

コロナ禍におけるモバイル空間統計を活用した 人流解析と社会貢献



株式会社ドコモ・ インサイトマーケ ティング



株式会社 NTTドコモ あかつか ひろと **赤塚 裕人**



株式会社ドコモ・ インサイトマーケ ティング



株式会社 NTTドコモ てらだ まさゆき 寺田 雅之

1. はじめに

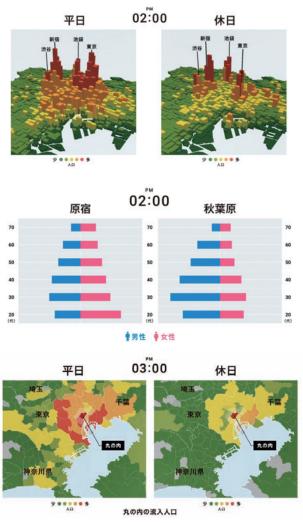
新型コロナウイルス感染症(COVID-19)が感染拡大を開始してからおよそ2年、我々の生活・行動様式は激しい変化にさらされてきた。従来よりも感染力の強い変異種が世界的な猛威を振るい、日本国民はもちろん政府民間企業共にその対応を迫られた。ワクチン接種率の向上により重症化率は抑えられつつあるものの、今後の感染状況の見通しは不透明である。

人流を把握し3密回避等の対策を講じることは、COVID-19 感染拡大の抑制にあたり重要な社会的ミッションであった。このような課題に対する強力な一手として、モバイル端末の位置情報を活用したビッグデータが脚光を浴びてきた。その代表例が、モバイル空間統計®を活用した人口マップだ。本サービスでは日本全国の人口変動をリアルタイムに把握することが可能であり、前年度比較を通じて人流変化を把握できる。本サービスをはじめとして、感染症対策に関わる政策立案や効果測定時には、内閣官房や東京都・地方公共団体がモバイル空間統計を活用している。また、多くの感染拡大と人流の関係解明に向けた研究にも活用されており、日々社会に貢献している。

本稿では、第2章でモバイル空間統計の概要を述べ、第3章でモバイル空間統計が感染症対策において重要な社会的役割を果たしていることを示す。また第4章でコロナ禍における人流研究に盛んに活用されていることを具体例と共に述べる。最後に第5章では、モバイル空間統計が差分プライバシによって十分なプライバシ保護が講じられていることを述べる。

2. モバイル空間統計の概要

モバイル空間統計は、NTTドコモが運用する携帯電話等 モバイル端末のデータに基づいて、全国任意エリアで24時間 365日、1時間ごとに人口を把握可能な人口統計データであ る(図1)。国内居住者約8200万台、訪日外国人1200万台 に及ぶ大規模なサンプルを用いて計算を行い、統計的に信 頼性の高いデータを生成している。国内居住者については、 携帯電話契約時の契約者情報を用いて性・年齢層・居住地 等の属性別に人口を推計できる。地理的解像度は全国500m メッシュ*、年齢層は最小5歳刻み、居住地は大字単位まで



■図1. モバイル空間統計の概要

^{*} 一部地域は125mメッシュまたは250mメッシュにも対応。

把握可能である。基地局エリアごとに所在する携帯電話を 周期的に把握し、集計された携帯電話の台数を基に、ド コモの携帯電話普及率を考慮して推計する。

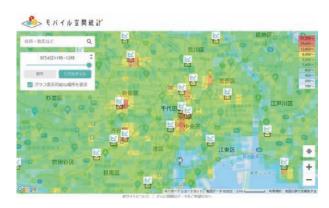
モバイル空間統計の第一の特徴は、長期間のデータを保持していることである。国内居住者はサービスを開始した2013年10月から現在に至るまでデータを蓄積しており、人口の過去比較が可能である。第二の特徴に、データの鮮度がある。我々が提供する国内人口分布統計(リアルタイム版)では、直近1時間前までのデータをほぼリアルタイムに推計可能なため、昨今のCOVID-19対策においてコロナ禍で日々大きく変化する人流を捉えるために活用されている。

