

GPSデータを用いた 時間帯別個人不在率の日変動分析

富永 凌太郎¹・横内 詳平²・円山 琢也³

¹ 学生会員 熊本大学大学院自然科学教育部土木建築学専攻 (〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2-39-1)
E-mail: 212d8539@st.kumamoto-u.ac.jp

² 非会員 株式会社ゼンリンデータコム (〒108-0023 東京都港区芝浦 3-1-1)
E-mail: s_yokochi@zenrin-datacom.net

³ 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 2-39-1)
E-mail: takumaru@kumamoto-u.ac.jp (Corresponding Author)

新型コロナウイルス (COVID-19) の感染拡大によって、人々の外出行動や都市の行動パターンが変化した。このような変化を携帯電話の基地局情報等を利用して分析している例は多いが、在宅実態については十分に分析されていない。またパーソントリップ調査などによる不在率に関する研究も多くされているが、時間帯別不在率の日変動は明らかとなっていない。本研究では GPS データである「混雑統計[®]」を利用し、COVID-19 による在宅実態への影響について居住地域や属性別での個人不在率の日変動や不在率の傾向の違いから明らかにする。その結果、熊本市の時間帯別不在率の日別クラスター分析より、平日において緊急事態宣言発令中では日中が、発令後は夜間の日変動が大きいことを確認した。また居住地集約ゾーン別の不在率では産業別で傾向が異なることや都市部ほど緊急事態宣言後に在宅勤務実施率が高くなることを明らかにした。

Key Words: out-of-home, GPS location big data, COVID-19, daily variation

1. はじめに

(1) 本研究の背景と目的

近年、新型コロナウイルス (以下COVID-19) の感染拡大による在宅勤務の推進や外出の自粛などによって、人々の外出行動や都市の行動パターンが変化したことが挙げられる。このような状況を把握するため、水門・柳井¹⁾は、携帯電話GPSデータや消費関連の政府統計を用いて国内主要エリアにおける人々の滞在状況を計測し、それらとマクロ経済統計の関係性を検証した。具体的には、首都圏内の主要駅や観光地においてCOVID-19の感染拡大が意識され始めた2020年2月以降に来訪者数が大きく減少し、マクロ経済統計との連動性を確認した。また、廣井²⁾は独自で行ったWEB調査を基に、緊急事態宣言が発令された地域とそうでない地域を対象に2月中旬から4月中旬における外出の抑制効果を分析した。

その結果、緊急事態宣言発令直後において、緊急事態宣言が発令された地域は90%を超える回答者が何らかの外出自粛を行っていたことを明らかにした。加えて、Hara and Yamaguchi³⁾は、日本におけるCOVID-19に関する緊急事態宣言発令の行動変化について、モバイル空間統計を用いて分析した。具体的には、グリッドベースの集計人口の空間分布から全国の行動変化を俯瞰できる指標を作成し、政府による強い規制がないにも関わらず旅行や都道府県間移動が大幅に削減したことが明らかにした。

さらに海外の在宅実態に関して、携帯電話の位置情報より取得された在宅時間を用いた研究も報告されている⁴⁾⁵⁾。Huang *et al.*⁴⁾は、米国の人口が多い12都市において、米国国勢調査ブロック (CBG) レベルの大規模携帯電話位置情報データから取得される人口動態や社会経済変数、在宅時間などの相関を明らかにした。その結果、すべての地域において在

宅時間の増加と経済状態を表す変数との間に統計的に有意な相関があり、さらに機械学習であるランダムフォレストモデルによって、世帯収入の中央値と高所得者割合が最も重要な変数であることが確認された。しかしながら、COVID-19による日本国内の在宅実態への影響は明らかとなっていない。

最近では、在宅実態を把握するため不在率指標を用いた研究が報告されている^{9)~12)}。高橋ら⁹⁾は、都市交通計画策定に向けた基礎的データであるパーソントリップ調査（以下PT調査）を活用して、熊本都市圏における世帯単位の時間帯別不在率の実態を明らかにした。これにより世帯人数別では人数の増加に伴って不在率は低下する傾向を示し、2時点の熊本PT調査の比較では、世帯人数別において2人以上の世帯で常に5~10%の上昇があったことが明らかとなった。また深堀ら⁸⁾は、複数年の社会生活基本調査に着目し、個人単位および世帯単位の時間帯別不在率・非外出率を推測する手法を提案し分析を行った。また提案手法の妥当性を検討するため、全国PT調査や国民生活時間調査と比較し検証した。さらに荒尾ら¹⁰⁾は、社会生活基本調査の調査表Bの行動場所データを利用し、機械学習を用いて複数年の調査票Aの在宅および不在を分類し、PT調査との比較やPT調査に含まれない項目についての分析を行った。その結果、機械学習の在宅および不在の分類には行動区分が最も重要であり、全国PT調査との比較では、個人不在率の差が平休日ともに見られ、全国PT調査のトリップ記入漏れの影響を示した。

本研究では、個人単位の時間帯別不在率を算出するデータに「混雑統計[®]」^{注1)}を用いて分析を行う。富永ら¹²⁾は、「混雑統計[®]」から1日あたりの個人平均不在率を算出して分析を行った。その結果、2019年と2020年の不在率の差が前年と比較して大きく、COVID-19による外出自粛等の影響を示唆した。また熊本PT調査との比較により、日中において、20代から60代かつ自宅エリアおよび在宅推定のメッシュ範囲が250mの「混雑統計[®]」の個人データの妥当性があることを確認した。しかしながら日別での不在率の分析や不在率の日変動などは明らかとなっていない。

以上を踏まえて、本研究では「混雑統計[®]」による時間帯別不在率から、COVID-19による熊本県内の在宅実態への影響に関して、居住地別や属性別での日変動ならびに不在率の傾向の違いから明らかにすることを目的とする。

この不在率の分析により以下が期待できると考える。まず24時間365日の不在率が算出できる点である。前述のPT調査や社会生活基本調査は調査が数

年に一度であり、日単位の不在率を分析することが不可能である。しかしながら「混雑統計[®]」は365日のデータが取得できるため、各々の調査では不可能であった分析が可能となり、不在率の日変動などといった新たな分析結果が期待できる。次に本データは各調査に比べてデータ取得範囲が広く、数十mから全国規模までの分析が可能である点である。各調査では対象地域が決まっているが、本データはGPS測位精度が高く、調査の対象でない地域の分析も可能となり、地域別に比較することで新たな見聞が得られると考えられる。

(2) 本研究の構成

本研究の構成は以下の通りである。まず、2.では本研究で用いる分析データおよび分析手法について説明する。3.では、熊本市に限定して日別の時間帯別不在率のクラスター分析の結果を示す。加えて4.では居住地別に関して、産業に着目した不在率の分析や在宅勤務の実施率についての結果および考察を示し、最後に5.に3.と4.での結果や考察を踏まえて、本研究のまとめおよび今後の展望について記述する。

