

(1) 研究題目

※スペースが足りない場合は、枠を追加いただいて構いません。

モバイルデータを活用した都市空間における人間活動の実態把握と混雑予測に向けた研究開発

(2) 本研究の期間

(西暦) 2023年4月 ~ 2024年3月

(3) 本研究の成果と今後の課題

1. 研究の背景

2020年初頭、新型コロナウイルス感染症(COVID-19)のパンデミックは世界的な混乱を引き起こし、人間社会のあらゆる側面に大きな影響を及ぼした(Frumkin, 2021)。日本は、中国以外で最も早くパンデミックを経験した国の一つともされ、2020年2月に日本のクルーズ船ダイヤモンド・プリンセス号はCOVID-19によるパンデミックに直面し、船内の合計734人が感染し(Borpujari, 2022)、日本での急速な感染拡大のきっかけとなった。パンデミック中、日本は緊急事態を宣言し、学校の閉鎖、70%の企業のリモートワーク導入や不要不急の外出自粛の要請、必需品店を除く買い物施設の閉鎖、大規模イベントの開催自粛の要請、外出制限などが行われ、人間の社会と日常生活の維持に大きな影響を与えた。

実際に、福岡市では、2020年に観光客、他県からの訪問者数などによる地域への経済貢献が45%以上減少し、2020年第2四半期の日本国内GDPが8.1%も減少している実態を反映するなど(Zhang et al., 2022)、福岡市を中心に日本全国の都市への大きな打撃となっていた。今後、都市経済の再生に向けても、来たる次の感染症に伴うパンデミックを見据えても、混雑緩和を未然に予測し、感染症対策と都市の機能を有効に担保するためには、他地域からの来街者などの人の流れの分布や、その行動パターンを科学的に分析することが不可欠であるが、来街者の動的な流れを正確に捉えることは、調査や固定カメラなどの従来のデータ収集方法では困難であり(Dobler et al., 2021; Sugamoto, 2013)、またこれらのデータ収集方法の性質上、サンプル数には大きな制約が存在する。他方で、近年、モバイルビッグデータ(以下、「モバイルデータ」)の台頭により、研究者は人間のモビリティを研究するための高度な手法を開発してきた。モバイルデータには通常、刻一刻と変化の人間活動の実態を捉えることを可能にし、都市空間におけるデータ分析に新しい視点と方法論をもたらした。

本研究は、新型コロナウイルス感染症パンデミックの異なる段階にわたって、人間活動の実態を把握し、これらの活動と都市環境との相互関係を定量化して、今後の混雑予測に向けたモデル開発を目的としている。まず、本研究ではスマートフォンGPS(グローバル・ポジショニング・システム)情報によって蓄積されるモバイルビッグデータ(以下、モバイルデータ)を解析して来街者の目的地を特定し、更に機械学習モデルを使用してこれらの目的地と人流の混雑発生との関係を解明することで、都市の建築環境がこれらの目的地との相関性を解明する。本研究は都市計画や政策立案に向けた混雑緩和のための方策に加えて、将来起こりうる公衆衛生危機やその他の予期せぬ課題に直面した際に都市の回復力(Resiliency)と適応性(Adaptability)につながる知見を得ることが期待される。

2. 研究方法

本研究ではモバイルデータを利用し、来街者の目的地を特定し、定量化するための方法論を構築することため、まずスマートフォンから得られたビッグデータを利用して個々のユーザーの移動軌跡を生成し、人間の移動パターンを分析することで目的地を明らかにする。これらの軌跡に基づいて、訪問頻度が高く、または滞留時間が長い場所を訪問者の目的地として特定し、続いて訪問者の行動、具体的には訪問頻度や滞留時間などを100メートルメッシュで数値化し、その空間分布をさらに解明する。

並行して、都市環境に関する変数として、本研究では主に建物階数、建物密度、道路密度、建物用途の多様性(Richness:用途の種類の数)と混合度(SHDI:用途の混合度合いの均一性)など5つの側面から定量的に分析する。最後に、訪問者の行動と都市環境との関係はPythonによるXGBoost機械学習モデルを利