モバイル空間統計は、3段階の処理により生成される。 1段階目は携帯電話のデータを個人が識別できないデータ に変換をする「非識別化処理」、2段階目が属性別に携帯 電話台数を集計した結果をドコモの普及率を基に拡大推計 し、ドコモユーザ以外の人口も考慮した計算結果を出力す る「集計処理」、3段階目が少人数エリアの数値を除去する 「秘匿処理」である。このように個人が特定できない統計 処理を実施することで、個人情報保護・プライバシー保護 を図っている。有識者による「モバイル空間統計による社 会・産業の発展に関する研究会」の開催、公共・産業利用 のためのガイドラインの公開を経て、2013年のサービス開 始以来、プライバシー保護を担保しながら、官民間わず多 くの分野において活用されている。

なお、COVID-19関連の人流解析で現在最も活用されている国内人口分布統計(リアルタイム版)では、差分プライバシが用いられており、第5章で改めて論じることとする。

3. モバイル空間統計を用いた感染症対策

第1章で述べたとおり、猛威を振るうCOVID-19の影響下において、人流抑制という社会的要請があった。そこで2020年5月、モバイル空間統計を人口マップとしてオンラインサイトに一般公開した。人口マップでは全国500mメッシュごとの人口をリアルタイムにヒートマップ表示しており、混雑地域の状況確認や地域住民への外出自粛要請、施策の効果検証等、様々に活用することができる(図2)。また内閣官房の「新型コロナウイルス感染症対策特設サイト」にモバイル空間統計を活用いただいている『』。本サイトは3密回避に向けた人流把握、感染症対策の効果測定を実施する目的のものである。公開当初は、前日や緊急事態宣言前、感染拡大以前といった基準時点の人口と、当日人口の増減率が確認できるものであった。札幌駅周辺や新宿周辺、渋



■図2. 人口マップ

谷センター街周辺といった各都道府県の代表的な地点の15時台の人口を比較対象としていた。2022年5月現在は、各都道府県の主要地点や歓楽街において、2019年1年間における各時間帯のピーク値を基準(1.0)とした場合の各日の増減率がグラフ表示され、人流変化の可視化が行われている(図3)。



■図3. 内閣官房ホームページに掲載されている主要地点・歓楽街 の増減率グラフ

政府のみならず、東京都や地方公共団体に対してもモバイル空間統計の提供を行っている。例えば、東京都では渋谷、新宿、銀座といった主要繁華街の混雑状況を、ピクトグラムで視覚的に表現し、3密回避に向けた都民への注意喚起を行っている^[2]。

モバイル空間統計はこれまで防災計画やまちづくり、観光振興等、幅広く活用されてきたが、このように公共における3密回避に向けた混雑レベルの指標として、コロナ禍においても広い活用がなされており、人流抑制による感染症対策に向けた社会貢献を果たしている。



4. モバイル空間統計を用いた人流研究

モバイル空間統計はCOVID-19のような社会的な影響の大きいイベントによって生じる、マクロな人流変化を捉える上で非常に有用だ。本データを活用した多くの研究によって、COVID-19やそれに関連する政策と人流の関係が明らかにされ、社会貢献を果たしてきた。

人流抑制策、特に、緊急事態宣言は2020年の第1回宣言時に、人々の動きに大きな影響を及ぼしていたことが、モバイル空間統計を通じて明らかになった。有村らは日本における1回目の緊急事態宣言下での札幌市の人口密度変化を、モバイル空間統計を用いて分析した。その結果、期間中は自宅待機が増大し、中心部への移動が減少した結果、混雑地域の人口密度が最大90%減少したことを明らかにした[3]。

モバイル空間統計を用いた分析は、日本国民の行動特性も明らかにした。原らは、政府による強い規制がなくとも、コロナ禍において人々は旅行や都道府県間移動を控え、人口密集地における人口密度が減少することを明らかにした。またそれに基づき、緊急事態宣言後の人流の戻りが緩やかになることを示唆した[4]。また梶谷らは感染率が高かった8県を対象に移動の度合いと感染リスクに相関があるかを分析した。事業所情報とも組み合わせ、業種ごとの潜在的な接触と有効再生産数との関係を明らかにした[5]。