表-1 利用した「混雑統計[®]」データの概要

| | |
|------------------|---|
| 取得期間 | (1) 2018年~2021年 (各10月1日~31日) (2) 2020年2月1日~6月30日 |
| 項目 | 居住地集約ゾーン(熊本県内19地域)、年月日、平休日、時間帯(0時~23時)、性別、年代(0-19歳、20代、30代、40代、50代、60代、70歳以上)、在宅実数、在宅推計値、母集団実数 |
| 居住地集約ゾーン | 熊本市中央区、熊本市東区、熊本市西区、熊本市南区、熊本市北区、合志市、菊池市、山鹿市、宇土市、宇城市、荒尾・玉名郡(荒尾市、玉名市、玉東町、南関町、長洲町、和水町)、菊池郡(大津町、菊陽町)、阿蘇郡北部(阿蘇市、南小国町、小国町、産山村)、阿蘇郡南部・山都町(高森町、南阿蘇村、山都町)、上益城郡・美里・西原(美里町、御船町、嘉島町、益城町、甲佐町、西原村)、八代郡(八代市、氷川町)、天草郡(苓北町、上天草市、天草市)、球磨郡・人吉市(水上村、相良村、五木村、山江村、球磨村、錦町、多良木町、湯前町、あさぎり町、人吉市)、葦北郡・水俣市(芦北町、津奈木町、水俣市) |
| 自宅エリア・在宅推定メッシュ範囲 | 250m×250m、1250m×1250m |

出典) 「混雑統計[®]」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.

2. 分析方法

(1) 分析データ

「混雑統計[®]」は、本データは特定のアプリの利用者から送信される携帯電話の GPS の位置情報を統計加工したデータである^{注1)}。具体的に、緯度経度情報は集計され、人数情報に変換されている。人数情報のうち極少数のメッシュ範囲では、特定を防ぐため数値が全て欠損値として変換される。また、膨大なデータが取得できるという利点に対して、データサンプルの母集団がアプリ利用者であるため、分析がアプリ利用者の傾向に偏ってしまう可能性があるという点に留意する必要がある。

今回利用したデータの概要を表-1に示す。期間は2018年から2021年の10月1日から31日および2020年のみ2月1日から6月30日までの1時間間隔のデータを有する。また居住地域は熊本県内であり、欠損値の多い市町村は隣接している地域を集約させ、19地域としている。さらに性別や年代別、平休日別の集計も可能としている。

本データは、自宅や在宅の判定をするため NTT ドコモ社が以下のように推定している。まずアクティブな携帯端末において1ヶ月の測位ログを解析することで自宅エリアを推定する。ここで各居住地集約ゾーン内の推定された自宅エリアの合計人数が母集団実数となる。次に推定された母集団実数のうち、自宅推定エリアを中心としたメッシュ範囲に GPS による測位点群がある時間帯は在宅として推定される。上記のメッシュ範囲は、250m×250m と 1250m×1250m の2種類である。加えて母集団実数と同様に各居住地集約ゾーン内の在宅の合計人数を在宅実数としている。ただし、本研究では推定された母集団実数より在宅実数の方が大きい場合はデータから除外した。

なお、「混雑統計[®]」を用いた先行研究は幅広い分野で多数報告されている¹³⁾⁻¹⁶⁾。山口ら¹³⁾は、「混雑統計[®]」における「行動状態」の時間変化に着目し、災害の生活パターンに与える影響を観測する方法を提案し、2016年熊本地震に適用して避難者数のデータとの整合性を確認した。具体的には熊本県と大分県を対象に2015年4月から6月、2016年4月から6月の1時間単位の時間変動を状態構成比別に各々の乖離部分に分割して分析を行った。その結果、熊本地震発災直後において熊本県では、最大22万人が通常通りに夜間に自宅に滞在できなくなり、7万人以上の異常状態が6日間連続したことが明らかとなり、これは避難所で過ごした人数の推移と概ね合致した。加えて最大18万人が副拠点

(勤務地)への外出行動をせずに自宅に滞在し、7万人以上の異常状態が10日も継続していた。また、Zhang *et al.*¹⁴⁾は、「混雑統計[®]」や金融取引に関するデータなどのデータを用いて、COVID-19によるロックダウン政策を3種類に分類し、それらによる経済的損失や感染状況を評価するフレームワークを構築し比較した。その結果、政策を講じてからCOVID-19が終息されるまでの期間は、最も厳しい政策が最も緩和している政策と比較して約2カ月短いことが明らかとなった。またシミュレーションモデルを用いた結果、日本の首都圏(東京都、埼玉県、神奈川県、千葉県)において、首都圏全体に最も厳しい政策を講じるモデルと、東京都は中程度、その他の県は最も厳しい政策を講じるモデルが最適であることが明らかにしている。

(2) 拡大推計および分析対象

本研究では、対象データである「混雑統計[®]」の人口構成割合が偏っていることを考慮し、推計人口^{注2)}や国勢調査^{注3)}などの公的調査などから算出した拡大推計人口を用いた。また先行研究¹²⁾では、拡大推計された「混雑統計[®]」データと熊本PT調査からそれぞれ算出される時間帯別不在率を比較し、「混雑統計[®]」データの不在率の妥当性を確認した。具体的には、日中においては自宅エリアおよび在宅推定のメッシュ範囲が250mの不在率が類似しており、特に20代から60代の不在率の傾向が類似していたことを明らかにした。本研究の分析においても、自宅エリアおよび在宅推定のメッシュ範囲は250mを用いて、全体の不在率を算出する際は上記の年代に限定して分析する。

(3) 信頼区間の推定方法

本研究では、「混雑統計[®]」より算出される不在率の信頼区間を以下の式(1)によって推定する。

$$\hat{p} - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \leq p \leq \hat{p} + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \quad (1)$$

ここで、 p は母比率、 \hat{p} は標準比率すなわち本研究での不在率を指す。また、 $z_{\alpha/2}$ は標準正規分布の上側 $100\alpha/2\%$ 点であり、 n はサンプルサイズすなわち本研究での母集団推計値を示す。しかしながら、日別ではなく全体の不在率の信頼区間を推定すると、サンプルサイズ(n)が全体の日数分大きくなってしまい、正しい信頼区間が推定できない。そこで本研究では、式中のサンプルサイズ(n)を1日あたりの平均母

表-2 階層型クラスター分析結果
(熊本県の緊急事態宣言期間別・曜日別の集計日数)

| クラスター | 緊急事態宣言前 (2月1日～4月15日) | | | 緊急事態宣言中 (4月16日～5月14日) | | | 緊急事態宣言後 (5月15日～6月30日) | | | 計 |
|-------|-------------------------|----|----|--------------------------|----|----|--------------------------|----|----|----|
| | 平日 | 土曜 | 日祝 | 平日 | 土曜 | 日祝 | 平日 | 土曜 | 日祝 | |
| 1 | 0 | 11 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 23 |
| 2 | 0 | 0 | 8 | 0 | 4 | 8 | 0 | 1 | 7 | 28 |
| 3 | 42 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 48 |
| 4 | 1 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 20 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 23 | 0 | 0 | 32 |

出典) 「混雑統計®」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.

