

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

山口 裕通¹・奥村 誠²・金田 穂高³・土生 恭祐⁴

¹正会員 日本学術振興会特別研究員 東北大学災害科学国際研究所 (〒 980-0845 仙台市青葉区荒巻字青葉 468-1 S-502W)
E-mail: h-ymgc@plan.civil.tohoku.ac.jp

²正会員 東北大学教授 災害科学国際研究所 (〒 980-0845 仙台市青葉区荒巻字青葉 468-1 S-502W)
E-mail: mokmr@m.tohoku.ac.jp

³非会員 株式会社ゼンリンデータコム (〒 108-6206 東京都港区港南 2 丁目 15-3 品川インターシティC 棟 6F)
E-mail: h_kaneda@zenrin-datacom.net

⁴非会員 株式会社ゼンリンデータコム (〒 108-6206 東京都港区港南 2 丁目 15-3 品川インターシティC 棟 6F)
E-mail: k_habu@zenrin-datacom.net

災害による影響の大きさとして、発災直後のダメージの大きさだけでなく、その後の回復するスピードも重要な評価軸である。しかし、災害時に都市機能・人の生活行動パターンがどのように低下し、回復するのか?の全容をとらえるような研究はまだ十分にされていない。本研究では、携帯電話の GPS 位置情報を集計した混雑統計[®]データから、行動パターンの被災の大きさとその回復スピードを定量的に把握する方法を提案した。そして、平成 28 年熊本地震時のデータに適用し、その被災・回復過程を導出した。その結果、以下の 3 点を明らかにした。まず、1) 熊本県の夜間行動では、地震の発生直後に、約 12.0 万人が通常通りの行動ができず、この夜間行動の回復には 10 日を要した。2) 同県の昼間の行動をみると、本震発生翌日に約 16.4 万人が通常通りの外出行動をできない状態になり、この回復にもおなじく 10 日かかった。3) 大分県では、夜間の大きな影響はみられないが、昼間には本震発生翌日に 5.7 万人が通常通りの外出行動をできなくなり、このような状況が 2 日間継続した。これらの被災・回復過程の情報は、都市における災害の全容を理解するために重要な情報である。さらに、これらの情報はモニタリング・データ提供の体制を整備することで、リアルタイムに得ることが可能であり、外部からの支援物資の量や支援内容を検討する際に活用が期待できる。

Key Words: mobile phone GPS data, H.28 Kumamoto Earthquake, disaster recovery process

1. はじめに

近年、我々は日常生活の中で携帯電話・カーナビなどの情報通信端末を伴って移動するようになった。そして、その情報通信端末がサービス提供のために取得している位置情報のログは、多くの人の行動が記録されたもの(パーソンプローブデータ)であり、「ビックデータ」の一つとして注目されている。これは、広範囲の空間かつ長期間の、ある個人のほぼすべての移動が記録された非集計データである。そのため、これまで断片的にしか観測されていなかった、人の日常的な移動行動の全容を把握することが可能である。近年はこのデータを用いて、Gonzalez et al. (2008)¹⁾ や Rhee and Lee (2008)²⁾、Song et al.(2010)³⁾ などを代表例として、移動行動の規則性・モデル化に着目して研究・議論が重ねられてきている。

また、これらのログデータは連続してデータを取得し続けているため、通常時の行動だけでなく、災害などの異常状態における人の行動についても同様に記録されている。そのため、異常時における人の行動も明らか

にすることができ、近年は Hara and Kuwahara (2015)⁴⁾ や Song et al. (2014)⁵⁾、Bagrow et al.(2011)⁶⁾ などいくつかの災害時の行動分析に活用されつつある。

このようなことから、2016 年 4 月 14 日に発生した平成 28 年熊本地震の被災状況・地震時を把握するためにも、位置情報ログデータを用いる試みを実施されている。瀬戸ら (2016)⁷⁾ は、株式会社ゼンリンデータコムが販売している混雑統計[®]の 1 時間ごとの 250m メッシュ人口データを用いて、発災後 4 日間の混雑情報を分析している。その結果、避難所があるいくつかのメッシュにおいて、発災後に数千人規模の人の集積とその時間変化が観測できることを確認している。しかし、瀬戸ら (2016)⁷⁾ の結果をみると、中小規模の(数百人規模以下の)避難所の位置とその避難者数を特定することは困難であることもわかる。これは、混雑統計[®]のサンプル数は 50-70 万人程度とおおよそ総人口の 1/200 であり、少数のメッシュにおける増減をとらえることは困難であることによる¹⁾。

¹⁾ 現在、混雑統計[®]では、サンプル数を増やす施策を検討しており、将来的により多くの避難所を特定できるようになることが期待される。

一方で、混雑統計[®]の元となるデータでは、同一ユーザーごとの識別 ID を長期に追うことができ、平常時の日常的な移動行動を識別 ID 別に把握することが可能である。そして、この平常時の移動行動パターン（行動パターン）と災害時の観測結果との乖離を確認することで、「災害によってどれくらい人の行動がどう変わったか?」、「そしてその状態がどれくらい長く継続したか?」といった、災害の影響全容を把握するために必要不可欠な情報を得ることができる。とくに、後者は「災害からの回復速度」であり、Bruneau のレジリエンスの三角形⁸⁾などでも指摘されるように、災害の影響の大きさを規定する重要な情報であるが、最近の数例⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾をのぞくと実証的な研究の蓄積は十分にされていない状況である。

そこで本研究は、混雑統計[®]を活用して、平成 28 年熊本地震による行動パターンへの被害・回復過程を明らかにすることを目的とする。行動パターンとしては、各時点におけるユーザーの「状態」の時間推移に着目する。この集計的な時間推移の通常時からの乖離をみることによって、「熊本地震の生活パターンへの被災は、どのようなものであったか?、深刻さはどの程度であったか?、どの程度の期間続いたものであったか?」という疑問に答える分析を行う。なお、この「状態」は、本研究では滞在 3 種類（主拠点、副拠点、その他）と、移動中という 4 つの状態とする。このうち、主拠点と副拠点は、それぞれ各ユーザーが最も長時間滞在した場所と 2 番目に長く滞在した場所であり、非集計・長期の滞在・移動情報を用いることで導出できる属性情報である。

ただし、上述のような長期にわたる各ユーザーの非集計の位置情報は、個人を特定できかねない情報である。そのため、混雑統計[®]では、2.(2)で後述する非特定化・集計・秘匿化によって個人情報を除去する処理を NTT ドコモが実施したうえで提供する、という手続きをとっている。本研究で用いる方法は、上述の手続きを経た集計データのみを用いて、災害時による行動パターンへの影響を定量的に把握するものである。

