COVID-19 流行下における交通系 IC カードを用いた熊本市電利用者の降車時間帯の変化分析

宮崎　一貴[1]・円山　琢也[2]

[1]学生会員　熊本大学　大学院自然科学教育部（〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2 丁目 39 番 1 号）
E-mail: 227d9221@st.kumamoto-u.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　熊本大学教授　大学院先端科学研究部（〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2 丁目 39 番 1 号）
E-mail: takumaru@kumamoto-u.ac.jp

外出の抑制や時差出勤，テレワークの奨励など COVID-19 の流行により公共交通の利用が変化している．従来，COVID-19 の影響を定量的に評価するために，利用者数や乗車時間の変化などの分析が行われているが，利用者個人の利用時間の変化については十分ではない．本研究では，日常的に利用している利用者を対象に，COVID-19 流行前後の利用時間に焦点を当て，6 が月ごとの変化を，時間利用の変化を表す分布と最低限利用する時間利用の分布を用いることで，COVID-19 流行前後の利用の変化について明らかにする．クラスター分析を行うことで，利用者の利用の変化について体系的に解釈をした．結果として，朝のピーク利用の変化が大きいことや継続的に利用する利用者と回数が変化する利用者について識別することができた．

Key Words: *Smartcard data, COVID-19 Pandemic, Kumamoto City Tram, Cluster analysis, Alighting Time Patterns*

1.　はじめに

(1)　研究背景・目的

COVID-19 の流行により，外出行動の制約，飲み会などの飲食店などの集まりの自粛，テレワークの奨励など，これまでには見られない外出行動の変化があった．COVID-19 流行前後の利用の変化を把握するために，交通系 IC カードを用いた研究が数多く行われている．

COVID-19 流行により，公共交通利用者の行動変化には，1) 利用頻度の減少と，2) 利用時間の変化の 2 種類がありうる．利用頻度数の減少には，在宅勤務の影響があり，利用時間の変更には，混雑回避や時差出勤の影響が考えられる．これらの行動変化は同時に生じる場合と片方のみ生じる場合があり，**表-1**，**図-1** のように，ア，イ，ウ，エの 4 つに分類できる，

交通系 IC データの情報から利用者から利用の変化をらア，イ，ウ，エに分類することは有用と考える．しかし，これらを分類できるような統計的処理方法は筆者の知る限り見当たらず，本研究では，その構築を目指す．

表-1　想定される利用の変化のパターン

		頻度の変化	
		なし	あり
時間の変化	なし	ア	イ
	あり	ウ	エ

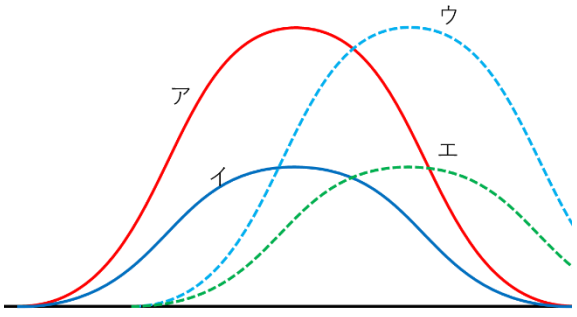


図-1　想定される利用の変化の模式図

アを基準にして考えれられる分析手法を分類する．例えば，時間の変化をみるためには，利用時間割合の比較が考えられる．この方法では，ウ，エのような時間変化について特定できるが，頻度の大きさであるア，イについては分からない．また，乗車時間等の情報から平均利用時間を求め，比較する方法では，時間の変化であるア，ウのような変化は特定できるが，頻度について別で考慮する必要がある．基準からの比率や差を求めた方法では，ア，イ，ウ，エの時間の変化や頻度の変化のすべて考慮できる．しかし，比率では基準の値が 0 になると計算ができなくなる場合がある．また，これらはの方法は，個人ごとなど複数の基準がある場合の比較が難しい．

そこで，本研究では，COVID-19 流行前後の利用時間の変化に焦点を当て，利用者の利用回数と利用時間の変化を同時に評価する方法を提案し，利用の変化の特徴を明らかにすることを目的とする．

(2) 既往研究のレビュー

a) 公共交通の利用変化を対象とした分析

まず，日常的な利用実態に着目し分析したものとして，Egu and Bonnel[1]は，日別利用有無を単純なマッチング距離（Simple Matching distance）を用いて分類することで，利用者を低頻度，高頻度，断続的利用の 3 種類に分類した．また，利用者の時空間的類似度を算出した．西内・轟 [2]は，利用者の 1 か月の利用のうち同じ時間帯の利用かつ同じ停留所間の利用が占める割合を指標として提案し分類化をした．それらの結果，公共交通利用者は同じ曜日や時間に利用するといった規則的な行動が少ないことが分かった．

次に，2 時点以上などの利用の変化の分析を行ったものとして，嶋本ら [3]は，ロンドンで利用されている Oyster Card を対象とし，秋休みによる利用回数の減少を時間帯別比率で示し，支払い属性と時間帯で差が生じることを示した．次に，中村ら [4]は，プレミアムフライデー導入による公共交通の利用時間割合の変化について分析した．しかし，変化量が小さく，統計的にも差がみられていない．これらの研究は，利用割合の変化に着目したものである．しかし，基準となる値の影響が大きく，割合や比率が増加したことは必ずしも利用者数や利用回数の増加とは言えない点に留意する必要があるだろう．そのため，本研究では，利用回数を考慮した方法を提案することで直接的解釈しやすい方法を提案する．最後に，Briand ら [5]は，利用時間をそのままの連続値として分析が可能な 2 段階ガウス混合モデルを用いたクラスター分析を提案した．また，5 年間の経年変化を可視化した．多くの利用者は，同じクラスターや類似する確率分布をもつクラスターに推移しやすいことを示した．

b) COVID-19 流行下の公共交通利用の変化分析

COVID-19 の流行による公共交通利用者の変化についてまとめる．日々の利用状況を分析したものを示す．Shimamoto and Kusubaru [6] や中島・嶋本 [7]は，1 日の乗車率を予測するベイズ構造時系列モデルを構築し，短期，長期の利用の変化についてカード属性や利用頻度ごとに評価した．短期の評価では，通勤利用者の減少は小さく，通学利用者の減少が大きいことを示した．また，長期の利用の評価では高齢者が回復しにくいことを示した [7]．ほかにも，鈴木ら [8]は，2018 年と 2019 年に継続した利用者を対象に，利用頻度弾性図を作成した．その結果，約 3 割の利用者は COVID-19 流行下でも安定した利用をしたことを示した．また，約半数の利用者は，COVID-19 流行以前には戻らないものの，回復傾向にあることを示した．このように日ごとの利用の変化は，個人属性ごとに変化があると言える．しかし，これらの分析は日単位の分析にとどまっており，利用時間に変化があるのかについては不明である．

