

熊本地震復旧期における 滞在人口分布の時空間分析

佐々木 泰¹・浦田 淳司²・井料 隆雅³

¹学生会員 神戸大学大学院 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: 184t112t@stu.kobe-u.ac.jp

²正会員 神戸大学大学院 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: urata@person.kobe-u.ac.jp

³正会員 神戸大学大学院教授 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: iryo@kobe-u.ac.jp

災害復旧期には、物資調達行動や救援物流のために平時と異なる交通需要が発生する。交通ネットワークは平時の交通需要を考慮して形成されており、平時と異なる大きな需要による混雑への影響は大きい。混雑緩和には事前に復旧期の交通需要を想定したネットワーク計画が必要となるが、そもそも復旧期の交通需要の観測は困難であり、その特性も明らかではない。そこで本研究では、混雑統計データにより取得されたゾーン別滞在人口データを用いて、復旧期の交通需要の特徴を明らかにする。具体的には、熊本地震の発生前後2週間の滞在人口分布に対して、時空間分析を行う。滞在人口の粗密には複数の要因が寄与しており、その複数の要因の特徴を分離して捉えるため、時空間相関を考慮した独立成分分析を分析手法として用いる。この分析結果と被災状況や土地利用を比較することで、災害復旧期の滞在人口の粗密の要因を明らかにする。

Key Words: Spatial statistics, Mobile phone traffic, Refuge management

1. はじめに

災害復旧期には被害状況によって平時とは異なる交通行動が発生する。そのため、平時の交通需要を想定した交通網では交通混雑が生じる可能性が高い。実際、熊本地震発災直後には、道路の損傷による代替ルートの使用、住居・インフラ被害による必要物資の確保などの行動による渋滞が確認されている¹⁾。災害復旧期の渋滞は救援物資輸送や経済活動回復の遅滞につながるため、交通需要を予測し渋滞を防ぐ必要がある。そのために、災害復旧期に生じる交通現象を予測することが求められている。しかしながら、災害復旧期には平時とは異なる住民行動や物流が生じ、移動者にとっては予測の難しい交通現象が実現する。したがって、平時の均衡状態を前提とした交通モデルをそのまま適用することはできない。また、災害により生じるネットワークの損壊や住宅被害自体が不確実であることも予測をより困難にする。そうした中で、わが国では、東海・東南海トラフ地震などの大規模災害の発生が予想されており、災害復旧期特有の交通状況を想定する交通モデルや交通シミュレーションの構築が必要となる。特に、車両移動といった物理的現象、経路選択や交通手段選択といった意思決定基準が明確な行動は平時のモデルをベースに構築できるだろうが、交通需要や目的地選択は平時とは大きく異なる。加えて、交通需要

の変化がネットワーク上の混雑に与える影響は非常に大きい。しかしながら、交通需要予測モデルを構築するための基礎となる災害復旧期における行動特性自体も明らかでない。これは、災害発生の稀少性、復旧期の行動データの収集の困難性、人命に関わる避難行動に比べて復旧期の行動への注目の低さ、被害規模や地域特性による行動の違いなどといった様々な理由が考えられよう。本研究では、災害復旧期の交通需要予測へ向けて、被害状況がもたらす交通行動への影響を明らかにすることを第一の目的とする。

交通行動を分析するにあたり、被災者の行動を直接把握することのできるOD(起終点)交通量データを分析することが望ましいが、災害時は明確にOD交通量を把握できるデータが存在しない。代わりに、本研究では携帯GPSから集計されたゾーン別滞在人口データを用いる。携帯GPSから取得されるデータは、平常時の行動だけでなく災害時などの異常状態においても記録されるため、近年災害時の行動分析に活用されつつある²⁾³⁾。また、GPSデータは平時の動的な需要予測への利用も検討されており、Ge and Fukuda⁴⁾は過去の交通調査のデータと、データの取得が容易な携帯GPSデータを用いて、交通需要を予測する手法を提案している。携帯電話が普及し、位置情報の取得が可能となっており、GPSデータ活用への期待は大きい。

しかし、本研究で用いるゾーン別滞在人口データは携帯 GPS から集計される段階で人々の移動を追うことはできなくなり、そのまま行動特性を把握することは難しい。このような滞在人口データから災害後の行動を分析する研究はいくつか行われてきた⁵⁾⁶⁾⁷⁾。これらは滞在人口の特徴をいくつかの成分として抽出することで、行動特性を分析している。本研究では滞在人口分布の特徴を抽出するため、空間統計分野の新しい手法である Spatial colored independent component analysis(scICA)⁸⁾⁹⁾を用いる。この手法は既存の分析手法と異なり、時空間上の相関を考慮した上で成分を抽出するため、時空間データである滞在人口の分析に適している。本研究では scICA によって抽出された成分それぞれについて人口集中要因を推定し、その上で、震災復旧に関係する成分を取り出し、被災に関するデータとの相関を分析する。これらの分析により、被災復旧状況と滞在人口の時空間上の相関を明らかにすることが本研究の目的である。