本研究の分析を通じて、平成 28 年熊本地震による行動パターンへの被災・回復過程として、以下の 3 点が明らかになった。1) 熊本県では熊本地震の発生直後に、12.0 万人が通常通りの夜間の行動（自宅での滞在）をできなくなり、この人数が 3 万人を下回るまで 10 日かかった。2) 昼間では、本震発生翌日に 16.4 万人が通常通りの外出行動をせずに自宅に滞在していた、この人数が 3 万人を下回るまでもおなじく 10 日かかった。3) 大分県では、夜間の影響は限定的であったが、昼間には本震発生翌日に 5.7 万人が通常通りの外出行動をせずに自宅に滞在し、このような状況が 2 日間継続した。

以上の情報は、混雑統計[®]データをリアルタイムにモニタリングすることによって、災害直後にこれらの情報を得ることが可能である。このような情報は、初期において必要な支援体制のボリュームの決定や、災害からの回復状況の応じた支援体制の変更を決めるために必要となる、客観的かつ定量的データとして有用であろう。

本論文の構成は、以下のとおりである。2. では、混雑統計[®]の概要を説明したうえで、時間帯ごとの「状態」構成比の集計方法を示す。3. では、2015 年時点のデータを用いて平常時の「状態」構成比の推移を整理し、平常時滞在状態パターンの集計モデルを説明する。そして、4. で熊本地震発災後の「状態」構成比の推移を分析し、熊本地震による生活パターンの被災レベルとその回復過程を示す。5. は本論文の結論である。

2. 混雑統計[®]による状態の推計

(1) 混雑統計[®]の概要

本研究では、株式会社ゼンリンデータコムが販売している混雑統計[®]データを利用して分析を行う。

この「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¹²⁾利用者の中で、許諾を得た上で送信される携帯電話の位置情報をもとに作成される集計データである。これは、元となる携帯電話利用ユーザーごとの識別 ID がついた位置情報を、NTT ドコモが総体的かつ統計的に加工を行ったものであり、個人を特定できないよう十分に処理を施したうえで販売・提供される。なお、この位置情報は最短 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。

上述のようなスキーム上、提供されるデータは集計データのみであるが、その集計方法は用途に応じて細かく指定することが可能である。本研究では、2015 年 4 月 1 日～2015 年 6 月 30 日と 2016 年 4 月 1 日～2016 年 6 月 30 日の毎時 00 分における、携帯電話利用ユーザー数を滞在 3 種類（主拠点、副拠点、その他）+ 移動という 4 つの「状態」毎に集計したデータを利用する。

(2) 状態の定義と集計方法

本節では、「状態」の定義とその集計方法を述べる。この集計データを作成するための非集計データの加工・集計処理と、追加的な個人情報保護のための処理²⁾は、「ドコモ地図ナビ」サービスの提供主体であり、非集計

²⁾ 具体的には、個人が識別できる情報を除去する「非特定化処理」（ID 番号のハッシュ化など）を実施した後に、「加工・集計処理」を行う。そのうえで、個人が識別されかねない少数ユーザーの集計情報を秘匿する「秘匿処理」の 3 つの処理を行っている。¹³⁾

データを保有している NTT ドコモによって実施されている。

本研究では、以下のような集計項目を指定してデータの加工・集計を依頼し、提供を受けたデータを分析に用いる：

a) 滞在・移動状態の設定

状態設定の第一段階として、識別 ID ごとに全時間の状態を「A) 滞在、B) 移動、C) 測位なし」の 3 種類のいずれかかを判断する。

まず、A) 滞在状態は、半径 300m 以上の同心円内に 15 分以上連続して測位され続ける状態と定義した³。そして、連続して同一円内に測位され続ける期間を 1 回の滞在とし、その最初と最後の測位点の時刻をそれぞれ滞りの開始時間・終了時間、そして 1 回の滞在中に記録された全測位点の重心を当該滞りの代表位置と設定した。

つぎに、C) 測位なしは、次の 3 つのいずれかを満たす期間と定義した：

- 全記録中の、最初の測位時間より前の期間
- 全記録中の、最後の測位時間より後の期間
- 測位と測位の間隔が 24 時間以上あいた期間

そして、A) 滞在・C) 測位なしの期間以外の全てを、B) 移動と定義した。

b) 滞在状態の分解

つぎに、A) 滞りの代表位置の情報を用いて、各滞りを「A-1) 主拠点滞在、A-2) 副拠点滞在、A-3) その他滞在」の 3 種類に分類する。

滞在分類の第一段階として、識別 ID ごとに 1 か月間の全滞りを、空間的な位置に応じてグループ分けする。具体的には、滞在期間長が長い滞りから順に、各滞りについて以下の処理を実行する：

各滞在グループの重心点と滞在位置間の距離を確認

- 距離の最小値 $\leq 600\text{m}$ ：

距離最小の滞在グループに当該滞りを追加

- 距離の最小値 $\geq 600\text{m}$ ：

新しい滞在グループを作成し当該滞りを追加

このようなアルゴリズム適用することによって、滞在期間長が長い滞りを優先しつつ、重複がないように空間的に近い滞りをまとめたグループを作成できる。

第二段階として、作成した滞在グループの中から、主拠点滞在グループと副拠点滞在グループを決定する。まず、「最も滞りが観測された日数が長い中で、最も合計滞在時間が長い」滞在グループを主拠点滞りとする。そして、主拠点滞りを除外したグループのなかで、「最も

³ この距離は、各測位の位置情報で予想される最大誤差より十分に大きい値として設定した。また、測位点 2 点だけで判断すると、移動中であっても誤差などから滞りと誤判定してしまう可能性が高いため、「1 回の滞在」を判定する最短期間をおおよそ 3 回以上の測位情報が期待できる 15 分以上と設定した。

合計滞在時間が長い」滞在グループを副拠点滞りとする。ただし、副拠点滞りとする滞在グループが以下を「満たさない」場合は、その識別 ID の当該月は「副拠点エリアなし」とする。

- 合計滞在時間 \geq 月間で滞在観測された日数 $\times 2$ 時間
- グループの滞りが観測された日数

$$\geq \min(5, \text{月間で滞在観測された日数} / 3)$$

このように、一部の識別 ID について「副拠点エリアなし」となる処理を実行している理由は、副拠点の定義として、日常的な通勤・通学行動などで通っている勤務地や通学先を想定しているためである。例えば、職場と自宅が同じであり、特定の場所に高頻度で通うといった行動を実施していないサンプルは、本集計の定義では「副拠点エリアなし」と定義されることとなる。

c) 時点 \times 状態ごとの集計処理

以上の処理を通じて、識別 ID ごとの全ての時間の状態が「A-1) 主拠点滞在、A-2) 副拠点滞在、A-3) その他滞在、B) 移動、C) 測位なし」の 5 種類の状態に分類される。そして、本研究では 2015 年と 2016 年の 4 月～5 月の毎日・毎時 00 分時点の識別 ID 数を、C) 測位なしを除く 4 種類ごとに集計した識別 ID 数（以降ではこの数をサンプル数と呼ぶ）を用いる。

