

アクティビティシミュレータと観測データを用いた個人の行動再現に関する研究 —コロナ禍の在宅勤務の再現—

井坂 凌佑¹・佐々木 邦明²・菊池 輝³

¹学生会員 早稲田大学大学院 創造理工学研究科 建設工学専攻 (〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1) E-mail: le10rmaec-fcb@akane.waseda.jp

²正会員 早稲田大学 創造理工学部 社会環境工学科 (〒169-8555 東京都新宿区大久保3-4-1) E-mail: sasaki.k@waseda.jp

³正会員 東北工業大学 工学部 都市マネジメント学科 (〒982-8577 宮城県仙台市太白区八木山香澄町 35-1) E-mail: akikuchi@tohtech.ac.jp

2020年4月、新型コロナウイルス感染拡大の影響により緊急事態宣言が発令され、人々の行動が大きく変化した。人との接触を避ける為に外出自粛やテレワークが実施され、新たな生活様式が構築された。このコロナウイルスを踏まえた生活は今後も継続していくであろうと考えられ、人々の行動の変化を詳細に把握することが重要であると考えられる。そこで本研究では、人々の行動を再現するアクティビティモデルと個人の行動履歴等を把握できる携帯電話基地局データを用い、東京都市圏での2020年4月の人々の行動の再現を図った。その結果、コロナ禍での人々の行動を適切に再現し、そこから居住地別、年齢階層別、職業分類など様々な属性別による在宅勤務率やODの変化などアンケート調査等だけでは把握しきれない状態を推計することができた。

Key Words: COVID-19, activity model, mobile phone base station data, telecommuting

1. 研究の背景と目的

昨今の新型コロナウイルス感染症流行により、人々の生活は大きく変化した。特に、移動という面に関しては大きな制限がかかり、コロナウイルス流行前に比べて人々の移動はかなり減少した。人々の移動が変化したことに伴い、社会の在り方も少しずつ変化してきており、在宅勤務の実施やサテライトオフィスの増加、鉄道や街中における混雑の緩和や地方・郊外への移住者の増加などが見受けられる。このコロナウイルスによる新しい生活様式は今後も継続していくであろうと考えられ、この先の感染症対策やコロナウイルスを踏まえた社会・都市の構築は重要であるといえる。そして、この新しい生活様式の構築や感染症対策の実施に向けて、人々の移動や行動を詳細に把握することが必要不可欠であると考えられる。

そこで、人々の移動や行動を把握する方法として、人の行動に着目したアクティビティモデルが近年利用され

てきている。アクティビティモデルでは個人の移動は活動の派生需要であるという立場で考えられており、個人属性や時空間制約の制限の下、個人の活動内容や場所、時間などを決定し、その間の移動をしている。このアクティビティモデルの利用により、個人の一日の生活行動を詳細に記述することが可能となった。しかし、アクティビティモデルはこれまで多くの研究で利用されてきたものの、モデルパラメータの推定に必要なアクティビティダイアリー調査の負担が大きいことや、過去の調査データを用いることによる予測精度に問題があることなどから実務的な利用が限られているのが現状である。

一方で、最近では個人の行動履歴や移動、滞在に基づいたビッグデータを継続的に入手することが可能となってきている。その例として、株式会社ドコモ・インサイトマーケティング（以下、ドコモ・インサイトマーケティング）が提供する、1時間毎に日本全国のメッシュ別滞在人数を24時間365日把握することができる「モバイル空間統計」¹⁾があり、これらのデータにアクティビティ

モデルを同化させることで、現況に即した個人の行動を再現できる²⁹⁾。この手法を用いることで、災害時などで急激に人々の行動が変化した際や通常とは異なる人口の変動が生じた際にもその行動の再現を図ることが可能と考えられ、今回の COVID-19 による行動変化もその状況の一つである。

以上の背景の下、本研究ではアクティビティシミュレータと観測データを用いて、通常とは異なる人口の変動が生じた際の行動の再現を、COVID-19 によって急激に生活や行動が変化した状況を例として取り上げて行うことを目的とする。本研究では、COVID-19 による行動変化の中でも、特に人々の行動が急激に変化した 2020 年 4 月の緊急事態宣言発令期間中の人々の行動の再現を図る。またアクティビティシミュレータのうち、固定活動としての勤務に関するデータを入力でき、在宅勤務の状況をシミュレータ内で考慮することができると思われることから、アクティビティシミュレータ PCATS⁹⁾ (Prism-Constrained Activity Travel Simulator) を本研究で使用する。