本論文の構成は以下のとおりである。2. では分析の流れと具体的な分析手法を示す。3. では使用するデータの概要と補正について述べる。4. では時空間上の相関を考慮した独立成分分析 (scICA) による分析結果を示す。平時の滞在人口データに scICA を適用することでこの分析手法の有用性を示した上で熊本地震後のデータを分析し、災害被害・復旧と滞在人口の関係を明らかにする。5. は本論文の結論である。

2. 分析方法

(1) 分析の流れ

分析の大きな流れを図-1 に示す。本研究で用いる滞在人口データは、携帯 GPS から集計されたデータであるという特性上、個人情報保護のため秘匿された値 (NA) が存在する。そこで、本研究では分析の前に滞在人口の度数分布の欠損から NA の補完を行う。次に、分析する成分数を決定したうえで scICA を行い、滞在人口分布の特徴を抽出する。これにより得られる成分ごとの時間の波、空間分布から、成分ごとの特徴を考察する。最後に、scICA から得られる空間分布と地理データによって重回帰分析を行い、滞在人口分布の粗密の要因を推定する。

(2) 時空間相関を考慮した独立成分分析

滞在人口データは時間・空間の両方の広がりがある多次元データであるため、そのままでは分析が困難である。そこで本論文では分析手法として scICA を用いる。これは時空間相関を考慮した独立成分分析を意味しており、多変量 (多次元) のデータから隠された因子や成分を見つけ出すための手法である。元のデータが持つ

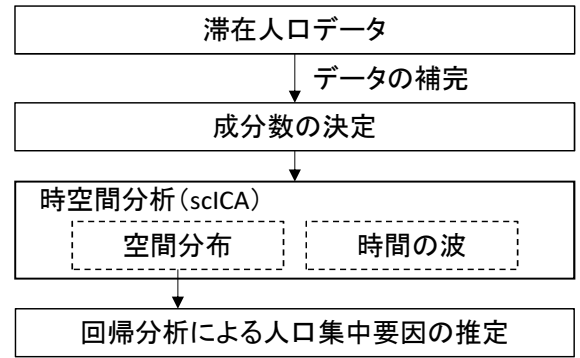


図-1 分析の流れ

特徴を有する形で次元の圧縮を行うことで、データの本質的な構造を理解しやすくなることができる。具体的には、観測された変数 x (次元数 p) を変数 S (次元数 n) へと変換する行列 W を求める。(式 (1)) 実際には観測回数 ($t = 1, 2, \dots, T$) の分だけ式が存在し、全てに共通の W を推定する。

$$\begin{pmatrix} S_1(t) \\ S_2(t) \\ \vdots \\ S_n(t) \end{pmatrix} = W \begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_p(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

S : 変換された変数 (n 次元), x : 観測されたデータ (p 次元), t : 標本番号

独立成分分析の場合、変換された変数 S が独立となるように変換を行う。これにより、もともと p 次元あったデータが n 次元の変量で記述できる。また、独立成分分析によく似た分析方法として主成分分析がある。主成分分析はデータが正規分布に従う場合のみ独立な成分に変換することができる手法であり、正規分布に従わないデータについては無相関な成分に変換するにとどまる。滞在人口の時空間分布は、正規分布には従っておらず、本研究の分析では独立成分分析を発展させた scICA を用いることとした。

scICA では、この独立成分分析の変数 S に空間上の共分散を導入する。具体的には、対象空間 $D = \{\mathbf{s} = (u, v)'\}$, $\mathbf{u} \in \mathbb{Z}^2$ における共分散関数 $C_s(\mathbf{u})$ は式 (2) となる。

$$C_s(\mathbf{u}) = \text{Cov}(S(\mathbf{s} + \mathbf{u}), S(\mathbf{s})), \quad \forall \mathbf{s} \in D \quad (2)$$

また、変数 S のスペクトル密度はフーリエ変換を用いて、式 (3) で定義できる。

$$f_s(\boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{(2\pi)^2} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbb{Z}^2} C(\mathbf{u}) e^{-i\mathbf{u}'\boldsymbol{\omega}} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\omega} \in \Pi^2 = [-\pi, \pi] \times [-\pi, \pi]$$

よって、変数 S の共分散とスペクトル密度の関係は式

(4) で表される.

$$C_s(\mathbf{u}) = \int_{\Pi^2} f_s(\boldsymbol{\omega}) e^{i\mathbf{u}'\boldsymbol{\omega}} d\boldsymbol{\omega} \quad (4)$$

ここから, Whittle likelihood を最大化することによって, パラメータを推定する.

scICA を適用することにより, 時空間上の相関を考慮した形で特徴的な成分を取り出すことができる. ただし独立成分分析においては, 分析前にいくつかの独立成分に分離するかを定めなければならない. しかし, 独立成分分析において成分数の決定に関して一般的な基準が存在しないため, 本研究では一度適当な数に分離したのち, 判読性などの観点から妥当と考えられる成分数を選定し分析を行う.

