

都市間旅行 OD 表の時間変動パターンの分析

山口 裕通¹・中西 航²・福田 大輔³

¹正会員 金沢大学 特任助教 自然科学研究科 (〒 920-1192 金沢市 角間町)

E-mail: hyamaguchi@se.kanazawa-u.ac.jp

²正会員 東京工業大学 特任助教 環境・社会理工学院 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1)

E-mail: nakanishi@plan.cv.titech.ac.jp

³正会員 東京工業大学 准教授 環境・社会理工学院 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1)

E-mail: fukuda@plan.cv.titech.ac.jp

近年活用が進められつつある携帯電話位置情報ビッグデータは、膨大な人数の長期間の位置情報を高頻度で取得・蓄積したものであり、これまで不可能であった視点からの交通行動分析を可能にすることが期待される。本研究では、これまで困難であった「長距離旅行行動の時間(季節)変動パターン」という視点に着目し、その変動パターンを多時点 OD 表から抽出する方法を検討・提案する。具体的には、都市間旅行 OD 表情報を複数の解釈しやすい変数に分解したうえで、季節変動モデルを用いて周期的な時間変動パターンを抽出する方法を提案し、モバイル空間統計から作成された居住地-旅行先分布表に適用を行った。その結果、915 日分の OD 表データの時間的周期変動を分解することで、我が国の特徴的な季節変動の存在を明らかにし、かつその変動を旅行先選択モデルのパラメータの周期変動として説明できることを示した。

Key Words: mobile phone location data, time-series analysis, state-space model, long distance travel

1. はじめに

都道府県をまたぐような長距離旅行行動の調査については、行動が各個人にとって低頻度かつ、その旅行頻度の個人差が大きいといった特徴から、全容の把握が困難であることが指摘されてきた¹⁾。そのため、我が国全体の都道府県間流動を把握するために実施されてきた全国幹線旅客純流動調査は、旅行者を対象とした非常に大規模な調査となり、5年おきの秋期の平休日1日ずつの情報しか得ることができない。さらに、拡大面における課題から、バイアスが存在するという課題も報告されている²⁾。一方で、携帯電話位置情報をはじめとするパッシブ型の位置情報ビッグデータは、大量のサンプル(携帯電話ユーザ)の位置情報を、広範囲かつ高頻度で取得した信頼性の高いデータであり、国レベルでの長距離旅行の実態を俯瞰的かつ高頻度に把握することが可能である。すでに、Ahas et al. (2007, 2008)^{3) 4)} や室井ら (2015)⁵⁾, Janzen et al. (2016)⁶⁾ をはじめとして、観光旅行・長距離旅行の行動分析に活用され始めている。

これまでの研究では、従来調査を代替に向けた方法論が主に検討されてきた。これらは、携帯電話位置情報の「空間範囲の広さと空間解像度の高さ」に着目して、旅行目的などの情報を付与しながら^{6) 7)}、従来型の長距離旅行分析・需要予測に必要なデータを取得しようとするものである。我が国においても、パーソント

リップ調査と対応するデータを抽出する方法⁸⁾などの検討が進められている。一方で、携帯電話位置情報の特徴として、面的な移動情報を高頻度に取得しているという、「時間的に高い解像度」という特徴がある。全国幹線旅客純流動調査などの従来調査では、コスト面から調査頻度を上げることは非常に困難であったため、都道府県間 OD 表のような面的な移動情報の時系列変化を理解し、予測に適用するようなアプローチはほとんど検討されてこなかった。

そこで、本研究では、「長距離旅行行動の時間(季節)変動パターン」という視点に着目し、その変動パターンを多時点 OD 表から抽出する方法を検討・提案する。具体的には、都市間旅行 OD 表情報を目的地価値と一般化交通費用という2種類のパターンの効果に分解したうえで、その時系列変化を状態空間モデルを用いて周期的な変動と、カレンダーによる連休効果、レベル効果などの複数の時系列推移に分解する方法を提案した。このような2段階の分解を実施することによって、様々な変動情報を含む都市間旅行 OD 表の時系列推移を、空間的・時間的な変動のパターンに応じて理解することができる。その上で、提案した方法を2014年3月から2017年8月までのモバイル空間統計の居住地-滞在分布表の日変動分析に適用し、本研究で提案する方法の妥当性と本方法から得られる我が国の主要な変動を確認した。

本稿の構成は、以下のとおりである。まず2.では、

本論文で用いるモバイル空間統計による多時点の居住地-滞在地表データについて説明する。3. では、ある一時点の OD 表の情報を「目的地価値」と「一般化交通費用」という 2 種類の指標に分解する方法を述べたうえで、その妥当性と静的な特徴を確認する。そして、4. で各指標の時間変動パターンを、状態空間モデルを用いて複数の時間変動に分解する方法と、実際にわが国の都市間流動に適用した結果を示す。5. は本論文の結論である。

