経路検索履歴データを用いた COVID-19 影響下における潜在的な公共交通利用の変化分析

細江　美欧[1]・桑野　将司[2]

[1]正会員　鳥取大学助教　工学研究科社会基盤工学専攻（〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南 4-101）
E-mail: mhosoe@tottori-u.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　鳥取大学教授　工学研究科社会基盤工学専攻（〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南 4-101）
E-mail: kuwano@tottori-u.ac.jp

COVID-19 感染拡大と縮小による外出制約によって，いつ，どこに行きたいという行動計画を立てても実行動には反映されない状況が続いた．このような行動変容の影響で，公共交通の需要は縮小し，地方圏では事業の継続が危機的である．公共交通の存続のための施策検討には，公共交通需要の把握が必要であるが，外出制約がなされた期間において顕在化した行動から，公共交通需要を把握することは適切とはいえない．そこで，本研究では行動計画段階の需要に着目し，これを潜在需要と定義する．そして，この潜在需要を経路検索数から明らかにする．具体的には，COVID-19 の影響が強かった期間で，鳥取県内のバス路線の経路検索数の推移に変化があった時点とそのトレンドから，バス路線の潜在需要の変化を把握する．さらに，それらとバス路線周辺の地域特性の関係を分析する．

Key Words: *route search system, structural change, pubric transport, COVID-19, provincial city*

1. はじめに

新型コロナウイルス感染症（以降，COVID-19）の拡大は，公共交通に大きな影響を与えた．特に，路線バスなどの地域公共交通への影響は深刻である．

地域公共交通の代表格である路線バスについてみると，COVID-19 拡大以前から，人口減少などの影響によって，全国のバス事業者のうち 70%は赤字であり，特に地方圏のバス事業者は 90%が赤字であった [1]．そのような状況に加え，COVID-19 拡大によって，利用者が益々減少し，厳しい経営状況に拍車がかかった．

COVID-19 の感染拡大と縮小を繰り返す中で，人々の生活様式は変化し，地域公共交通の利用者は COVID-19 拡大以前と同等には回復しないともいわれており，地域公共交通の維持は一層困難になっている．

しかし，地域公共交通は住民の生活上の移動や他の地域からの来訪者の移動などに不可欠なインフラであり，地域の存続基盤として重要である．そのため，COVID-19 の影響を乗り越えるとともに，アフターコロナにおける地域公共交通の持続可能な運営のための政策が求められる．

そこで，アフターコロナに向けた交通政策立案のために，既往研究では交通機関の乗降履歴データ [2),3)]や GPS（Global Positioning System）の位置情報データ [4),5)]などを用いて，COVID-19 が地域公共交通に与えた影響を分析している．その多くは，COVID-19 影響下における地域公共交通による移動需要の変化の把握を主眼とする．

乗降履歴データや位置情報データは，どこからどこへ移動したのかを表す行動実績を表し，これらのデータを用いた移動需要の把握は，実空間に顕在化した人々の行動が移動需要を反映するという考え方に基づくといえる．

しかし，COVID-19 の拡大による要請的または自発的な外出自粛によって，いつ，どこへ行きたいという行動計画を立てても，実際の行動に反映されない状況が長く続いた．つまり，COVID-19 拡大後，公共交通の利用者数が減少したことは，外出に伴う移動需要が減少したのではなく，潜在的な移動需要が実空間に顕在化されなくなったと考えられる．そのため，外出制約がなされた期間において顕在化した行動から，地域公共交通における移動需要を把握することは適切とはいえない．

そこで，本研究では，行動計画段階の潜在的な移動需要に着目し，これを潜在需要と定義する．そして，経路検索システムのログデータ（以降，経路検索履歴データ）を用いて，地域公共交通における潜在需要を把握する．

経路検索システムとは，出発地や目的地，公共交通を利用したい日時を入力することで，希望に沿った移動経路や運賃を掲示するサービスである．システムに蓄積されるデータには，検索者がいつ，どこからどこへ行きたいのかという行動計画段階の外出希望が反映される．