また, 分離した結果からは式 (1) の W に該当する成分ごとの時間の波, S に該当する空間分布が得られる. 時間の波の推移の特徴を見ることで, その成分が示す人口分布の時間推移が分かり, 空間分布からは時間の波の振幅の倍率, つまり各メッシュが時間の波の特徴を有している程度が分かる. 本論文では, 時間の波の推移の特徴から, その成分が示す人口分布の特徴を推測し, 空間分布と地理データを比較することで, その解釈を確認する. なお, scICA の計算には, R のパッケージ scICA を用いる.

(3) 独立成分の時空間データによる回帰分析

scICA の空間分布に対して定量的な分析を行うため, 重回帰分析を行う. 成分ごとの空間分布を被説明変数, 他の地理データ (人口分布, 土地利用や被災状況) を説明変数として線形回帰することで, 成分と地理データとの関係を明らかにする. 以下, 適用する回帰分析の手法を説明する. 回帰分析の結果から得られる係数の大きさによって回帰分析に対する影響を比較するため, 全ての変数は平均 0, 分散 1 となるよう標準化する. また, 説明変数の選択は変数増減法 (stepwise forward selection method)¹⁰⁾ を参考に次のように行う.

1. 震災前・震災後それぞれ候補となる説明変数群を設定する.
2. 定数項のみから始め, AIC が最善となるように一つずつ説明変数を増加・減少させる (AIC による変数増減法).
3. AIC が改善しなくなったところで止める.
4. 続いて, 説明変数のうち 1% 有意でないものを t 値が 0 に近い順に一つずつ除いていく.
5. 全ての説明変数が 1% 有意となったところで終了. これにより, 説明変数のうちそれぞれの成分に有意に働いているものを選ぶことができ, 係数を見ることで影響の大きさが比較可能である. また, 有意とならなかった変数は, その成分への影響が小さいことが分かる.

3. データの概要

本研究では熊本県のデータを扱う. 熊本県を中心として, 2016 年 4 月中旬にマグニチュード 7 を超える巨大地震が発生し, 大きな被害が生じた. 具体的には, 2016 年 4 月 14 日 21 時 26 分, 4 月 16 日 1 時 25 分の二度にわたり最大震度 7 の地震が観測され, 避難者数は最大で 18 万人にのぼり, 負傷者は 1652 人, 建物の損壊は 8 万棟以上であった¹¹⁾. 今回は, この 2016 年熊本地震に関する滞人口データ, 被害データとともに, 熊本県の基本的な地理データを用い, 分析を行う.

(1) 滞人口データ

本研究では滞人口データとして, 株式会社ゼンリンデータコムが販売している「混雑統計®」データを用いる. 混雑統計データは, NTT ドコモが提供する「ドコモ地図ナビ」サービスのオート GPS 機能利用者より, 許諾を得た上で送信される携帯電話の位置情報を, NTT ドコモが総体的かつ統計的に加工を行ったデータである. 位置情報は最短 5 分毎に測位される GPS データ (緯度経度情報) であり, 性別・年齢等の個人を特定する情報は含まれない. 今回はこの混雑統計から, 1 時間当たりの滞人口密度を示す混雑度データを用いる. 具体的に混雑度とは, 測位された人数に対して滞在時間を掛け合わせ, さらに人口に合わせる形で拡大率を掛けたものとなっている. また, 測位人数が少ない場合には混雑度が秘匿 (NA として処理) される. 本研究では分析の空間的な精度を踏まえた上で, NA を極力少なくするため, 1km メッシュ内の滞人口として集計されたデータを用いる. 分析対象とする期間は震災前後の 1 か月間, 2016 年 4 月 1 日~30 日である. scICA においては長方形の領域の分析が容易であるので, 分析範囲を熊本市や益城町を中心とする 1152 メッシュ (36 行 × 32 列) に限定した.