3. 平常時状態構成比の推移

(1) 分析対象サンプル数の推移

図-1 に、「3) 測位なし」以外の状態を合算したサンプル数の時間的推移を示す。この図から、本研究で用いるデータのサンプル数は、熊本県で 6,000～8,000 人、大分県で 4,000～5,000 人程度であることがわかる。

なお、このサンプル数は常に変動している。これは、オート GPS 機能の利用者数の増減や長期間測位が取れない期間が存在することによる、「測位なし」の構成比が変動していることを意味する⁴。これらのサンプル数の変動を除去して熊本地震の影響をみるために、本論文ではある時点における状態 4 種の「構成比」の時間変動を分析する。

また、図-1 の副拠点エリアがあるサンプル数の推移をみると、熊本県で 2,000～3,000 人、大分県で 1,500～2,000 人程度である。つまり、副拠点エリアが「存在しない」サンプルの構成比は 60%程度であること

⁴ 数時間単位での変動以外にも各月の最初の 2 日程度はサンプル数が少ない傾向が読み取れるが、これは集計アルゴリズム上の問題である。本研究では、月ごとに主拠点エリアと副拠点エリアを判定する都合上、毎月 1 日の 0 時 00 分で区切って集計を行っている。そのため、月をまたぐ行動（複数日にわたる長期間の自宅滞在など）があると翌月側にはカウントされないために、毎月 1,2 日のサンプル数は少なくなる。この変動は、月をまたぐ行動を適切に処理するようアルゴリズムを修正することで、なくなることが期待される。本研究の分析では、この変動は「月周期の平常時に見られる変動」としてモデルに組み込むことで除去している。

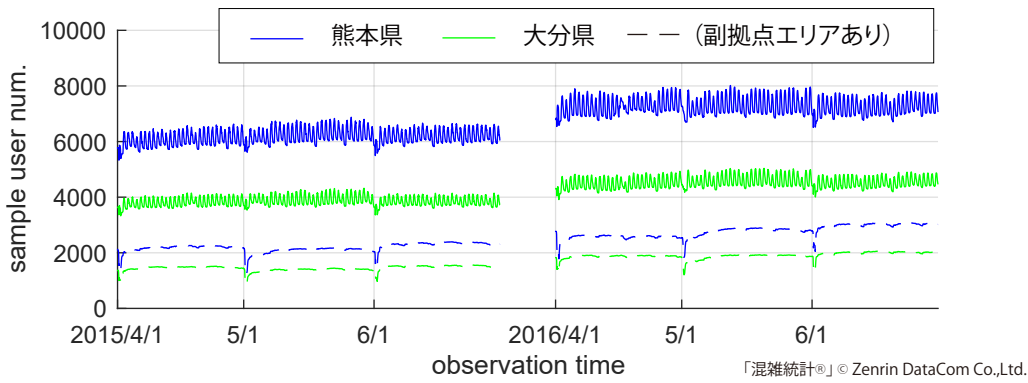


図-1 サンプルユーザー数の推移

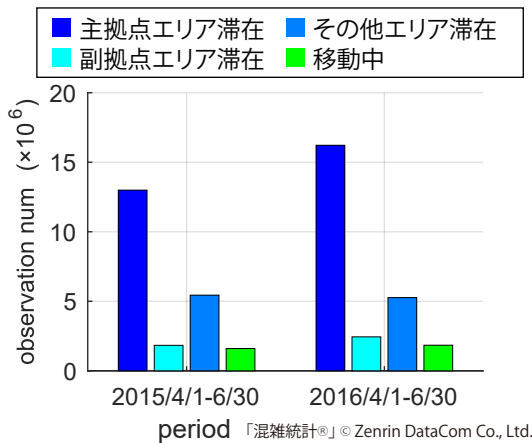


図-2 状態毎の総観測数

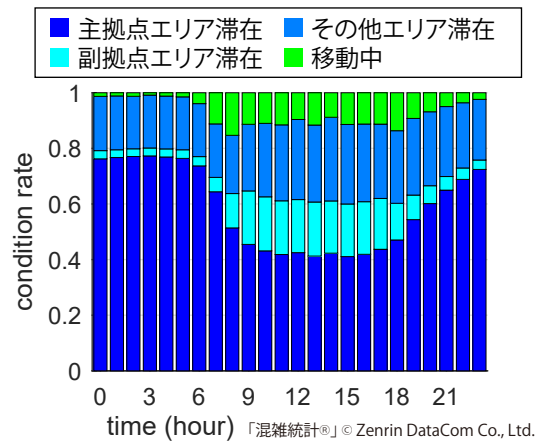


図-3 状態構成比の推移 (2015/4-6)

がわかる．なお，副拠点エリアがあるサンプル数の時間変動はあまり見られず，時間的に安定している．

(2) 滞在状態パターンの基礎集計

各状態の観測数を，全時点で合算したものを図-2に示す．この図から，以下の2点を読み取ることができる．ひとつめは，観測数の大半が主拠点エリアでの滞在であることである．つまり，我々の行動パターンとして，時間の大半を半径 600m 以内の同心円内で滞在していることを示す．ふたつめは，2016年と2015年を比較すると，1年間で主拠点エリア滞在と観測された数が顕著に増加している．本論文を通じて，熊本地震の影響とそれ以外の影響を分離してこの差を解釈していく．

つぎに，本研究で用いるデータから分かる，状態構成比の1日の基本的な変動パターンを見ていこう．図-3は，2015年の同じ時刻の観測数を合算して，それぞれの状態の構成比を算出したものである．まず，主拠点エリアに滞在しているサンプルの構成比は，深夜・早朝で多く，昼間で少ない傾向がある．主拠点エリア滞在の構成比が最も大きい時間は，早朝3時で77.3%である．一方で，最も小さい時間は，昼15時で41.0%であ

る．これは，主拠点エリアは自宅に相当し，「自宅滞在行动パターン」として解釈できることがわかる．つぎに，副拠点エリアでの滞在と移動中のサンプルの構成比をみると，この2つの状態は昼間で大きい傾向が確認できる．副拠点エリア滞在が大きい時間帯は，9時から18時までの間で大きく，その直前直後の時間で移動中状態が大きい傾向がある．これは，それぞれ勤務時間と通勤・通学時間に相当することがわかる．最後に，その他エリアに滞在しているサンプル構成比の時間変化は，時間帯ごとに大きく変わらない傾向にある．

(3) 平常時滞在状態パターンの集計モデル

a) モデルの定式化

時間変動の規則的な変動パターンを抽出することで，平常時の状態構成比の時間変動を把握する．ここでは，各個人が時間ごとに適した状態を選択するものと考え，ロジット型の選択モデルを用いてモデル化する．つまり， d 日・ t 時に状態 k を選択する確率 $P_{d,t}(k)$ が，以下のように定式化されるとする：

$$P_{d,t}(k) = \frac{\exp(\alpha'_{k,t} \sigma_{d,t})}{\sum_{k \in K} \exp(\alpha'_{k,t} \sigma_{d,t})} \quad (1)$$