用し、特徴量重要度を示す Shapley Additive exPlanations (SHAP)値に基づいて解釈する。以上の方法論は、人間の移動と都市環境との間の複雑な関係性に加えて、都市環境が来街者の行動に与える影響の解明にもつながる。

日本で最も重要な都市の1つである福岡市は、2024年に人口が150万人を超え、日本の中心部に位置する東京や大阪のような都市とは異なり、福岡は九州の北西部、日本海、黄海、東シナ海の合流点に当たる国際的な玄関口である。東京、ソウル、上海などの東アジアの主要都市に近く、いずれも飛行機で2時間以内の距離にあるため、観光客にとって魅力的な目的地となっており、古来より九州一円の商業、観光、文化産業の繁栄に貢献してきたが、東京や大阪と比べて研究蓄積が少ない。本研究では、福岡市の2つの中核地域となる博多区および中央区を研究対象に、いずれも県外から訪問者が最も頻繁に訪れる場所であるのに加えて、市内の商業、金融、文化施設の集積地でもある。中でも、博多駅、天神駅を中心に主な中心業務地区や主要駅などが多数含まれている(図1)。

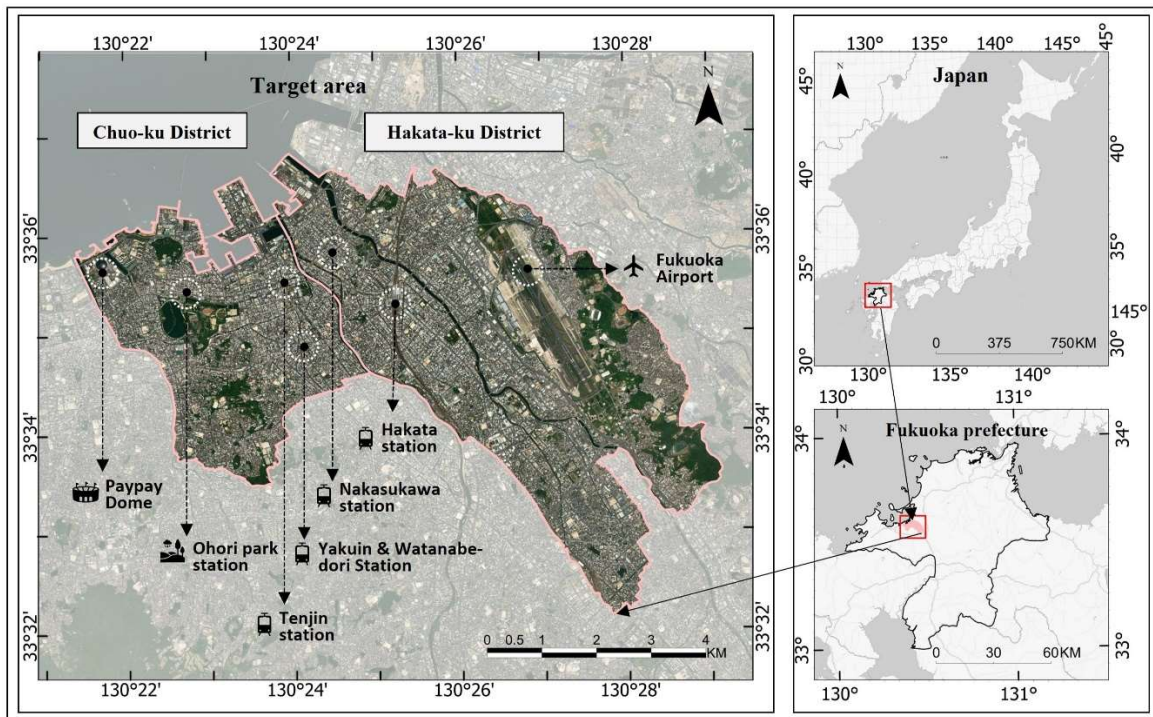


図1 研究対象地：福岡市博多区・中央区

本研究では来街者の動態を示すモバイルデータとして、日本のモバイルデバイスからのデータ蓄積、収集を専門とする先駆的な企業の一つである株式会社 Agoop が提供・販売し、その信頼性も先行研究(e.g., Eom et al., 2024)で検証されている「流動人口データ」を利用する。このデータセットはポイントデータの形式であり、ユーザー ID、地理座標、タイムスタンプ、出身都市、勤務都市などの詳細な属性が含まれている(表1)。プライバシー保護のため、深夜から朝方(0:00~7:00)まではデータは記録されず、またユーザーの ID は毎朝ランダム化されるため、個別ユーザーの匿名性が担保される。本研究では、パンデミック前後の人流の混雑や密集実態の変容をより精緻に比較するため、2019年12月、2020年12月、2022年12月のデータをそれぞれ利用し、81,029、31,751、194,690 ポイントのサンプルを収集した。こういった大規模なサンプル数を確保することで、より包括的な都市環境と人間行動との関係性の究明に近づけるものと考えられる。