(2) NA の補完

NA の補完方法を説明する. 観測された混雑度の度数分布を両対数グラフに示す (図-2). 混雑度の度数分布はおおよそ混雑度 1000 を頂点とする分布である. 実際には, 混雑度の値が小さくなるほど度数は多くなるべきであり, 1000 以下の混雑度に関しては NA による欠損が生じていると推測できる. そこで, NA を補完する混雑度を求めるため, 1000 を起点として図 2 の補正のように直線を引く. 直線の傾きは補正により増える度数と NA 観測数が等しくなるように設定する. 以上の操作により, NA を補完すべき混雑度とその度数を得る. 今回は 0 から 1000 の範囲において, その度数分布の重み付き平均をとり, 全ての NA に一律で 93 という数値

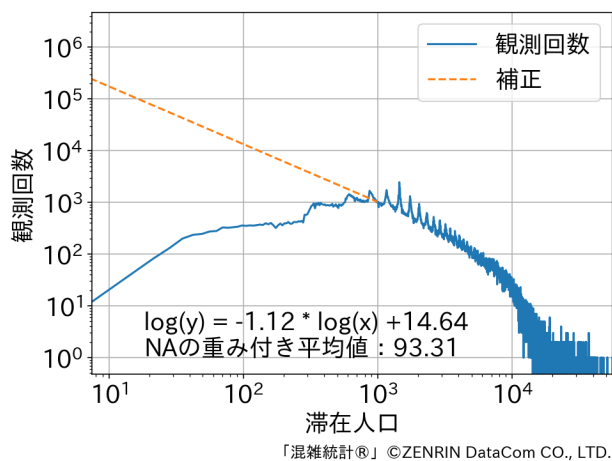


図-2 混雑度の度数分布

を与えることとする。以降では、このNA補完を行った滞在人口分布を用いて分析を行う。

(3) 地理データ

本研究では、scICAにより得られる空間分布と熊本県の地理データの回帰分析を行う。説明変数として用いる地理データを表-1に示す¹²⁾¹³⁾¹⁴⁾¹⁵⁾。震災前で回帰分析を行う場合は震災前データ群を、震災後で回帰分析を行う場合は震災前・震災後両方のデータ群から大規模店舗数を除いたものを使用する。この大規模店舗数とは2016年7月までに届けが出された大型小売店のうち、店舗面積が5000m²以上のものであり、震災後の分析期間中はほとんどが開店していないため、震災後の変数からは除いた。また、被害データとして用いた避難所、給水所、災害トイレは4月21日時点での運営情報であり、スーパーマーケットは18日時点での開店店舗である。電気、水道の破損率は対象地域で電気が使用できなかった割合、または断水割合の震災後1週間（4月17日～23日）の平均を使用する。

4. データ分析

分析にあたって、まずscICAを滞在人口分布の分析に適用することの有効性を確認するため、震災前のデータを用いて分析を行う。その上で、震災後のデータにも適用する。

(1) 震災前の分析結果

a) 成分数の決定

震災前（4月1日～13日）のデータに対して分析を行った。ただし、scICAにおいては分離する成分数の指定が必要であり、その数によって分析結果は異なる。本節では成分数を3から6まで変化させて分析した結果を示す。scICAにより得られた成分は、それを再び合

表-1 地理データ

	平均	分散
震災前		
人口総数	897	1891
従業者数	382	1358
大規模店舗数	0.043	0.29
文化施設数	0.40	1.36
道路面積 (m ²)	7354	21482
鉄道面積 (m ²)	4123	14945
震災後		
震度	5.32	0.61
住宅倒壊数／人口	0.043	0.28
電気破損率	0.025	0.060
水道破損率	0.32	0.28
避難所数	0.48	0.96
給水所数	0.10	0.36
災害トイレ数	0.072	0.35
銭湯数	0.027	0.18
スーパーマーケット数	0.090	0.42

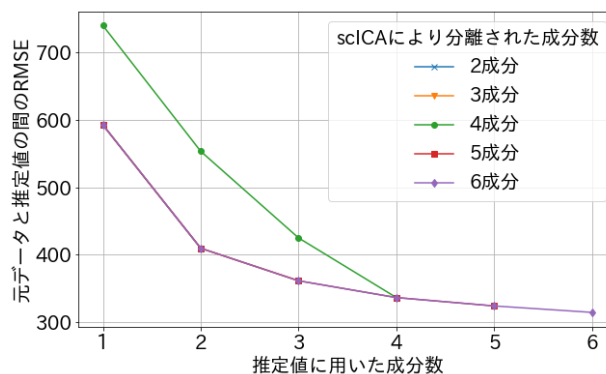


図-3 震災前：RMSE

成することにより観測値を推定することができる。そこで、それぞれの結果に対して、第1成分までで推定されるもの、第2成分までで推定されるもの…、という形で推定値を求め、観測値と比較を行う。観測値に対応する推定値と、そこから得られる平均二乗誤差平方根（RMSE:Root Mean Squared Error）を図-3に示す。このグラフは2成分から6成分に分けた場合に、それぞれ成分数を増やしていくとRMSEがどのように変化するかを表す。分析する成分数を増やせばRMSEが小さく、つまり再現性が高くなっていることが確認できる。それぞれの成分で見ると、3、5、6成分で分析した結果は完全に重なっており、4成分のみ異なっている。4成分で分析したときは成分数が少ない1、2、3成分で推定した場合のRMSEが大きくなっており、全ての成分（4成分）を合成すると他と変わらないRMSEとな