表-1 パラメータ σ の候補一覧

パラメータ数		
定数項		1

周期変動		
1 週間	火～日ダミー	6
5 日	5,10 日の当日とその前後日	3
1ヶ月	各月 1 日, 2 日	2
祝日	祝日の当日とその前後日	3

期間・空間差		
年次	2016 年ダミー	1
月次	5 月, 6 月ダミー	2
都道府県	大分県ダミー	1
計		19

ここで、 $\sigma_{d,t}$ は時間・曜日といった周期と月次・空間の差異を表現する $\{0, 1\}$ のダミー変数ベクトル、 $\alpha_{k,t}$ は周期変動・差異の大きさを示す係数であり、 $\alpha'_{k,t} \sigma_{d,t}$ で時点 (d, t) における状態 k の確定効用をしめす。また、 K は状態の集合であり、滞在 3 種類（主拠点、副拠点、その他）と移動中の合計 4 つである。係数 $\alpha_{k,t}$ を推定するには、確定効用部分の定数項を固定するために、 $\alpha_{\{\text{主拠点滞在}\}} = 0$ と仮定する。

b) 変数選択・パラメータ推定方法

本節では、混雑統計[®]データを用いて、 $\sigma_{d,t}$ の要素を AIC 最大化で、 $\alpha_{k,t}$ を最尤法によって推定する。まず、時点 t の係数ベクトル α_t^* は、2015 年と 2016 年の全ての日 $d \in D$ における、時点 t 、状態 k のサンプル数 $N_{k,d,t}$ を用いて、以下の示す様な最尤推定法で推定する。

$$\alpha_t^* = \operatorname{argmin} \left(\sum_{k \in K} \sum_{d \in D} (N_{k,d,t} \ln P_{d,t}(k)) \right). \quad (2)$$

また、 $\sigma_{d,t}$ の変数の組み合わせを、変数増加法のステップワイズ法によって決定した。本分析では、表-1 に示す、19 種類（状態が主拠点滞在以外の 3 種類あるため、計 57 個）を候補として選択を行った。

時点 t 毎に、24 種類のモデル選択・パラメータ推定を行った結果の、採択パラメータ数とモデルの適合度を表-2 に示す。採択されたパラメータ数から、それぞれ概ね 50 個前後の変数を持つモデルであることが確認できる。また、Residual Deviance と Null Deviance の構成比をみると、0.83~0.97 であり、日変動のかなりの部分をモデルで再現できていることが確認できる。

c) 基本平常時行動パターン

本節では、推定した日常時の基本平常時行動パターンを確認していこう。

表-2 モデル推定結果

時間	num. of par.	R.D. ($\times 10^3$)	N.D. ($\times 10^3$)	R.R.
0	51	1.30	9.25	0.86
1	51	1.24	8.77	0.86
2	54	1.49	8.88	0.83
3	54	1.39	8.46	0.84
4	54	1.30	8.14	0.84
5	48	1.22	8.04	0.85
6	51	1.24	8.46	0.85
7	48	1.31	16.82	0.92
8	48	1.57	36.70	0.96
9	51	1.49	43.00	0.97
10	48	1.58	39.33	0.96
11	51	1.58	37.41	0.96
12	51	1.73	37.27	0.95
13	51	1.77	37.75	0.95
14	51	1.88	36.80	0.95
15	54	1.85	36.90	0.95
16	48	1.95	37.44	0.95
17	54	1.96	37.22	0.95
18	54	2.06	26.22	0.92
19	48	1.72	17.03	0.90
20	51	1.34	11.54	0.88
21	51	1.23	9.84	0.87
22	51	1.26	9.80	0.87
23	48	1.28	9.80	0.87

「混雑統計[®]」 © Zenrin DataCom Co., Ltd.

num. of par.: 採択パラメータ数

R.D.: Residual deviance

N.D.: Null deviance

R.R.: 1 - (R.D./N.D.)

まず、図-4 は、時間帯別行動パターンの平日（実線）と日曜・祝日（一点鎖線）を示したものである。平日と休日の差として、以下の 2 点が確認できる。1 点目は、日曜・祝日のほうが平日昼間の主拠点エリア滞在率が大きく、ほぼその分だけ副拠点エリアの滞在率が小さい点である。これは、副拠点エリアの多くが「勤務地」に相当しており、日曜・祝日には勤務地に滞在する行動が少ないことを反映していると推察できる。また、この結果から、日曜・祝日に勤務地に滞在しない代わりに、自宅（主拠点エリア）に滞在する構成比が大きいこともわかる。