2. モバイル空間統計による多時点の居住地-滞在地表データ

本稿では、携帯電話運用情報を用いた人口分布の統計である、モバイル空間統計⁹⁾による居住地-滞在地表データを用いる。このデータは、NTT ドコモが提供している 7 千万台もの携帯電話の運用データから作成されたものであり、おおよそ 1 時間ごとの頻度で日本全体の人口分布を把握することが可能な集計データである。

その運用データに含まれる滞在地情報と居住地情報を用いて作成される、以下のような 915 日分の都道府県間居住地-滞在地表を対象に分析を行う：

$$Q_{d,t} = \begin{pmatrix} q_{1,1,d,t} & \cdots & q_{1,j,d,t} & \cdots \\ \vdots & \ddots & & \\ q_{i,1,d,t} & & q_{i,j,d,t} & \\ \vdots & & & \ddots \end{pmatrix}, \quad (1)$$

$$\forall (d \in D, t \in T)$$

ここで、 d は日付、 t は時間を示しており、 $D = [2014.3.1, \dots, 2016.8.31]$ 、 $T = [0, 1, \dots, 23]$ である。また、 i, j はそれぞれ居住地、滞在地を示しており、これらはゾーンには全国幹線旅客純流動調査と同じ（都道府県単位としつつ、北海道のみ 4 ゾーンに分割した）50 ゾーンで集計している。そして、 $q_{i,j,d,t}$ が、 d 日の t 時間に、居住地が i の人の中でゾーン j に滞在している人数を、携帯電話運用データから推計したものである。このデータを用いて我が国の都道府県間 OD 表（居住地-滞在地分布表）の時間変動パターンを分析してゆく。

3. 都道府県間 OD 表の情報分解

(1) OD 表情報の旅行先価値と一般化移動費用への分解方法

各時点間の OD 表の差異を理解しやすくするために、OD 表を以下のように二種類の行列に分解する。

$$B_{d,t} = V_{d,t} - C_{d,t} + E_{d,t}, \quad \forall (d \in D, t \in T) \quad (2)$$

まず、 $B_{d,t}$ は居住地別の都道府県 j での滞在人数 $q_{i,j,d,t}$ と非外出人数との比の対数値行列である。

$$b_{i,j,d,t} = \ln(q_{i,j,d,t}/q_{i,i,d,t}) \quad (3)$$

$$\forall (d \in D, t \in T)$$

このうち、 $C_{d,t}$ 行列の各成分 $c_{i,j,d,t}$ は、以下式を満たすとする：

$$c_{i,j,d,t} = c_{j,i,d,t} \quad \forall (i \in Z, j \in Z) \quad (4)$$

$$c_{i,i,d,t} = 0 \quad \forall i \in Z \quad (5)$$

つまり、 $C_{d,t}$ は対角成分がすべてゼロの対称行列である。これは、距離行列と同様の性質であり、各旅行者が認識するすべての距離抵抗を含むものであることから、以降では $C_{d,t}$ を「一般化交通費用」とよぶ。

つぎに、 $V_{d,t}$ 行列の各成分 $v_{i,j,d,t}$ は、以下式を満たすとする

$$v_{i,j,d,t} = v_{i,k,d,t} \quad \forall (i \in Z, j \in Z, k \in Z) \quad (6)$$

$$v_{i,\text{Tokyo},d,t} = 0 \quad \forall i \in Z \quad (7)$$

式 (6) から、 $V_{d,t}$ は目的地ごとの共通項であることがわかる。本稿では、この成分を「目的地価値」とよぶ。

一般化交通費用 $C_{d,t}$ と目的地価値 $V_{d,t}$ は、式 (4)-(7) を制約条件とする以下の残差二乗和最小化によって算出する：

$$\{C_{d,t}, V_{d,t}\} = \operatorname{argmin} \left(\sum_i \sum_j \epsilon_{i,j,d,t}^2 \right) \quad (8)$$

$$\forall (d \in D, t \in T)$$

なお、この問題においては、式 (7) のように $V_{d,t}$ と $C_{d,t}$ に含まれる変数のうち一つ以上の値を固定すると、それぞれの行列は一意に定まる。

これらの一般化交通費用と目的地価値の和は、目的地選択多項ロジットモデルの確定効用と解釈することができる。居住地 i の人の旅行先選択確率 $p_i(j)$ が、式 (9) のような多項ロジットモデルで書けるとする：

$$p_i(j) = \frac{\exp(V_{i,j})}{\sum_{j \in Z} \exp(V_{i,j})} \quad (9)$$

すると、式 (2), (3), (9) から以下式が成り立つ：

$$v_{i,j,d,t} - c_{i,j,d,t} + \epsilon_{i,j,d,t} = \ln \left(\frac{q_{i,j,d,t}}{q_{i,i,d,t}} \right) \quad (10)$$

$$= V_{i,j} - V_{i,i}.$$

つまり、目的地価値 $v_{i,j,d,t}$ と一般化費用 $c_{i,j,d,t}$ の差が、 j に旅行する効用と i にそのままどまった場合に得られる効用の差に一致するという性質を持つ。