集団実数を用いて信頼区間を推定する方法を提案する。

3. 日別の時間帯別不在率のクラスター分析

本章では、日別での不在率の傾向を客観的に把握するため、階層型クラスター分析を行う。今回は居住地を熊本市に限定し、期間を2020年2月1日から6月30日とし、説明変数を0時から23時の20代から60代の1日あたりの平均不在率として分析した。またクラスター数は5とし、クラスター間の距離測定方法にはウォード法を用いて階層型クラスター分析を行い、日別の不在率を分類した。

(1) 分析結果

熊本市の20代から60代の平均不在率を用いて階層型クラスター分析を行った結果に関して、熊本県の緊急事態宣言期間別および曜日別に日数を集計したものを表-2に示す。またクラスターごとの日別の特徴をまとめたものを表-3に示す。ここで熊本県の緊急事態宣言期間は、分析で用いた期間のうち、2020年2月1日から4月15日までを宣言前、2020年4月16日から5月14日までを宣言中、5月15日から6月30日までを宣言後としている。

クラスター分析結果より、土曜および日祝はクラスター1とクラスター2に分類された。特にクラスター1では緊急事態宣言前後の土曜が多く、クラスター2は緊急事態宣言全期間の日祝が多く宣言中の土曜も含まれていた。また、クラスター3, 4, 5は全て平日で分類されており、それぞれ緊急事態宣言前、中、後の日数が多い結果となった。これらの結果から、日別の時間帯別不在率は曜日別および平日において緊急事態宣言期間別に傾向が異なることがわかる。

表-3 各クラスターの特徴

| クラスター | 特徴 |
|-------|--------------------------------|
| 1 | 土曜 (緊急事態宣言前) |
| 2 | 日祝 (緊急事態宣言全期間) 土曜 (緊急事態宣言中) |
| 3 | 平日 (緊急事態宣言前) |
| 4 | 平日 (緊急事態宣言中) |
| 5 | 平日 (緊急事態宣言後) |

出典) 「混雑統計®」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.

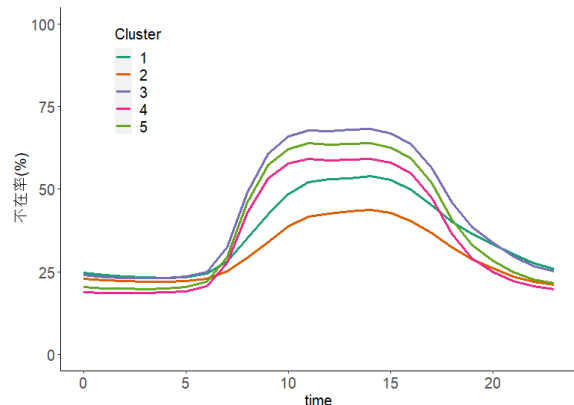


図-1 クラスター別平均不在率
(熊本市・20代～60代)

出典) 「混雑統計®」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.

(2) クラスター別

次に分類されたクラスターごとの1日当たりの平均不在率を図-1に示す。ただし、平均不在率は20代から60代に絞って時間帯別に算出している。結果より、平日に分類されているクラスター3, 4, 5の方が、休日に分類されているクラスター1, 2の不在率よりも日中の時間帯は高くなっていることが読み取れる。これは平日の仕事や学校などの要因により、平日の方が不在率が高くなっていると考えられる。

平休日別にみみると、平日クラスターの不在率はクラスター4 (宣言中) が最も低くなっており、緊急事態宣言による在宅割合が高くなっていることがわかる。またクラスター5 (宣言後) が宣言前よりは不在率が高くなっているが、最も不在率の高い

クラスター3（宣言前）に戻り切っていないことが読み取れる。さらにクラスター5（宣言後）の不在率に関して、日中の時間帯はクラスター3, 4（宣言前・中）の中間あたりまで不在率が戻っているのに対して、夜の19時から20時ではクラスター4（宣言中）の不在率に近いことが分かる。これは、平日では、日中は仕事や学校などの外出が宣言前よりも増加したが、夜では飲食店や娯楽施設の休業や外出自粛が要因であると推察できる。

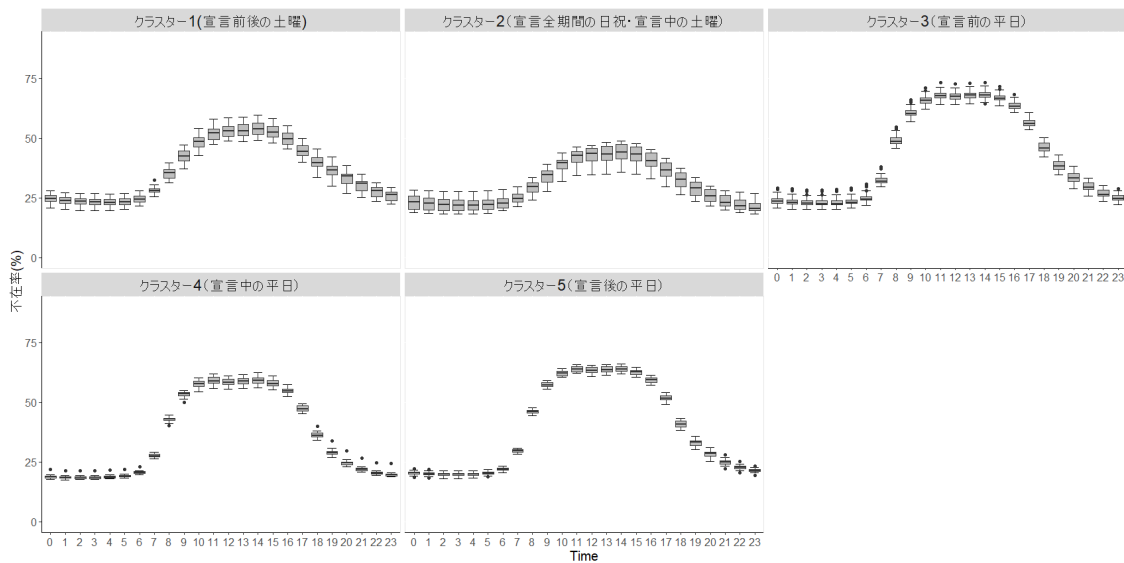
次に休日のクラスター1, 2をみてみると、日祝が多いクラスター2よりも緊急事態宣言前後の土曜が多いクラスター3の方が日中以降の不在率が高いことがわかる。またクラスター1, 2ともに午前より午後の時間帯の方が不在率が高く、休日は午後から外出する傾向にあることがわかる。

クラスター別および時間帯別の日変動を図-2に示す。各クラスターの時間帯別の日別のばらつきを図-2 a)は箱ひげ図、図-2 b)は標準偏差でそれぞれ示している。結果より、平日のクラスターであるクラスター3, 4, 5よりも休日のクラスター1, 2の方がばらつきが大きいことが分かる。これは、平日では仕

事や学校などのような決まった時間での外出が多いため、日によって不在率はばらつきにくいことが要因であると考えられる。一方で休日では、日によって買い物や娯楽などの外出頻度が異なり、不在率がばらつきやすいと推察できる。