表-2 震災前：回帰分析結果

成分	有意な変数 (係数)	決定係数
1	人口 (-0.73), 定数 (-0.41), 従業者 (-0.28), 道路 (-0.06), 大規模店舗 (-0.05), 鉄道 (-0.03)	0.94
2	従業者 (1.06), 人口 (-0.82), 大規模店舗 (-0.17), 道路 (0.07)	0.73
3	従業者 (0.66), 定数 (0.38), 大規模店舗 (0.11), 道路 (0.06), 人口 (0.05)	0.71
4	大規模店舗 (-0.63), 人口 (0.29), 文化施設 (-0.12), 定数 (-0.07)	0.41

る。これより、4成分に分けた場合はそれぞれの成分の元データへの寄与が大きいといえることができる。成分数を増やすと分析の再現性は高くなるが、増やしすぎると実際にはない成分まで推定してしまう恐れもある。そこで、今回は4成分を用いて scICA を行う。

b) 時間の波と空間分布

本節では、震災前の滞在人数の scICA で得られた4つの成分に対してそれぞれ考察を加える。分析により得られた時間の波、空間分布を図-4に示す。左の4つが成分ごとの時間の波であり、右の4つは成分ごとの空間分布である。また、重回帰分析の結果を表-2に示す。これは成分ごとに1%有意となった説明変数を列挙しており、その順番は係数の絶対値の大きさに従う。

まず、第1成分について考察する。時間の波は夜間の絶対値が少し大きくなっているものの、-2000付近でおよそ一定であり、夜間を中心として時間的にあまり変動がない人口を表していると推測できる。空間分布については熊本中心区を中心に分布しており、人口分布とほぼ同様である。また、重回帰分析の結果からも、人口総数が一番大きな影響を持つ成分であることが示された。よって、第1成分は夜間人口に関する成分といえる。

次に、第2成分について考察する。時間の波を見ると、昼間が高く夜間は低く出ている。特に、振幅は平日が大きく出ていることから、第2成分は平日の昼間人口に関する成分であると考えられる。また、空間分布は、熊本市中心部の値が大きく出ているが、それを取り囲むように低い数値が出ているが、これは昼間熊本市中心部に周辺から人口が流入していると推測できる。重回帰分析で有意になった変数は表-2のとおりで、昼間人口に関係の深い従業者数が一番目で、二番目が夜間人口となった。従業者数の係数は正で、人口総数は負であり、重回帰分析の結果からも第2成分が昼間人口と夜間人口の差の成分であることが確認できる。

次に、第3成分について考察する。時間の波はピンク色の点線で示された8時と16時付近の値が特に大きくなっており、平日における通勤通学、休日における買い物などの移動が表れているものと推測できる。これらの行動は一日の中で時間帯により減少・増加が起こるため、符号を加味すると分析が難しい。そこで、図-4では空間上の分布を絶対値で示し、重回帰分析にも絶対値を用いる。重回帰分析の結果から、通勤などの外出で利用される道路が有意であり、また外出先となる従業者数、大規模店舗数が多い地域も有意である。よって、第3成分は通勤などの移動に関する成分といえる。

最後に、第4成分について考察する。時間の波は2, 3, 9, 10日といった土日が負となっている。また、空間分布では、ショッピングモールや運動公園のあるメッシュが特に負で大きな値を示しており、第4成分は休日人口が集中する場所の成分であると考えられる。重回帰分析においても、休日人口が集中する大規模店舗、文化施設の多い地域が有意となっている。よって第4成分は休日の昼間人口の成分といえる。

以上の分析から、震災前の平常時において、4つの滞在人口分布の特徴がみられ、scICAを滞在人口分布の分析に適用する有効性が確認できた。

(2) 震災後の分析結果

a) 成分数の決定

震災後(4月17日～30日)の滞在人口について scICA を行う。震災前と同様に、分離した成分数(2成分から6成分)に対する RMSE を図-5に示す。震災前のように特徴のある成分はなく、ほぼ同じ傾きとなっており、成分ごとの寄与は同程度であるといえる。そこで、震災後は、震災前の成分に加えて、震災に関係する成分が生じる可能性が高く、震災前よりも成分数を多く指定したい。また、6成分以上に分けた波からは特徴を読み取るのが困難であったことも踏まえ、今回は5成分で scICA を行う。

b) 時間の波と空間分布

本節では、震災後の滞在人数の scICA で得られた5つの成分に対して、成分の特徴を明らかにする。震災後(4月17日～30日)の scICA の分析結果を図-6に示す。左の5つは時間の波・右は空間分布である。重回帰分析の結果は表-2であり、有意となった説明変数を、係数の絶対値が大きい順に並べている。