(2) 全時点合算 OD 表の分解結果

a) 全時点合算 OD 表

本節では、式 (11) の全合算したデータを用いて、式 (2) の OD 表分解の妥当性を確認しつつ、都道府県間

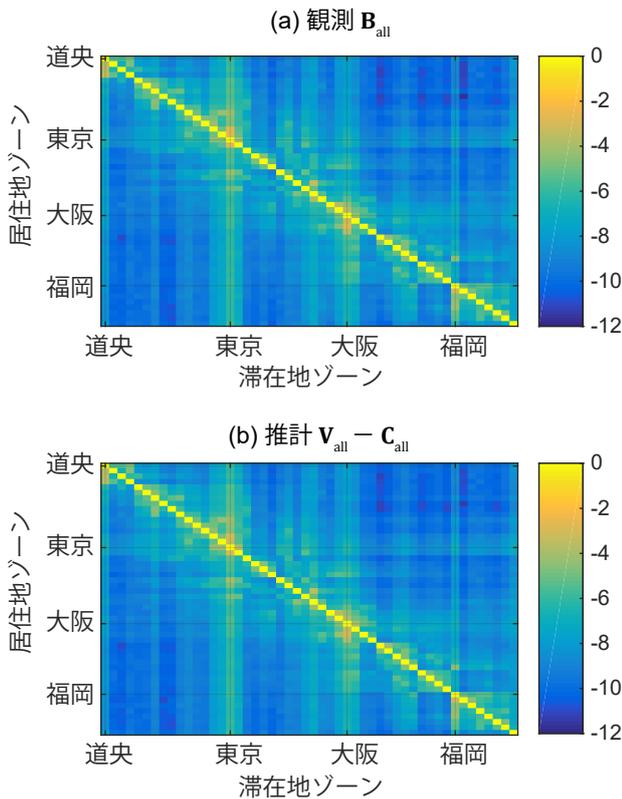


図-1 OD 表の再現性確認

OD 表の静的な特徴を確認する。

$$Q_{all} = \sum_{d \in D} \sum_{t \in T} Q_{d,t} \quad (11)$$

b) 観測結果と推定結果の差異

まず、式 (2) の妥当性を確認するために、観測の B_{all} と、 $V_{all} - C_{all}$ とを比較する。

図-1 (a) を見ると、観測 OD 表の以下の 3 つの特徴が確認できる：1) 式 (3) の定義通り、対角成分はすべてゼロである、2) 対角成分に近い成分ほど値が大きく (目的地として選択されやすく)、対角成分から遠い成分ほど値が小さい (目的地として選択されにくい)、3) 東京と大阪を目的地とする成分に限っては、立地にかかわらず、ほぼすべての居住地において大きい値をとる (目的地として選択されやすい)。この図では、都道府県コードの順にゾーンを並べており、おおむね隣接するゾーンは空間的にも近接している関係にある。そのため、この図から読み取れる特徴は、多くの旅行者が近隣のゾーンを目的地として選択すること、我が国の主要な機能が集中する東京・大阪については、空間的な距離に関係なく多くの旅行者の目的地となっていることを示している。

そして、図-1 の (a) と (b) を比較すると、ほとんど一致していることが確認できる。さらに、決定係数は $R^2 = 0.995$ であることから、同様のことがいえる。

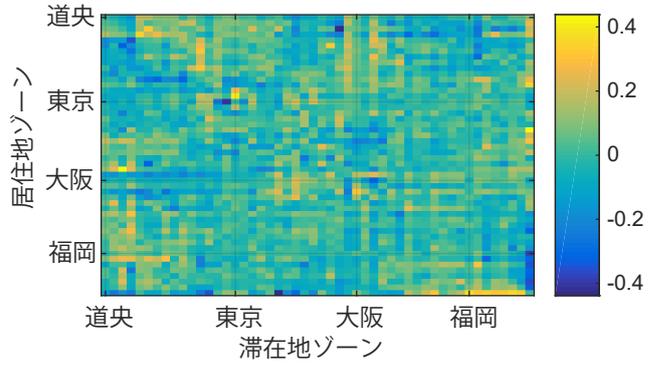


図-2 全時点合算 OD 表の残差行列 E_{all}

これらから、推定した一般化交通費用 C_{all} と目的地価値 V_{all} の 2 成分で、都道府県間 OD 表 B_{all} の特徴をほとんど説明できていくことがわかる。