時間に着目したものとして，岩倉・福田 [9]は東急田園都市線沿線上でアンケート調査を実施し，COVID-19 流行前後で，乗車時間の変更，出勤日数，車両の変更等，混雑回避する通勤利用者が多くいることを示した．そのため，交通系 IC カードデータにおいても，利用時間の変化が期待できる．また，福田ら [10]は，都市間路線を対象とし，時間帯別変化について分析し，朝の時間帯の回復が高く昼間の利用が大きく減少していることを示した．そのため，昼間の利用者が利用を取りやめたままであるのか，それとも朝の利用に移り変わったのかなど個人単位での利用の変化を見る必要がある．阿久津ら [11]は，東急電鉄の通勤時間を対象とし，利用者数の減少を平常時の減少と COVID-19 の流行による減少に分け，COVID-19 の流行による影響の大きさを分析した．ほぼ毎日利用していた定期券利用者の約 3 割が COVID-19 の流行により，利用回数を減少したことや平均乗車時間が 15 分遅くなったこと．さらに，多くの利用者は乗車時間を変更していないことを明らかにした．鈴木ら [12]は，2 年間の 10 月の鉄道利用者を対象にして，利用回数が減った人の改札を通過する平均入場時刻個人属性別に分析を行なった．年齢が高いことや定期利用者であれば，頻度や入場時刻が変わりにくいことを示した．これらは，利用者の属性を用いて時間帯の変化が小さいことを示している．Liu *et al.* [13]は，携帯電話アプリのデータを用いて，COVID-19 流行前後で時間帯別需要が変化するのか分析した．COVID-19 流行前後それぞれで，1 時間ごとの需要曲線を算出し，その 2 つの曲線の形状の類似度をプロクラステス距離（procrustes distance）で算出した．その結果，非肉体的な職業が多い地域ほど異なる曲線になることを示した．そのため，全時間でも利用が変化したと考えられる．

以上のように，利用時間の変化について着目することは重要である．しかし，利用回数も同時に考慮しなければ，ピーク時間帯に大量の利用者が集まる等の需要の変化を分析時に見落とす懸念がある．そこで，分析手法において，時間帯の分布とそれぞれの利用頻度の内訳を同時に検討する必要があるだろう．

c) 熊本県内における公共交通利用の変化分析

熊本県内の公共交通を対象とし，行動の変化を分析した研究は多くある．

森田ら [14]は，IC カード導入初期において IC カード発行地域と利用回数の関係を調べた．4 週間のデータを対象に，時間帯ごとの利用状況と IC カード発行地域を用いて，高頻度のクラスター2 つと低頻度のクラスター4 つに分類した．

COVID-19 流行下における公共交通利用者の変化についての分析もいくつかある．宮崎・円山 [15),16)]は，熊本市電の停留所ごとに，時間帯別乗車・降車割合を算出し，全国 IC 都度払い利用者の通勤・通学時間帯の割合が増加していることや住宅街における夕方以降の利用割合が減少していることを示した．また，2019 年度と 2020 年度の日常的な利用者を対象にし，日々の利用状況から利用者のグループ分けを行った．COVID-19 流行下においても，定期券利用者は高頻度に継続した利用が確認できた．定期利用者の低頻度の利用は少なく，利用頻度が減少した利用者は定期券を取り止めるケースを確認した．劉 [17),18)]は，熊本県内のバスを対象として COVID-19 流行により中心市街地や駅，空港の利用が減少したこと，IC カードの利用頻度が高くなったことを示した．また，バス停ごとの乗車人数の減少数をバス停周辺施設と地域特性を考慮したマルチスケール地理空間加重回帰モデルを構築し，飲食施設と宿泊施設の係数の地域分布が変化したことを示した．これらの研究は，日単位や年単位の利用の変化や減少の要因分析であり，時間帯ごとの行動の変化について分析されていない．

以上のことを踏まえて，熊本市電利用者を対象に，利用回数を考慮した時間別利用の変化を明らかにする．

表-2 本研究で用いるデータの概要

種類	全国 IC	地域 IC	おでかけ IC
対象期間	2019/1/1-2020/12/31 の平日（490/731 日）		
総 ID 数	755,959	45,040	44,238
対象 ID 数	9,798	1,145	3,052
対象記録数	3,668,929	246,671	709,910
項目	ID(秘匿化処理)，決済日時，処理内容コード，乗車時間，降車時間，乗降停留所，運賃，定期種別，利用者属性など		

(3) 本論の構成

本論の構成は以下の通りである．2.では，分析に用いたデータの説明と熊本市電の現状についてまとめる．3.では，本論で時間と回数を同時に考慮するデータの内容と分析手法についてまとめる．4.では，提案したデータセットを用いて非階層のクラスター分析実施し，その結果と考察を行う．最後に 5.では，本論の結論と課題について述べる．

2. データと熊本市電の利用実態

(1) 分析対象地域

熊本市電は，熊本市中心市街地と鉄道駅，居住地域を結ぶ 2 系統からなる．路線沿線上には，学校や役所などの職場，観光地である熊本城や動植物園などがある．そのため，通勤・通学など日常的な利用のみならず来訪者など多くの目的で利用していると考えられる．

(2) 本研究で用いるデータ

本研究では，熊本市交通局より提供を受けた交通系 IC カードの決済履歴データを利用する．データの概要は**表-2** に示す．本研究では，2019 年と 2020 年のそれぞれ 1 年間で，平日 20 日以上利用した ID を対象とした．これは，日常的に利用していると思われる利用者を抽出するためである．

熊本市電では，IC カード一枚で，複数人の決済が可能など，同じカードで複数の人が利用していることが考えられるが，本研究では，1 枚の IC カードは同一の利用者が利用していると仮定する．

また，IC カードデータは，1 回の利用に重複した記録がされることがある．例えば，通信エラーによるものや残高不足などによる分割での決済が挙げられる．そこで，本研究では，1 つ前の記録と乗車停留所，乗車時間，降車停留所が同じかつ降車時間の差が 60 分以内の際は同一ものとして扱う．しかし，乗換による記録は別の利用と扱う．

以上より，2 年間の平日で観測された ID（845,237 ID）のうち，1.66%（13,995 ID）を分析対象とした．

(3) 本研究の分析対象期間

本研究では，COVID-19 の流行と緊急事態宣言前後の影響について分析をするために，2 年間のデータを 6 か月ごとに区切り，期間ごとの変化を分析することとした．具体的には，期間 A：2019 年 1 月から 6 月末（119 日），期間 B：2019 年 7 月から 12 月末（125 日），期間 C：2020 年 1 月から 7 月末（121 日），期間 D：2020 年 7 月から