加えてクラスター別での日変動をみると、休日のクラスターでは緊急クラスター1（宣言前後の土曜）は夜の時間帯の標準偏差が大きいものに対して、クラスター2（宣言全期間の日祝・宣言中の土曜）は13時から15時の昼の時間帯の標準偏差が大きいことが分かる。これは土曜日では特に夜の時間帯において宣言前後で飲食や娯楽の頻度が変化していること、日祝日には次の日が平日であるため夜の時間帯の標準偏差は小さく、宣言全期間での外出頻度が変化していることが要因で、各時間帯で標準偏差が大きくなっていると考えられる。

一方で平日に関しては、特に箱ひげ図をみるとクラスター3（宣言前）の不在率で外れ値の日がちが多く標準偏差も大きいことが分かる。また、クラスターごとの標準偏差をみると、クラスター3（宣言前）とクラスター5（宣言後）では18時から20時の



a) 箱ひげ図

| | 0時 | 1時 | 2時 | 3時 | 4時 | 5時 | 6時 | 7時 | 8時 | 9時 | 10時 | 11時 | 12時 | 13時 | 14時 | 15時 | 16時 | 17時 | 18時 | 19時 | 20時 | 21時 | 22時 | 23時 |
|----------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Cluster1 | 2.02 | 1.98 | 1.95 | 1.89 | 1.85 | 1.80 | 1.64 | 1.55 | 2.31 | 2.89 | 2.98 | 2.86 | 2.84 | 2.98 | 3.01 | 2.96 | 2.94 | 2.83 | 2.96 | 3.07 | 3.11 | 2.79 | 2.38 | 2.15 |
| Cluster2 | 2.92 | 2.80 | 2.73 | 2.68 | 2.64 | 2.61 | 2.49 | 2.28 | 2.66 | 3.13 | 3.25 | 3.40 | 3.65 | 3.92 | 3.98 | 3.78 | 3.55 | 3.36 | 3.30 | 3.19 | 2.83 | 2.44 | 2.24 | 2.17 |
| Cluster3 | 1.94 | 1.91 | 1.86 | 1.86 | 1.84 | 1.84 | 1.90 | 1.83 | 1.84 | 1.89 | 1.87 | 1.94 | 1.93 | 1.92 | 1.92 | 1.87 | 1.75 | 1.79 | 2.08 | 2.16 | 2.14 | 1.85 | 1.58 | 1.43 |
| Cluster4 | 0.89 | 0.82 | 0.78 | 0.79 | 0.80 | 0.79 | 0.68 | 0.71 | 1.05 | 1.30 | 1.51 | 1.60 | 1.48 | 1.50 | 1.57 | 1.50 | 1.39 | 1.26 | 1.37 | 1.45 | 1.36 | 1.20 | 1.07 | 1.16 |
| Cluster5 | 0.81 | 0.77 | 0.74 | 0.70 | 0.67 | 0.66 | 0.67 | 0.74 | 0.86 | 0.93 | 1.08 | 1.19 | 1.28 | 1.22 | 1.12 | 1.10 | 1.14 | 1.26 | 1.54 | 1.54 | 1.41 | 1.14 | 0.93 | 0.76 |

b) 標準偏差(%)

注) クラスターごとに標準偏差が大きい上位3つの時間帯を赤色で示す

図-2 クラスター別および時間帯別不在率の日変動（熊本市・20代～60代）

出典) 「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.

夜の時間帯が大きいものに対して、クラスター4（宣言中）では日中の時間帯の標準偏差が大きいことが読み取れる。これは宣言前後においては、特に宣言中よりも飲食などを目的とした外出が増加していることが要因であると推察できる。また宣言中では日中の仕事を在宅勤務に切り替えたことが要因で日によって不在率のばらつきが大きくなり、標準偏差もまた大きくなったと考える。

(3) 属性別

次に性別および年代別のクラスター別の時間帯別不在率を図-3に示す。また図-3 a)からe)の上図は性別での各年代の時間帯別不在率および95%信頼区間を示し、下図は性年代別の不在率の日変動を箱ひげ図で表している。全てのクラスターにおいて、20歳未満のばらつきおよび95%信頼区間が大きくなっており、男女差もみられないような結果となった。これは「混雑統計®」の20歳未満のデータが少なく、時間帯によってはデータを取得できない日もあることが要因であると考えられる。また、95%信頼区間に関