2 点目は、平日では朝 7,8 時と夕方 18 時に「移動中」状態のピークがみられるが、日曜・祝日ではほとんど

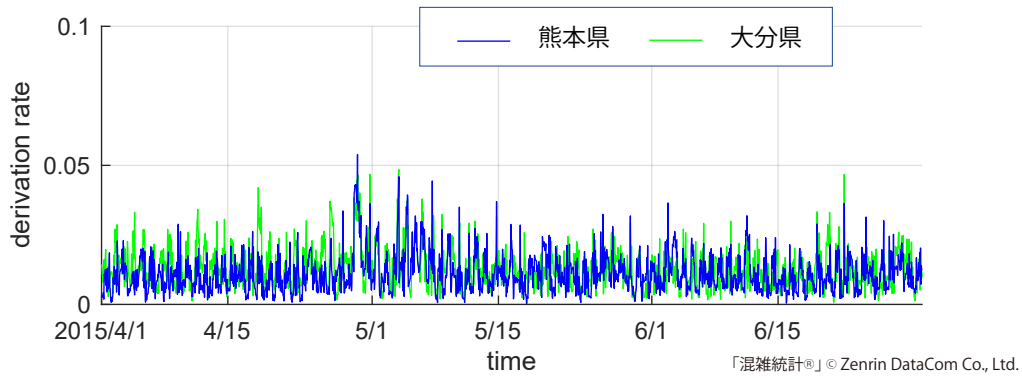


図-6 2015 年の行動パターン乖離率の推移

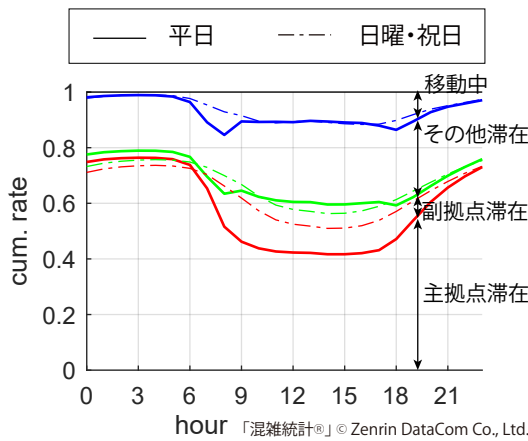


図-4 基本平常時行動パターン（平日・休日差）

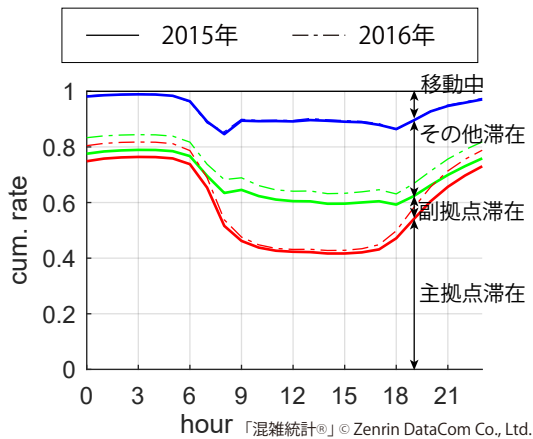


図-5 基本平常時行動パターン（2015 年-2016 年差）

見られず、昼の 12-15 時をピークとする単峰系であることが読み取れる。これは、1 点目と同様に、日曜・祝日は通勤・通学行動がほとんど起こらないことを示すと考えられる。

つぎに、図-5 から、2015 年（実線）と 2016 年（一点鎖線）の差異を見ていこう。この差異は、2 都道府県の 3 か月間で継続的にみられるものであり、短期的

な（数週間オーダーの）熊本地震の影響は含まれない。図-5 をみると、昼間の副拠点エリア滞在構成比が 2015<2016 であり、夜間の主拠点エリア滞在構成比が 2015<2016 であることがわかる。この原因は、熊本地震の長期的な影響や、混雑統計[®] サンプルの抽出傾向が 1 年間で変わったことによる影響などが考えられる。しかし、本論文で用いた限られた領域・時間データで原因を特定することは困難である。そのため、より広い範囲かつ長期の時間変動分析を通じて検証・確認を行う予定である。

d) 「行動パターン乖離率」の定義と平常時時間変動以降では、観測された行動パターン構成比と、平常時変動から予想される構成比 $P_{d,t}(k)$ との乖離を確認していこう。本研究では、各種類別の構成比から算出される差の絶対値を合算して算出される「行動パターン乖離率」の時間推移をみていく：

$$\epsilon(d, t) = \sum_{k \in K} \frac{1}{2} \left| \frac{N_{k,d,t}}{\sum_{k \in K} N_{k,d,t}} - P_{d,t}(k) \right|. \quad (3)$$

これは、平常時通りの行動パターンを実施できなかった人の構成比を示している。

図-6 は、2015 年 4 月 1 日 0 時 00 分から、2015 年 6 月 30 日 23 時 00 分までの行動パターン乖離率の推移を示したものである。この図から、各時点における本研究の行動パターンの平常時変動モデルからの式 (3) 乖離率は、おおむね 3% 以下であることがわかる。ただし、5 月 1 日前後のゴールデンウィーク期間中では、行動パターンが平常時と乖離しており、最大で 5% 程度の乖離がみられることがわかる。

4. 行動パターンの被災・回復過程

(1) 熊本地震後の行動パターン乖離率の推移

ここでは、熊本地震が発災したことによって、行動パターンはどれだけ変化したのかを、行動パターン乖離率からみていこう。

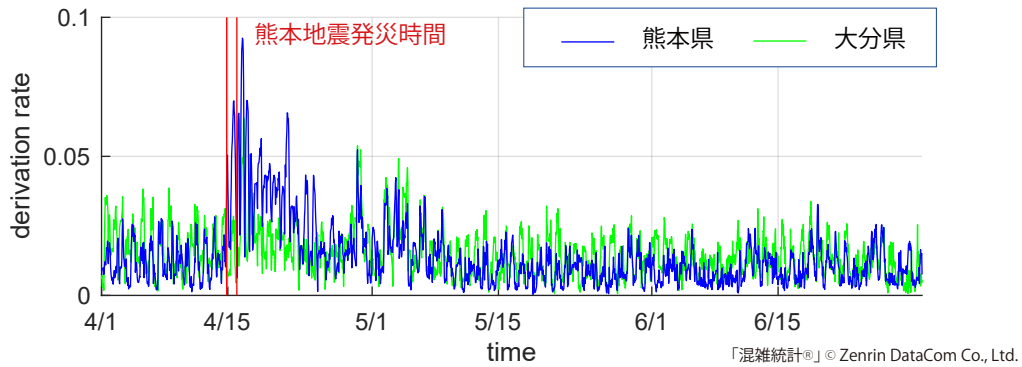


図-7 2016年の行動パターン乖離率の推移

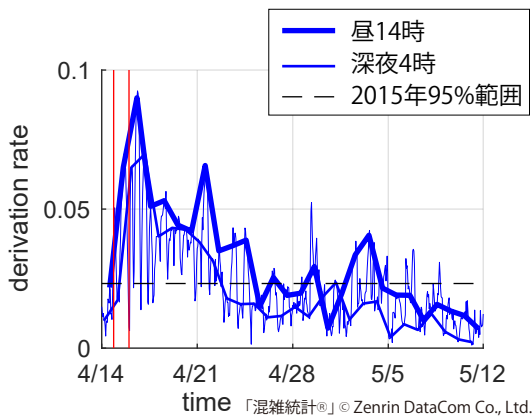


図-8 地震発災時の行動パターン乖離率の推移（熊本県）

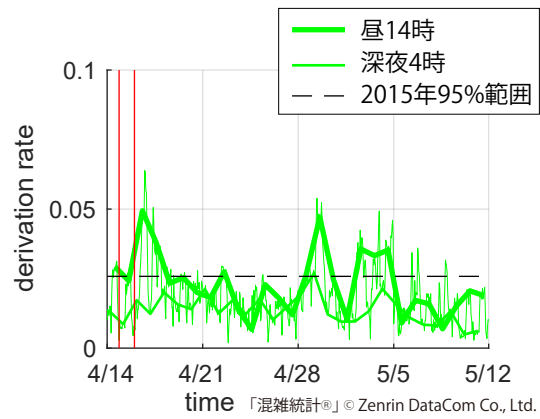


図-9 地震発災時の行動パターン乖離率の推移（大分県）

図-7は、2016年4月1日0時00分から、2016年6月30日23時00分までの熊本県と大分県の行動パターン乖離率の推移を示したものである。この図から、4月14日の発災時点（赤線）以降、数日の間は行動パターン乖離率が顕著に大きいことが確認され、数日にわたって多くの人々が通常の生活パターン通りの行動を実施できていなかったことを示している。また、ゴールデンウィーク以降（5月9日以降）になると、行動パターン乖離率の変動は図-6と大差ない。つまり、5/9には、混雑統計[®]で確認できるほどの大きな行動パターンの乖離は見られなくなっていることがわかる。