2. 既存研究の整理と本研究の位置づけ

(1) 既存研究の整理

本研究に関する既存研究を、アクティビティシミュレータ PCATS を用いた行動予測に関する研究とコロナ禍における人の移動および予測に関する研究に分けて示す。

a) アクティビティシミュレータ PCATS を用いた行動予測に関する研究

アクティビティシミュレータ PCATS は藤井ら⁴⁾によって開発され、様々な研究で用いられている。PCATS は 1 日の活動を仕事や学校などの「固定活動」と買い物などの「自由活動」に分類し、時空間プリズム制約を考慮した上で、個人の生活行動に関する意思決定を時間軸上で逐次再現する生活行動マイクロシミュレーションである。PCATS を用いた研究として、布施・原田⁵⁾は、PCATS とモバイル空間統計を用い、東京都心三区を対象に現況に即した個人の移動の再現を図った。福富⁶⁾は東京 23 区をに範囲を拡大し、アクティビティモデルと異種交通データを用いて、パーティクルスムーザを実行することで、人口の再現率を向上させ、個人の行動を推定する手法を提案した。また、大竹・菊池⁷⁾は仙台都市圏において PCATS と交通流シミュレータ SOUND を組み合わせたシミュレーションシステムと観測データを統合させ、広範な都市圏レベルでもデータ同化が有効であることを示した。菊池⁸⁾らは豊田市を対象に PCATS を適用し、時差出勤やノーカーデー、公共交通の改善などの施策の評価を示した。

b) コロナ禍における人の移動および予測に関する研究

廣瀬⁹⁾らは、アクティビティシミュレータ PCATS とモバイル空間統計を用い、東京 23 区を対象として緊急事態宣言発令期間中の個人の行動の再現を図った。アクティビティ PCATS の出力結果をモバイル空間統計人口に同化させ、就業者の勤務地を再配置することで緊急事態宣言中でのゾーン別の滞留人口を適切に再現できるシミュレーションを可能とした。一方で、推計された在宅勤務率に関しては、実際の数値よりも低く算出されたと述べている。三嶋・秋山¹⁰⁾は、モバイルビッグデータを活用してコロナ禍における人の動きの変容を分析し、人手の大小と感染者数の推移との間にある程度の関連性があることを明らかにした。また、西堀ら¹¹⁾は交通状況を継続的に捉える多様なデータを用いて、COVID-19 の対策による人出の変化を分析し、時間帯別における対策の影響や活動別の影響を明らかにした。

(2) 本研究の位置づけ

本研究では、既存研究と同様にアクティビティシミュレータ PCATS を用いて、廣瀬らの既存研究での対象範囲を東京都市圏に拡大することで、東京 23 区を対象としたときには考慮されなかった遠方からの通勤通学者や東京 23 区外での移動を考慮したシミュレーションを行い、コロナ禍における広範囲での行動を把握する。また、その際に用いられた在宅勤務を決定するアルゴリズムを変更し、より詳細な人々の行動の再現を行う。

3. シミュレータの設定

(1) 対象地域

本研究の対象地域は、東京都市圏である(図-1)。平成 30 年に実施された第 6 回東京都市圏パーソントリップ調査(以下、PT 調査)が実施された範囲全域であり、そ

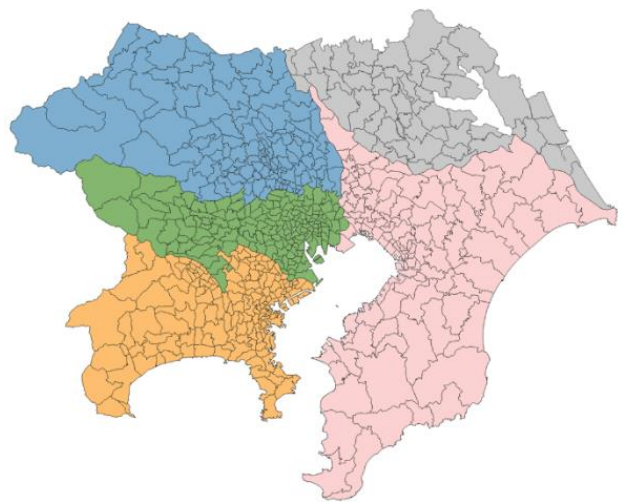


図-1 対象地域である東京都市圏

の範囲は東京を中心とする半径約 80km 圏内で、東京都、神奈川県、埼玉県、千葉県、茨城県（南部）の面積約 15,000km²、5 歳以上の夜間人口が約 3,660 万人（平成 30 年現在）の地域である¹²⁾。シミュレーションの解像度は、東京都市圏 PT 調査における計画基本ゾーンの全 615 ゾーンであり、東京都 164 ゾーン、神奈川県 168 ゾーン、埼玉県 118 ゾーン、千葉県 113 ゾーン、茨城県 52 ゾーンとなっている。