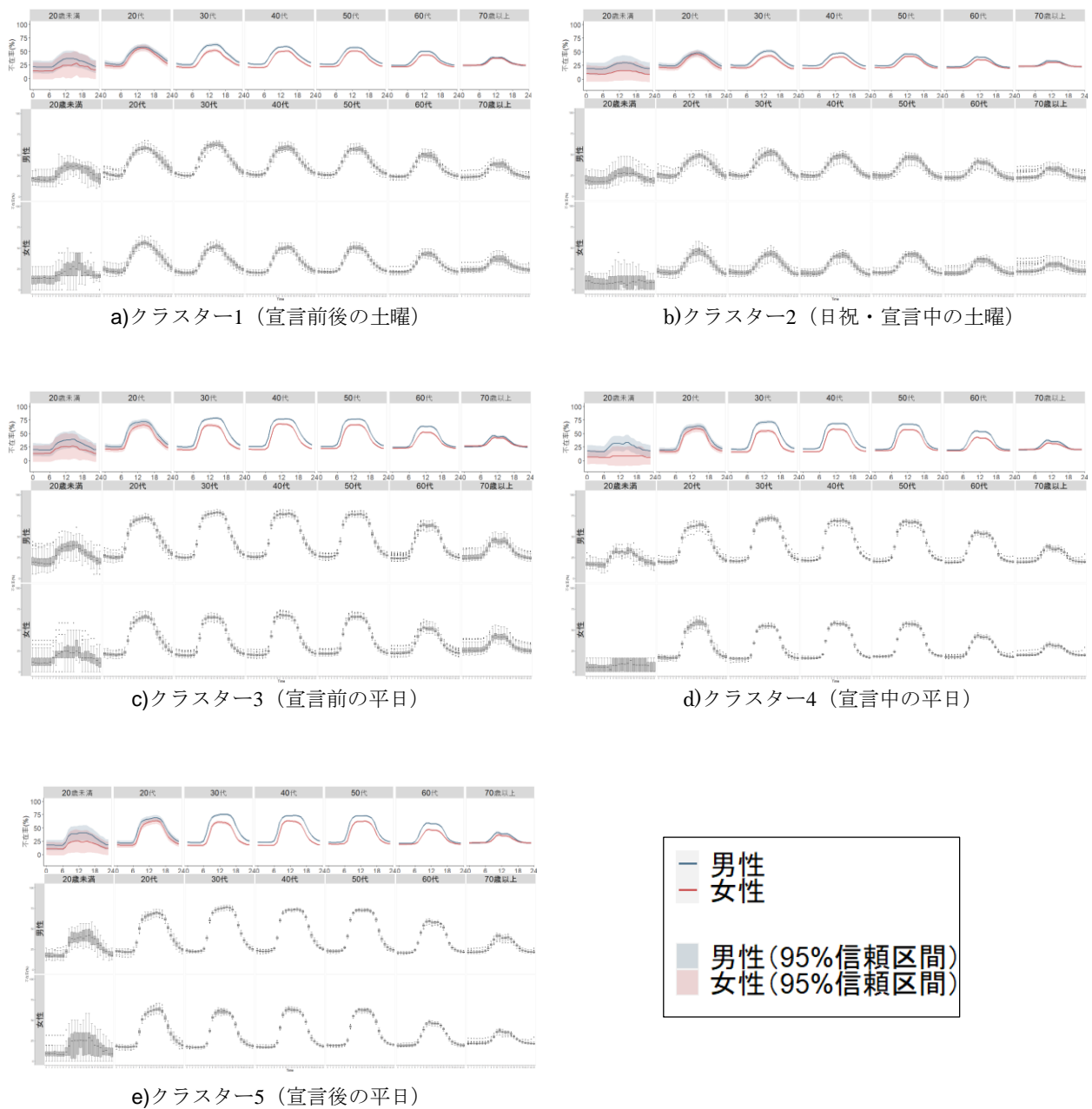


図-3 クラスター別および時間帯別不在率の日変動（熊本市・性年代別）
出典）「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.

して20代と70歳以上では広がっており、不在率の男女差があるとはいえない結果となった。

次に平休日別に比較してみると、休日のクラスターであるクラスター1, 2では、土曜日が多いクラスター1の方がクラスター2と比較して男女差が大きいことが読み取れる(図-3 a), 図-3 b)。また若干ではあるが、クラスター1(宣言前後の土曜)よりクラスター2(日祝, 宣言中の土曜)の方がばらつきが大きく、特に30代から50代で大きい結果となった。これは次の日が平日で特に就業者の割合が高い上記の年代において日祝日では、外出が日によってばらつきが生じやすいことが要因であると考えられる。

また平日においては、休日が多いクラスターと比較して、日中の時間帯の30代から60代の不在率の男女差が大きい。これは就業者の割合が男性の方が大きいことが要因で男性の不在率が高くなり、不在率の男女差が休日よりも大きくなっていると推察できる。さらにクラスター3(宣言前)とクラスター4(宣言中)では、20代や男性の30代から50代に関して、平均不在率は低くなっているが、日別の時間帯別不在率のばらつきはあまり変化していない。一方で60歳以上の高齢者や30代以上の女性に関しては不在率のばらつきは宣言前よりも小さくなっている。ここから、若者や男性(30代~50代)よりも高齢者や女性(30代以上)の方が外出自粛をする傾向であり、それによって不在率のばらつきも宣言後の方が小さくなっていると考えられる。

4. 居住地別の時間帯別不在率の分析

(1) 産業に着目した居住地別の分析

本研究では、産業に着目して居住地別の時間帯別不在率に違いがあるのかについて把握する。これは「混雑統計[®]」の個人データでは就業産業等の情報はないが、その影響を間接的に分析するために、就業産業構成が異なる居住地別の差に着目するものである。

まず図-4に2020年国勢調査を用いて算出した居住地集約ゾーン別の産業構成割合を示す。図より、居住地が熊本市5区においては情報通信業やサービス業などの第3次産業の割合が高いことが読み取れる。また各産業における最も割合の高い居住地は、第1次産業では阿蘇郡南部・山都町、第2次産業では菊池郡、そして第3次産業では熊本市中央区であった。

加えて、3つの居住地集約ゾーン別の性年代別の産業構成割合を図-5に示す。全体の傾向として、第

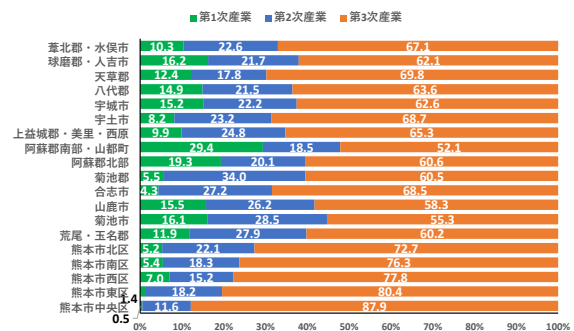


図-4 居住地集約ゾーン別産業割合構成
出典) 2020年国勢調査

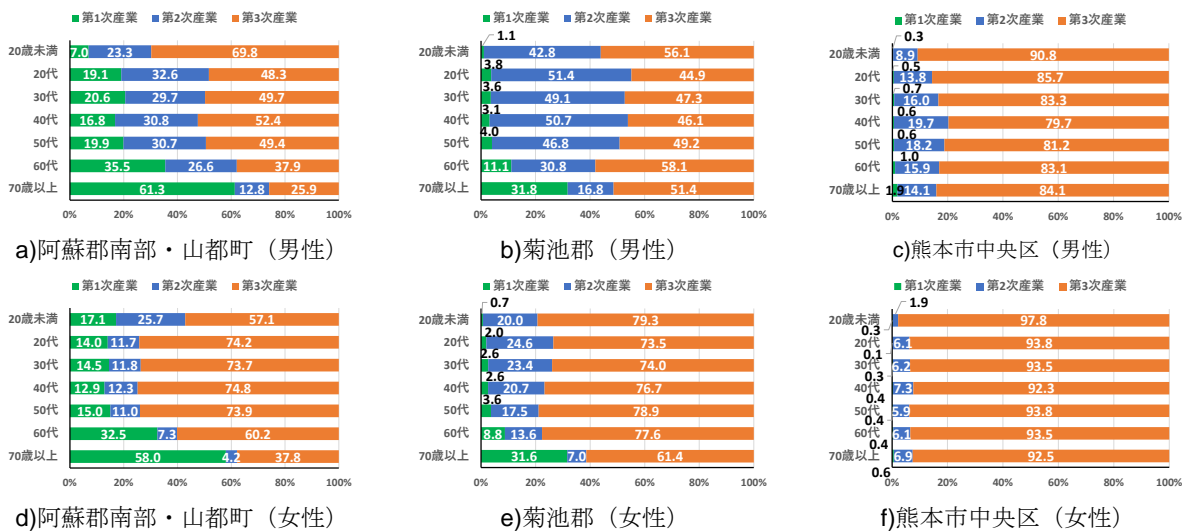
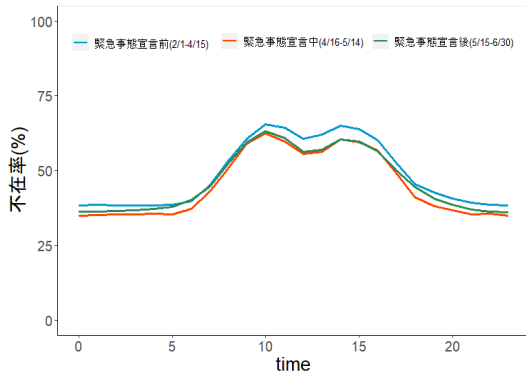