図-7の、発災直後4週間を拡大したものが、それぞれ図-8と図-9である。

まず、図-8をみると、熊本県では4月16日の15時（約9.25%）をピークとして深刻な行動パターンの平常時からの乖離がみられる。この乖離は、4月26日まで平常時の変動範囲より顕著に大きい状態が継続し、およそ2週間、地震によって4.2~16.8万人が通常時の生活パターンをとれなかったことを示している。この時間変動を時間帯別にみると、昼間14時の乖離と比較して、深夜4時の乖離の方が早く収束していることがわかる。これは、避難所など通常時と異なる場所で宿

泊していた人の多くが10日程度で自宅に戻ることで、深夜帯の行動パターンは回復したが、仕事などをはじめとする昼間の行動が回復するには、さらに数日を要したことを示唆している。

つぎに、図-9から大分県の被災レベルと回復過程を見ていこう。大分県では4月16日の18時（約6.39%）をピークして地震による行動パターンの乖離がみられる。この乖離は、4月18日まで平常時の変動範囲より顕著に大きい状態が継続し、およそ2日間、地震によって3.1~7.6万人が通常時の生活パターンをとれなかったことを示している。この時間変動を時間帯別にみると、乖離のほとんどは昼間14時に起こっており、深夜にはほとんど起こっていないことがわかる。これは、大分県では避難所など通常時と異なる場所で宿泊した人は少なかった一方で、仕事などをはじめとする昼間の行動には大きな地震による影響があったことを意味する。

なお、熊本県と大分県の両方において、4月30日~5月5日の間にも大きな乖離がみられるが、このような乖離は一年前（図-6）でも見られ、これはゴールデンウィーク期間中特有の行動による乖離と予想される。

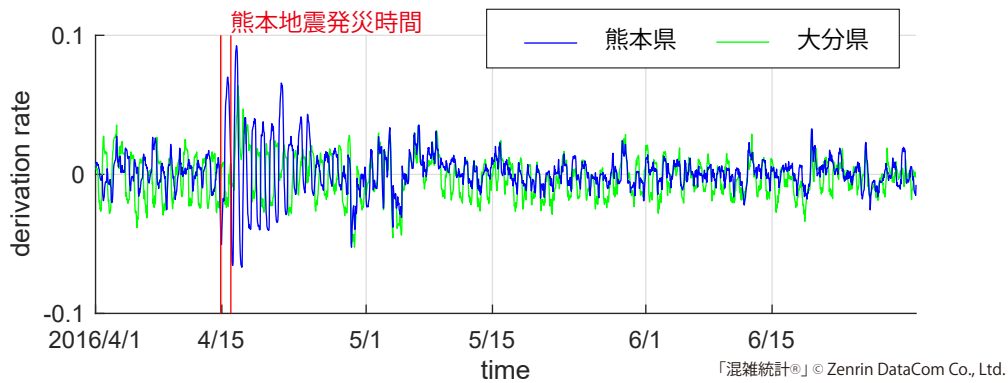


図-10 2016年の主拠点エリア滞在率の変動

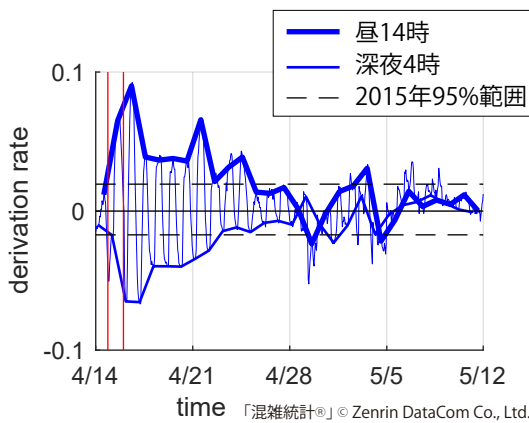


図-11 地震発災時の主拠点エリア滞在乖離率の推移（熊本県）

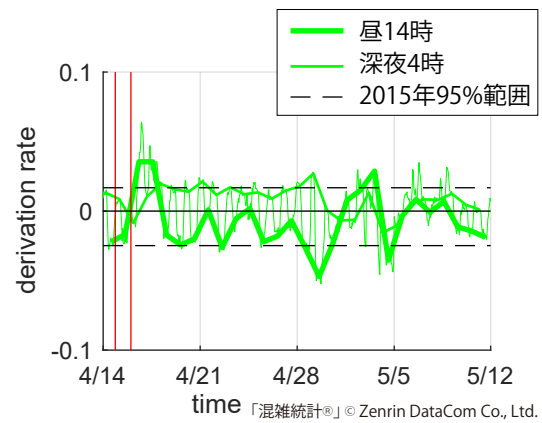


図-12 地震発災時の主拠点エリア滞在乖離率の推移（大分県）

(2) 各状態の構成比への影響

本節では、熊本地震発災後に起こった行動パターンからの乖離が、“どのようなものであったか？”を以下式で定義される、状態種別ごとの乖離率をみることで明らかにする。

$$\epsilon'_k(d, t) = \frac{N_{k,d,t}}{\sum_{k \in K} N_{k,d,t}} - P_{d,t}(k). \quad (4)$$

a) 主拠点エリアでの滞在乖離率の時間変動

まず、主拠点エリア滞在の平常時パターンからの乖離をみていこう。図-10をみると、発災後2週間程度は正・負の両方の方向に大きな乖離がみられることがわかる。

この地震による乖離は、図-11をみると時間帯ごとに変化が異なることがわかる。深夜4時では、本震直後の-6.6%をピークとして、主拠点エリア滞在率が減少している。これは、地震による自宅の被災で、避難所で夜を過ごす人が多く存在したことを反映している。その後、徐々に回復しおおよそ10日程度で平常時の誤差範囲内まで回復する様子が見て取れる。

つぎに、昼間14時の変動をみると、深夜と正反対の変化が起こっている。この時間帯の変化を追うと、本震直後の+9.0%をピークとして、主拠点エリア滞在率が

増加している。これは、被災によって仕事や学校での活動が止まってしまい、多くの人が昼間の自宅で滞在していたことを反映している。この状況は、徐々に回復し10日程度で平常時の誤差範囲内まで回復している。

大分県における地震の影響を、図-12からみると、大分県では主拠点エリア滞在行動への被災は比較的早期に回復していることがわかる。平常時の誤差範囲から大きく乖離するのは、本震後の2日間のみ、昼間に主拠点エリアに滞在している人が増加しているのみである。

b) その他地区での滞在乖離率の時間変動

つぎに、図-13の、3番目以降のエリアでの滞在乖離率の時間変動をみると、地震発災後に主拠点エリアと似た形の変動があることが確認できる。

この地震によるその他地区滞在中の乖離は、図-14をみると時間帯ごとは、主拠点エリアでのと逆の変化があることがわかる。具体的には、深夜4時では、本震直後の+6.6%をピークとして、その他エリア滞在率が‘増加’している。これは、その他滞在中のなかに避難所が含まれるためと想定される。一方で、昼間14時では、本震直後の-2.3%をピークとして、その他エリア滞在率が‘減少’している。これは、昼間の外出行動が大きく減っていることを示唆している。