(2) PCATS および分析に使用したデータ

PCATS および分析に使用したデータを以下に示す。

a) 入力データ

PCATS に入力するデータとして、平成 30 年東京都市圏 PT 調査データを用いた。対象となる個人は、モバイル空間統計で対象年齢となっている 15 歳～79 歳のうち東京都市圏に居住しており、都市圏内に固定活動を持つ個人である。その調査対象人数は、PT 調査データから欠損値を取り除いた 29,680,605 人である。入力する個人データは、{個人 ID, カテゴリ, 居住地ゾーン, 就業（就学）ゾーン, 性別, 年齢, 職業, 免許有無, 世帯保有自動車数, 拡大係数, 世帯人数, 固定活動内容/場所/時間}であり、固定活動については、PT 調査データから得られる各個人の就業先活動と就学先活動のほか、朝起床してから自宅を出るまでの在宅活動と夜自宅に帰宅してから就寝するまでの在宅活動を固定活動と定義した。また、一日の最初と最後には自宅にいるという仮定をするために、シミュレーション時間の最初と最後に各 10 分の在宅活動を固定活動とした。

交通機関 LOS データは、平成 30 年の PT 調査時のデータを使用した。対象ゾーン間のトリップを代表交通手段別に抽出して、費用・時間・乗換回数等の平均値を算出した。地域データ（面積、人口、サービス事業所数、人口密度、サービス事業所数密度）に関しては、GIS より面積を、平成 27 年国勢調査より人口を、平成 26 年経済センサスよりサービス事業所数を算出し、計画基本ゾーンに合うように変換して使用した。

また、PCATS 内部モデルパラメータに関しては、京阪神都市圏アクティビティダイアリ調査によるデータから藤井ら⁴⁾および福富⁹⁾によって構築されたパラメータを使用した。

b) 観測データ

観測データとして、ドコモ・インサイトマーケティングが提供するモバイル空間統計を使用した。モバイル空間統計は、NTT ドコモの携帯電話ネットワークの仕組みをもとに作成される人口統計情報であり、1 時間ごとの人口を 24 時間 365 日把握することが可能である。本研究では、500m メッシュの人口分布統計のうち、居住地（市区町村）別の分布統計を使用した。

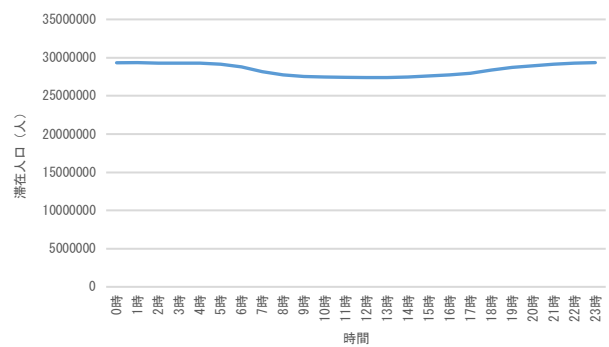


図-2 4月22日の東京都市圏でのモバイル空間統計の時間別人口

そして今回、居住地別の人口分布統計において 2020 年 4 月 22 日（水）の人口分布統計を使用した。この日は、第一回緊急事態宣言が発令されてちょうど 2 週間が経過した日であり、緊急事態宣言によって大きく変化した人々の生活や行動の様子を最もよく示していると考えられる。本研究では、居住地（市区町村）別の分布統計から東京都市圏に住む人のみを集計したのち、東京都市圏の計画基本ゾーンに合うように面積按分を実施し、時間別人口を算出した。

算出した結果を図-2 に示す。図-2 より、夜間人口に比べて昼間人口が減少していることが確認できる。この人口に関しては、昼間にかけて東京都市圏外に異動した分の人口とモバイル空間統計の秘匿処理によって除去された分の人口の二つの可能性が考えられる。PT 調査から約 50 万人ほどが東京都市圏外に固定活動を持ち移動していることが確認できるため、今回用いるモバイル空間統計では約 140 万人が秘匿処理によって除去されると把握できる。

本研究では、シミュレーション実施時に、入力データの拡大係数をモバイル空間統計で減少した分に合わせて減少させることでモバイル空間統計に合わせるようにする。この手法によりモバイル空間統計に合わせた人数でシミュレーションを実施することができる。

4. 在宅勤務の割り当て方法

本研究では、観測データの人口分布に適合するように、勤務場所を修正する。その際、布施・原田⁹⁾、大竹・菊池⁷⁾などの研究で用いられている手法とは異なり、廣瀬ら⁹⁾の研究で用いられた、PCATS へのインプットである「固定活動」を適宜変更することで、シミュレーションを観測データに適合させる。廣瀬らの研究では固定活動のデータを対象とし、固定活動の変化確率を定めることでコロナ禍での在宅勤務の実施をシミュレーション内に反映させ、人々の行動を再現を図っている。一方で、用