図-5 居住地集約ゾーン別属性別産業構成割合
(阿蘇郡南部・山都町, 菊池郡, 熊本市中央区)
出典) 2020年国勢調査

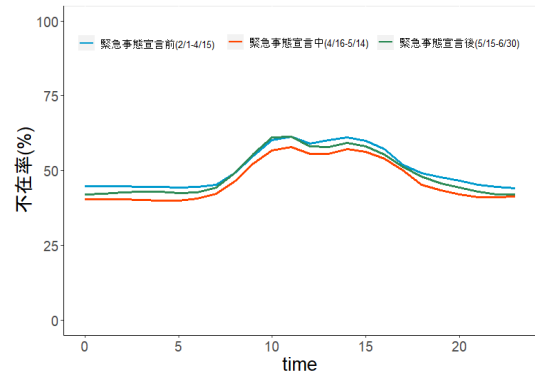
2次産業では女性より男性の方が割合が高い。これは工業や建設業などが含まれる第2次産業では、男性の就業者の方が多いためであると考えられる。

また第1次産業の割合が高い阿蘇郡南部・山都町（図-5 a), 図-5 d) では、男女ともに60歳以上で第1次産業の割合が高くなっていることがわかる。加えて第2次産業の割合が高かった菊池郡（図-5 b), 図-5 e) では、特に男性の20代から60代において割合が高く、約50%を占めていることがわかる。一方

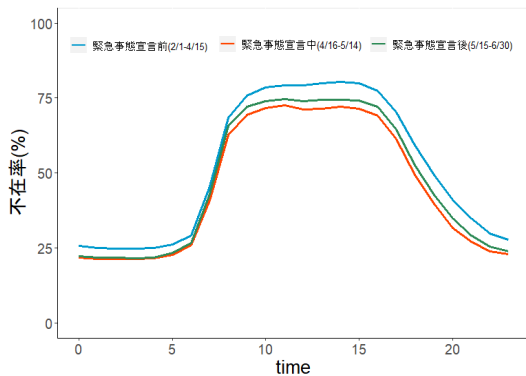
で女性は他の居住地集約ゾーンよりは第2次産業の割合が高いが、第3次産業が最も割合が高い結果となった。第3次産業の割合が高かった熊本市中央区（図-5 c), 図-5 f) では、男女ともに全ての年代で第3次産業の割合が高く、女性の方が男性よりも高いことが読み取れる。以上を踏まえて、前述したとおり、各産業の割合が高い上記の3つの居住地集約ゾーンで時間帯別不在率の比較を行う。



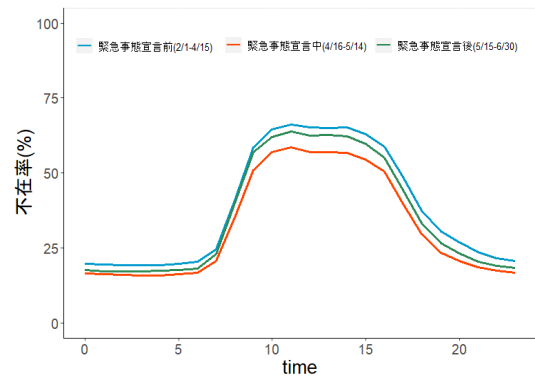
a)阿蘇郡南部・山都町（男性・60歳以上）



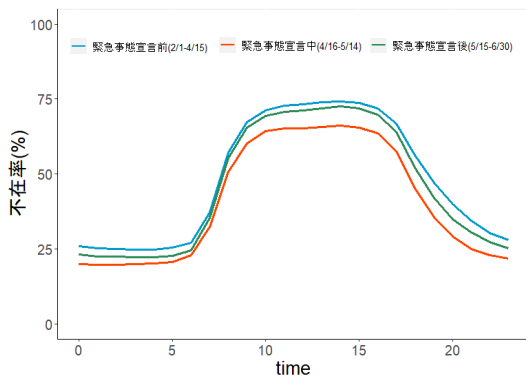
b)阿蘇郡南部・山都町（女性・60歳以上）



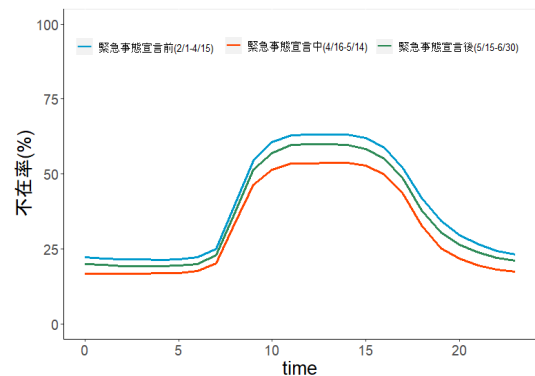
c)菊池郡（男性・30代～50代）



d)菊池郡（女性・30代～50代）



e)熊本市中央区（男性・30代～50代）



f)熊本市中央区（女性・30代～50代）

図-6 居住地集約ゾーン別の性別時間帯別平均不在率
 (阿蘇郡南部・山都町, 菊池郡, 熊本市中央区)
 出典) 「混雑統計®」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.

3つの居住地集約ゾーン別の性別の時間帯別不在率を図-6に示す。ここで分析期間はCOVID-19による影響の違いも把握するため、2020年2月1日から6月30日までとした。加えて産業別での不在率の傾向や違いを把握するために、各居住地集約ゾーンで割合の高い年代に限定して全体の不在率を算出した。

具体的には、阿蘇郡南部・山都町は、60歳以上の第1次産業の割合が高いことから60歳以上に限定した。また、菊池郡と熊本市中央区に関しては、20代は学生が含まれていることを考慮して、特に各産業の割合が高かった30代から50代で不在率を算出した。

まず阿蘇郡南部・山都町(図-6 a), 図-6 b)では、特に朝の早い時間帯と夕方において男女共通して宣言前と宣言後の不在率が類似していた。これは第1次産業では特に朝の早い時間帯から仕事で外出する傾向にあるのではないかと考えた。また、性別では午前中の10時では男性は宣言中と宣言後の不在率が類似しているのに対して、女性は宣言前と宣言後の不在率が類似していた。これは女性が買い物などの外出が要因となって、宣言前の元の不在率の傾向に戻っていると考えられる。加えて、他の地域に比べて12時に男女ともに不在率が一時的に低くなっていることが読み取れる。これは農業などに従事されている人々が休憩で一度家に帰っているからであると推察した。

次に菊池郡(図-6 c), 図-6 d)の不在率をみると、朝の時間帯のみ宣言前と宣言後の傾向が類似していた。これは前述した阿蘇郡南部・山都町の宣言前後で類似していた時間帯より遅い時間帯であった。この違いはそれぞれの地域の年代が異なることも要因の1つではあるが、各産業での仕事の開始時間が異なることも要因であると考えた。また阿蘇郡南部・山都町の宣言前と宣言中の不在率の差より菊池郡の不在率の差の方が大きいことがわかる。これは第1次産業よりも第2次産業の方が在宅勤務をしやすい傾向にあることが要因で菊池郡の宣言前と宣言中の差が大きくなっていると考えられる。

