

GPSデータを用いた個人単位の 時間帯別不在率の分析

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)

近年、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ている。先行研究では都市の滞在状況などに関する研究はされているが、実際の在宅実態についての影響は十分に分析されていない。本研究では GPS データである「混雑統計[®]」から不在率を算出し、居住地域における在宅実態を明らかにする。その結果、全体の個人平均不在率は 2020 年において最も低い値をとり、COVID-19 による外出自粛などの影響を示した。また、熊本 PT 調査との比較により、20 代から 60 代の不在率の傾向が類似していることから、上記のデータの妥当性を確認した。

Key Words: out-of-home, GPS location big data, person trip survey, COVID-19

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) の感染症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ていることが挙げられる。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。このように都市の滞在状況や外出自粛に関する分析が多く行われている一方で、人々の在宅状況の影響は明らかとなっていない。

最近では、在宅状況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³⁾⁷⁾。高橋ら³⁾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⁵⁾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。

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。また、算出された不在率の妥当性を検証するため、

2012年熊本都市圏PT調査（以下熊本PT調査）による不在率と比較し考察を行う。

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、日単位の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知見が得られると考えられる。

以上を踏まえて、本研究の目的は以下になる。

- 1) 「混雑統計[®]」の時間帯別不在率から、属性別や自宅判定メッシュ範囲別、地域別などの在宅実態を明らかにする。
- 2) 熊本PT調査による不在率と比較し、本データより算出される不在率の妥当性を考察する。

(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対象地域について説明する。3.では分析データの人口年齢構成に着目し、拡大推計方法について述べ、拡大推計結果について考察する。4.では、拡大推計後のデータを基に個人単位の時間帯別不在率の分析結果を示し、5.で得られた結果の考察を述べる。最後に6.に4.と5.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。

2. 分析データ

(1) 「混雑統計[®]」の概要と既往研究

「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。

表-1 利用した「混雑統計[®]」データの概要

取得期間	2018年～2020年 (各10月1日～31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）
自宅判定メッシュ範囲	250m×250m、1250m×1250m

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

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2020年の10月1日から31日までの1時間間隔のデータを有する。また居住地は熊本県内であり、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。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メッシュ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、自宅メッシュ範囲内に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。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。また本研究では在宅判定で用いられる自宅判定メッシュ範囲は、250m×250mと1250m×1250mの2種類とした。

表-2 2012年熊本PT調査概要

調査期間	2012年10月～11月（平日）
調査方法	郵送配布，郵送回収（WEB用）
対象地域	熊本市（中央区，東区，西区，南区，北区），合志市，菊池市（泗水地区のみ），宇土市，宇城市（不知火，松橋，小川地区のみ），菊陽町，大津町，益城町，西原村，御船町，嘉島町，甲佐町
サンプルサイズ	97,109人（除外前） 77,659人（除外後）

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⁸⁾⁻¹¹⁾。山口ら⁸⁾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.*⁹⁾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。ただ、「混雑統計[®]」から時間帯別不在率を算出した研究は見当たらない。

(2) 熊本PT調査

本研究では、「混雑統計[®]」により算出される不在率の妥当性を検証するため、2012年熊本PT調査を用いる。PT調査とは日常生活の中で、誰が、いつ、どこに、何の目的で、どのような交通手段で移動したかについて、5歳以上の都市圏住民を対象に

アンケート調査を行い、1日のすべての移動をとらえる交通実態調査の代表的な手法である。本研究では、出発または帰宅時刻が不明な場合は在宅時間を算出できないため、以下のいずれかに該当する個人を除外データとした。

- ・第1トリップの出発時刻が不明
- ・帰宅トリップの到着時刻が不明
- ・帰宅トリップの次の出発時刻が不明

表-2に熊本PT調査の概要を示す。また基礎属性が欠落している個人は除外した。

(3) 分析対象地域

本研究では、2種類のデータによる不在率を比較するため、対象地域を熊本PT調査の調査地域に絞り、平日に関して分析を行う。また熊本PT調査の熊本市以外のサンプルサイズが少ないことから、熊本市と熊本市以外に分類して分析する。加えて熊本PT調査の調査地域のうち、菊池市と宇城市は地区が限定されており、正確に比較ができないことから除外した。さらに、今回利用した集計単位では上益城郡・美里・西原の集約ゾーンが熊本PT調査の町村に該当するが、美里町が対象でないことに留意が必要である。しかしながら、本研究では熊本市以外の在宅実態においても把握するため上記の集約ゾーンを対象とした。