本研究では，鳥取県のバス路線を対象に，COVID-19 の影響が強かった期間において，バス路線の潜在需要に変化があった時点とそのトレンドを明らかし，COVID-19 拡大前後の潜在需要の変化を把握する．さらに，バス路線周辺の人口分布や立地施設などの地域特性と潜在需要の関係を分析し，どのような特性を持つ地域を運行するバス路線の潜在需要が COVID-19 前後でどのように変化したのかを明らかにする．

2. バスネットと使用データの概要

(1) バスネットの概要

本研究では，経路検索システム「バスネット」のログデータを用いる．バスネットは，徒歩移動を考慮したバスや鉄道などの乗換案内を行う「経路検索」，バス停や駅間の時刻表を表示する「時刻表検索」，運行中のバスの現在位置情報を提供する「バスロケーションシステム」の 3 つの機能を有する経路検索システムである [6]．本システムは，2006 年 4 月から鳥取県東部地域での運用が開始され，2015 年 11 月には運用対象地域が島根県にも広がり，現在は山陰両県のバスと鉄道情報を網羅している．

図-1 にバスネットの経路検索機能を用いたウェブ上での経路検索画面と検索結果画面の例を示す．**図-1** 左側の経路検索画面に示すように，出発地や目的地，希望する移動日時や交通機関などを入力または選択することで，検索者の希望に応じた経路検索結果（**図-1** 右側）が返される．バスネットは，パソコン，携帯電話やスマートフォンからだけでなく，鳥取県内 25 ヶ所の公共施設に設置された「インテリジェントバス停」からも利用できる．



図-1 バスネットの経路検索画面（左）と検索結果画面（右）

(2) 使用データの概要

a) 経路検索履歴データの概要

表-1 にバスネットの経路検索履歴データに記録される項目を示す．起終点の情報に着目すると，バス停名や施設名などの地点名とは別に，地点の緯度経度情報が記録されている．これはバスネット上での起終点の指定方法に，あらかじめバスネット内に登録されているバス停名や駅名，施設名などの地点名から選択する「ランドマーク検索」と，検索者が地図上で任意に指定した地点を起終点に設定する「緯度経度検索」の 2 つが存在するためである．日時の情報は，検索者がバスネットにアクセスした日時と検索者が検索画面上で指定した公共交通の利用日時についてそれぞれ記録されている．その他に，検索者が指定した希望条件や交通機関に関する情報が記録されている．

本研究では，2018 年 1 月 1 日から 2022 年 3 月 31 日までに収集された経路検索履歴データを分析に用いる．有効データの条件に，1）起終点が正しく記録されていること，2）利用指定日時が検索実施日時以前の検索でないこと，3）利用指定日時が上記分析期間内であることを設定し，1,164,575 件の有効データを得た．1 日あたりの平均経路検索数は 751 件である．

ここで，バスネットに記録される情報には路線情報は含まれていないため，得られた有効データがどの路線の検索であったかの判定を行う．前述したように，バスネットの起終点の指定方法にはランドマーク検索と緯度経度検索があり，記録された起終点情報にはバス停名以外に，駅名や施設名，緯度経度がある．路線判定にあたっては，バス停名以外の検索は，その起終点と直線距離で最短となるバス停を最寄りのバス停とし，情報変換した．

起終点をバス停名に変換後，バス停名から検索されたバス路線を判定し，鳥取県内のバス路線を指定した検索を抽出する．その際，起終点の組合せによっては複数の路線が判定される検索がある．この場合，どの路線を検索者が選好するか判断できないため，1 件の検索を判定された路線数で等分する．つまり，ある検索について，例えば，4 路線が判定された場合，各路線に対して 0.25 件の検索があったとした．

表-1 バスネットの経路検索履歴データ項目

項目	備考
起終点	バス停名，駅名，施設名，緯度経度
日時	検索実施日時，公共交通指定利用日時
時間指定方法	検索実施時刻から何分後に出発， 特定の時刻指定，始発時刻，終発時刻
発着指定	出発指定，到着指定
指定交通機関	鉄道を含む，バスのみ
指定バス会社	日の丸自動車，日本交通， コミュニティバス，一畑バス