12 月末（125 日）である．期間 C，D はどちらも COVID-19 流行期間であるが，期間 C では緊急事態宣言が発令されたこと[注 1)]，期間 D では，観光推進事業である Go To Travel[注 2)]が実施されたことを踏まえ，期間 C を行動抑制下，期間 D を行動制限緩和期間とする．

3. COVID-19 流行下における時間別行動変化の判別方法

ここでは，6 か月ごとに分割し，連続する 2 つの期間の時間利用の変化を分析する方法を提案する．

期間と期間の間の変化に着目することで，COVID-19 の流行，緊急事態宣言の影響について把握する．期間 A と B は，COVID-19 流行前の日常的な変化について把握でき，期間 B と C の間は COVID-19，緊急事態宣言による変化，期間 C と D は緊急事態宣言解除による一時的な回復行動を抽出が可能である．

(1) 既存手法の問題点

これまで提案されてきた手法を用いて，COVID-19 流行前後の利用時間の変化を把握することが可能かについて検討する．

まず，時間帯の割合を用いた分析を検討する．中村ら[4)]や Liu *et. al.*[13)]が行った時間帯別利用者割合を算出し，分析することが考えられる．ほかにも，Briand ら[5)]のような利用時間分布を示すモデルを構築し比較することが考えられる．これらは，変化量の分析であり，利用回数は別途考慮する必要がある．

次に，基準との比率等を算出し変化をみることが考えられる．嶋本[3)]らのように属性などの集計ベースであれば算出できるが，個人の変化に着目するため容易ではない．また，同様の理由から，武田ら[19)]が提案している行動弾性図を適用を鈴木ら[8)]のように示すのは難しい．

その他にも，利用時間帯を一次元のベクトルと見なすことで，cos 類似度や相関係数を算出できる．これらは，比率の計算過程で懸念された 0 の値でも，適切に分析可能である．また，2 つの画像の類似度に用いられるヒストグラムインターセクション（HI）がある[20)]．これは，画像から色ごとにピクセル数の割合をそれぞれ算出し，2 つのヒストグラムの重複度合を得る手法である．しかし，割合の分析と同様に，値の大きさについて考慮できない．

最後に，値をそのまま分析に用いることができる手法を検討する．基準の期間と対象期間の差を取ることで変化の大きさを見ることができる．しかし，値が大きいほど，差は大きくなりやすいため，利用者間の比較が難しい．次に，時間別利用回数の分布を基に，クラスター等を行い分類する方法も考えられる．対象期間のみであれば有効であるが，変化を見るために 1 人 2 期間のデータを 用いると値大きさで分類されるため，変化が見えにくい可能性がある．

これらを踏まえ，それぞれ単独の手法では，利用者個人の時間別利用の変化を判断することは難しい．そんため，複数の手法を適切に利用する必要があるだろう．

(2) 提案する分析手法

本研究では，利用者の時間の利用の変化について，利用回数も考慮できる分析法について提案する．本手法は，利用者の時間利用の変化を前期間と同じであることと異なっていることの 2 つに分解し同時に考えることで，変化を見ることができる．以下に示す手順を示す．

Step 1: 利用者ごとに対象期間ごとに 15 分単位の利用回数を算出

Step 2: 利用者の決済時間が朝ピークと夕方ピークの間である割合が，分析対象者のピーク時間の決済割合の平均より多い利用者（ピーク利用者）と少ない利用者（非ピーク利用者）に分割する．以降，それぞれのデータで実施する．

Step 3: 個人の 2 つの期間を対象に，同じ時間での変化量を算出する．これを時間の変化の分布と呼ぶ．

Step 4 :個人の 2 つの期間を対象に，最小値を算出する．これを継続を表す分布と呼ぶ．

Step 5 : Step 3 で求めた時間の変化の分布を標準化する．

Step 6: 同様に，**Step 4** で求めた継続を表す分布を標準化する．

Step 7: Step 5，**Step 6** までで得られた分布をまとめ k-means のクラスター分析を行う．

Step 8: クラスター分析で得られた各クラスターの代表値（重心）に標準化の逆関数を適用し，クラスターごとの変化を表す分布と継続を表す分布を求める．

本研究では，以上の手順を適用し，3 期間でピーク利用者と非ピーク利用者の 2 セットのデータを得た．

また，本研究で用いたピークは，森田ら[14)]に習い，7:00-8:59，夕方ピークを 16:00-19:59 とした．ピーク利用者と非ピーク利用者の判定は，対象のデータ 2 年間の時間利用回数の内，朝ピークと夕方ピークの利用の回数を 2 年間の総決済回数で割った 58.94%を基準とし，利用割合が大きい利用者をピーク利用者，少ない利用者を非ピーク利用者とした．

a) 利用者の時間別利用の変化を表す計算

Step 3 で示した期間の変化について説明する．これは

1 つ前の期間から対象期間までの間の時間別変化量を示す.

$$Change_{ibs} = value_{ibt} - value_{ib(t-1)} \quad (1)$$
$$\forall i \in N, 1 \le b \le 96, s \in [1,2,3], t \in [2,3,4]$$

ここで，Nは利用者数，$Change_{ibs}$ は，対象期間tと対象期間$(t-1)$の間sにおける利用者i の 15 分単位の時間b の値の変化量，$value_{ibt}$は，対象期間t における利用者i の 15 分単位の時間b に観測された値を示す．$Change > 0$は，利用の増加，$Change < 0$は利用の減少を示す．割合と異なり，0 の値であっても算出することが可能であるため，本数式を適用することによる欠損値は存在しない.

b) 利用者の時間別利用の継続を表す計算

Step 4 で示した期間の継続の分布について説明する．これは 1 つ前の期間から対象期間までの間の時間別最小値を求める．これは 2 期間でその時間に最低限利用していたことが示せる指標である指標に関する式を式（2）に示す.

$$Continue_{ibs} = min\left(value_{ibt}, value_{ib(t-1)}\right) \quad (2)$$
$$\forall i \in N, 1 \le b \le 96, s \in [1,2,3], t \in [2,3,4]$$

$Continue_{ibs}$ は，対象期間tにおける利用者i の 15 分単位の時間b ごとに利用回数を示しており，分析対象期間で同じ時間b の内利用回数が少ない値を採用する.