3. 基礎集計および拡大推計

(1) 基礎集計

自宅判定メッシュ範囲が1250mの「混雑統計[®]」および熊本PT調査の熊本市における人口年齢構成割合を図-1に示す。また国勢調査や住民基本台帳などの公的調査の人口年齢構成割合を図-2に示す。具体的には、2012年は住民基本台帳^{註2)}、2018年および2019年は熊本県推計人口^{註3)}、2020年は2020年国勢調査^{註4)}を用いた。ただし、図-2の2012年は、熊本PT調査の対象年齢が5歳以上であることを考慮し、公的調査のうち0歳から4歳を除外した人口年齢構成割合とした。2つの図を比較すると、分析データのどちらも公的調査とは異なる割合となった。特に「混雑統計[®]」は20歳未満の割合が1%未満と顕著に少ないことがわかる。これは人数が少ないことで欠測値となっているためと考えられる。また「混雑統計[®]」における経年変化では、特に70歳以上の割合が年々高くなっていることがわかる。これは70歳以上の高齢者のアプリ利用者が増加したことを示唆している。一方で熊本PT調査は、特に20代の割合が

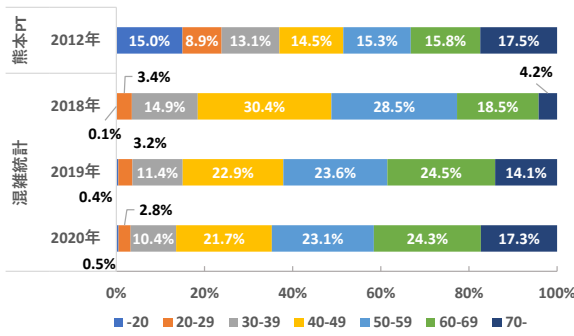


図-1 「混雑統計®」と熊本 PT 調査の人口年齢構成割合

(自宅判定メッシュ：1250m, 熊本市)

出典)「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.

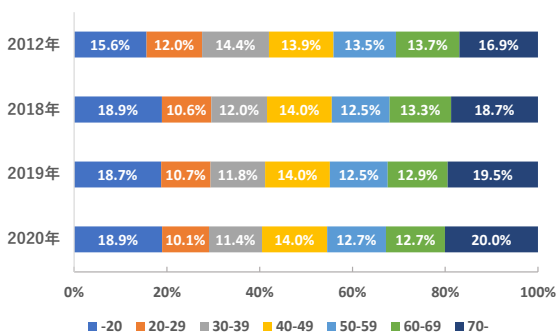


図-2 公的調査等による人口年齢構成割合(熊本市)

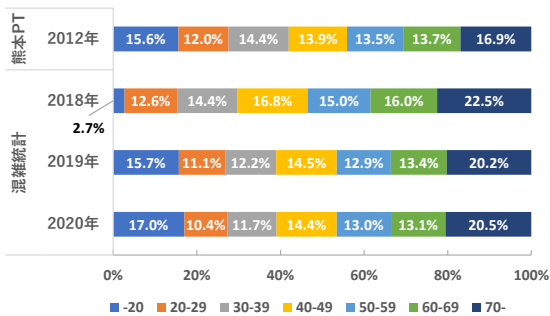


図-3 拡大推計後の人口年齢構成割合

(自宅判定メッシュ：1250m, 熊本市)

出典)「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.

公的調査より低いことが挙げられる。これは20代の未回答者が多いことが要因であると推測できる。また、熊本市以外の地域および自宅判定メッシュが250mの場合においても同様の傾向であった。

(2) 拡大推計方法

本研究では人口年齢構成割合の偏りをなくすため、公的調査を用いて拡大推計を行う。具体的には推計倍率を以下の式(1)によって算出し、それに各データに乗じて推計値を算出する¹²⁾。

$$E_{ijk} = \frac{N_{ijk}}{n_{ijk}} \quad (1)$$

ここで、 E_{ijk} は推計倍率を示し、特に*i*は対象の居住地集約ゾーン、*j*は性別、*k*は年代を示す。また、 N_{ijk} は公的調査による総サンプルサイズ、 n_{ijk} は「混雑統計®」および熊本PT調査の総サンプルサイズを表す。これによって、各居住地集約ゾーンにおける属性別の推計倍率を算出し、拡大推計を行う。ただし、熊本PT調査に関しては前述の通り0歳から4歳を除外して推計を行った。