つぎに、残差行列 E_{all} を見ていこう。全時点合算 OD 表の分解から得られた残差行列を確認すると、以下の性質を満たすことが確認される：

$$E_{all} + E_{all}^T \approx \mathbf{0}, \quad (12)$$

$$\sum_i \epsilon_{i,j,all} \approx \mathbf{0}, \quad (13)$$

$$\sum_j \epsilon_{i,j,all} \approx \mathbf{0}. \quad (14)$$

これらは、OD 表の対称成分の情報 (一般化交通費用) と、行-列間での誘引力の差異 (目的地価値) がそれぞれ適切に各成分に推計されていることを示している。そして、図-2 に示される残りの残差は、「空間的に不均一な、非対称成分」に相当する。これらの差異は、時間価値などの感度や目的地価値が居住地ゾーンごとに異なることを示唆しているが、その影響は OD 表全体の中では十分に小さく、本稿では無視して考える。

c) 目的地価値の推定結果

目的地価値 V_{all} の推定結果を、図-3 から見ていこう。まず、東京都ゾーンの目的地価値は、式 (7) の条件によりゼロである、そして、各ゾーンの目的地価値は人口の対数値に強く関連していることが確認でき、おおむね目的地価値は都市規模に応じて決定していることがわかる。このうち、東京・大阪・道央・沖縄などは、回帰直線よりも上に位置している (目的地価値が高い)。このような都市では、式 (10) の定義から、都市機能や観光の魅力度の面で高い価値があり、人口規模以上に旅行者を誘引する力が強いことを示している。

d) 一般化交通費用の推定結果

つぎに、一般化交通費用の推定結果を、図-4 から見ていこう。まず、対角成分は式 (5) の条件によりすべてゼロである。そして、その対角成分から遠ざかるほど、一般化交通費用が大きくなる傾向にある。図-4 では、各ゾーンは図-1 と同様に都道府県コードの順番 (おお

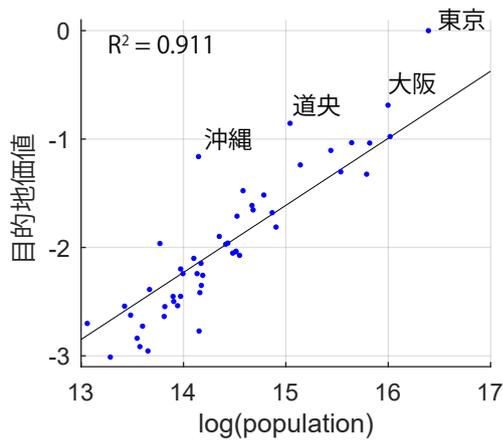


図-3 全時点合算 OD 表による推定目的地価値と人口規模の関係

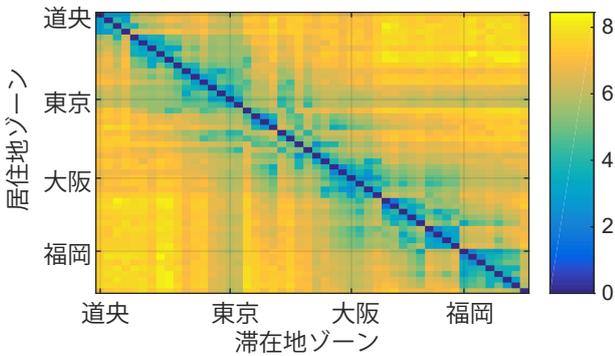


図-4 全時点合算 OD 表による推定一般化交通費用

むね、北東から南西の順)に並べられており、実際の直線距離に近い関係にあるといえる。

一方で、東京発(着)のゾーンペアを見ると、遠方にあるようなゾーンであっても、比較的小さな値をとることがわかる。これは、東京からほぼすべての地域に対して利便性の高い交通機関が整備されていることを示しており、とくに羽田空港のネットワークが強く影響しているものと推察できる。

(3) 昼間 13 時 OD 表の分解結果 (日推移)

ここから、本稿の主眼である、OD 表の時間推移を見ていこう。ここでは、特に昼間 13 時の OD 表 $Q_{d,PM13}$ の日推移を、式 (2) の分解アプローチを用いて分析していく。

図-5 は、OD 表を式 (2) で分解した際の決定係数の日推移を示したものである。この図から、多少の変動はあるものの決定係数は、おおよそ 98% であることがわかる。つまり、残差の部分は 2% 程度であり、OD 表

における大半のばらつきとその時間推移は、推定された一般化交通費用と目的地価値の差異で説明できることを示している。

図-5 は、目的地価値の時間推移を示したものである。式 (7) の設定上、東京ゾーンの目的地価値はつねにゼロで一定であり、そのほかのゾーンでは東京を基準とした相対値が推計されている。図-5 の大阪ゾーンと石川ゾーンの推計結果を見ると、それぞれ日ごとに大きく変動していることが確認できる。これらの変動には、ゴールデンウィーク (5 月初旬) やお盆期間 (8 月中旬)、年末年始 (1 月 1 日付近) に、大阪・石川において目的地価値が大きくなるという 1 年周期の大きな変動と、より短周期かつ小さい振れ幅の変動などが含まれることが読み取れる。