いられた在宅勤務決定方法には課題があり、今回その手法を改良して新たな手法を用いることとした。

(1) 既存研究における課題

廣瀬ら⁹⁾の研究成果として、コロナ禍で変化した勤務状況をモデル内に反映できることが確認された。一方で、この手法では、在宅勤務の実施によるゾーン内での人数の入れ替わりを考慮できないことが課題として指摘される。在宅勤務の尤度がゾーン別のシミュレータの出力人口とモバイル空間統計の人口分布の差に応じて設定しているため、図-3 に示しているようにあるゾーンを目的地とする人数と到着地とする人数が同じゾーンでは、観測データに変化がない。

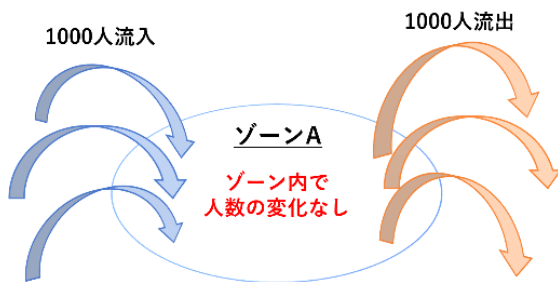


図-3 ゾーン内での人数の入れ替わりの様子

(2) 改良した同化手法

上述した課題を踏まえ、廣瀬ら⁹⁾ではモバイル空間統計の総人口を用いていたが、居住地別の人口を用いて、在宅勤務の尤度を設定する。具体的には、ある時間のシミュレーション結果で得られる各ゾーンの居住地人口を、モバイル空間統計のある時間の居住地別人口を用いて、式(1)によって個人の在宅勤務尤度を設定する。

$$L_{ikt} = 1 - \frac{\text{モバイル空間統計による人数 } y_{ikt}}{\text{PCATS シミュレーションによる人数 } x_{ikt}} \quad (L_{ik} > 0) \quad (1)$$

$$L_{ik} = 0 \quad (L_{ik} < 0)$$

L_{ikt} : 時間 t における個人の在宅勤務尤度

y_{ikt} : 時間 t における PCATS から推計された市区町村 i に居住しゾーン k に滞在する人数

x_{ikt} : 時間 t におけるモバイル空間統計から推計された市区町村 i に居住しゾーン k に滞在する人数

上述したアルゴリズムによって、PCATS 個人に在宅勤務を割り当ててゆく。今回は、廣瀬ら⁹⁾の研究と同様に、コロナ禍での在宅勤務や時差出勤等を考慮するために、複数の時間帯で在宅勤務の割り当てを行う。具体的には、午前中の勤務状況を考慮する時間として 11 時、午後での勤務状況を考慮する時間として 16 時、退勤時間の早まりを考慮する時間として 21 時の 3 つの時間帯

である。

a) 11 時

午前 11 時の時点で式(1)に従って個人ごとに在宅勤務尤度を設定し、この尤度に従って拡大時に個人に在宅勤務を割り当てる。この在宅勤務を 10 パターン作成し、最もモバイル空間統計に近くなったシミュレーションでの入力データを次の時間帯である 16 時のシミュレーションに用いる。

b) 16 時

次に午後での勤務状況を考慮するために 16 時を同化時間として選定し、モバイル空間統計との同化を行う。16 時での同化手法による基本的な考え方は、廣瀬ら⁹⁾の研究での考え方に従う。午前中は出勤して午後から在宅勤務をする人に関しては、11 時に在宅勤務を割り当ててシミュレーションした結果を入力データとして用いた場合のシミュレーション結果から、16 時における式(1)より計算される在宅勤務尤度を用いて、拡大後の午後在宅勤務を実施する個人を決定する。

また、午前中は在宅勤務をして午後から出勤する人に関しては居住地別の人口に合わせる手法および式(1)の適用が難しいと考えたため、廣瀬らを参考に 11 時時点では在宅勤務をしており、16 時において、

- ① シミュレーションによる人口がモバイル空間統計を上回っているゾーンに居住している人
- ② シミュレーションによる人口がモバイル空間統計を下回っているゾーンに勤務している人

を午後から出勤するようにする。その際、以上 2 つに該当する個人に対し、居住地側、勤務地側それぞれの在宅勤務尤度を以下の式(2)で設定する。

$$L_{tk} = \left| \frac{x_i - y_i}{y_i} \right| \quad (2)$$

L_{tn} : 時間 t における個人 n の在宅勤務尤度

x_i : PCATS 結果におけるゾーン i の滞在人口

y_i : モバイル空間統計におけるゾーン i の滞在人口

更に、廣瀬らの考え方に従って、出勤および帰宅の移動時間を考慮し、「12 時まで在宅勤務で 13 時から出勤勤務」もしくは「12 時まで出勤勤務で 13 時から在宅勤務」とした

c) 21 時

コロナ禍では飲食店の休業などがあり、夜間の外出や外食をする人の減少などが起きており、この影響を考慮する。16 時に在宅勤務を割り当てた場合のシミュレーションから、式(1)に従って 21 時において出勤している人のうち退勤時間を早める人の割合を設定する。その後、この割合に従って個人の早期退社を割り当てる。ここでも廣瀬ら⁹⁾の研究と同様に、19 時半を退勤時間として設定した。そして、その割り当てに従ってシミュレーショ