c) 本データセットの標準化

Step 5, 6 について説明する．本手法で作成した 2 つの分布の値の取りうる範囲が異なる．そのため，2 つの分布を同一の評価軸で評価ができない．そのため，平均 0, 分散 1 に標準化する．変化の分布を例に以下のように標準化する.

$$Z_{ibs} = \frac{Change_{ibs} - \mu_s}{\sqrt{\sigma_s^2}} \quad (3)$$

$$\mu_s = \frac{1}{96N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{b=1}^{96} Change_{ibs} \quad (4)$$

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{96N-1}\sum_{i=1}^{N}\sum_{b=1}^{96}(Change_{ibs} - 1)^2 \quad (5)$$

平均，分散は，対象のデータの時間帯，利用者のデータを用いた.

d)利用者の利用実態の変化に関する分析手法

以上より得られたデータを用いて，利用者をグループ分けし，利用時間の変化について可視化する．クラスター分析には，Python の scikit-learn 1.3.1 のライブラリーの sklearn.cluster.KMeans 関数を用いた [21]．分析方法は，初期値の選択に工夫がされている k-means++法で lloyd のアルゴリズムを採用した．クラスター分析では，事前に分割するクラスター数を決める必要があるが，本研究では一律にクラスター数を 6 とした．クラスター分析は，初期値によって得られる答えが変わる可能性があるため，100 回の繰り返し計算を行い，クラスター分析の目的関数が最小となるものを用いた.

e) 本データのメリット・デメリット

本データセットを組み合わせることで従来の方法で表現が難しかった事象について説明ができる．ある時間に公共交通を一度も利用しなかった場合は，利用の変化の分布も継続を表す分布も 0 の値を示す．1 回の利用が継続していた際は，利用の変化の分布は 0，継続の分布は 1 を示す．1 回の利用していた人が利用を取りやめた際は，利用の変化の分布は-1，継続の分布は 0 を示す．このように，利用しない，継続利用，利用の変化を 2 つの値から判断ができる.

本手法のデメリットは 2 つある．1 つ目は，分割数の 2 倍のデータを用いることから，高次元になることである．2 つ目は，クラスター分析の計算過程で重心からデータの距離を算出する過程があるため，変化の分布の絶対値や継続の分布の絶対値が大きくなるほど距離の大きさが大きくなる.

4. 時間の変化分析の結果・考察

(1) ピーク利用者のクラスター分析

ピーク利用者を対象とし，クラスター分析の結果を示す．得られた各クラスター分析の平均値の結果を**図-2** から **4** に示す．計算時は，標準化しているため逆関数を適用し元の値に戻したものである．また，所属クラスターの特徴を**表 3** から **5** に示す.

全体を通してみると，継続の分布は 3 期間とも似た分布が得られたものの，変化の分布は異なり，期間 AB は継続的な利用や利用回数が増加傾向，期間 BC はピーク時間を中心に利用回数が減少傾向，期間 CD は全体的な増加の傾向が見られた．各クラスターは，15 分程度の朝ピークが現れている.

期間 AB は，他の期間に比べ，特徴的なグループ分けが得られた．提案した手法の利点が活きた形である．全体的に増加傾向にあるが，増加量の大きさが異なる．クラスターAB-4，5，6 に所属する利用者は，継続の分布の値が大きく変化の分布の値が小さい，AB-2，3 は時間の変化の分析が増加の値を示している.

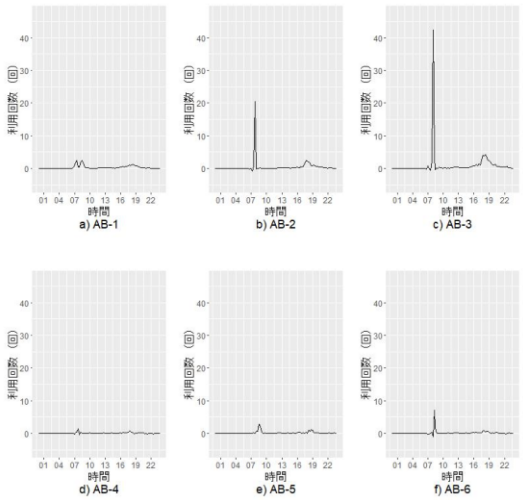
これらより，期間 B の地点でピーク時間に多く利用し

ている利用者は，利用回数を増やした利用者と全期間と変わらず利用する利用者が存在する．

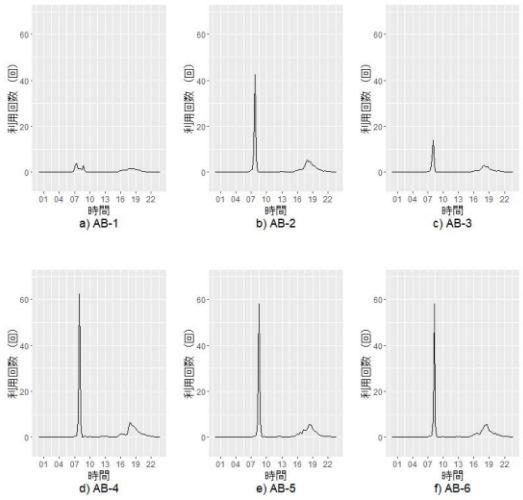
期間 BC は，COVID-19 や緊急事態宣言などによる影響を受けたとみられ，時間利用が全体を通して減少傾向にある．一方で，朝ピークの時間は利用回数が大きいことから通勤・通学等の行動は一定数，継続されたといえる．また，5 つのクラスターは朝ピーク時間による分類がされており，朝ピーク時間以外の傾向が見られなかった．継続の分布の値が大きいほど時間の変化の分布が大きくなる．継続の分布の値と変化の分布の相関を取ると 0.771 から 0.992 の値であることから全時間帯を通して利用が減少していることが分かる．また，朝ピークが 8:00-8:14 に近づくほど利用者数が増加することが分かる．継続した利用の分布より，これらの利用者は COVID-19 流行期間においても，半年で約 35 回以上決済している．6 か月の分布の変化であるため，平日を 120 日とし，乗り換えを考慮しなければ，およそ週 1.46 日利用している．変更の分布の最小値は-25.7 回である．第一回緊急事態宣言期間中の平日は 17 日であるため，緊急事態宣言前後でも利用が減少していると考えられる．一方で，COVID-19 の影響が少なかった月を含むため，継続している回数はこの 1，2，6 月の利用である可能性が考えられる．期間 CD も同様に，ピーク時間以外の特徴は見られなかった．しかし，一部のクラスターでは，他の期間と異なり，変化の分布が正と負を示した．これは，利用者の降車時間が変化を表していることを示していると解釈できる．具体的には，CD-2 は 7:45-7:59 の利用が約 3.37 回減少し，7:30-7:44 の利用が約 13.6 回増加した．15 分の違いのため，市電の遅れによるものの可能性もある．また，継続や変化の分布が小さい低利用者の人数が最も多いことから，公共交通の利用を取り止めたことが考えられる．