次の節では、この時間変動を週・年周期の変動など複数の時系列変動に分解することを通じて、OD 表の時間変動をより詳細に理解してゆく。

4. 時間変動パターンの分解

(1) 状態空間モデルによる時間変動分解

本稿では、式 (2) から導出された目的地価値と一般化交通費用の日変動を、状態空間モデル¹¹⁾を用いて分解していく。具体的には、各値の時間変動を、水準効果・週周期効果・年周期効果・連休効果の 4 種類に分解する。

まず、目的地価値と一般化交通費用の OD 表の各特微量 y_d は、以下のような観測方程式から得られるものとする：

$$y_{i,d} = \alpha_{\text{level},i,d} + \alpha_{\text{week},i,d} + \alpha_{\text{year},i,d} + \alpha_{\text{holiday},i,d} + \epsilon_{\text{obs},i,d} \quad (15)$$

$$y_d = [v_{1,d,PM13}, v_{2,d,PM13}, \dots, c_{1,2,d,PM13}, c_{1,3,d,PM13}, \dots] \quad (16)$$

右辺のうち、 $\alpha_{\text{level},i,d}$ は水準効果、 $\alpha_{\text{week},i,d}$ は週周期効果、 $\alpha_{\text{year},i,d}$ は年周期効果、 $\alpha_{\text{holiday},i,d}$ は連休効果を示す状態変数である。 $\epsilon_{\text{obs},i,d}$ は観測誤差であり、以下の平均 0 分散 2 の正規分布に従うものとする。

$$\epsilon_{\text{obs},d} \sim \text{Gaussian}(0, 2) \quad (17)$$

各状態変数の時間遷移は、以下のように表現されるとする：

$$\alpha_{\text{level},i,d} = \alpha_{\text{level},i,d-1} + \epsilon_{\text{level},i,d} \quad (18)$$

$$\alpha_{\text{week},i,d} = \alpha_{\text{week},i,d-7} \quad (19)$$

$$(20)$$

$$\alpha_{\text{year},i,d} = \sum_{k \in [1, \dots, 20]} (c_{k,i,d} \cos(\omega_k) + c_{k,i,d}^* \sin(\omega_k)) \quad (21)$$

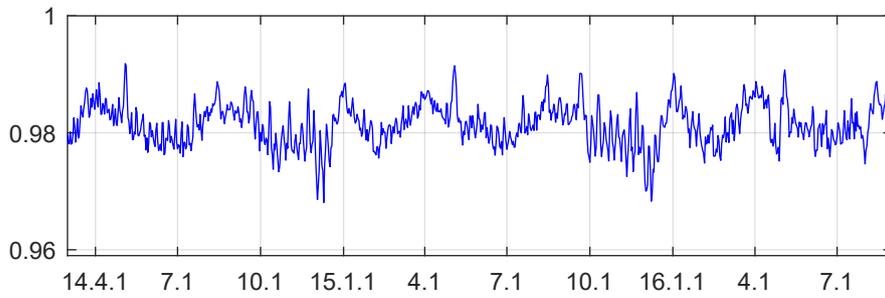


図-5 分解時・決定係数の時間推移



図-6 推定目的地価値の時間推移

$$\omega_k = \frac{2\pi k}{365} \quad (22)$$

$$\alpha_{\text{holiday},i,d} = \alpha_{\text{holiday.date}} + \epsilon_{\text{holiday},i,d} \quad (23)$$

まず、 $\alpha_{\text{level},i,d}$ は一日前の状態値からランダム $\epsilon_{\text{level},i,d}$ に遷移する成分（レベル効果）であり、 $\alpha_{\text{week},i,d}$ は 7 日周期（1 週間周期）の周期変動、 $\alpha_{\text{year},i,d}$ は 365 日周期（1 年周期）の 20 個の三角関数を組み合わせた周期変動、 $\alpha_{\text{year},i,d}$ は祝日により 3 連休以上となる休みに割り当てた休み固有の効果（365 日周期の効果）にさらにランダム成分 $\epsilon_{\text{holiday},i,d}$ を付与したものである。このうち、週周期と年周期の効果は、全期間を通じて共通の固定的な効果である。一方で、式 (18) と式 (23) にはそれぞれランダム効果が付与されており、この二つの部分が周期変動以外で変化する部分としている。

これらの周期成分以外の時間変化には、実際のランダムウォーク的な変動に加えて、曜日による連休の長さの大小や、新幹線整備効果などの交通条件の変化、災害による影響なども含まれる。本稿においては、周期成分以外の時間変化は、下記のような正規分布に従うと仮定して、カルマンフィルタによるフィルタリング・平滑化によって、各状態効果 α を推定した。

$$\begin{pmatrix} \epsilon_{\text{level},d} \\ \epsilon_{\text{holiday},d} \end{pmatrix} \sim \text{Gaussian} \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) \quad (24)$$