表-2 施設の一覧

施設名	
飲食店	物販（食品）
教育施設	物販（衣料）
スポーツ施設	物販（日用雑貨）
ホテル・旅館	サービス（冠婚葬祭）
娯楽施設	サービス（レンタル）
事業所	

b) バス路線周辺の地域特性データの概要

本研究では，地域特性データとして対象とするバス路線上に位置するバス停周辺の人口分布および立地施設数を用いる．バス停周辺の定義としては，既往研究 [7]を参考にバス停を中心に半径 500m 圏内とする．

本研究では，株式会社ゼンリンのメッシュ統計地図データと建物統計データを用いて，バス停周辺の人口分布と立地施設数を集計した．人口分布に関するデータは，住民基本台帳人口に基づく 0〜9 歳人口，10〜19 歳人口，…，70〜79 歳人口，80 歳以上人口の 9 種類を，立地施設に関するデータは，**表-2** に示すゼンリン住宅地図に基づいて集計された 11 種の施設を用いる．

3. 時系列トレンドに基づく経路検索数の分析

(1) 区分線形近似モデルの概要

バス路線の潜在需要の変遷を明らかにするために，経路検索履歴データから路線ごとに日別経路検索数を集計し，区分線形近似モデルを用いて経路検索数の推移に変化があった時点とトレンドを明らかにする．区分線形近似モデルとは，目的変数と説明変数の関係が区分的に線形と仮定する回帰モデルであり，区分線形関数で近似する [8),9)]．区分線形関数は，各区分間が一次関数で表される関数で，区分点をm個とすると，式(1)のようになる．

$$y = a + b_0 x + \sum_{s=1}^{m} b_s (x - \psi_s)_+ \qquad (1)$$

ただし，yは目的変数，xは説明変数，aは切片，$b_0, \cdots, b_m$は傾き，$\psi_0, \cdots, \psi_m$は区分点である．なお，$m = 0$のとき，式(1)は単回帰式と一致する．

本研究では，説明変数xを時間tとみなし，路線ごとの日別経路検索数に区分線形近似モデルを適用する．時間間隔は 1 日，目的変数y_tをある路線のt日目の経路検索数，Tを分析期間の長さとする．得られる区分線形関数を「トレンド」とし，直近のトレンドを「最新トレンド」と呼ぶことにする．式(1)に基づいて，日別経路検索数y_tは式(2)に従うとする．

$$y_t = a + b_0 t + \sum_{s=1}^{m} b_s (t - \psi_s)_+ + \varepsilon_t \qquad (2)$$

ここで，ε_tは$N(0, \sigma^2)$に従う誤差項とする．このとき，区分点は日別経路検索数の推移における構造変化点を表す．区分線形近似モデルのパラメータは，式(3)で与えるAICの最小化解で推定する．kはパラメータ数，Lは式(4)で表せられる．

$$\mathrm{AIC} = -2 \ln L + 2k \qquad (3)$$

$$L = \sum_{t=1}^{T} \log f(\varepsilon_t) \qquad (4)$$

fは$N(0, \sigma^2)$に従う確率密度関数である．構造変化点数mは，AICが 1 つ前の構造変化点を設定したときよりも高い値をとるまで，mを 0 から 1 つずつ増やし，AICが増加した 1 つ前の値を最適な構造変化点数とする．

(2) 推定結果

鳥取県内を運行するバス路線について，各路線の日別経路検索数を標準化し，区分線形近似モデルを適用した．すべての路線の結果を示すのは複雑であるため，例として，鳥取県の交通拠点である鳥取駅と鳥取砂丘を結ぶバス路線「砂丘線」の結果を**図-2** に示す．

図-2 の黒点線は標準化した日別経路検索数，青実線はトレンド，青点は構造変化点を表す．また，**表-3** に構造変化の開始時点とトレンドの傾きを示す．

砂丘線の経路検索数の最初の構造変化は，2018 年 3 月 19 日に発生し，2019 年 12 月下旬までの期間でトレンドの傾きが 0.00099 と有意に正であることから，経路検索