ンを実施することを繰り返し、モバイル空間統計に最も近かった結果を当日の在宅勤務を再現するシミュレーションとして採用する。

5. PCATS の適用結果

(1) 夜間人口の確認

PCATS を適用するにあたり、まず初めに午前 3 時の段階でシミュレーションを実施し、夜間人口の分布に大きな違いがないかを確認する。比較した様子を図-4、図-5 に示す。図-4、図-5 は横軸にゾーン番号、縦軸に夜間人口を示しており、615 ゾーンでの夜間人口の分布の様子を二つの図に分割して示している。図-4、図-5 より、両者共に類似の傾向を示しており、決定係数を求めたところ、決定係数 $R^2=0.9688$ と非常に高い値を確認できた。よってこのことから夜間人口を問題なく再現できているといえる。

(2) 各時間での同化の結果

4 章で示したアルゴリズムを、夜間時間帯以外である 11 時、16 時、21 時の 3 つの時間で適用した。1 回のシミュレーションに要した時間は約 100 分、総計算時間は約 13 時間程度であった (CPU : Inter(R) Core(TM) i7-8700K CPU@ 3.70GHz, メモリ : 48.0GB)。勤務地を変更させずにシミュレーションを実施した結果を「在宅勤務考慮

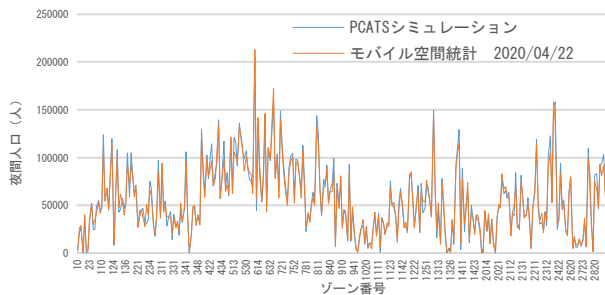


図-4 午前 3 時における PCATS シミュレーションとモバイル空間統計の比較 (ゾーン番号 10~2913)

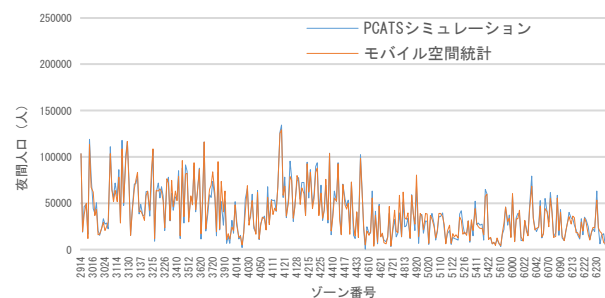


図-5 午前 3 時における PCATS シミュレーションとモバイル空間統計の比較 (ゾーン番号 2914~6235)

無し」、モバイル空間統計と同化して勤務地を変更し、シミュレーションを実施した結果を「在宅勤務割り当て後」とし、各時間でゾーン別の滞在人口を比較した。ここでは、特に同化による滞在人口の変化が大きかった 11 時での同化の結果を横軸にゾーン番号、縦軸に滞在人口をとって図-6、図-7 に示す。また、精度検証として以下の式(3)で示す平均平方二乗誤差(RMSE)を算出し、予測の精度を検証した。その結果を表-1 に示す。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3)$$

x_i : シミュレーションでのゾーン i の滞在人口

y_i : モバイル空間統計のゾーン i の滞在人口

n : ゾーン数

図-6、図-7 において、青い折れ線は在宅勤務の考慮無しのシミュレーションの結果を、オレンジの折れ線は在宅勤務の割り当て後のシミュレーションの結果を、グレーの折れ線は、モバイル空間統計を示している。また、図-6 のピンク色で塗られている箇所は、在宅勤務を考慮しない場合と割り当てた場合で滞在人口の変化が大きいゾーンであり、これらのゾーンは山手線内に位置していることが確認できた。故にこれらのゾーンで働いてい