期間ごとのクラスターの分布，人数が異なっていることより，日常的利用の変化のみならず，COVID-19 や緊急事態宣言などの影響を受けて変化したと言える

本手法を通して，利用回数の変化のみならず，利用者の利用の増減の大きさや増減の時間利用の変化について可視化することができた．



a) 時間別の利用回数の変化（期間 B-期間 A）の分布

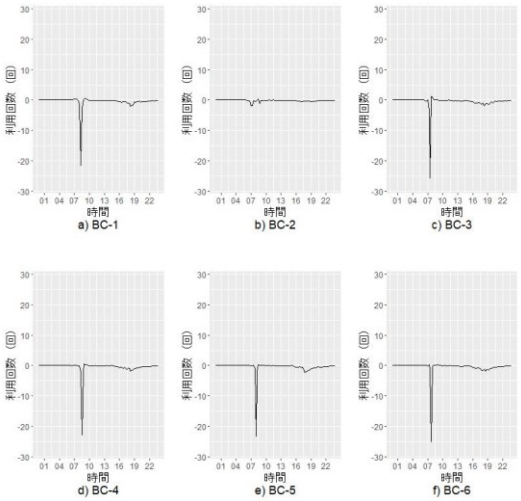


b) 2 期間の時間別最小利用の分布（継続を示す分布）

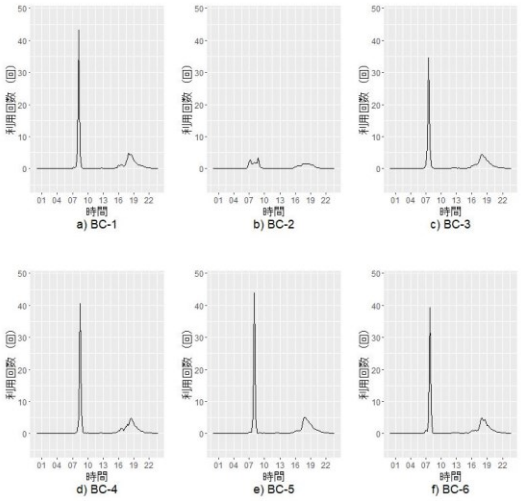
図-2 期間 AB のクラスターの分布

表-3 期間 AB のクラスターの所属割合

No.	n	名称	特徴
AB-1	4,128	低利用者	横ばいに推移 僅かながら増加傾向
AB-2	456	中利用 中程度増加	7:45-7:59 にピークを持つ 夕方ピークの利用は微増
AB-3	381	低利用 増加大	8:00-8:14 にピークを持つ 8:00-8:14 の利用が増加 夕方ピークの利用が少なかったが，ほかのクラスター並みに増加
AB-4	330	高利用 継続利用	8:00-8:14 にピークを持つ 僅かに 8:00-8:14 が減少 夕方ピークが 18:00 頃
AB-5	367	ピーク時間が遅い 高利用 継続利用	8:30-8:44 にピークを持つ 小さく利用増加 夕方ピークが 18:30 頃
AB-6	396	高利用 微増	8:15-8:29 にピーク を持つ 増加量は小さい

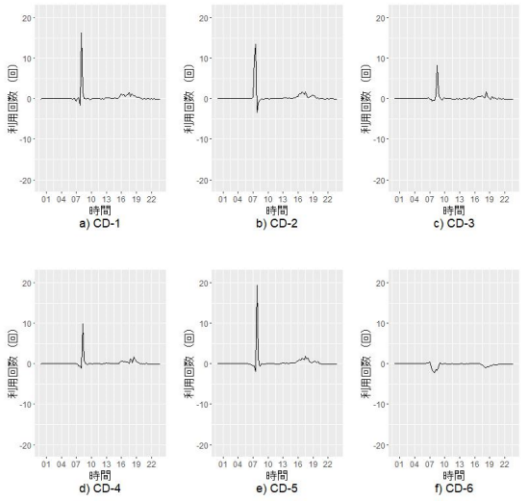


a) 時間別利用回数の変化（期間 C-期間 B）の分布

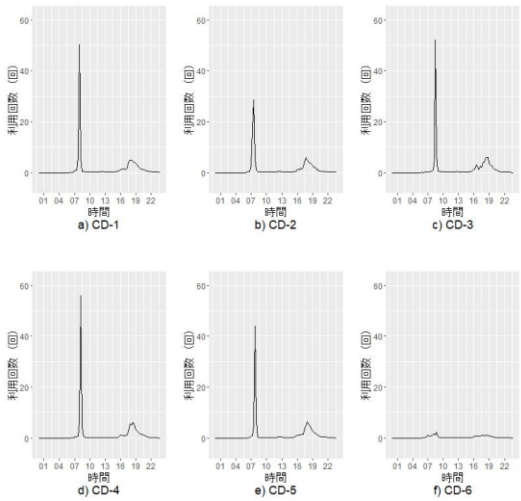


b) 2 期間の時間別最小利用の分布（継続を示す分布）

図-3 期間 BC のクラスターごとの分布



a) 時間別利用回数の変化（期間 D-期間 C）の分布



b) 2 期間の時間別最小利用の分布（継続を示す分布）

図-4 期間 CD のクラスターの分布

表-4 期間 BC のクラスターの所属割合

No.	n	名称	特徴
BC-1	508	高利用 利用回数減	8:15-8:29 にピーク ピーク時間の利用が減少
BC-2	3,667	低利用者	朝ピークの利用と夕方ピークの利用が見られるがほぼ横ばい
BC-3	376	高利用 利用回数減 利用者数少	7:30-7:44 にピーク ピーク時間の利用が減少
BC-4	485	利用時間が遅い 高利用 利用回数減	8:30-8:44 にピーク ピーク時間の利用が減少 夕方ピークがほかのクラスターより遅い
BC-5	561	高利用 利用回数減 利用者数多	8:00-8:14 にピーク ピーク時間の利用が減少
BC-6	461	高利用 利用回数減	7:45－7:59 にピーク ピーク時間の利用が減少

表-5 期間 CD のクラスターの所属割合

No.	n	名称	特徴
CD-1	384	朝ピーク	8:00-8:14 にピーク
CD-2	403	中利用者	継続の利用は中程度 ピーク時間の利用が増加 15 分後は，微減
CD-3	304	朝ピーク ピーク内の新規利用者最小	8:30-8:44 にピーク
CD-4	302	ピークの継続利用最大	8:15-8:29 にピーク
CD-5	302	ピークの利用増加量　大	7:45-7:59 にピーク
CD-6	4,363	低利用者	朝ピークの利用と夕方ピークの利用が見られるがほぼ横ばい