最後に熊本市中央区(図-6 e), 図-6 f)に関しても、宣言前と宣言中の不在率の差が阿蘇郡南部・山都町の不在率の差よりも大きくなっていることがわかる。これも前述したとおり第1次産業よりその他の産業の方が在宅勤務をしやすいためであると考えられる。また日中の10時から15時において、男女ともに宣言後の不在率は宣言前に類似していることが読み取れる。これは宣言中においては在宅勤務により不在率が低くなっていたが、宣言後においては在宅勤務から再び職場に行くように切り替えたことで宣言前の不在率に戻っていると考えられる。

以上のように、「混雑統計®」データにはない就業産業等の情報を居住地別に組み合わせ、その影響を不在率から間接的に明らかにした。結果として、

表-4 既存アンケート調査の概要

| | |
|-------|--|
| 調査名称 | パーソン総合研究所「新型コロナウイルス対策によるテレワークへの影響に関する緊急調査」 |
| 実施主体 | 株式会社パーソン総合研究所 |
| 調査手法 | 調査会社モニターを用いたインターネット定量調査 |
| 調査対象者 | 20歳から59歳男女 勤務先従業員人数10人以上 |
| 調査時期 | 第1回：2020年3月9日-15日 第2回：2020年4月10日-12日 第3回：2020年5月29日-6月2日 第4回：2020年11月18日-23日 第5回：2021年7月30日-8月1日 第6回：2022年2月4日-7日 第7回：2022年7月13日-18日 |

出典) パーソン総合研究所 第1~3回新型コロナウイルス対策によるテレワークへの影響に関する緊急調査¹⁷⁾¹⁸⁾

表-5 既存アンケート調査による在宅勤務の実施率

| | 第1回(%) | 第2回(%) | 第3回(%) |
|-----|--------|--------|--------|
| 熊本県 | 6.8 | 7.3 | 8.1 |

出典) パーソン総合研究所 第1~3回新型コロナウイルス対策によるテレワークへの影響に関する緊急調査¹⁷⁾¹⁸⁾

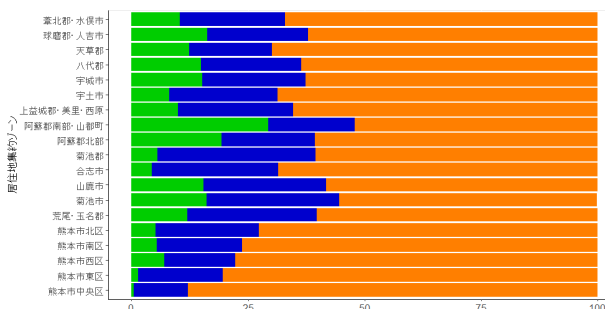


図-7 居住地集約ゾーン別産業構成割合と「混雑統計®」による在宅勤務実施率(%)

出典) 2020年国勢調査, 「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.

就業産業構成割合の異なる居住地域では、緊急事態宣言期間別の不在率の傾向も異なり、第1次産業や第2次産業の割合が高い地域では、特に朝の時間帯に関して宣言前後の不在率が類似しており、第3次産業では、日中の10時から15時の宣言前後の不在率が類似していた。これらは仕事が始まる時間帯や在宅勤務のしやすさなどの就業環境が要因であると考えられる。

(2) 在宅勤務の実施率に関する分析

次に既存のアンケート調査による在宅勤務の実施率との比較や居住地集約ゾーン別での違いを考察するため、「混雑統計[®]」の不在率から在宅勤務の実施率を算出する。「混雑統計[®]」の不在率を用いた在宅勤務の実施率の算出は既存のアンケート調査の対象者の属性に沿って以下の方法で行う。

Step.1 COVID-19感染拡大前の2019年10月1日から31日までの平日10時の平均不在率（20代 - 50代）を算出する。

Step.2 既存のアンケート調査の調査期間別（1回目：2020年3月9日-15日，2回目：2020年4月10日-12日，3回目：2020年5月29日-6月2日）に平日10時の平均不在率（20代 - 50代）を算出する。

Step.3 Step.1（COVID-19感染拡大前）からStep.2の各調査期間別の平均不在率を引いたものを在宅勤務の実施率として居住地集約ゾーン別に算出する。

また、既存のアンケート調査の概要を表-4に示す。本研究では、「混雑統計[®]」のデータ期間内である第1回から第3回までの調査の在宅勤務の実施率を用いて比較を行う（表-5）。「混雑統計[®]」の不在率を用いて居住地集約ゾーン別で算出した在宅勤務実施率と産業構成割合を図-7に示す。結果より、ほとんど地域が「混雑統計[®]」による在宅勤務実施率の方がアンケート調査の在宅勤務実施率より低い値をとった。調査1回目に対して調査2回目では、熊本市中央区や東区などの市街地の在宅勤務実施率が高く、特に東区の在宅勤務実施率が顕著に高くなっており、アンケート調査の実施率と概ね同様の値を示していることが読み取れる。これは情報通信業やサービス業など在宅勤務にしやすい第3次産業の割合が高いことにより、在宅勤務実施率も高くなっていると考えられる。

一方で調査1回目に対して調査2回目で在宅勤務実施率が高くなっている地域は少なく、地域によっては緊急事態宣言直前においても在宅勤務の実施が少なかった可能性も考えられる。また、調査3回目で

は多くの地域が調査1回目よりも在宅勤務実施率が高くなっているが、都市部の地域ほどその傾向にあり、郊外部ではあまり変化していない地域もみられるといった結果となった。

5. 結論

本研究では、「混雑統計[®]」を用いて時間帯別不在率を算出し、COVID-19による在宅実態への影響を精査した。具体的に熊本県内の居住地別や性別別での日変動や不在率の傾向や違いから明らかにすることを目的に、クラスター分析や居住地別および性別での分析を行った。以下が成果である。

(1) 日別の時間帯別不在率のクラスター分析

- 1) 熊本市の日別時間帯別不在率の階層型クラスター分析より、曜日別および緊急事態宣言期間別に日別不在率が分類された。
- 2) 平日において宣言後では、日中は宣言前の不在率に、夜の時間帯は宣言中の不在率に類似していた。
- 3) 休日のクラスターは平日のクラスターよりも日によって不在率のばらつきが大きい。
- 4) 平日の宣言中は日中の時間帯の日変動が大きく、在宅勤務に切り替えたことなどが要因として考えられる。
- 5) 日中の時間帯の30代から60代の不在率の男女差は休日より平日の方が大きい。
- 6) 宣言前と宣言中のクラスターの比較より、20代や男性（30代 - 50代）の平均不在率は低くなっているが、日変動の変化はみられなかった。一方で高齢者や女性（30代以上）では日変動が大きい。ここから若者や男性（30代 - 50代）よりも高齢者や女性（30代以上）の方が外出自粛をする傾向を示した。

(2) 居住地別の時間帯別不在率の分析

- 1) 第1次産業の割合が高い地域では、朝の早い時間帯や夕方において宣言後の不在率が宣言前に類似していた。また12時には不在率が低くなっており、一度家に帰るような傾向がみられた。
- 2) 第2次産業の割合が高い地域では、朝の時間帯のみ宣言前後の不在率が類似している。
- 3) 第3次産業の割合が高い地域では、日中の10時から15時において宣言前後の不在率が類似している。これは宣言中は在宅勤務であったが、宣