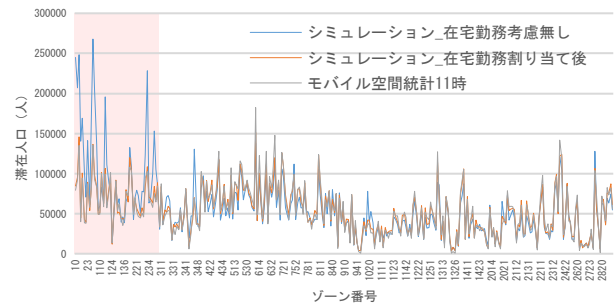


図-6 11 時におけるゾーン別滞在人口 (ゾーン番号 10~2913)

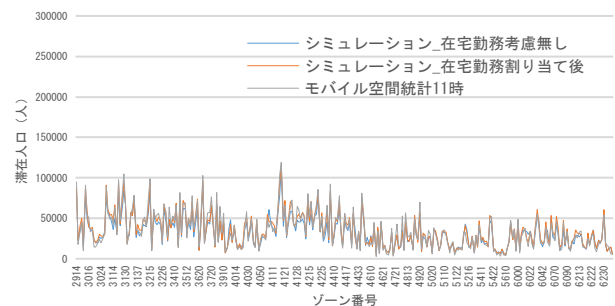


図-7 11 時におけるゾーン別滞在人口 (ゾーン番号 2914~6235)

表-1 同化前後における時間別の平均平方二乗誤差(RMSE)

	11 時	16 時	21 時
在宅勤務考慮無し	18674	5025	6632
在宅勤務割り当て後	5460	4541	6151
精度向上率 (%)	70.8	9.6	7.3

る人々の多くが在宅勤務をしていることがわかった。また、表-1 より、各時間において同化前後 RMSE が減少していることが確認でき、モバイル空間統計に近づいていることが示された。特に 11 時において RMSE が大きく減少しており、16 時、21 時での変化が大きいことから、11 時で在宅勤務を設定した 16 時でのシミュレーション結果はモバイル空間統計からそれほど離れていない、つまり在宅勤務を午前・午後で変更している人は少ないと考えられる。

(3) 在宅勤務の実施状況

モバイル空間統計に適合するように在宅勤務を割り当てることで、コロナ禍における人々の行動の様子を再現することができた。このシミュレーション結果は、個人の行動を再現していることから、在宅勤務の実施状況を把握することができる。以下の表-2 に就業者の勤務状況について示す。

表-2 より、東京都市圏での全体の在宅勤務率は 38.6% であることが分かった。一方で、大久保敏弘・NIRA 総合研究開発機構(2020)「第 2 回テレワークに関する就業者実態調査報告書」¹³⁾によると、一都三県での 2020 年 4 月のテレワーク率 (2020 年 6 月調査実施) は 38% であったと推計されており、かなり近い値を示すことができた。今回は東京都市圏を対象としており、一都三県と比較すると茨城県南部が対象地域として入ってしまっていることや、シミュレーションでは内々ゾーンの移動を考慮していないことなどから、今回のシミュレーションで完全に再現できたとはいえないと考えられる。しかし、東京 23 区を対象としてシミュレーションを実施した廣瀬ら⁹⁾の研究では、在宅勤務率が低く推計されてしまっており、統計データに近い値を示すことができたことから、今回の研究は廣瀬らの研究で示されていた課題を解決できたのではないかとはいえる。

また、在宅勤務の実施状況に関して、計画基本ゾーン

表-2 勤務形態別の勤務人数と在宅勤務率

勤務の仕方	人数	割合
一日出社	7941149	57.1%
午前出社 午後在宅	315449	2.2%
午前在宅 午後出社	291072	2.1%
一日在宅	5364706	38.6%
計	13912376	
在宅勤務率 (一日在宅/計)	38.6%	

の居住地別、就業地別での在宅勤務率を算出した。その結果を図-8、図-9 に示す。図-8 より居住地別では、全体的に満遍なく在宅勤務が実施されていることが読み取れる。また、埼玉県北東部や千葉県東部、北部などのような東京都内、特に山手線内エリアに電車で行くことが可能なゾーンかつ都内から離れているゾーンは在宅勤務率が比較的高い傾向にあることがわかる。一方で、神奈川県と静岡県の県境かつ県内最西部に位置する山北町では在宅勤務率がかなり高かった。山北町は町内のほとんどが山間部というような場所であり、居住者もあまり多くないが、在宅勤務実施者の勤務地を確認したところ、山北町の南に位置している、小田原市や箱根町が勤務先である就業者が多く確認できた。今回、観測データとして用いた 2020 年 4 月 22 日は、第一回緊急事態宣言が発令されていた期間であり、小田原市や箱根町ではコロナの影響でホテルや旅館の休業が相次ぎ、就業先での勤務が出来る状況ではなかったということが背景として考えられる。しかし、この場合、おそらく多くの就業者が在