(2) 非ピーク利用者のクラスター分析

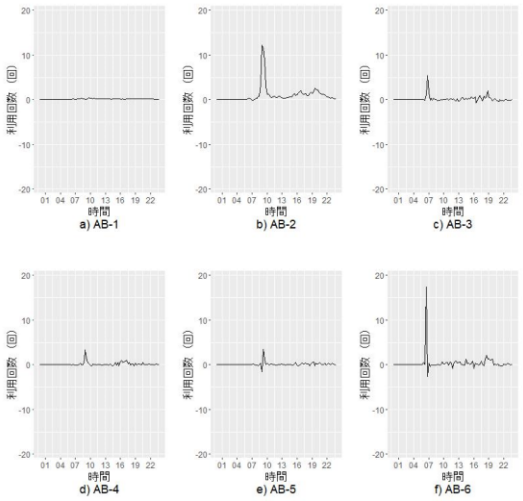
同様に非ピーク利用者対象に分析を行なった．得られた各クラスターの平均値を**図-5** から 7 に示す．また，所属クラスターの特徴を**表-6** から 8 に示す．朝ピークを避けてクラスター分析したが，通勤・通学のような利用を中心にグループ分けが行われた．また，ピーク時間のクラスター分析と異なり，昼間の利用について僅かながら変化が確認できた．

期間 AB は，全体的に利用が増加傾向にある．早朝利用である AB-3，6 は割り当てられた人数が少ない．9 時以降にピークを持つ分布は時間が遅くなるほど利用が増えている．これは，通勤・通学利用以外の利用者が含まれている可能性がある．

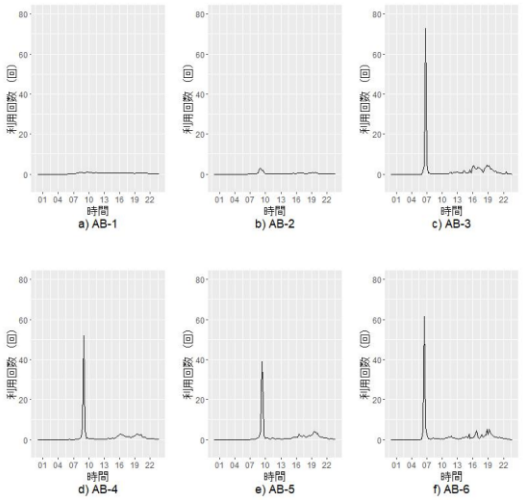
期間 BC では，ピーク時間の利用が大きく減少している．低利用者が増加した．ほかのクラスターについては大きな特徴がみられなかった．変化の分布と継続の分布の相関係数は 0.857 から 0.990 なったことから，全期間おいて全体的な減少傾向しか見られなかった．

期間 CD では，増加傾向にあるが，増加量に違いが表れた．CD-1，4，6 は変化が小さく，CD-3，5 ピーク時間の利用が増加，CD-3 は朝，夕方ピーク利用が増加した．CD-4 は継続の分布が大きいため，COVID-19 流行下と変わらず利用している．CD-2，3，5 では COVID-19 流行下でも利用しているが，緊急事態宣言明けからさらに増加した．また，低利用者の利用者数は増加した．

期間ごとのクラスターの分布，人数が異なっていることより，日常的利用の変化のみならず，COVID-19 や緊急事態宣言などの影響を受けて変化したと言える



a) 時間別利用回数の変化（期間 B-期間 A）の分布

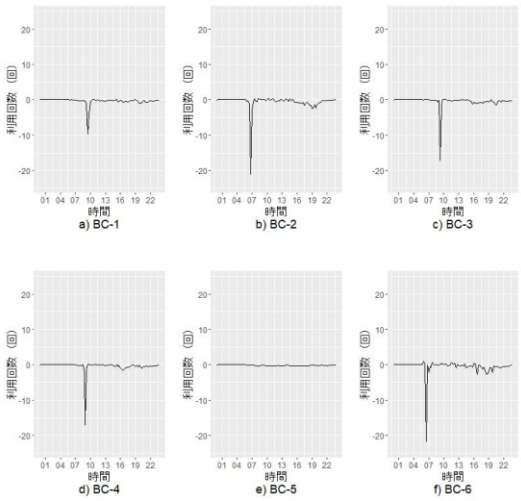


b) 2 期間の時間別最小利用の分布（継続を示す分布）

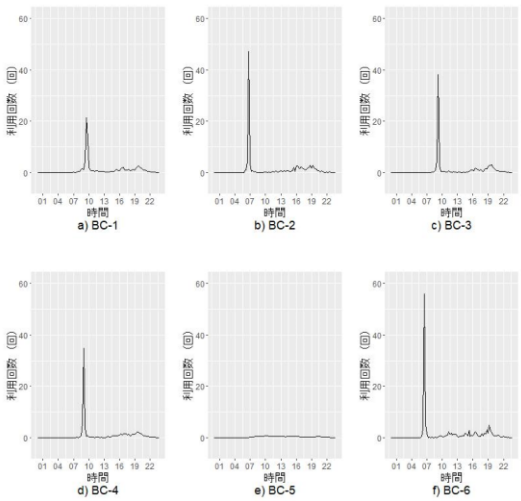
図-5 非ピーク利用者の AB のクラスターの所属割合

表-6 非ピーク利用者の期間 AB のクラスターの所属割合

No.	n	名称	特徴
AB-1	6984	低利用者	変化，継続ともにほぼ 0 に推移 利用が少ないまたは突発的
AB-2	474	遅い朝の利用回数増加	9:00-9:30 のピーク時間 全体的な利用増加
AB-3	61	早朝安定利用	6:45－7:00 の利用 増加量が少ない
AB-4	154	遅い朝の安定利用	9:00-9:14 にピーク 利用の増加量は小さい
AB-5	209	遅い朝の安定利用	9:15-9:29 にピーク 利用の増加量は小さい
AB-6	55	早朝利用回数増加	6:30-6:44 にかけてピーク 利用が増加傾向