まず、第1成分について考察する。震災前と同様に、時間の波が-2000付近で変動が少なく、空間分布も人口分布とほぼ同じ分布である。重回帰分析の結果も人口総数の係数が一番大きくなっている。よって、震災後の第1成分も、震災前と同様、夜間人口を示している。

次に、第2成分について考察する。時間の波は、震

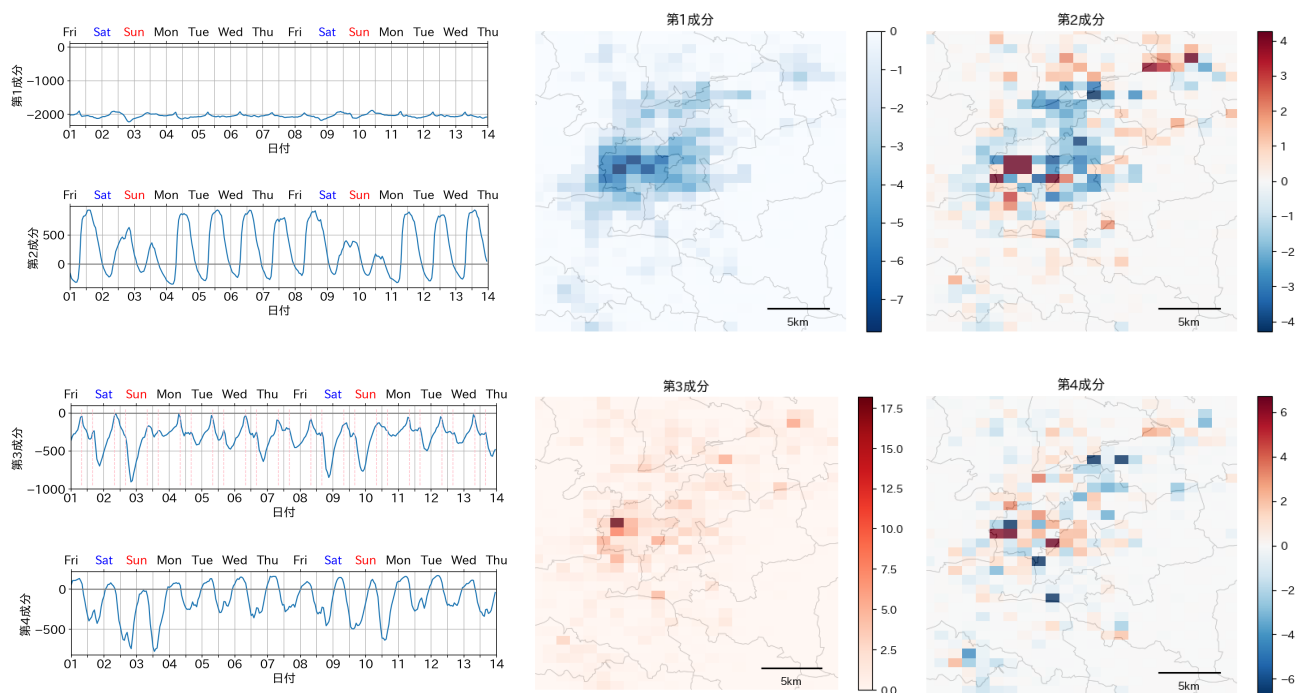


図-4 震災前の scICA 結果：左は時間の波，右は空間分布。（「混雑統計®」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.）

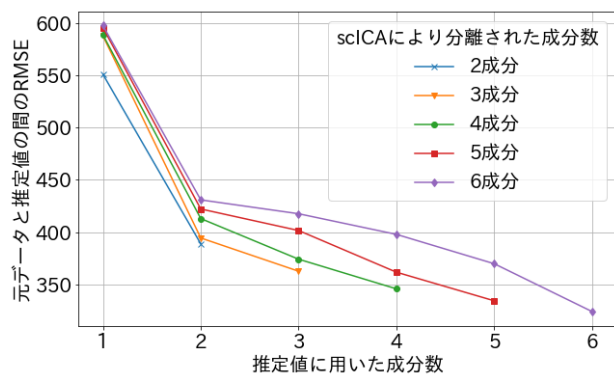


図-5 震災後：RMSE

災前と同様に平日の昼間が負に大きくなっている。さらに、空間分布についても、熊本中心部が高く、周辺部が低いという震災前と同じ傾向がみられる。重回帰分析の結果である係数の大きさは従業者数が一番（負）、人口総数が二番（正）となっており、震災後の第2成分も平日昼間の人口に関する成分であると考えられる。

