
- 4) 中村俊之, 岩本武範, 宇野伸宏: プレミアムフライデーが公共交通利用へ与える影響の可能性分析,
- 5) 細江美欧, 桑野将司, 谷本圭志: 非負値テンソル因子分解を用いた交通系 ICカードデータからの移動パターン抽出に関する研究, 公共団体法人日本都市計画学会都市計画論文集, Vol.53, No.3, 2018
- 6) 西内裕晶, 轟朝幸: 交通マーケティング手法検討のための ICカードデータを活用した利用者行動特性の把握, 土木学会論文集, Vol.68, No.2, II_8-II_17, 2012
- 7) 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
- 8) 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
- 9) 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
- 10) Almlöf, E., Rubensson, I., Cebecauer, M, and Jenelius, E.: Who Continued Traveling by Public Transport During COVID-19? Socioeconomic Factors Explaining Travel Behavior in Stockholm 2020 Based on Smart on Smart Card Data, SSRN Electronic Journal, 2021
- 11) Shimamoto H, Kusubaru R: Evaluation of the short- and long-term impacts of the COVID-19 pandemic on bus ridership in Miyazaki City, Japan, Asian Transport Studies 9, 2023, 100098

(2023.3.6 受付)