言後では再び職場へ行くようになったことが要因として考えられる。

- 4) 「混雑統計[®]」の不在率から算出した在宅勤務実施率は既存のアンケート調査よりも低い値をとった。
- 5) 「混雑統計[®]」による在宅勤務実施率においてアンケート調査の1回目と2回目の比較より、緊急事態宣言直前においても地域によっては在宅勤務の実施が少なかった可能性を示唆した。
- 6) 「混雑統計[®]」による在宅勤務実施率においてアンケート調査の1回目と3回目の比較では、都市部ほど実施率が高くなる傾向にあった。

また、本研究の結果の解釈として以下の点に留意する必要がある。

- 1) 「混雑統計[®]」はアプリ利用者がサンプル母集団に該当するため、不在率の傾向に偏りが生じる可能性がある。
- 2) 「混雑統計[®]」データでは、特に20歳未満においてサンプルサイズが少ないことが挙げられる。そのため不在率を分析する際は欠損値になる可能性が考えられる。
- 3) 「混雑統計[®]」では、GPSによる測位誤差や携帯電話の設定、アプリの操作などによって在宅判定が左右されることが考えられる。
- 4) 「混雑統計[®]」データにおいて在宅判定の条件上、月初めは在宅判定が多くされる可能性が示唆されている。今後、検討したい。

今後の展望としては、「混雑統計[®]」から算出される不在率と全国PT調査の不在率との比較が考えられる。これにより従来の交通実態調査による不在率の精度を評価することが可能となると考える。

謝辞：本研究はJSPS科研費19K21997の支援を受けた成果の一部です。

NOTES

注1) 「混雑統計[®]」データは、NTTドコモが提供するアプリケーション(※)の利用者より、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。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、個人を特定する情報は含まれない。※ドコモ地図ナビサービス(地図アプリ・ご当地ガイド)等の一部のアプリ。

注2) 熊本県HP, 2018, 2019年, 2021年熊本県の人口と世帯数(年報)

<https://www.pref.kumamoto.jp/index2.html>

(2022年9月14日現在)

注3) 総務省統計局, 2020年国勢調査,

<https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2020/index.html>

(2022年9月14日現在)

REFERENCES

- 1) 水門善乃, 柳井都古杜: 携帯電話GPSデータを用いた経済活動分析とCOVID-19の影響分析, 第120回知識ベースシステム研究会, 2020.
- 2) 廣井悠, COVID-19に対する日本型ロックダウンの外出抑制効果に関する研究, 都市計画論文集, Vol.55, No.3, pp. 902-909, 2020.
- 3) Hara, Y. and Yamaguchi, H.: Japanese travel behavior trends and change under COVID-19 state-of-emergency declaration: Nationwide observation by mobile phone location data, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol. 9, 100288, 2021
- 4) Huang, X., Lu, J., Gao, S., Wang, S., Liu, Z., Wei, H.: Staying at Home Is a Privilege: Evidence from Fine-Grained Mobile Phone Location Data in the United States during the COVID-19 Pandemic, *Annals of the American Association of Geographers*, Vol. 112: 1, 286-305, 2022
- 5) Huang, X., Xu, Y., Liu, R., Wang, S., Wang, S., Zhang, M., Kang, Y., Zhang, Z., Gao, S., Zhao, B., Li, Z.: Exploring the spatial disparity of home-dwelling time patterns in the USA during the COVID-19 pandemic via Bayesian inference, *Transactions in GIS*, Vol. 26, 1939-1961, 2022
- 6) 高橋瑠衣, 川野倫輝, 佐藤嘉洋, 円山琢也: PT調査に基づく世帯単位の時間帯別不在率の経年比較分析, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.74, No.4, pp. 387-397, 2018.
- 7) Maruyama, T. and Fukahori, T.: Households with every member out-of-home (HEMO): Comparison using the 1984, 1997, and 2012 household travel surveys in Kumamoto, Japan, *Journal of Transport Geography*, Vol. 82, 102632, 2020.
- 8) 深堀達也, 円山琢也: 社会生活基本調査による個人・世帯不在率の経年変化: 交通調査のトリップ記入漏れ分析への示唆, 土木学会論文集 D3, Vol. 78, No. 3, pp. 93-104, 2022.
- 9) 荒尾俊介, 円山琢也: 機械学習を用いた社会生活基本調査・調査票Aの在宅・不在判定, 第66回土木計画学研究発表会(秋大会), 2022
- 10) Kikuchi, K. and Maruyama, T.: Spatiotemporal change in duration of households with every member out-of-home: A case in Kumamoto, Japan, *International Journal of Urban Sciences*. In press. 2022.
<https://doi.org/10.1080/12265934.2022.2123025>
- 11) Fukahori, T. and Maruyama, T.: Evolutions of households with every member out-of-home across Japanese cities from 1987 to 2015, *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol.89, 101683, 2021.
- 12) 富永凌太郎, 横内詳平, 円山琢也: GPSデータを用いた個人単位の時間帯別不在率の分析, 第65回土木計画学研究発表会(春大会), 2022
- 13) 山口裕通, 奥村誠, 金田穂高, 土生恭祐: 経済電話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 (土木計画学研究・論文集第 34 巻), pp. I_105-I_117, 2017.
- 14) Zhang, H., Li, P., Zhang, Z., Li, W., Chen, J., Song, X., Shibasaki, R., Yan, J.: Epidemic versus economic performances of the COVID-19 lockdown: A big data driven analysis, *Cities*, Vol. 120, 103502, 2022.
 - 15) 生形嘉良, 関本義秀, HORANONT, T. : 大規模・長期間の GPS データによる観光統計調査の活用可能性～石川県を事例に～, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 69, No.5 (土木計画学研究・論文集第 30 巻), pp. I_345-I_352, 2013.
 - 16) 石田展雅, 豊田正史, 梅本和俊, Shang, H., 是津耕司: 携帯電話人口統計データと新規陽性者数の相関に着目した COVID-19 の感染リスク地区の抽出, 2021 年度人工知能学会全国大会 (第 35 回), 2021.
 - 17) パーソン総合研究所「新型コロナウイルス対策によるテレワークへの影響に関する緊急調査」
<https://rc.persol-group.co.jp/thinktank/data/telework.html>
(2022 年 9 月 14 日現在)
 - 18) パーソン総合研究所「第三回・新型コロナウイルス対策によるテレワークへの影響に関する緊急調査」
<https://rc.persol-group.co.jp/thinktank/data/telework-survey3.html> (2022 年 9 月 14 日現在)
 - 19) 山形耕一: パーソントリップ調査における調査不能誤差と層別拡大に関する研究, 土木学会論文集, 第 343 号, pp.121-129, 1984.年 9 月 14 日現在

(Received September 30, 2022)
(Accepted September 30, 2022)

DAILY VARIATION ANALYSIS IN TEMPORAL PROFILES OF INDIVIDUAL-BASED OUT-OF-HOME RATES USING GPS DATA

Ryotaro TOMINAGA, Shohei YOKOUCHI, and Takuya MARUYAMA