なお、本来であれば式 (17) の観測誤差の分散も含めて、ランダム項の分散などは最尤推定法などにより推定す

ることが望ましい。しかし、本稿で示す結果は、暫定的に、観測誤差が比較的大きく連休の分散とレベル効果の分散が同一であると仮定して導出されたものである。また、そのほかにも長尾ら (2012)¹²⁾ のように、レベル効果において変動が常に正規分布ではなく、北陸新幹線開業時などの大きなイベントがある際にはコーシー分布などの不連続な大きな変化を許容するような分布が適切である可能性が高い。これらの部分については、検討・分析を行った結果を発表会にて示す予定である。

図-7 は、東京-石川間の一般化交通費用 $c_{\text{東京-石川},d}$ に、上述の状態空間モデルを適用して各効果による変動を導出した結果である。まず、各効果の中でも年周期の効果と連休による効果が特に振れ幅が大きいことがわかる。このうち、年周期効果は、春（4 月前後）と秋（9 月前後）に小さい値をとるような、滑らかな変動が相当する。このような季節においては、一般化交通費用が小さく人々が東京-石川を移動するとき感じる抵抗が小さいことを示している。その他に、ゴールデンウィーク（5 月）や年末年始（1 月）などをはじめとするいくつかの連休において鋭い短期的な減少が見られ、これが式 (23) の連休効果に相当し、同様に東京-石川間を移動しやすい状態であることを示している。つぎに、週周期の変動においては、平日と比較して、土日に一般化交通費用が小さいという変動が見られる。

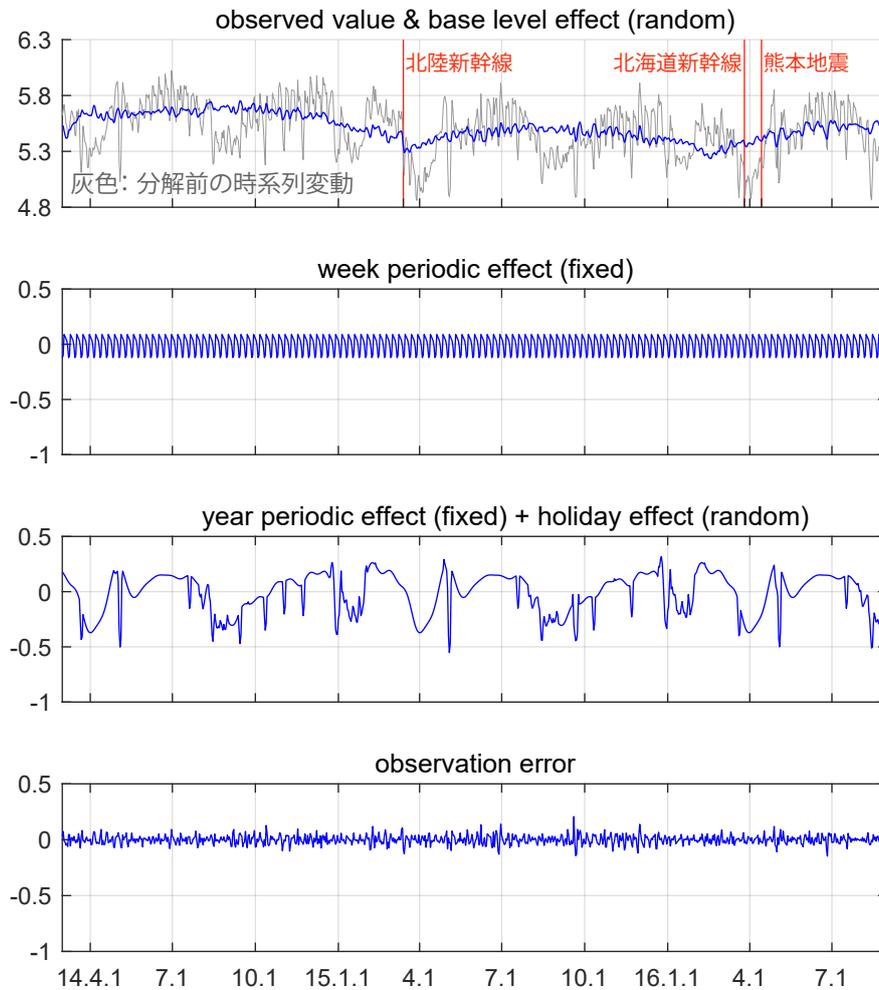


図-7 東京石川間の一般化距離の時間分解結果

そして、レベル効果の時系列変化を見ると、北陸新幹線が開業したタイミングに一般化交通費用が大きく減少したことが確認できる。次の節では、このレベル効果の時系列変化推定結果を、他の一般化交通費用と目的地価値も併せて確認していく。