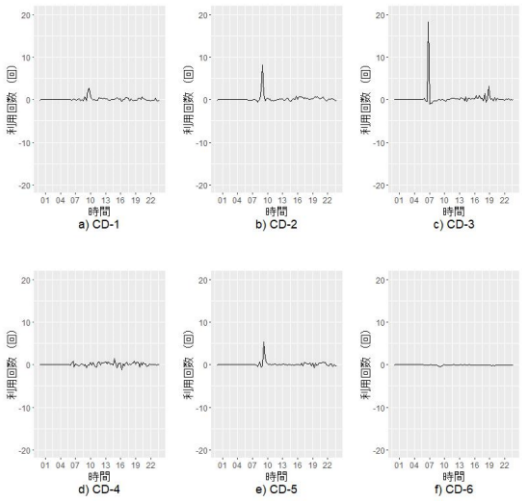


a) 時間別利用回数の変化（期間 C-期間 B）の分布

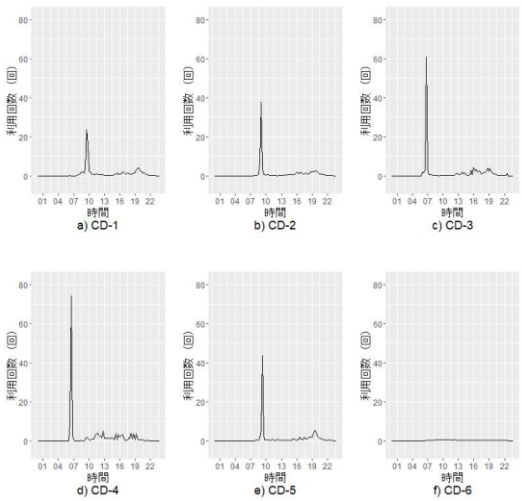


b) 2 期間の時間別最小利用の分布（継続を示す分布）

図-6　非ピーク利用者の BC のクラスターの所属割合



a) 時間別利用回数の変化（期間 D-期間 C）の分布



b) 2 期間の時間別最小利用の分布（継続を示す分布）

図-7　非ピーク利用者の期間 CD のクラスターの所属割合

表-7　非ピーク利用者の期間 BC のクラスターの所属割合

No.	n	名称	特徴
BC-1	309	遅い朝の利用継続・減少量少	遅い朝ピーク利用者 継続 変化量は比較的小さい
BC-2	95	早朝利用 利用者数増加	6:45－7:00 の利用 減少量は大きい ID 数が増加
BC-3	198	遅い朝の利用継続利用	9:15-9:29 にピーク 減少量大きい
BC-4	258	遅い朝の利用	9:00-9:30 のピーク時間 減少量大きい
BC-5	7020	低利用	ほぼ横ばいに推移
BC-6	57	早朝利用	継続した利用をしているものの，大きく減少

表-8　非ピーク利用者の期間 CD のクラスターの所属割合

No.	n	名称	特徴
CD-1	214	遅いピーク利用者 継続・変化小	9:30-9:59 にピーク 継続利用，増加量は小さい
CD-2	189	遅いピーク利用者・中増加	9:00-9:14 にピーク 利用回数は増加
CD-3	54	早朝利用者・利用増加	6:45-6:59 にピーク 利用回数が増加 夕方も増加
CD-4	33	早朝利用者・安定利用	6:30-6:44 にピーク 利用回数の変化が小さい 昼間にも利用があり
CD-5	129	遅いピーク継続利用	9:15-9:29 にピーク 継続利用が多い
CD-6	7318	低利用	継続利用，変化が小さい 利用回数が小さい

5. まとめ

本研究では，熊本市電の日常的に利用していると思われる利用者を対象として，利用者の時間別利用の変化を可視化した．本研究で得られた成果と課題，今後についてまとめる．

1) 本研究では，6か月ごとに集約した期間ごとに，利用の変化を分析した．2つの分布の差を示す変化の分布と 2 つの分布の重複を示す継続の分布を提案した．それを用いて，利用回数と利用時間を考慮したクラスター分析を行なった．
2) 期間ごとに変化の形態が異なった．緊急事態宣言は，朝ピークの時間を中心に利用回数が変化した．
3) 継続した利用とピーク時の利用回数の変化量を示し，利用者の利用回数の変化は，時間で異なることを示した．
4) 全期間で観測された利用回数，時間利用が少ない利用者のグループが観測され，所属する人数が増加傾向にあった．

本研究の課題を示す．

1) 本研究では，COVID-19 で想定される変化のうち，頻度の変化については分析することができたが，時間の変化については本手法では適切に行えていない．
2) 15 分単位の集計量とした．本来では時間情報であるため連続量が望ましいが本手法では行えない．
3) 本分析手法では，15分異なることと，3時間異なることが同じ評価基準であることや変化量や継続の値の大きさが分類に影響しており，小さな変化について判別できない．
4) クラスター数を 6 と固定したが，データ数に対して，クラスター数が少なく，偏っている．そのため，適切に評価する指標を用いて最適に分割することが考えられる．

今後の方針についてまとめる．

1) 非ピーク利用者の分析に，早朝や遅いピークが観測されたため，昼間の行動の解釈ができていない．そのため，昼間に高頻度に利用している利用者を対象に，同様の分析を行い，COVID-19 の影響を分析する．
2) 今回は，クラスター分析でとどまっている．そのため，決済時のカード属性や支払い形態が所属クラスターの割合が異なるかについて分析する．
3) 本研究では，変化の分布と継続の分布をそれぞれ標準化し，クラスター分布を行った．しかし，値の大きさの影響し分析結果に強く影響した．正規化の方法を含めてデータの作成を検討する．

謝辞：本研究を進めるにあたり，貴重なデータを提供していただいた熊本市交通局の皆さまには深く感謝を申し上げます．

NOTES

注1) 内閣官房　新型コロナウイルス感染症対策　新型コロナウイルス感染症緊急事態宣言の概要　「令和 2 年 4 月 16 日　新型コロナウイルス感染症緊急事態宣言の区域変更」　https://corona.go.jp/news/pdf/kinkyu-jitaisengen_gaiyou0416.pdf　[2023/10/2 閲覧]

注2) 国土交通省　観光庁　「Go To トラベル事業の概要」　https://www.mlit.go.jp/kankocho/content/001593729.pdf　[2023/10/1 閲覧]