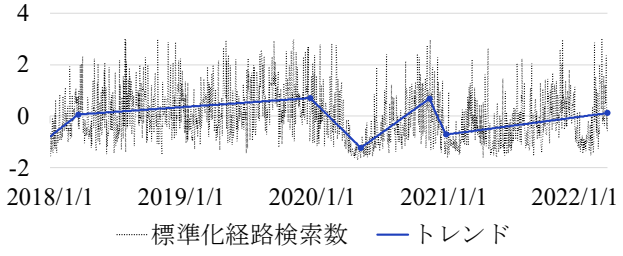


図-2 砂丘線の経路検索数のトレンドと構造変化点

表-3 砂丘線の構造変化開始時点とトレンドの傾き

構造変化開始時点	トレンドの傾き
2018/ 3/19	0.00099*
2019/12/25	-0.014*
2020/ 5/14	0.0010*
2020/11/21	-0.031*
2021/ 1/06	0.0019*

*：有意水準 5%

数は増加傾向にあったといえる．しかし，2019 年 12 月下旬から 2020 年 5 月中旬までは，有意に減少傾向に転じたことが推定結果からわかる．これは，COVID-19 感染拡大の第 1 波（2020 年 3 月から 5 月頃）の影響に起因するものと考えられる．その後，経路検索数は，2020 年 5 月中旬から 2020 年 11 月中旬までは増加傾向に転じたのち，2020 年 11 月中旬から 2021 年 1 月上旬までは再び減少傾向を示した．また，最新トレンドから，砂丘線の直近の経路検索数は増加傾向にあることがわかる．

このように，区分線形近似モデルによって得られるトレンドの傾き，すなわちパラメータb_sの値と統計的有意性を見ることで，経路検索数の推移について，「減少傾向」と「増加傾向」の判定が可能となる．なお，トレンドの傾きが統計的に有意でない場合は，「横ばい状態」とみなす．

4. COVID-19 拡大前後の経路検索数の比較

(1) 比較方法

区分線形近似モデルの推定結果に基づいて，各路線の日別経路検索数が COVID-19 拡大前後でどのように変化したのかを比較する．ここで，国内で初めて COVID-19 の感染者が確認された 2020 年 1 月 15 日を基準として，これより前の期間を「COVID-19 拡大前」，後の期間を「COVID-19 拡大後」とする．

3 章の**図-2** に示す砂丘線を例として，比較方法を説明する．まず，COVID-19 拡大前後の経路検索数の推移を表すトレンドを抽出する．抽出方法は次の通りである．

【Step 1】COVID-19 拡大前のトレンドの抽出：

区分線形近似モデルの推定結果に基づき，COVID-19 拡大前のトレンドを**図-3**（緑実線）に示す．COVID-19 拡大前に構造変化が起きた場合，COVID-19 拡大前の期間で，2020 年 1 月 15 日（t^{standard}）に最も近い構造変化点までのトレンドを抽出する．**図-3** の場合，2020 年 1 月 15 日に最も近い構造変化点は$t = \psi_2$である．このとき，COVID-19 拡大前の経路検索数の推移を表すトレンドは，$t = \psi_1$から$t = \psi_2 - 1$の期間における区分線形関数になる．

なお，COVID-19 拡大前に構造変化は起きず，COVID-19 拡大後に初めて構造変化が起きた場合は，COVID-19 拡大後の期間で 2020 年 1 月 15 日に最も近い構造変化点までのトレンドを抽出する．

【Step 2】COVID-19 拡大後のトレンドの抽出：

区分線形近似モデルの推定結果より，COVID-19 拡大後のトレンドを**図-3** の赤実線で示す．COVID-19 拡大後は，最後の構造変化が起きた時点とトレンドに着目する．**図-3** の場合，最後の構造変化点は$t = \psi_5$である．この

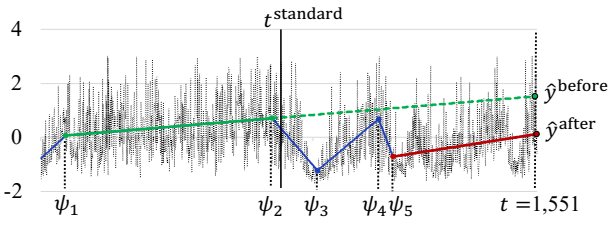


図-3 COVID-19 拡大前後の砂丘線の経路検索数

とき，COVID-19 拡大後の経路検索数を表すトレンドは，$t = \psi_5$からt =1,551（2022 年 3 月 31 日）の期間における区分線形関数になる．Step 2 で抽出したトレンドは，最新トレンドである．