続いて、本研究では都市環境に関する変数については、株式会社ゼンリンが提供する POI(Point of Interest) データベース「テレポイントパック」を活用して、変数を定量化するための3種類のデータを収集した。このデータは、電話帳の統計に基づいて、代表名、業種、座標などの情報が含まれている。訪問者の目的地とより密接に一致させるために、以上の元データを宿泊施設、商業金融、飲食と娯楽、教育、レジャーと観光、医療サービス、産業、公共サービス、ショッピング、スポーツ活動の11の種別に再分類することとした。

さらに、人間社会のあらゆる側面に対するパンデミックの重大な影響を考慮し、パンデミック前後における多くの施設が閉鎖や再開などを余儀なくされ、大きな混乱を伴う中で発生する人流の集中や予想以上の混雑などの状況をより厳密な分析を行うため、POI データ収集はそれぞれ人流データと対応して、2019年末、2020年末、2022年末の POI をそれぞれ GIS 上に投入している。

3. 分析結果

本研究ではまず、2019年、2020年、2022年の研究対象地における訪問頻度指数(Visitor Frequency Index: SC)と平均滞留時間指数(Average Stay Time: ST)の空間分布を可視化した(図2)。図では、ピンクとブルーがそれぞれSTとSCの値を表し、値が高いほど対応する色も濃くなり、0%、30%、60%に基づいて低レベル、中レベル、高レベルに分類する。その結果、訪問頻度と滞留時間の両方ともに高い値を示すエリアとして、主に福岡PayPayドーム(図2の①)のような大規模イベント施設や、六本松駅((図2の②)天神駅(③)、薬院(④)、中洲(⑤)、博多駅(⑥)周辺などの中心業務地区に集中していることが明らかとなった。

次に、特に中心部の混雑に直結すると考えられるSTに着目して重要な変数を抽出する。その結果、相対的重要度が5%を超える変数として、建物密度、道路密度、建物階数、建物用途の多様性(Richness)、コンビニの密度などが含まれている。年度別の推移では、2020年に建物密度、道路密度、建物階数、コンビニの密度、などの重要性が低下するものの、その後2022年に再度上昇傾向を示す。以上5つの変数はいずれも2019年も2022年時点で、一貫して10%を超える重要度を示しており、特に重要な変数として考えられる(図3左側の5変数)。