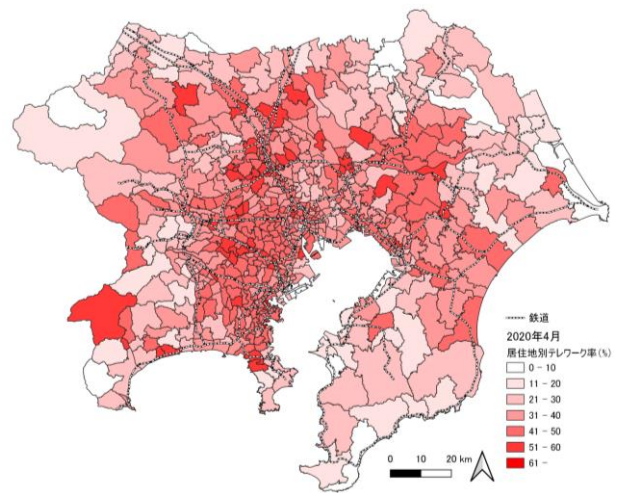


図-8 居住地別の在宅勤務率

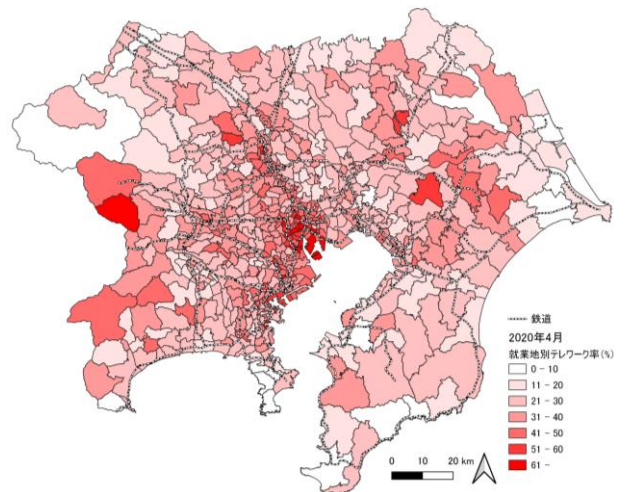


図-9 就業地別の在宅勤務率

宅勤務をしていたというよりも勤務先が休業になり、いわば失業に近い状態になっていたのではないかと想定される。今回のシミュレーションでは、このような失業に近い人を考慮せず、在宅勤務実施者として推計してしまったため、該当ゾーンにおいて在宅勤務率が高くなってしまったと考えられる。

一方で、図-9 に示す就業地別での在宅勤務率を見てみると、山手線内のゾーンで在宅勤務率が高くなっていることや横浜や大宮、浦和、川崎といった政令指定都市（大都市）、そしてそれらをつなぐ鉄道沿線のエリアで在宅勤務率が高くなっていることが確認できる。また、東京都の西部に位置する檜原村で在宅勤務率がかなり高いことがわかる。この原因として考えられることは、檜原村にはコテージや民宿、旅館、キャンプ場が多くあり、こちらも山北町の内容と同様にコロナによって来客数に歯止めがかかり、旅館や民宿が休業を余儀なくされたということである。この場合も、失業のような人が発生していたと考えられ、シミュレーションでは考慮せず在宅勤務実施者として推計してしまったため、在宅勤務率が高くなってしまったと考えられる。

6. まとめ

本研究ではアクティビティシミュレータ PCATS と観測データであるモバイル空間統計を用いて、通常とは異なる人口の変動が生じた際の行動の再現を、COVID-19 によって生活や行動が急激に変化した状況を例として取り上げて実施した。その中でも特に人々の行動が急激に変化した 2020 年 4 月の緊急事態宣言発令期間中の人々の行動の再現を図った。本研究は、コロナ禍での同様の期間を対象に行動の再現を行った廣瀬らの研究において指摘されていた、対象範囲の拡大および在宅勤務を決定するアルゴリズムの変更を実施した。

対象範囲を東京 23 区から東京都市圏に拡大し、また、在宅勤務を決定するアルゴリズムを変更して、行動の再現を行った結果、シミュレーションとモバイル空間統計との適合度を示す平均平方二乗誤差 RMSE がかなり小さな値となり、より詳細な行動の再現を行うことができた。また、シミュレーション結果から、在宅勤務率を推計した結果、統計データによる在宅勤務率に近い値を示すことができ、廣瀬らの研究で指摘されていた、在宅勤務率が低く算出されたという課題を解決できたといえる。更には、居住地別や就業地別での在宅勤務率を示した結果、概ね想定通りの結果を得られることができた一方で、観光業や宿泊業が盛んな地域ではコロナ禍の影響で失業に近い人々が存在していた可能性が考えられた。今回は、そのような失業に近い人々を全く考慮せずにシミュレー