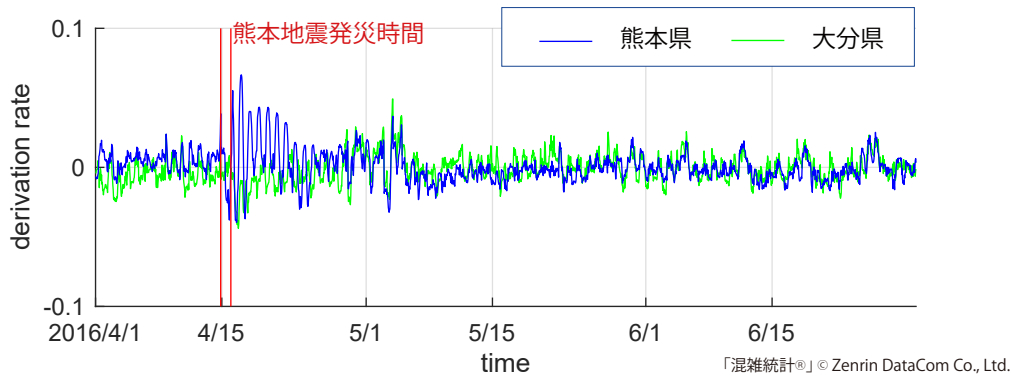


図-13 2016 年のその他滞在乖離率の変動

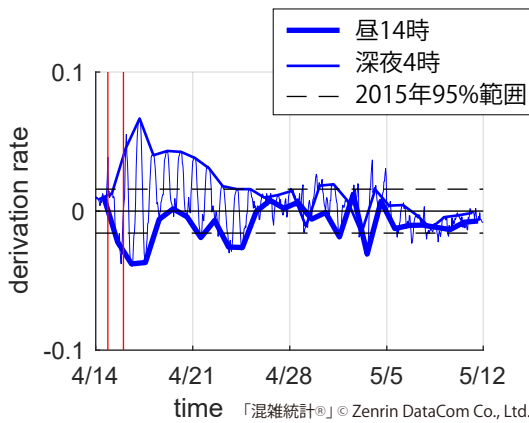


図-14 地震発災時のその他滞在率の推移（熊本県）

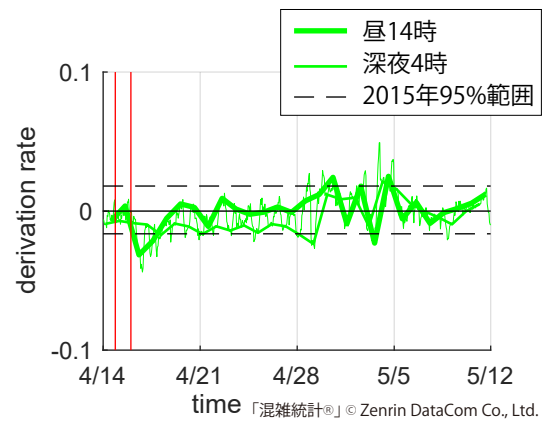


図-15 地震発災時のその他滞在率の推移（大分県）

図-15 の大分県での変動も同様で、主拠点エリアでの影響と真逆の乖離が確認できる。つまり、本震後の2日間、昼間にその他エリアに滞在している人が‘減少’している。

以上の主拠点エリアとその他地区での滞在乖離率の時間変動を、熊本県と大分県の人口を加味して（人口を乖離率に乗じて）まとめると、以下のとおりである。熊本地震発生直後、熊本県では12.0万人が通常通りに夜間に自宅に滞在できずに、3.5万人以上の異常状態が10日も継続した。そして、昼間には16.4万人が通常通りの外出行動をせずに自宅に滞在し、3.1万人以上の異常状態が10日も継続した。大分県では、夜間の影響は限定的であったが、昼間には5.7万人が通常通りの外出行動をせずに自宅に滞在し、3.0万人以上の異常状態が2日間継続した。

c) 副拠点エリア滞在乖離率の時間変動

副拠点エリアの平常時パターンからの乖離を示した図-16をみると、熊本県と大分県で対称的な変動がみられる。熊本県では、発災前から4月中のすべてで副拠点エリアでの滞在率が小さく、一方で大分県では副拠点エリアでの滞在率が大きい傾向にある。

このような1ヶ月を通じた乖離の原因は、副拠点エリ

アを1ヶ月単位で選択していることによると考えられる。例えば、平常時であれば勤務地が副拠点エリアとされていた個人が、地震の影響で4/15から仕事に行く時間が短くなり、避難所等に行く時間が多くなった場合には、避難所が2016年4月の副拠点エリアとして採択される可能性がある。その結果として、発災前後の両方で4月中ずっと継続するような乖離が発生していると推察される。この問題は、副拠点エリアを決定するために参照する時点を増やすなどのアルゴリズムを改良することで解決できるであろう。

d) 移動中乖離率の時間変動

「移動中」の平常時パターンからの乖離を示した図-17をみると、地震直後の2週間程度に乖離が大きい時点が多少見られるものの、おおむね「移動中」の時間には大きな変動がないことが読み取れる。

5. おわりに

本研究では、混雑統計®データから見る事ができる「状態」の時間変化に着目して平成28年熊本地震による生活パターンへの被害状況を明らかにした。具体的には、熊本県と大分県の状態構成比の、2015年4月