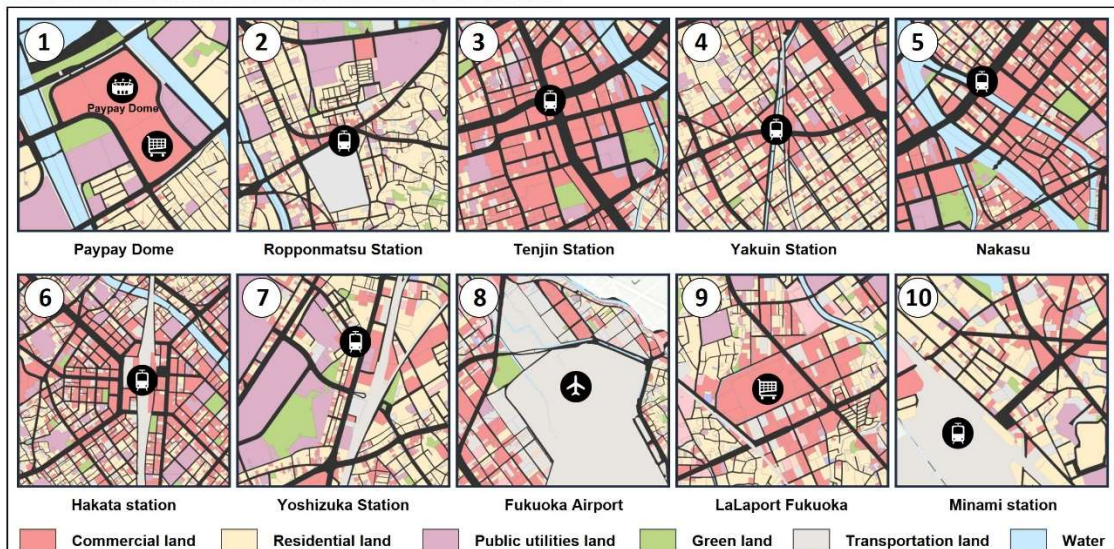
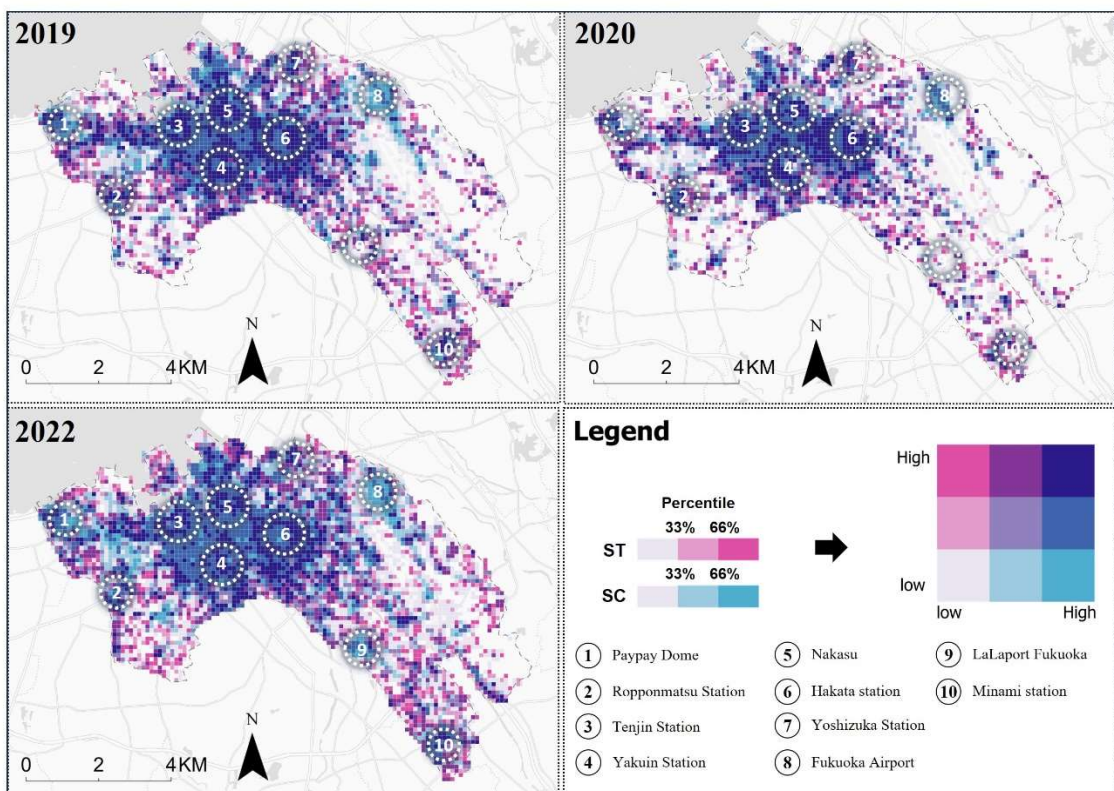