次に、第3成分について考察する。時間の波は震災前ほどの規則性は見られないが、8時16時において大きくなっており、震災後についても通勤などの移動を表していると推測できる。特に、震災直後よりも時間がたつてからの方がこの傾向が見られ、復旧により移動が回復していると解釈する。震災前と同様に空間分布に対して絶対値を取り、重回帰分析を行うと、従業者数や人口総数、道路といった震災前と同じ説明変数

表-3 震災後：回帰分析結果

成分	有意な変数	決定係数
1	人口 (-0.76), 定数 (-0.42), 従業者 (-0.26), 道路 (-0.06), 銭湯 (-0.02), 鉄道 (-0.02)	0.94
2	従業者 (0.48), 人口 (0.66), スーパーマーケット (0.14), 道路 (-0.14)	0.68
3	従業者 (0.48), 定数 (0.43), 人口 (0.17), 道路 (0.11), 震度 (0.08), 避難所 (0.07)	0.57
4	人口 (0.43), 従業者 (-0.35), スーパーマーケット (-0.30), 定数 (-0.12), 震度 (-0.12), 道路 (0.08)	0.17
5	人口 (-0.35), トイレ (0.25), 給水所 (0.19), 定数 (0.15), 避難所 (0.13), スーパーマーケット (0.13), 銭湯 (0.09)	0.15

が含まれている一方、避難所と震度が新しく含まれている。これは、震災後の移動先に避難所が含まれていたこと、震度の大きい場所に救援等の交通が生じたことの影響であると考えられる。

次に、第4成分について考察する。時間の波を見る



図-6 震災後の scICA 結果：左は時間の波，右は空間分布。（「混雑統計®」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.）

と、夜間が高く昼間は低い。そして日単位で見ると時間の経過とともに下がっていることが分かる。ここから、第4成分は震災の復旧に従う滞在人口の変動を表す成分であると推測できる。平日休日の差がほとんどないことから、平日休日関係なく人が集まる場所、もしくは平日と休日の複合的な成分であると考えられる。重回帰分析の結果を見ると、まず一番目に基本的な夜間人口を示す人口総数、そして次に従業者数が負で有意となっている。これは平日に働きに出かける人が、震災から復旧するとともに、増えていることを示しているといえる。次に大きな変数はスーパーマーケットであり、これは営業を開始したスーパーマーケットに対して復旧が進んで生活が戻るにつれて人が集まるようになったことを示している。次の震度は被害が大きかった地域に次第に人が戻るようになったことを示しており、最後の道路は震災直後、避難や救援物流で混雑していた道路が次第に落ち着いていったことを表してい

ると解釈できる。決定係数は0.17と低いが、生活の回復を表す説明変数が有意となっている。以上から、震災後第4成分は震災からの復旧に関する成分といえる。

最後に、震災後第5成分について考察する。時間の波は、第4成分と同様に全体としては下がっている波である。しかし、第4成分とは異なり、振幅が徐々に増大している。これは、被災直後は避難所に一日中とどまっているが、時間が経つほどに自宅へ帰還するなどの行動を開始する、といった被災者の行動を表す成分であると考ええる。重回帰分析の結果は、災害トイレ、給水所、避難所、営業中のスーパーマーケット、銭湯といった震災直後に人が集中する場所が有意となっている。決定係数は0.15と低いが、震災後の第5成分は被災者の行動に相関があることが確認できた。

5. おわりに

本論文では、scICA を用いて滞在人口分布の時空間分析を行った。まずは、震災前について分析を行い、「1. 夜間成分, 2. 平日の昼間人口, 3. 移動, 4. 休日の昼間人口」の4成分に分離, 地理的な特徴と相関を確認した。震災前の結果から十分に, scICA 適用の有効性を示した。特に, 第3成分においては, 移動に関する成分が得られており, また, 空間分布と道路の相関が確認できたことから, 交通行動の把握への応用が期待できる。

また, 震災後についても同様に分析を行い,「1. 夜間人口, 2. 平日の昼間人口, 3. 移動, 4. 復旧に伴う日常生活の回復, 5. 被災者の行動(避難所, 物資の調達)」の5成分を確認した。震災後については, 震災前と変わらない成分と, 震災後特有の成分を分離できた。これにより, 被災者の行動特性と結びつくような成分が得られ, 被災者の行動特性の一端を把握することができた。