(3) 拡大推計結果

各データの拡大推計後の結果を図-3に示す。これは図-2と同様に熊本市における「混雑統計®」(自宅判定メッシュ：1250m)と熊本PT調査の人口年齢構成割合である。拡大推計後は、熊本PT調査は公的調査と同様の割合となった。しかしながら、「混雑統計®」は、20歳未満の割合が低くなっている。特に2018年では顕著に低く、これは上記の年代で欠損値である時間帯が多く、推計倍率を乗じることができなかったことが要因として挙げられる。本研究では、上記の点に留意しながら、拡大推計後のデータを用いて分析を行う。

4. 個人不在率の比較分析および考察

(1) 熊本市

熊本市全体における1日あたりの全体および属性別の個人平均不在率を図-4に示す。ここで、点線は熊本PT調査による個人不在率、橙色は自宅判定メッシュ範囲が250m、緑色は1250mによって算出された個人平均不在率を示す。全体の「混雑統計®」の不在率は、2018年を除いて他の年は11時が最も高く、最も不在率の高い時間帯に関して熊本PT調査と類似した結果となった(図-4 a)。また自宅判定メッシュ範囲別に着目すると、常時メッシュ範囲が250mの値が高いことがわかる。特に深夜帯(0時~6時, 23時)の不在率はどちらのメッシュ範囲も熊本PT調査より高い。これらは自宅判定メッシュ範囲が狭く、在宅判定が厳しくなっていることやGPSを測位する際に発生する測位誤差により引き起こされると考えられる。

性別および年代別では、どちらも全体の結果と同様に「混雑統計®」の各年において自宅判定メッシュが250mの不在率が高い結果となった。性別で比

較すると、男性の不在率が高く、ピーク時間帯である11時から14時において約7%~12%の差が生じており、熊本PT調査に関しても同様の傾向であった。これは就業者の割合の違いが要因であると考えられる。

年代別では20歳未満に着目すると、熊本PT調査より「混雑統計[®]」の方が顕著に低い値を示していることがわかる。また2018年の9時から18時においてはすべて欠損値であった。これは学生の割合が高い年代は、授業中は電源をオフにするなど、GPS位置情報がうまく測位されないことが要因であると考えられる。次に20代では、傾向として午前中より午後の不在率が高いことが読み取れる。これは主に学生が午後からの活動が多い傾向を示していると考えられる。加えて70歳以上に着目してみると、熊本

PT調査の不在率が「混雑統計[®]」のメッシュ範囲が1250mの不在率に類似しており、他の年代とは異なった傾向を示している。これは「混雑統計[®]」のサンプル母集団がアプリ利用者であるため、70歳以上の高齢者が熊本PT調査の対象者よりアクティブである可能性が示唆される。また熊本PT調査においてもトリップの記入漏れなどが要因として不在率が低くなる可能性も考えられる。また「混雑統計[®]」の2019年と2020年との差が特に70歳以上と20代の午前中において、他の年代よりも大きいことがわかる。これはCOVID-19による影響による外出自粛や学生のオンライン講義などを要因として不在率が低い値を示していると考えられる。一方で20代から60代までの日中の傾向は熊本PT調査と類似しており、上