また、複数回行われた緊急事態宣言間で効果を比較した研究がある。坪井らは2度の緊急事態宣言下における人流を分析し、1回目の宣言時よりも2回目の宣言時の方が人流抑制効果が小さかったことを、モバイル空間統計を用いて示した^[6]。

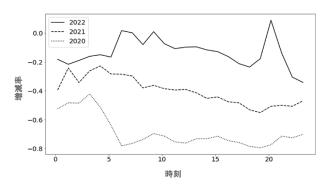
なお、マクロな行動把握では、GPS等のポイント型流動人口データに比べモバイル空間統計のような基地局測位ベースの統計データに優位性があることが分かっている「『」。GPSではアプリ利用者しかサンプルに含まれず、地域や属性に関するバイアスが生じるが、モバイル空間統計では全国に広く敷設された基地局から取得可能な、ドコモの大規模サンプルを利用して推計を行うため、より信頼性の高い人口統計を生成可能なためである。

最後に、2022年ゴールデンウィーク(GW)の人出が過去の人出に比べどのようであったかを、モバイル空間統計を用いて観察してみる。昭和の日である4月29日を基点とした5日間の羽田空港周辺の人口を、コロナ前の2019年とコロナ禍であった2020年以降の各年とで比較する。計算条件を表に示す。各年の人口は、各々のGW5日間での各時刻

の人口ピーク値で代表し、2019年の各時刻の人口ピーク値 に対する増減率で評価する。計算結果を図4に示す。実線 が2022年、破線が2021年、点線が2020年の増減率の推 移である。2020年は1回目の緊急事態宣言下であったこと もあり、日中の人口が大きく減少し最大-80%近い値となっ ている。2021年も同様に緊急事態宣言下であったが、3回 目であったこともあり、2020年に比べると減少は小さくなっ ている。とはいえ、コロナ前と比較すると日中は-40%近い 減少となっており、人々が旅行控えをしていたことが分か る。そして、ワクチン接種が普及し、人流抑制策に関わる 制限が無くなった2022年のGWにおいては、日中の増減率 は高々-20%程度にとどまっていることが分かる。また、 出発、到着が多い時間帯と思われる8時前後や20時前後は、 ほとんど完全に人出が回復していることが分かる。このよ うにモバイル空間統計は、時々刻々と変わりゆく人々の行 動形態を、統計的に明らかにする手段として非常に強力で ある。

表. 計算条件

項目	内容
基準年	2019年
比較年	2020年、2021年、2022年
対象期間	各年の4月29日から5日間
対象エリア	羽田空港周辺の500mメッシュ 53392652、53392653、53392662、53392663 の合算



■図4. ピーク値比較での増減率推移

5. モバイル空間統計とプライバシ保護

ドコモは、ユーザのプライバシ保護を最重要に考えており、モバイル空間統計の作成・提供において順守する事項をモバイル空間統計ガイドラインとして公開している。モバイル空間統計は、あくまで人口という統計データであり、

個々人の特定につながるような情報は提供しない。そのため、電話番号など、個人を特定できる情報は使用しない。また、生年月日は年齢層に、住所は市区町村単位に変換するなど、情報の要約を実施してから統計化している。しかし、情報の要約や統計化だけでは、お客様のプライバシの安全性を100%保証することはできない。例えば、ある地域に15歳代の女性が1人しか住んでいないことを攻撃者が知っていた場合、国内人口分布統計(リアルタイム版)によってその女性の行動を把握できてしまう可能性がある。このように、統計データのプライバシ保護においては、豊富な背景知識を持つ攻撃者や、未知の攻撃手法の発見によって、既存のプライバシ保護技術ではカバーできなくなる危険性がある。