以下, 今後の課題を述べる。一つ目は需要予測への応用である。今回は scICA により滞在人口の特徴をいくつか把握することができたが, 交通需要との関係を明らかにするまでは至らなかった。また, 成分数は増やしすぎると解釈が難しく, 4, 5 個ほどの成分のみしか分析できないため, 行動特性の一部しか把握できない。今回得られた成分が, 交通需要の中でどの程度の割合を占めるのかを含めて検討が必要である。また, 成分数の決定方法にも課題がある。今回は波形を見比べ, 独立成分を合成した際の再現性を調べることで成分数を決定した。しかし, 成分数が増えた場合, 今回の方法は難しくなる。主成分分析には寄与率によって成分数を決定する手法があるが, 独立成分分析には一般的に用いられる指標がないため, これを検討すべきである。もう一つは回帰分析時の決定係数の問題である。震災後の第4, 第5成分については決定係数が低く, 準備した地理データでは十分な説明力のある結果を得られなかった。他の説明変数を用いた分析や, 刻一刻と変わる復旧期の状況を踏まえた分析期間の設定, 適用モデルの検討が必要であろう。

謝辞: 神戸大学瀬谷創准教授には分析手法に関する有用なご意見をいただいた。ここに感謝の意を記す。また, 本研究は,「ポスト「京」で重点的に取り組むべき社会的・科学的課題に関するアプリケーション開発・研究開発(文部科学省)」の重点課題(3)「地震・津波による複合災害の統合予測システムの構築」のサブ課題 B「統合的予測のための社会科学シミュレーションの開発」の一環として実施された。

参考文献

- 1) 桑原 雅夫, 原 祐輔, 三谷 卓摩, 川崎 洋輔, 竹之内篤, 井料 隆雅, 浦田 淳司: 熊本地震における都市内交通, 避難の実態と課題, 第 54 回土木計画学研究発表会・講演集(CD-ROM), 2016.
- 2) Bengtsson, L., Lu, X., Thorson, A., Garfield, R., and Von Schreeb, J.: Improved response to disasters and outbreaks by tracking population movements with mobile phone network data: a post-earthquake geospatial study in haiti, *PLoS medicine*, Vol.8, No.8, pp.e1001083, 2011.
- 3) 山口裕通, 奥村誠, 金田穂高, 土生恭祐: 携帯電話 GPS 情報から分かる熊本地震による行動パターンの被災・回復過程, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.73, No.5, pp.L105-L117, 2017.
- 4) Ge, Q. and Fukuda, D.: Updating origin-destination matrices with aggregated data of gps traces, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.69, pp.291-312, 2016.
- 5) 佐藤史典, 力石真, 藤原章正: モバイル空間統計を用いた復旧・復興過程の独立成分分析: 2014 年 8 月広島土砂災害を例に, 第 55 回土木計画学研究発表会・講演集(CD-ROM), 2017.
- 6) 山口裕通, 奥村誠: 非負値行列因子分解による都道府県間滞在分布の年周期変動の分析, 第 56 回土木計画学研究発表会・講演集(CD-ROM), 2017.
- 7) 奥村誠: 都市内災害復旧過程の時空間パターンの把握, 都市計画論文集, Vol.50, No.3, pp.402-408, 2015.
- 8) Shen, H., Truong, Y., and Zanini, P.: Independent component analysis for spatial stochastic processes on a lattice, *MOX-Report*, No.20, 2014.
- 9) Zanini, P., Shen, H., and Truong, Y.: Understanding resident mobility in milan through independent component analysis of telecom italia mobile usage data, *The Annals of Applied Statistics*, pp. 812-833, 2016.
- 10) 7.3 変数の選択-我楽多頓陳館, <http://www.snap-tck.com/room04/c01/stat/stat07/stat0703.html>, 2018 年 2 月閲覧.
- 11) 熊日出版: 熊本日日新聞 特別縮刷版 平成 28 年熊本地震 1 カ月の記録, 熊本日日新聞社, 2016 年 11 月 15 日発行.
- 12) 総務省統計局: 地図で見る統計(統計 GIS), <https://www.e-stat.go.jp/gis>, 2017 年 12 月閲覧.
- 13) 国土交通省国土政策局: 国土数値情報 ダウンロードサービス, <http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>, 2017 年 12 月閲覧.
- 14) 週刊東洋経済 臨時増刊 全国大型小売店総覧 2017 年版, Vol. 6676, pp. 6, 7, 1404-1433, 東洋経済新報社, 東京, 2016 年 8 月 10 日発行.
- 15) 気象庁: 推計震度分布図, www.data.jma.go.jp/svd/eew/data/suikai/201604142126_741/201604142126_741_1.html, 2017 年 12 月閲覧.

(2018. 4. 27 受付)

SPATIO-TEMPORAL ANALYSIS OF POPULATION DENSITY AFTER
KUMAMOTO EARTHQUAKE

Yasushi SASAKI, Junji URATA and Takamasa IRYO