REFERENCES

1) Egu, O., and Bonnel, P.; Investigation day-to-day variability of transit usage on a multimonth scale with smart card data. A case study in Lyon, Travel Behavior and Society, Vol.19,pp.112-123,2020
2) 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 F3（土木情報学），Vol. 68，No. 2， pp. II_8-II_17， 2012. [Nishiuchi, H., and Todoroki, T.: Behavior analysis of public passengers for discussing transport marketing schemes using smart card data, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. F3 (Civil Engineering Informatics)*, Vol. 68, No. 2, pp. II_8-II_17, 2012.]
3) 嶋本寛，北脇徹，宇野伸宏村俊之：IC カード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（土木計画学），Vol.70，No.5，pp. I_605-I_610，2014. [Shimamoto, H., Kitawaki, T., Uno, N., and Nakamura, T.: Demand fluctuation analysis of public transportation using smart card historical data, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, Vol.70，No.5，pp. 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へ与える影響の可能性分析，グローバルビジネスジャーナル，3 巻，1 号，pp.32-36，2017. [Nakamura, T., Iwamoto, T., and Uno, N.,:Potential impact analysis of Premium Friday for public transportation using smart card data, *Global Business Journal*, Vol.3, 1, pp.32-36,2017.]
5) Briand, A.S. , Côme E., Trépanier M. and Oukhellou L.: Analyzing year-to-year changes in public transport passenger behaviour using smart card data, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 79，pp.274-289,2017.
6) Simamoto, H. and 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,*Vol. 9, 100098, 2023.
7) 中島湧希，嶋本寛：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，第 67 回土木計画学研究発表会・講演集，

pp.1-7, 2023.[Nakajima, Y., and Shimamoto, H.: Relationship between the impact of COVID-19 on public transit ridership and the period of analysis of IC card historical data, *Proceedings of infrastructure planning*, Vol.67, pp.1-7, 2023.]

8) 鈴木渉，中村文彦，田中信治：改札通過データを用いた COVID-19 の流行による鉄道利用頻度の経年的変化に関する研究，第 43 回交通工学研究発表会論文集（研究論文）,pp.813-820, 2023.[Suzuki, W., Nakamura, F., and Tanaka, S.: A study on change of rail usage frequency during Coronavirus disease (COVID-19) spread based on historical ticket gate data in a station, *Proceedings of the conference of Japan society of traffic engineers*, pp.813-820,2023.]
9) 岩倉成志，福田恭生：コロナ禍での都市鉄道の混雑回避行動の考察-東急田園都市線を対象に-，第 67 回土木計画学研究発表会・講演集，Vol.67， pp.1-4，2023.
10) 福田圭希，中村陸哉，神田佑亮：公共交通利用ログデータを用いた COVID-19 禍の公共交通利用需要に関する影響分析，第 67 回土木計画学研究発表会・講演集，pp.1-19,2023.
11) 阿久津友宏, 日比野直彦, 森地茂; テレワーク進展社会における都市鉄道戦略のための通勤行動の変化に関する研究, 土木学会論文集 D3（土木計画学）, 78 巻, 6 号, p. II_190-II_201, 2022 [Akutsu,T., Hibino,N., and MORICHI,S. ; A study on changes in commuting behavior for developing urban railway strategy in a teleworking society, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, Vol.78, 6, pp. II_190-II_201, 2022]
12) 鈴木渉，中村文彦，有吉亮，田中信治，松行美帆子：鉄道改札通過データを用いた習慣的な鉄道利用減少の特性に関する研究，土木学会論文集 D3（土木計画学）,Vol.79，No. 3, 22-00169，2023.[Suzuki, W., Nakamura, F., Ariyoshi, R., Tanaka, S., and Matsuyuki, M.: A study on characteristics of decrease in habitual railway usage using historical ticket pass data in a station, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, Vol.79, 3, 22-00169, 2023]
13) Liu, L., Miller, H., J. and Scheff, J : The impacts of COVID-19 pandemic on public transit demand in the united states, *PLoS ONE,* Vol.15, 11, e0242476, 2020
14) 森田琢雅, 溝上章志, 中村嘉明： IC カードデータによる熊本市電利用者の行動特性分析とダイヤ編成への活用, 土木学会論文集 D3（土木計画学）, 73 巻, 5 号, p. I_993-I_1001, 2017. [Morita, T., Mizokami, S., and Nakamura, Y.: Analysis of tram users' behavior and evaluation of operation by using smart card data, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management),* Vol. 73, 5, pp. I_993-I_1001, 2017.]
15) 宮崎一貴，円山琢也；交通系 IC カードデータを用いた COVID-19 下における熊本市電の利用実態分析，第 65 回土木計画学研究発表会・講演集，Vol.65， pp. 47-2，2022.[Miyazaki, K., and Maruyama, T.; Analyzing Kumamoto-city-tram user's usage in COVID-19 using smart card data, *proceedings of infrastructure planning*, Vol. 65, pp. 47-2, 2022]
16) 宮崎一貴，円山琢也；長期間の IC カードデータの乗車パターンを用いた公共交通利用者のクラスタリング，第 66 回土木計画学研究発表会・講演集，Vol.66, pp. 1-7, 2022.[Miyazaki, K., and Maruyama, T.:Clistering public transportation users using long-term IC card data, *proceedings of infrastructure planning*, Vol. 66, pp. 1-7, 2022]
17) 劉強： コロナ禍のバス利用の時空間変動に関する研究-熊本の IC カードデータの分析から-，熊本都市政策，vol.7,pp.89-98,2022. [Liu,Q.: Covid-19 study on space-time-time variations in bus use-analysis of Kumamoto IC card data, *Kumamoto City Policy vol.7 (Kumamoto City Policy Research Institute Annual Report)*, pp.89-98, 2022.]
18) 劉強： IC カードデータを用いたコロナ禍の路線バスの影響分析，熊本都市政策，Vol.8, pp.67-77, 2023. [Liu, Q.: Analysis of the impact of using route buses due to corona disaster using IC card data, *Kumamoto City Policy vol.8 (Kumamoto City Policy Research Institute Annual Report)*, pp.66-77, 2023]
19) 武田陸，石橋澄子，谷口守：行動弾性図に見る COVID-19 流行がもたらした生活行動変化 ―元に戻ること・戻らないことの定量的把握―，土木学会論文集 D3（土木計画学）, 78 巻，6 号, pp. II_95-II_107, 2020. [Takeda, R.; Ishibashi, S., and Taniguchi, M. : behavior elasticity chart showing behavioral changes caused by the covid-19 pandemic – quantification of return and non-return to pre-pandemic state –, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management)*, Vol.78 , No.6 , pp. II_95-II_107, 2020.]
20) Michael, J.,S., and Dana, H., B.: Color Indexing, International Journal of computer, Vision 7， 1, pp. II-32, 1991.
21) Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., V,erplas,J., Passos, A.,Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M.,and Duchesnay, E., : Scikit-learn: Machine Learning in Python, JMLR 12, pp. 2825-2830, 2011.

(Received October 13, 2023)

ANALYSIS OF CHANGES IN ALIGHTING TIME PATTERNS OF KUMAMOTO CITY TRAM USERS DURING THE COVID-19 PANDEMIC USING SMARTCARD DATA

Kazuki MIYAZAKI and Takuya MARUYA