このような課題に対して、ドコモでは2006年に提案された差分プライバシ^[8] に着目した。差分プライバシは、Google やAppleが実用化を進めているほか、米国では2020年の国勢調査への適用が表明されている^[9] 技術である。簡単に説明すると、統計データに対して、差分プライバシ基準を満たすように少量のノイズを加える。差分プライバシの重要な特徴は、k-匿名性基準^[10] などの従来のプライバシ保護基準と異なり、プライバシの安全性を数学的に保証できるという点である。任意の背景知識を持つ攻撃者や未知の攻撃に対して数学的な安全性が与えられており、プライバシ保護に関する「いたちごっこ」から抜け出すことができる可能性を秘めている。

ドコモは、大規模な地理空間データへの差分プライバシの適用方式に関する検討を進め「III、国内人口分布統計(リアルタイム版)のプライバシ保護に活用している。これにより、単なる統計化や従来のプライバシ保護技術では達成困難なレベルの安全性と有用性を兼ね備えた統計情報を提供している。

6. おわりに

本稿では、携帯電話等モバイル端末の基地局データを基に人口を推計するモバイル空間統計の、特にコロナ禍での人流解析事例とその社会貢献について述べた。ワクチン接種率の向上により以前よりも状況が改善しつつあるものの、COVID-19による今後の社会への影響がいまだ不透明な中において、人口統計データが対策を練る上で重要な鍵であることは変わらない。今後もモバイル空間統計が社会

的役割を果たし、日本に暮らす人々の安全性を向上し、社会・産業の発展の一助となることを願っている。

参考文献

- [1] 内閣官房 新型コロナウイルス感染症対策 https://corona.go.jp/dashboard/
- [2] 東京都政策企画局 https://www.seisakukikaku.metro.tokyo.lg.jp/crossefforts/corona/people-flow-analysis.html
- [3] Mikiharu ARIMURA, Tran Vinh HA, Kota OKUMURA, Takumi ASADA: Changes in urban mobility in Sapporo city, Japan due to the Covid-19 emergency declarations, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Volume 7, https://doi.org/10.1016/j.trip.2020.100212 (2020).
- [4] Yusuke Hara, Hiromichi Yamaguch:Japanese travel behavior trends and change under COVID-19 state-of-emergency declaration: Nationwide observation by mobile phone location data, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Volume 9, https://doi.org/10.1016/j.trip.2020.100288 (2021).
- [5] Yoshio Kajitani, Michinori Hatayama: Explaining the Effective Reproduction Number on the COVID-19 by Mobility and Enterprise Statistics: Evidences during the First Wave in Japan and Implications to the Mobility Reduction Policy, PLoS ONE 16 (3), https://doi.org/10.1371/journal.pone.0247186 (2020).
- [6] Kazufumi Tsuboi, Naoya Fujiwara, Ryo Itoh: Influence of trip distance and population density on intra-city mobility patterns in Tokyo during COVID-19 pandemic, ArXiv, https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.01398 (2022)
- [7] 菊池謙汰, 円山琢也, コロナ禍における災害時避難の実態分析―令和2年7月豪雨熊本県人吉市の事例―, 土木研究学講演集, Vol 64, ROMBUNNO.01-02 (2021).
- [8] Dwork, C.: Differential Privacy, Proc. 33rd intl. conf. Automata, Languages and Programming-Volume PartII (Bugliesi, M., Preneel, B., Sassone, V. and Wegener, I., eds.), Lecture Notes in Computer Science, Vol. 4052, Springer, pp. 1-12 (2006).
- [9] U.S. CENSUS BUREAU: Disclosure Avoidance for the 2020 Census: An Introduction, 2021.
- [10] Sweeney, L.: k-anonimity: a model for protecting privacy, Intl. J. Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, Vol. 10, No. 05, pp. 557-570 (2002).
- [11] 寺田雅之, 鈴木亮平, 山口高康, 本郷節之: 大規模集計データへの差分プライバシの適用, 情報処理学会論文誌, Vol. 56, No. 9, pp. 1801-1816 (2015).