次に，Step 1 と Step 2 より抽出した拡大前トレンドと最新トレンドの傾きを比較する．具体的には，拡大前トレンドの傾きが従う確率分布と直近トレンドの傾きが従う確率分布が一致するのかを，有意水準 5%でコルモゴロフ・スミルノフ検定する．同一の確率分布であるならば，トレンドの傾きに有意差なし，そうでなければ，有意差ありと判定する．そして，トレンドの傾きの大小を比較する．

次に，拡大前トレンドに基づくt =1,551（2022 年 3 月 31 日）時点の予測値と直近トレンドのt =1,551（2022 年 3 月 31 日）時点の予測値を求める．推計方法は次の通りである．

【Step 3】拡大前トレンドに基づく予測値の推計：

Step 1 で抽出した拡大前トレンドを用いて，t =1,551 の予測値$\hat{y}_t^{\mathrm{before}}$と 95%予測区間を推計する（**図-3** 緑点）．

【Step 4】直近トレンドの予測値の推計：

Step 2)で抽出した直近トレンドのt =1,551 の予測値$\hat{y}_t^{\mathrm{after}}$と 95%予測区間を推計する（**図-3** 赤点）．

最後に，Step 3 と Step 4 で求めた予測値と 95%予測区間を比較する．トレンドの傾きの比較方法と同様に，コルモゴロフ・スミルノフ検定を用いる．拡大前トレンドに基づく 95%予測区間と直近トレンドに基づく 95%予測区間が同一の確率分布に従うかを，有意水準 5%でコルモゴロフ・スミルノフ検定する．同一の確率分布であるならば，予測値$\hat{y}_t^{\mathrm{before}}$と$\hat{y}_t^{\mathrm{after}}$には有意差なし，そうでなければ，有意差ありと判定する．そして，予測値$\hat{y}_t^{\mathrm{before}}$と$\hat{y}_t^{\mathrm{after}}$の大小を比較する．

(2) 比較結果

各路線について，拡大前トレンドと直近トレンドの傾きを比較した結果と予測値を比較した結果に基づいて，分類したバス路線数を**表-4** に示す．ここで，予測値$\hat{y}_t^{\mathrm{before}}$と$\hat{y}_t^{\mathrm{after}}$は標準化された値で，これらを元の単位に戻した値は，予測する時点tによっては負の値となる．経路検索数が負の値となる場合，結果の解釈ができない．そこで，時点t >1,551 の時点で予測値が正の値を取る可

表-4　COVID-19 拡大前後のトレンドの傾きと予測値

		予測値	
		前＞後	前＜後
傾き	前＞後	Group A :18	Group B :1
	前＜後	Group C :29	Group D :36

有意水準 5%

能性が低い路線は除外する．本節では，2022 年 3 月 31 日から 6 ヶ月先の時点まで，予測値が正の値となる 84 路線を考察の対象とした．

Group A は，予測値$\hat{y}_t^{\text{after}}$よりも$\hat{y}_t^{\text{before}}$が大きく，トレンドの傾きも COVID-19 拡大前の方が大きい．これらの特徴を持つ路線は，COVID-19 拡大前の方が移動需要があり，COVID-19 拡大前の状態が持続していれば，現在よりも高い移動需要が見込めたといえる．したがって，これらの路線の移動需要は回復していないと考えられる．

Group B は，予測値$\hat{y}_t^{\text{before}}$よりも$\hat{y}_t^{\text{after}}$が大きいが，トレンドの傾きは COVID-19 拡大前の方が大きい．これらの特徴を持つ路線は，現在，COVID-19 の影響から回復しているようにみえるが，COVID-19 拡大前の状態が継続していた方が，より高い移動需要が見込めたと考えられる．そのため，引き続き，COVID-19 感染拡大による損失から回復するような施策を実施する必要がある路線といえる．