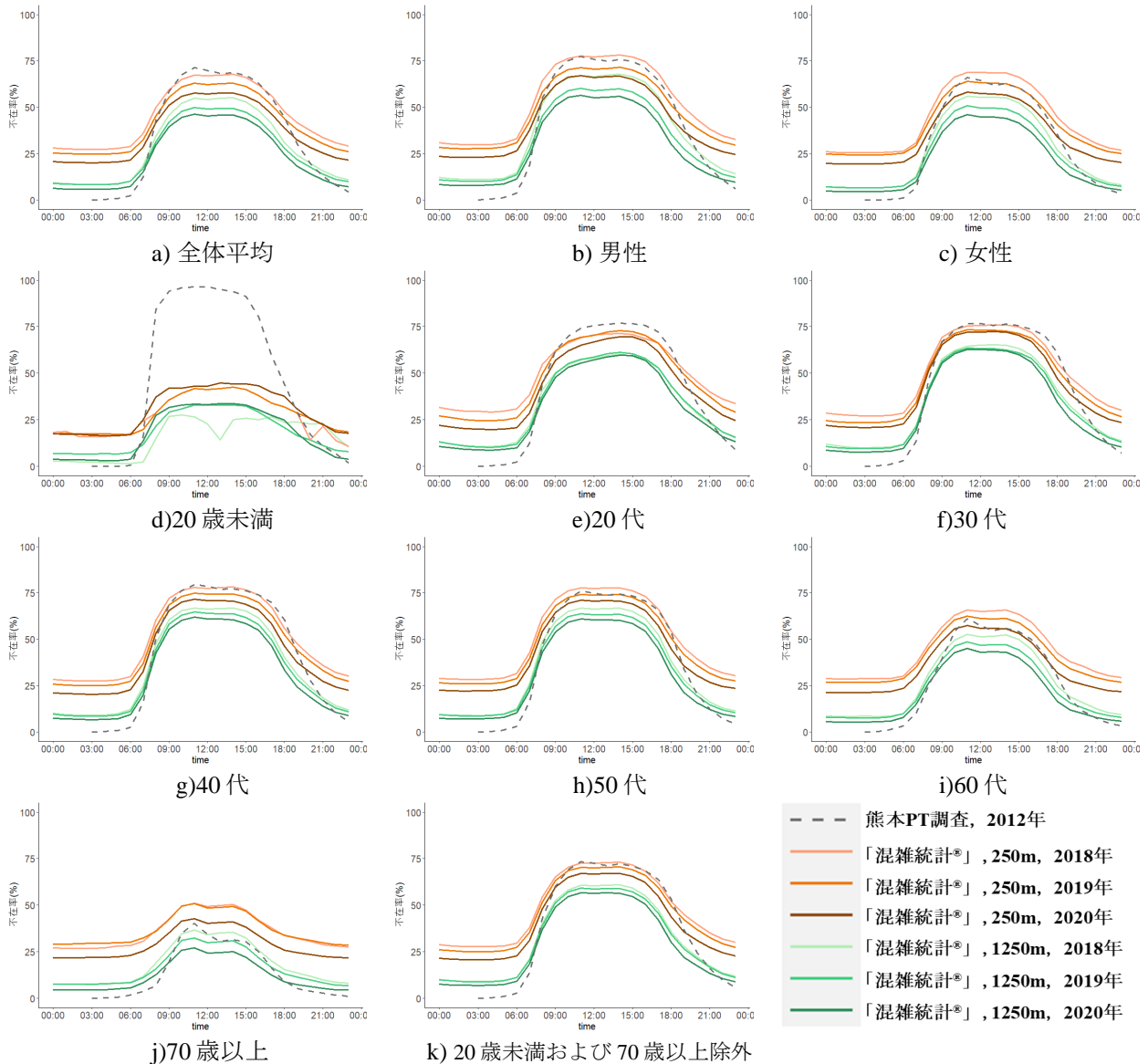


図-4 属性別個人平均不在率（熊本市）
出典）「混雑統計[®]」 ©ZENRIN DataCom CO., LTD.

記の年代では「混雑統計®」による不在率の妥当であるといえる。

図-4 k)に20歳未満と70歳以上のデータを除外した熊本市全体の個人平均不在値を示す。これは前述のとおり、20歳未満ではデータが明らかに不安定であり、70歳以上では各々の対象者の特性が異なることから、熊本PT調査と適切に比較するため除外した結果より、「混雑統計®」においてメッシュ範囲別にみると除外前より各年の不在率の差が小さくなっている。これは2018年において20歳未満の欠損値が多く、除外前は20歳未満の不在率が影響しにくいことにより2018年の平均不在率が高くなっていたと考えられる。しかしながら、2019年と2020年の不在率の差を見てみると、前年との差よりも大きく、約2~3%ポイントの差がみられた。これは70歳以上の

高齢者でも傾向がみられたが、COVID-19による影響であると考えられる。また熊本PT調査との比較より、「混雑統計®」データは日中(9時-18時)ではメッシュ範囲が250mのデータが妥当であると推測できる。しかしながら深夜帯に関しては、どちらの範囲も不在率が熊本PT調査よりも高いため、分析する上では留意しなければならないと考える。