図2 研究対象地における訪問頻度指数 (SC) と平均滞留時間指数 (ST) の空間分布

続いて、さらに都市環境と ST との相関関係に着目する。ここでは、部分従属プロット(Partial Dependency Plot; PDP)を利用し、ST に対する都市環境の要因による影響を掘り下げることにする。プロット図では、変数値と予測結果との関係性を明らかにし、モデルの挙動についての理解を深めることに寄与する。ST による PDP の結果は図 4 および以下の通りである。

- 1) 2019 から 2022 年にかけて、建物密度とコンビニの密度の両方が一貫して ST に正の影響を及ぼすが、コンビニの密度による影響は、10,000 平米あたり 40 店舗という閾値を超えると急激に減少する。さらに、2020 年では、建物用途の混合度(SHDI)が ST に大きな正の影響を及ぼすことがみられた。
- 2) 道路密度と建物用途多様性(Richness)は、一貫して ST に負の影響を及ぼした。
- 3) 建物階数と ST の関係は複雑であり、顕著な非線形特性を示した。2019 年と 2020 年には、10 未満の建物階数が ST に正の影響を与えたが、建物階数が 10 を超えると、その効果は負に転じる。特に 2020 年には、建物階数が 15 を超える再び正の影響が現れ、2022 年までではそれが 15 を超えると ST との関係は非常に不安定になり、相互作用の複雑かつ動的な性質が明らかとなった。