(2) レベル効果推移の推定結果

図-8、図-9 から、式 (18) で表現されるレベル効果の時間推移を見ていこう。図-8 は東京を起点とする一般化交通費用の日推移を、図-9 はすべてのゾーンの目的地価値の日推移を、それぞれ 915 日分示したものである。なお、各指標間での大小関係を除去して日変化だけを図に表すために、下記のように最初 100 日の平均値からの差分 $y_{level,i,d,t}^*$ を図示している。

$$y_{level,i,d,t}^* = y_{level,i,d,t} - \frac{\sum_{d \in D_{first}} y_{level,i,d,t}}{100} \quad (25)$$

$$D_{first} = [2014.3.1 \sim 2014.6.8],$$

$$\forall d \in D = [2014.3.1 \sim 2016.8.31]$$

まず、図-8 の日推移をみると、石川県（とその一つ

上の富山県）において、北陸新幹線開業の時期を境に、明確に一般化交通費用が減少したことが確認できる。一方で、道南（道央の3つ下）では北海道新幹線の効果はほとんど見られない。これは、新幹線では時間距離が依然長く航空サービスのシェアのほうが大きい状態であるため、新幹線の開業は東京と道南地域間の一般化交通費用を大きく減らすほどの効果がなかったものと推測できる。

つぎに、図-9 の日推移をみると、大きなイベントに関連する日変化として大きく二つ読み取ることができ。一つ目が、北陸新幹線開業後に石川県において目的地価値が大きくなった効果である。この効果は、北陸新幹線開業後のおおよそ1か月後に始まり、2016年7月においても小さくなっているがおおむね持続的に継続している効果である。ここで、式 (6) で示すように、目的地価値はすべての居住地に対して共通である成分を抽出したものである。そのため、北陸新幹線の開業を境として、新幹線で直接接続されていた東京だけでなく大阪など西日本を居住地とする人についても、石川県を目的地とする旅行が増加したことを示している。

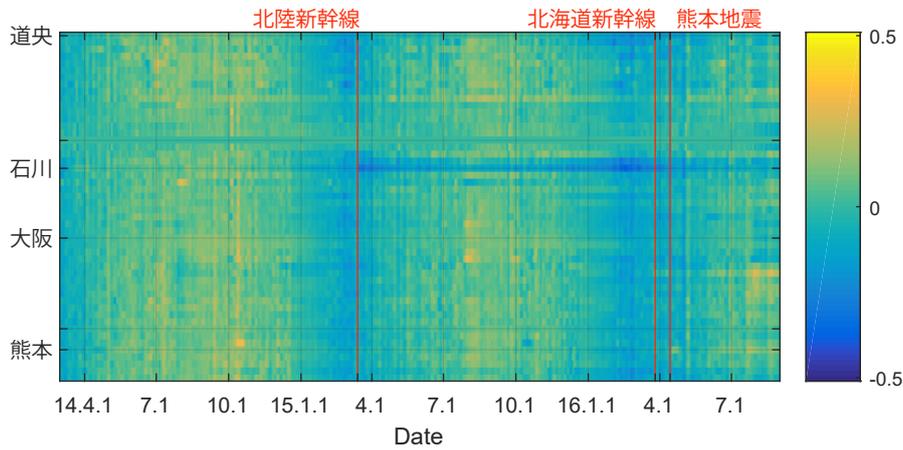


図-8 東京を起点とする一般化旅行費用のレベル効果推移

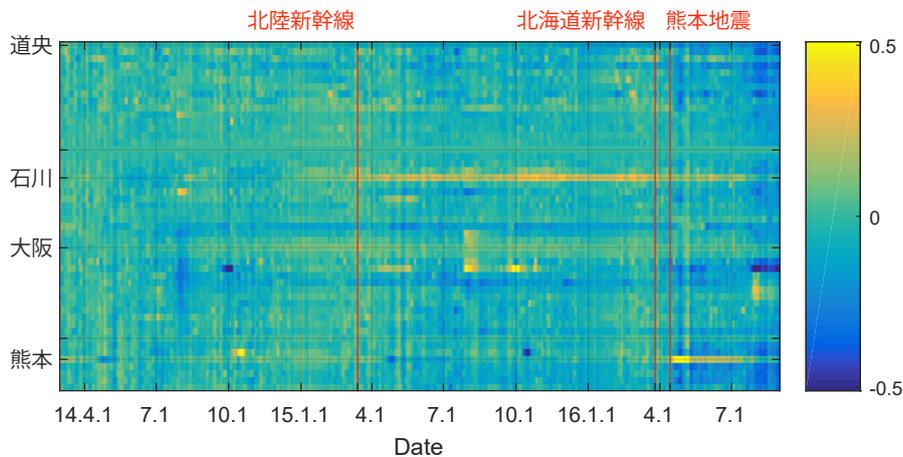


図-9 目的地価値のレベル効果推移

これは、北陸新幹線を機にした、石川県の旅行先としての魅力度向上や広告効果といった影響であろうと考えられる。

二つ目が、熊本地震発災以降の熊本における目的地価値の増加である。これは、地震被害によってその復旧・復興に向けた支援のために、日本各地から人が集まったことを示している。このような効果が、徐々に小さくなりながらも7月まで継続していることが確認できる。