ションを実施したため、今後は、失業者の存在等を考慮していく必要があると考えられる。

今回、対象範囲を東京都市圏という大規模な都市圏に設定し、コロナ禍という通常とは異なる行動を示した状況で人々の行動を適切に再現することができた。しかし、今回は 2020 年 4 月のみを対象として行動の再現を実施したに過ぎず、約 2 年経過した現在ではコロナ禍に対応したまた異なった行動が観測されている。今後、コロナ禍を踏まえた生活が続くであろうと考えられており、生活様式の構築や感染症対策の実施に向けても中長期的に人々の行動を把握していく必要があると考えられる。今回使用したモバイル空間統計のような現状を把握できるモニタリングデータが継続して得られれば、本研究で示したアクティビティシミュレータと観測データによる行動を再現する手法を応用して人々の行動を詳細に把握することが可能となり、効果的な都市政策の実施や社会の構築につながると期待される。

謝辞：本研究は科学研究費補助金「網羅的シミュレーションと機械学習を用いた精度の高い短期交通需要予測手法の開発（課題番号 20H02280）」によって実施されました。また、貴重なデータをご提供いただいた株式会社ドコモ・インサイトマーケティングならびに東京都市圏交通計画協議会に感謝いたします。

参考文献

- 1) NTT ドコモ：モバイル空間統計, <https://mobaku.jp/>
- 2) 澤田茜, 川辺拓哉, 白須瑛紀, 佐々木邦明：パーティクルフィルタを援用した観測 OD とシミュレーションを融合した OD 推計手法, 土木学会論文集 D3 73(5) L579-L588, 2017.
- 3) 澤田茜, 小原拓也, 佐々木邦明：アクティビティモデルとモバイル空間統計を用いた都市圏 OD 推計の可能性, 土木計画学研究・講演集 55, 2017.
- 4) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸：時間的空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.643-652, 1997.
- 5) 布施孝志, 原田遼：詳細な交通行動推定のためのアクティビティシミュレーションと観測データの統合に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学) 75(5), L575-L583, 2019.
- 6) 福富義章：交通行動推定のためのアクティビティモデルと異種交通データからなる状態空間モデルの平滑化, 東京大学大学院修士論文, 2018.
- 7) 大竹司真, 菊池輝：データ同化を実装した需要予測シミュレーションシステムの構築, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.75, No.5(土木計画学研究・論文集第 36 巻),

- I_607-I_613, 2019.
- 8) 菊池輝, 北村隆一, 倉内慎也, 佐々木邦明, 花井卓也, 藤井聡, 森川高行, 山本俊行, : 豊田市を対象とした交通政策導入効果のマイクロシミュレーションを用いた分析, 土木計画学研究・講演集, No.22, 1999.
- 9) 廣瀬光一, 佐々木邦明, 菊池輝, 浅野礼子, 鈴木俊博: リモートワークの普及を考慮したアクティビティシミュレータによるコロナ禍での行動再現, 第 63 回土木計画学研究発表会・論文集, 2021.
- 10) 三嶋瑞希, 秋山祐樹: モバイルビッグデータを活用した新型コロナウイルス禍における人の動きの変容分析, 第 63 回土木計画学研究発表会・講演集, 2021.
- 11) 西堀泰英, 巖先鏞, 佐々木邦明, 加藤秀樹, 豊木博泰: 多様なデータを用いた COVID-19 の対策による人手等の変化分析～地方都市の中心市街地を対象として～, 第 63 回土木計画学研究発表会・講演集, 2021.
- 12) 東京都市圏交通計画協議会: 東京都市圏パーソントリップ調査 データ利用の手引き, 2021 (最終閲覧日 2022 年 3 月 5 日)
- 13) 大久保敏弘, NIRA 総合研究開発機構: 第 2 回テレワークに関する就業者実態調査報告書, 2020 (最終閲覧日 2022 年 3 月 6 日)
- (?)

**RESEARCH ON REPRODUCTION OF INDIVIDUAL BEHAVIOR
USING ACTIVITY SIMULATORS AND OBSERVED DATA
— RECREATION OF TELECOMMUTING FOR THE CORONA DISASTER —**

Ryosuke ISAKA, Kuniaki SASAKI and Akira KIKUCHI

In April 2020, a state of emergency was declared due to the spread of the new coronavirus, and people's behavior changed dramatically. In order to avoid contact with people, people refrained from going out and teleworking, and a new lifestyle was established. It is likely that this coronavirus based lifestyle will continue in the future, and it is important to understand changes in people's behavior in detail. In this study, we attempted to reproduce people's behavior in April 2020 in the Tokyo metropolitan area using an activity model that reproduces people's behavior and cell phone base station data that can capture individual behavior history. As a result, we were able to appropriately reproduce the behavior of people in the Corona Disaster and estimate changes in telecommuting rates and OD by various attributes, such as residential area, age group, and occupational category, which cannot be grasped by questionnaire surveys alone.