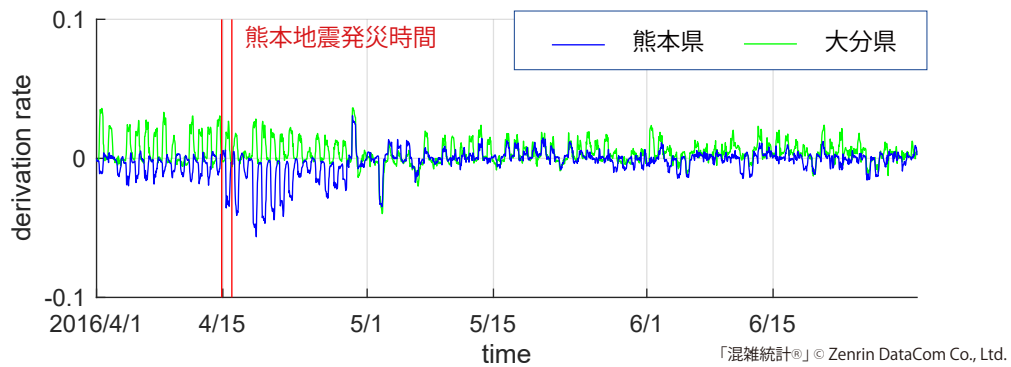


図-16 2016年の副拠点エリア滞在乖離率の変動

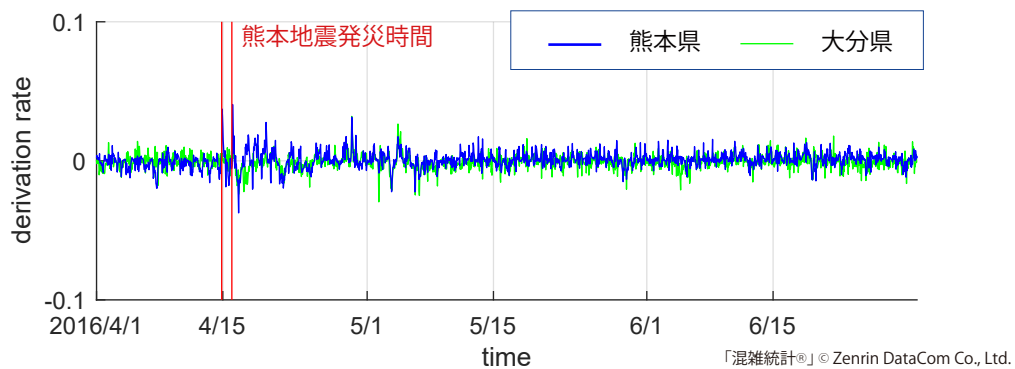


図-17 災害発生時の移動中乖離率の変動

～6月と2016年4月～6月の間の1時間単位の時間変動を、「日常的に予想される周期的な変動」と「それ以外の乖離部分」に分解し、乖離部分の分析を行った。

その結果、熊本地震発災後に、熊本県において発生した大きな日常生活パターンからの乖離と、それが回復する過程を定量的に確認することができた。具体的には、以下のような被災が起こっていることが明らかになった：1) 熊本地震の発生直後に、熊本県では12.0万人が通常通りに夜間に自宅に滞在できず、3.5万人以上の異常状態が10日も継続した。2) そして、昼間には16.4万人が通常通りの外出行動をせずに自宅に滞在し、3.1万人以上の異常状態が10日も継続した。3) 大分県では、夜間の影響は限定的であったが、昼間には5.7万人が通常通りの外出行動をせずに自宅に滞在し、3.0万人以上の異常状態が2日間継続した。

また、これらの情報は、データ提供スキーム・モニタリングする設備などを整備することでリアルタイムに得ることが可能な情報である。そのため、支援物資輸送の数量や支援体制を外部で決定する際に、その意思決定のための客観的なデータとして活用が期待できるデータである。本研究で用いた情報からは、「どこに人がいるか?」だけでなく、「どこで、“どのような状態の”人がいるのか?」を得られるという特徴がある。本デー

タの活用に向けては、以下の3点の検討が求められるであろう：a) 本研究では都道府県単位で分析を行ったが、実際にはより空間的に細かい単位での分析が可能である。しかし、空間的に細かくすると、サンプルユーザー数を少なくなるために、特異なサンプルの影響などで十分な信頼性を確保できない可能性がある。そのため、「どこまで空間的に細かい情報を把握できるか?」を見極めることが必要になる。b) つぎに、熊本地震を含む過去の地震の物資輸送・復旧状況の記録などと、本研究で示した方法を用いて把握できる行動パターンの被災・回復過程との関係を確認することであろう。この分析を通じて、「どのような復旧・支援体制の下では、迅速な回復が可能であったか?」を検討することができ、リアルタイムな位置情報データも組み合わせるとより高度な災害復旧・支援体制の構築に寄与できるであろう。c) さらに、過去の災害についても本研究の情報をさらに分析し、都市における生活行動面での災害被害の全容とメカニズムを明らかにすることが重要とも重要であろう。

謝辞： 本研究は、日本学術振興会科学研究費 特別研究員奨励費 15J03532 の成果の一部である。また、データの取得にあたって株式会社NTTドコモより協力を得

た．この場を借り，ご協力いただいた皆様に心より感謝いたします．

参考文献

- 1) Gonzalez, M.C., Hidalgo, C.A. and Barabási, A.-L. : Understanding Individual Human Mobility Patterns, *Nature*, Vol.453, pp.779-782, 2008.
- 2) Rhee, I. and Lee, K.: On the Levy-Walk nature of Human mobility, *IEEE INFCOM proceedings*, pp.924-932, 2008.
- 3) Song, C., Qu, Z., Blumm, N. and Barabási, A.-L.: Limits of Predictability in Human Mobility, *Science Translational Medicine*, Vol.327, pp.1018-1021, 2010.
- 4) Hara, Y. and Kuwahara, M. : Traffic Monitoring immediately after a major natural disaster as revealed by probe data – A case in Ishinomaki after the Great East Japan Earthquake, *Transportation Research Part A*, Vol.75, pp.1-15, 2015.
- 5) Song, X., Zhang, Q., Sekimoto, Y. and Shibasaki, R.: Traffic Monitoring immediately after a major natural disaster as revealed by probe data – A case in Ishinomaki after the Great East Japan Earthquake, *proc. of 20th SIGKDD conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.5-14, 2014.
- 6) Bagrow, J.P., Wang, D. and Barabási, A.-L.: Collective Response of Human Populations to Large-Scale Emergencies, *PLoS ONE*, Vol.6, No.3, e17680, 2011.
- 7) 瀬戸寿一・榎山武浩・関本義秀: 平成 28 年熊本地震における混雑度推計, (<http://sekilab.iis.u-tokyo.ac.jp/wp-content/uploads/ZDCkumamoto160520.pdf>, last access: 2016/7/19).
- 8) Bruneau, M., Chang, S. E., Eguchi, R. T., Lee, G. C., O'Rourke, T. D., Reinhorn, A. M., Shinozuka, M., Tierney, K., Wallace, W. A. and von Winterfeldt, D.: A framework to Quantitatively Assess and Enhance the Seismic Resilience of Communities, *Earthquake Spectra*, Vol.19, No.4, pp.733-752, 2003.
- 9) 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.
- 10) 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, e10010838, 2011.
- 11) Lu, X., Bengtsson, L. and Holme, P.: Predictability of population displacement after the 2010 Haiti earthquake, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol.109, No.29, pp.11576-11581, 2012.
- 12) NTT ドコモ: オート GPS, (http://www.nttdocomo.co.jp/service/auto_gps/index.html, last access: 2016/7/15).
- 13) NTT ドコモ: ドコモ地図ナビ統計情報に関する情報, (<http://dmapnavi.jp/stc/statistics/index.php>, last access: 2016/7/15).
- 14) 熊本県災害対策本部: 平成 28 年熊本地震に係る被害状況等について (第 72 報), (http://www.pref.kumamoto.jp/kiji_15459.html, last access: 2016/7/25).

(July 29, 2016 受付)

Damage and Recovery Process of Kumamoto Earthquake in Daily Staying Patterns: Observation by Mobile Phone GPS Data

Hiromichi YAMAGUCHI, Makoto OKUMURA, Hodaka KANEDA and Kyosuke HABU