Group C は，予測値$\hat{y}_t^{\text{after}}$よりも$\hat{y}_t^{\text{before}}$が大きいが，トレンドの傾きは COVID-19 拡大後の方が大きい．予測値は，COVID-19 拡大前の方が大きい値のため，現時点（t =1,551）では，COVID-19 拡大後の日別経路検索数が，拡大前の状態に回復したとはいえない．しかし，予測値$\hat{y}_t^{\text{before}}$と$\hat{y}_t^{\text{after}}$の大小関係は，予測する時点$t$とトレンドの傾きに応じて変化する．つまり，$t$ =1,551 のとき，$\hat{y}_t^{\text{before}} > \hat{y}_t^{\text{after}}$であっても，$b^{\text{before}} < b^{\text{after}}$ならば，$t$ がより大きな値のときには，$\hat{y}_t^{\text{before}} < \hat{y}_t^{\text{after}}$に転換する．したがって，Group C の路線は，COVID-19 感染拡大による損失から回復する見込みがある．

Group D は，予測値$\hat{y}_t^{\text{before}}$よりも$\hat{y}_t^{\text{after}}$が大きく，トレンドの傾きも COVID-19 拡大後の方が大きい．これらの特徴を持つ路線は，COVID-19 感染拡大による損失から回復した路線といえ，鳥取県内の 84 路線の 43%を占める．

このように，区分線形関数より推定される予測値とトレンドの傾きの組合せによって，各路線について，COVID-19 拡大後の日別経路検索数が，拡大前の状態に回復したか否かを検証できる．

5. 経路検索数と路線周辺の地域特性の関係分析

前章で分類した路線グループについて，COVID-19 拡大前後の期間で経路検索数の変化に影響する要因を決定木分析を用いて分析する．分析のアルゴリズムとしては，カイ二乗に基づく CHAID，エントロピー情報量基準に基づく C5.0，ふしの不均一性測度に基づく CART などが代表的である．このうち，本研究では，CART アルゴリズムを採用する．サンプルは，1 路線のみの Group B を除く 83 路線とし，目的変数には 3 つのグループ，説明変数の候補には 2.2 節で示した計 20 種の人口および施設数の 1 バス停あたりの平均値を用いる．

図-4 に構成された樹木を示す．**図-4** より，終結ノードとして 5 個のノードが検出された．各グループの経路検索数の変化に影響に及ぼす有意な変数として，0〜9 歳人口，20〜29 歳人口，事業所，ホテル・旅館が抽出された．これらの変数と終結ノードをもとに，どのような特性を持つ地域を運行するバス路線の潜在的な移動需要が COVID-19 前後で変化したのかを明らかにする．

ノード 5 は終結ノードの中で Group A を含む割合が最も高い．Group A は COVID-19 拡大による潜在需要の損失から回復していないグループである．ノード 5 に関する分岐条件より，潜在需要が回復していないバス路線周辺は子供や若者が住む地域といえる．

Group C を含む割合の高い終結ノードはノード 3 とノード 7 である．ノード 3 とノード 7 は共通して路線周辺の事業所が影響している．Group C は潜在需要が COVID-19 拡大後に回復はしていないが，回復見込みのあるグループである．分析条件より，回復見込みのある路線周辺の地域特性として，事業所が立地するような地域と立