(2) 熊本市以外

熊本市以外の1日あたりの全体ならびに属性別の個人平均不在率を図-5に示す。「混雑統計®」の全体の傾向は、熊本市と同様に11時または14時が最も高い値となった(図-5 a)。しかしながら全体の不在率では熊本市より約4%高い値を示した。これは20歳未満に着目すると、熊本市よりも欠損値が多く、

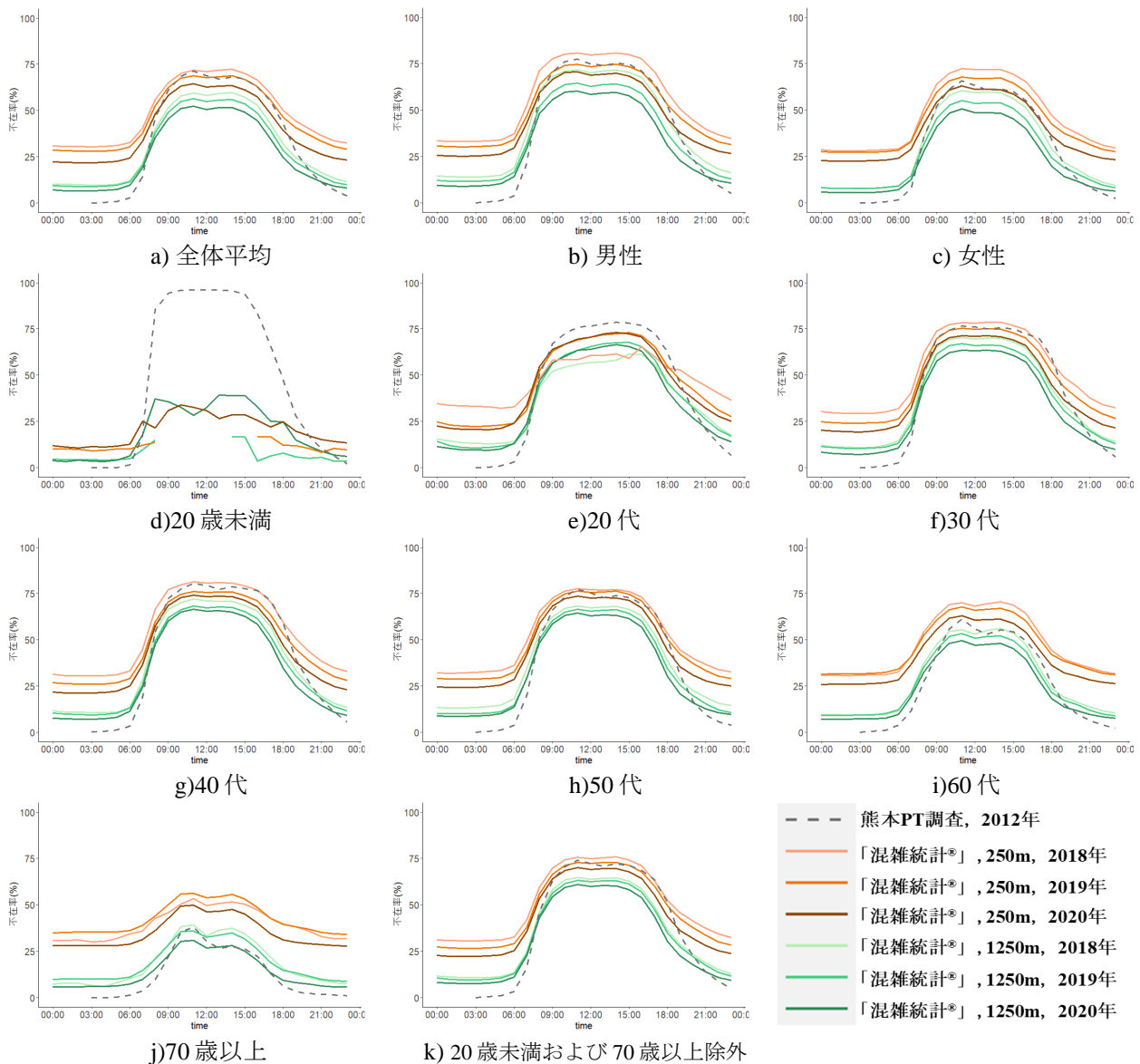


図-5 属性別個人平均不在率(熊本市以外)
出典)「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.