5. おわりに

本研究では、携帯電話位置情報データを用いることで得ることができる、時間解像度の高い多時点の都道府県間 OD (居住地-滞在地) 表の時間変動の分析方法を提案した。具体的には、都市間旅行 OD 表情報を目的地価値と一般化交通費用という2種類のパターンの効果に分解したうえで、疎の時系列変化を状態空間モデルを用いて複数の周期的な変動と、カレンダーによ

る連休効果、レベル効果などの複数の時系列推移に分解する方法を提案した。このような2段階の分解を実施することによって、様々な変動情報を含む都市間旅行 OD 表の時系列推移を、変動のパターンに応じて理解することができる。

その上で、提案した方法を2014年3月から2017年8月までの日変動分析に適用した結果、都市間旅行 OD 表情報の大半を目的地価値と一般化交通費用の2種類で把握することができることを明らかにした。そして、それらの指標を状態空間モデルを用いて複数の時間変動パターンに分解した結果、熊本地震による影響(県外からの支援行動の時間推移)や、北陸新幹線開業による効果を抽出することに成功した。とくに、北陸新幹線においては新幹線を利用するような OD ペアにおける増加だけでなく、西日本などの日本全地域からも石川県への旅行行動が増加するような変化があることを明らかにした。

しかし、分散パラメータの推定方法や複数の指標間での変動の相関関係といった、モデル・方法論におけ

る複数の課題が残されている状態であり、今後も検討・研究を継続してゆく予定である。

謝辞：本研究は、科学研究費補助金・基盤研究(B)「交通関連調査体系の再構築と政策評価への展開」(代表：石田東生，課題番号：26289171)，国土交通省・道路政策の質の向上に資する技術研究開発「ETC2.0 プローブ情報等を活用した“データ駆動型”交通需要・空間マネジメントに関する研究開発」(代表：福田大輔)からの支援を受けて行われた。また，本研究を遂行するにあたって，スイス連邦工科大学チューリッヒ校の Kay Axhausen 教授から，多くのアドバイスを受けた。ここに記して感謝の意を表したい。

参考文献

- 1) Axhausen, K. W.: *Capturing long-distance travel*, Research Studies Press, pp. 342, 2003.
- 2) 奥村誠，山口裕通，大窪和明：全国幹線旅客純流動調査の鉄道サンプル拡大方法に関する研究，土木学会論文集 D3, Vol.67, No.5, pp.911-918, 2011.
- 3) Ahas, R., Aasa, A., Mark, Ü., Pae, T. and Kull, A.: Seasonal tourism spaces in Estonia: Case study with mobile positioning data, *Tourism Management*, Vol. 28, No. 3, pp.898-910, 2007.
- 4) Ahas, R., Aasa, A., Roose, A., Mark, Ü. and Silm, S.: Evaluating passive mobile positioning data for tourism surveys: An Estonian case study, *Tourism Management*, Vol. 29, No.3, pp. 469-486, 2008.
- 5) 室井寿明，磯野文暁，鈴木俊博：モバイル・ビッグデータを用いた都市間旅客交通への活用に関する研究，土木計画学研究・講演集，Vol. 51, 2015.
- 6) Janzen, M., Vanhoof, M., Axhausen, K. and Smoreda, Z.: Estimating Long-Distance Travel Demand with Mobile Phone Billing Data, *In 16th Swiss Transport Research Conference*, 2016.
- 7) Alexander, L., Jiang, S., Murga, M. and González, M. C.: Origin-destination trips by purpose and time of day inferred from mobile phone data, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 58, pp. 240-250, 2015.
- 8) 森尾淳，牧村和彦，山口高康，池田大造，西野仁，藤岡啓太郎，今井龍一：東京都市圏におけるモバイル空間統計とパーソントリップ調査の比較調査-都市交通分野への適用に向けて-，土木計画学研究発表会・講演集，Vol.52, pp.882-889, 2013.
- 9) NTT ドコモ：モバイル空間統計に関する情報，(https://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics/, last access: 2017/4/25).
- 10) 国土交通省：第 5 回 (2010 年) 全国幹線旅客純流動調査 幹線旅客流動の実態，(<http://www.mlit.go.jp/common/001005632.pdf>, last access: 2017/4/25).
- 11) 北川源四郎：時系列解析入門，2005.
- 12) 長尾大道，樋口知之，三浦哲，稲津大祐：地球地殻の活動監視を目的とした粒子フィルタ法による長期潮位変動解析，日本統計学会誌，Vol. 42, No. 1, pp. 119-133, 2012.

(April 28, 2017 受付)

Time-series analysis of inter-city travel OD matrices

Hiromichi YAMAGUCHI, Wataru NAKANISHI and Daisuke FUKUDA