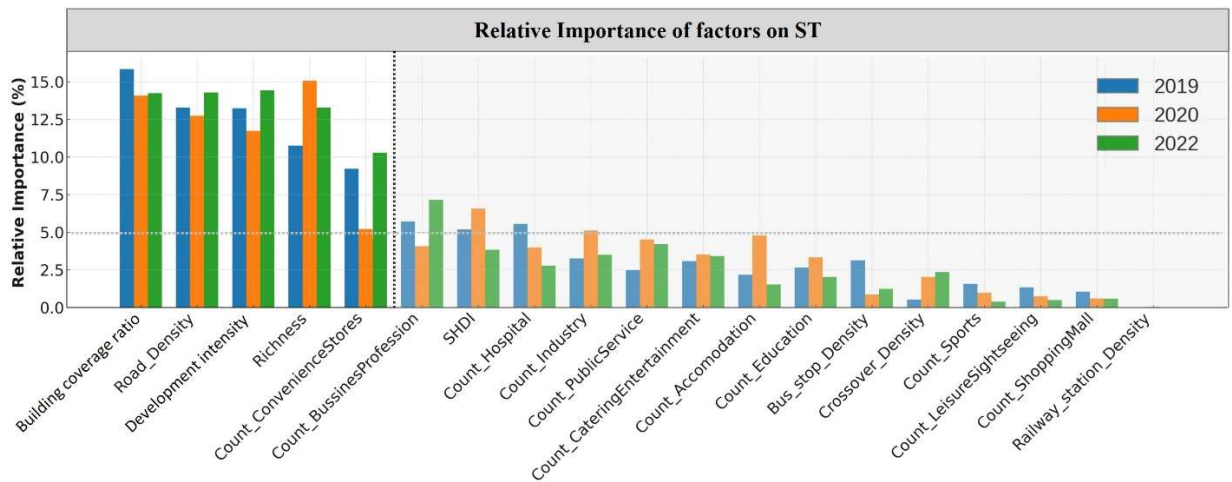


図 3 研究対象地における平均滞留時間指数 (ST) の年度別推移

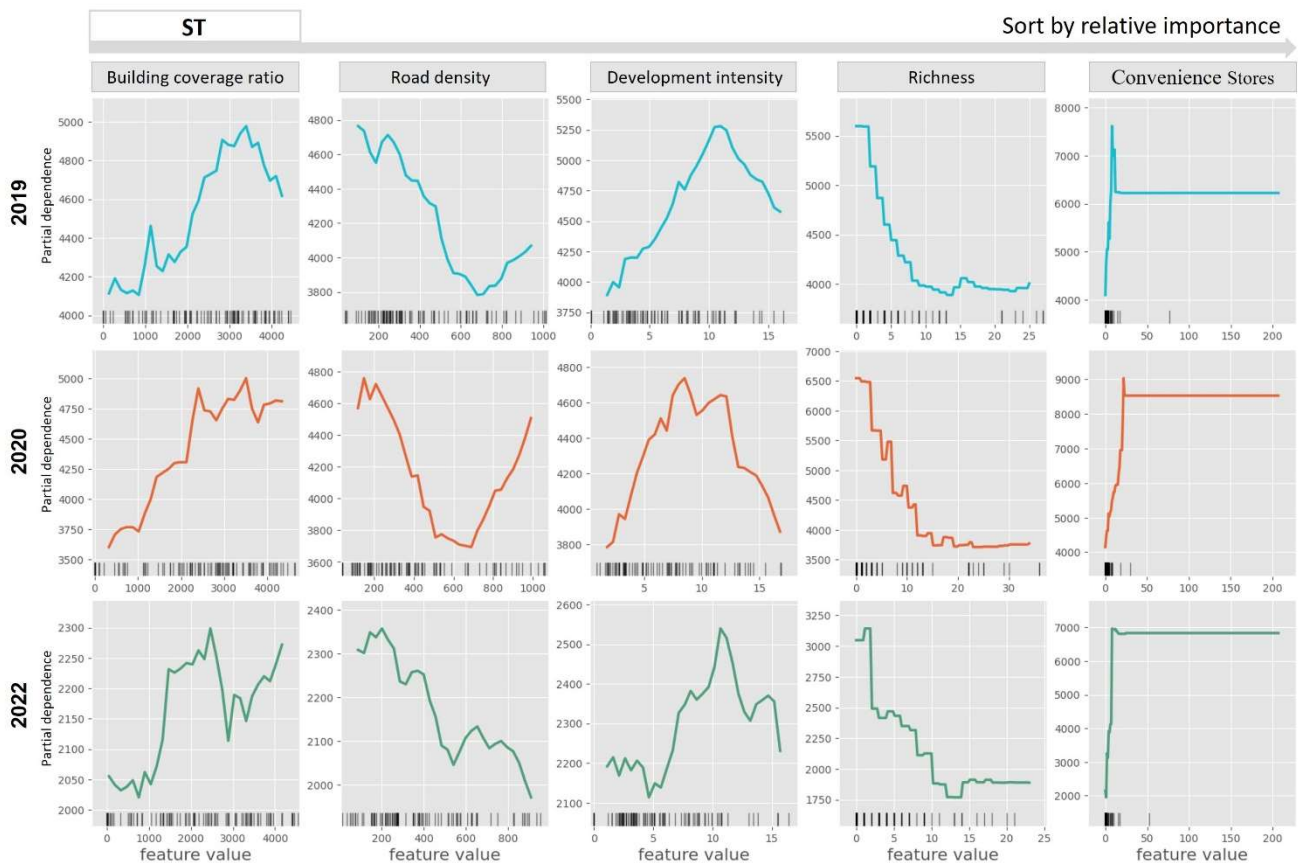


図 4 平均滞留時間指数 (ST) に影響を与える 5 つの主要変数の部分従属プロット (PDP) 年度別推移

※本書式に基づき収まるよう、本文は原則 10.5 ポイント以上の文字にてご記載願います

4. まとめと今後の課題

本研究では、モバイルデータを活用して来街者の行動を詳細に分析し、COVID-19 のパンデミック前後の福岡市中心部を事例に、来街者の目的地別の建物用途を含む多様な都市環境が、人流の混雑への影響を明らかにした。本研究では特に来街者の行動特徴を訪問頻度指数と平均滞留時間指数など 2 つの定量的な指標から分析を展開し、特に混雑に直結する後者と、都市環境の各変数との関係性を掘り下げた。XGBOOST モデルの結果から、建物の密度が重要な要因として浮上し、相対的重要度は 15%以上の高い値を示し、直線的な正の影響を呈した。道路密度と建物用途の多様性の相対的重要性が一貫して約 10%で推移している。建物階数と滞留時間との関係性は、パンデミックによる影響を強く受け、より複雑な非線形関係を示し、最初は正の影響を示し、その後は負の影響に転じるも、再び逆の傾向がみられた。また、日常生活の利便性に直接的に寄与するコンビニの密度も、来訪者の滞留時間に正の影響を与えていることが分かった。特に、パンデミックの期間中の 2020 年では、来訪者の滞留時間に対する建物用途の混合度による明確な正の影響がみられ、こうした外出制限が敷かれている期間中にこそ、人々はより多様なサービスを同時に効率よく受けられる多様な建物用途と機能が混在する地域により集中し、混雑につながりやすい傾向が明らかとなった。

本研究の制約と今後に向けた課題として、まず、福岡市中心部に焦点を当てていることから、他の都市や地域に完全に一般化できない可能性が考えられる。次に、今回使用した XGBOOST モデルは、構築された都市環境要因と来街者の行動との間の関係性をある程度解明することができるが、その説明力は利用するデータの精度に大きく依存する。さらに、都市環境と来街者の行動との間の複雑な相互作用は、個人の好みや行動様式、文化的要因、季節的な要因など今回では取り上げられていない要因の影響を受ける可能性もあり、来街者の行動をより包括的に理解し、より効果的な混雑緩和予防に向けた予測モデルを構築するために、今後これらの潜在的な要因をより幅広く網羅し、さらに詳細に検討する必要がある。

謝辞

本研究の実施においては、九州大学大学院人間環境学府(都市空間論研究室)博士課程の袁 焯さんをはじめ学生の皆様からの多大なるご尽力に加えて、筑波大学・巖 先鏞先生、東京大学・西 颯人先生、長谷川 大輔先生、龐 岩博先生、愛知工業大学・川口 暢子先生、東京都立大学・益邑 明伸先生、大阪公立大学・松尾 薫先生、杉本 賢二先生(順不同)などからも大いなるご支援・ご協力を頂きました。なお、本研究の中で利用した一部のデータは、東京大学 CSIS 共同研究(No. 1180)の一環として提供して頂きました。関係者各位ならびにこの度の助成を頂きました公益財団法人カインズデジタルイノベーション財団に対して、改めて心より感謝を申し上げます。

参考文献

- (1) Borpujari, P., 2022. How Japan survived covid-19. *BMJ*, 376: o778. <https://doi.org/10.1136/bmj.o778>
- (2) Dobler, G., Vani, J., Dam, T.T.L., 2021. Patterns of urban foot traffic dynamics. *Computers, Environment and Urban Systems*, 89:101674. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101674>
- (3) Frumkin H., 2021. COVID-19, the Built Environment, and Health. *Environ Health Perspect*, 129(7):75001. <https://doi.org/10.1289/EHP8888>
- (4) Sugimoto, K., 2013. Quantitative measurement of visitors' reactions to the settings in urban parks: Spatial and temporal analysis of photographs. *Landscape and Urban Planning*, 110:59-63. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.10.004>
- (5) Zhang, H., Li, P., Zhang, Z., Li, W., Chen, J., Song, X., Shibasaki, R., Yan, J., 2022. Epidemic versus economic performances of the COVID-19 lockdown: A big data driven analysis. *Cities*, 120:103502. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2021.103502>
- (6) Eom, S., Kim, H., Hasegawa, D., Yamada, I., 2024. Pedestrian movement with large-scale GPS records and transit-oriented development attributes, *Sustainable Cities and Society*, 102:105223. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2024.105223>