特に2018年はどの時間帯も欠損値となっていることが要因であると考えられる。熊本市では、欠損値は2018年の9時から18時のデータのみであり、その他のデータによる不在率は低く算出されている。それが全体として算出される際に影響してこのような差が生じたと考えられる。また性別においては熊本市の傾向と同様であり、男性の不在率が高い値を示した。

年代別では、2018年の20代が他の年と比較して低い値を示している。これは上記のサンプルサイズが小さいことが要因として考えられる。加えて20代から60代までは熊本市と同様に熊本PT調査と傾向が類似した結果となった。70歳以上に関しては、「混雑統計[®]」の2018年のメッシュ範囲が250mにおいて熊本市よりも低い値を示している。これは上記のサンプルサイズが小さいことで不在率がうまく算出されなかったと考えられる。

熊本市と同様に熊本PT調査と比較するため、全体の不在率に20歳未満および70歳以上を除外した結果を図中の図-5k)に示す。結果より、熊本市と同様に日中に関して「混雑統計[®]」のメッシュ範囲が250mの不在率が熊本PT調査と類似した結果となった。これにより熊本市だけでなく、それ以外の地域においても20代から60代の不在率は妥当性があると考えられる。また熊本市と比較すると、2019年と2020年の差が熊本市以外の不在率の方が大きい結果となった。これは郊外地域の方がCOVID-19の影響による外出自粛をしていたとも考えられるが、都市部と郊外部での地域性や生活環境の違いによる影響であることも要因として考えられる。

5. 結論

本研究では、「混雑統計[®]」および熊本PT調査を用いて、熊本市と熊本市以外の地域において個人単位の時間帯別不在率を算出して分析を行った。また、「混雑統計[®]」データの妥当性を検証するため、熊本PT調査と比較した。以下が具体的な成果である。

- 1) 各地域において、全体の個人平均不在率は2018年を除いて熊本PT調査と同様に11時が最も高い値を示した。また深夜帯では、「混雑統計[®]」より熊本PT調査の方が小さい結果であった。
- 2) 属性別の不在率では、年代別において20代から60代のデータは熊本PT調査と傾向が類似し

ており、この年代におけるデータの妥当性を示した。一方で20歳未満および70歳以上は「混雑統計[®]」データのサンプルサイズやそれぞれの対象者の特性の違いから異なる傾向を示した。

- 3) どちらの地域も共通して70歳以上は2020年の不在率が顕著に低く、高齢者のCOVID-19による影響を示唆した。
- 4) 20代から60代における全体の個人平均不在率より、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であることを示唆した。
- 5) 地域別での比較より、熊本市以外の地域が2019年と2020年の不在率の差が大きい結果となった。
- 6) 熊本PT調査との比較より、日中は「混雑統計[®]」の自宅判定メッシュ範囲が250mの不在率と類似していた。

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。今後、検討したい。

今後の展望としては、「混雑統計[®]」において日別の不在率の分析が考えられる。これによりCOVID-19の感染拡大防止に関する施策時の効果などが把握できると期待できる。また地域別の不在率をより詳細に分析し、不在率の違いを明らかにすることが考えられる。

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。

補注

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) 2012 年住民基本台帳

注 3) 熊本県 HP, 平成 30 年 (2018 年), 令和元年 (2019 年) 熊本県の人口と世帯数 (年報)

<https://www.pref.kumamoto.jp/index2.html>
(2022 年 2 月 25 日現在)

注 4) 総務省統計局, 令和 2 年国勢調査,

<https://www.stat.go.jp/data/kokusei/2020/index.html>
(2022 年 2 月 25 日現在)

参考文献

- 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) 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.
- 4) 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.
- 5) 深堀達也, 円山琢也: 社会生活基本調査を利用した複数時点の世帯単位の時間帯別不在率の分析, 第 63 回土木計画学研究発表会 (春大会), 2021.
- 6) 深堀達也, 佐藤嘉洋, 円山琢也: 時間帯別世帯不在率に着目した全国 PT 調査と社会生活基本調査の比較分析, 第 61 回土木計画学研究発表会 (春大会), 2020.
- 7) 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.
- 8) 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.
- 9) 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.
- 10) 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.
- 11) 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.
- 12) 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.

(2022. 3. 6. 受付)

ANALYZING TEMPORAL PROFILES OF INDIVIDUAL OUT-OF-HOME RATES USING GPS DATA

Ryotaro TOMINAGA, Shohei YOKOUCHI, and Takuya MARUYAMA