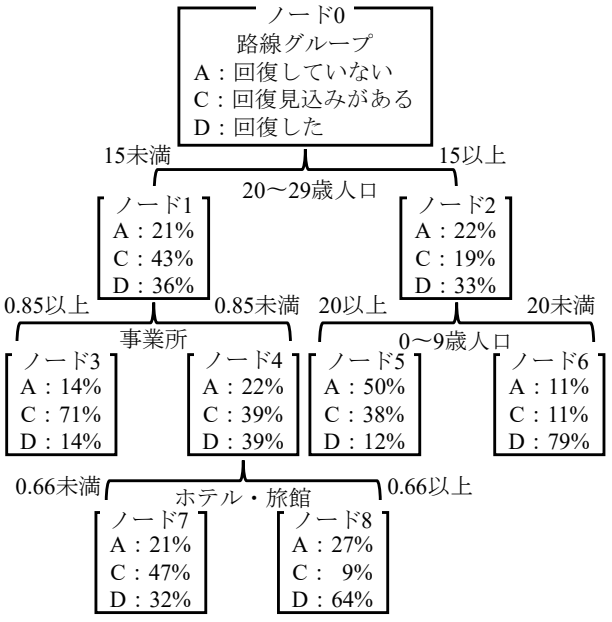


図-4　樹木図

地していないような地域の両方が関連するといえる．

ノード 6 とノード 8 は Group D を含む割合が高い．Group D は COVID-19 の影響から回復したグループである．分岐条件をみると，このグループの路線周辺は若者が住むような地域，事業所やホテル・旅館が立地する地域と関連性があるといえる．

6. おわりに

本研究では，日本の鳥取県の路線バスを対象に，2018 年 1 月 1 日から 2022 年 3 月 31 日の期間を通して，経路検索数の増減を区分線形近似モデルを用いて分析した．抽出された構造変化点とトレンドから，バス路線の潜在需要の変遷を明らかにした．さらに，COVID-19 感染拡大前後において抽出されたトレンドの傾きと推定された予測値の組合せから，COVID-19 拡大によってバス路線の潜在的な移動需要にどのような変化があったのかを把握した．その結果，すべてのバス路線において移動需要が減少したまま，回復の目処が立たず，立ち直れていない訳ではなく，回復傾向にある路線が多いことが示唆された．また，バス路線の潜在需要が回復していない路線，回復見込みのある路線，回復した路線のそれぞれと関係のある路線周辺の地域特性を明らかにした．

今後は，COVID-19 の影響と同時に，COVID-19 拡大以前から続く人口減少などの地域課題が経路検索数の推移の変化に影響を及ぼす度合いを明らかにすることが課題である．これによって，COVID-19 の影響を大きく受けた路線に対しては，COVID-19 の影響から回復するための対策を，COVID-19 以外の影響であれば，地域課題を根本的に改善する対策を講じることが必要というように，アフターコロナに向けたバスの運用計画が検討できる

REFERENCES

1) 国土交通省：令和 3 年版国土交通白書 2021，pp.36-37，サンワ，2021.
2) 佐藤匡，須和憲和：新型コロナウイルスがバス事業に与えた影響と対応 神姫バスグループの事例，交通科学，Vol. 52，No. 2，pp. 21-26，2021.
3) Jenelius, E. and Cebecauer, M.: Impacts of COVID-19 on public transport ridership in Sweden: Analysis of ticket validations, sales and passenger counts, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol. 8, 8 pages, 2020.
4) 長谷川大輔，嚴先鏞，西堀泰英：コロナ禍における商業集積地の公共交通のアクセシビリティの変化との滞在人口との関係，都市計画論文集，Vol. 57，No. 3，pp. 1281-1287，2022.
5) Molloy, J., Schatzmann, T., Schoeman, B., Tchervenkov, C., Hintermann, B., Axhausen, K. W.: Observed impacts of the Covid-19 first wave on travel behaviour in Switzerland based on a large GPS panel, *Transport Policy*, Vol. 104, pp. 43-51, 2021.
6) 鳥取大学工学部計算機工学 AB 研究室：バスネットについて，https://www.ikisaki.jp/home/about
7) 長尾基哉，中川大，松中亮治，大庭哲治，望月明彦：地方都市における鉄道・軌道の運行頻度に着目した駅周辺人口分布の経年変化に関する研究，土木計画学研究・論文集，Vol. 27，No. 2，pp. 399-407，2010.
8) Muggeo, V. M. R.: Semented: An R package to fit regression models with broken-line relationships. *R News*, Vol. 8, pp. 20-25, 2008.
9) Moriyama, T., Kuwano, M., Nakayama, M.: A statistical method for estimating piecewise linear sales trends. *Journal of Marketing Analytics*, pp. 1-9, 2023.

CHANGES IN LATENT PUBLIC TRANSPORT DEMAND UNDER THE COVID-19 PANDEMIC USING ROUTE-SEARCH HISTORY DATA

Mio HOSOE and Masashi KUWANO