

携帯位置情報データを用いた東京 23 区内における“オフィス出社”の時空間分析

松尾 和史¹・佐久間 誠²・堤 盛人³・今関 豊和⁴

¹ 学生非会員 筑波大学大学院 システム情報工学研究群 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)
E-mail: s2020445@s.tsukuba.ac.jp(Corresponding Author)

² 非会員 株式会社ニッセイ基礎研究所 (〒102-0073 東京都千代田区九段北 4 丁目 1-7)
E-mail: msakuma@nli-research.co.jp

³ 正会員 筑波大学 システム情報系 教授 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)
E-mail: tsutsumi@sk.tsukuba.ac.jp

⁴ 非会員 三幸エステート株式会社 (〒104-0061 東京都中央区銀座 4 丁目 6-1)
E-mail: toyokazu_imazeki@sanko-e.co.jp

COVID-19 の感染拡大とそれに伴う外出抑制策の実施によって、在宅勤務が急激に普及し、オフィス出社が減少した。これらの実態については、しばし、アンケート調査によって調査がされているが、直近の傾向の変化や地域ごとの違いについて把握することは困難である。

本稿では、近年、人流の変化をいち早く捉えるための手法として広く活用されている携帯位置情報データを用いて、東京都 23 区内におけるオフィス出社率指数を算出し、オフィス出社の動向とその地域特性について探索的な分析を行った。その結果、大規模ビルの占める面積の割合や特定の産業の事業所規模・集積が、オフィス出社率指数の地域差と大きく関係していること、また、それらの関係は時間とともに変化していることが明らかになった。

Key Words: Working at Office, COVID-19, Mobile Location Data, Office Market Data

1. はじめに

COVID-19のパンデミック（世界的大流行）は、人々の暮らしに大きな変化をもたらした。感染リスクを抑えるために、社会的距離（ソーシャルディスタンス）を取ることが必要とされ、消費活動のオンライン化や在宅勤務（WFH; Work From Home）の導入が急激に進んだ。このような新しい生活様式は、パンデミック後も定着するのではないかという予想もあり、現在、様々な議論がなされている。

例えばWatanabe and Omori (2020)¹⁾はコロナ禍における消費活動の変化について、オンライン消費の増加は不可逆的でないことを示唆しているが、その理由についてはさらなる調査が必要であると結論付けている。一方で、国内で実施された複数の働き方に関する調査では、COVID-19収束後も在宅勤務の継続を望む声が多いことが示されている（e.g., 内閣府, 2021²⁾; 日本労働組合総連合会（連合）, 2020³⁾; ザイマックス不動産総合研究所, 2021a⁴⁾）。

前述のように、在宅勤務が定着し、オフィスに出社す

る人が減少すれば、企業にとって、在宅勤務導入前の全員出社を前提とした現行のオフィス面積は過剰となる。ザイマックス不動産総合研究所(2021b)⁵⁾によれば、2020年4月から2021年3月の間に縮小移転した企業の約59%がテレワークの導入によるオフィス面積の見直しを移転理由の一つとして挙げている。このような企業の動向は、オフィス出社(WAO; Working at Office)の実態がオフィス需要に影響を及ぼすことを示しており、今後のオフィス市場を捉えるうえで、オフィス出社の動向が重要な要素となりつつある。

また、在宅勤務の普及によって、都市部に出社するオフィスワーカーが減少した場合、オフィスワーカーを主な顧客としていた飲食店や個人向けサービス、小売店などに大きな影響を及ぼすということも示唆されている（e.g., Lund et al., 2020⁶⁾）。そのため、オフィス出社の動向には、オフィス市場に関わる投資家や、実務者などだけでなく、オフィスワーカーを主な顧客とする地域産業の担い手からも大きな関心が寄せられている。

オフィス出社の動向を表す指標として、米国では出退

勤システムを手掛けるKastle社がBack to Office Barometerを、受付システムを手掛けるEnvoy社がReturn to Workplace Indexをそれぞれ大都市ごとに週次で公表している。しかし、日本国内では、オフィス出社の動向に関する情報はアンケート調査に基づくものが多く、前述のような速報性のある指標は佐久間(2021a)⁷⁾が携帯位置情報データを用いて開発したオフィス出社率指数に限られている。また、いずれの指標に関しても、これを用いて地域ごとの違いについて、定量的な分析を試みた研究は筆者らの知る限り存在しない。

本稿では、佐久間(2021a)⁷⁾が東京都都心部16エリアを対象に開発したオフィス出社率指数を東京都23区内の39エリアに拡張することで、2020年2月から2021年8月までのオフィス出社の実態の時間的変化とその地域特性について明らかにすることを目的とする。

以下、第2章では在宅勤務の導入による影響や携帯位置情報データを用いた経済活動の把握に関する既存研究について整理し、第3章ではオフィス出社率指数の算出法について記述する。第4章ではオフィス出社率指数の大域的な推移とその空間的な特徴について探索的な分析を行い、第5章では地域企業の特徴と指数の関係性について、関係性の時間的な変化も考慮し、定量的に示す。そして、最後に第6章にて結論と課題を整理する。

2. 既存研究

(1) コロナ禍における在宅勤務の普及に関する研究

COVID-19の感染拡大は世界的な在宅勤務の普及を促し、人々の生産性、人間関係、居住地選択、企業の勤務体制や規則など、様々な点において多大なる影響を及ぼしている。このような在宅勤務の拡大がもたらした影響について、既に様々な研究が行われている。

在宅勤務の普及は、コロナ禍において、人との接触機会を減らし、感染リスクを抑えながら経済活動を継続するための手段として急速に進んだが、その概念は、Nilles(1975)⁸⁾が最初に提唱したものであり、1980年代以降、情報通信技術の発展とともに、車利用の減少による交通渋滞や大気汚染の改善等を主たる目的として米国を中心に一部企業で導入が進んできた。日本においても、多様なニーズに合わせた柔軟な働き方の実現を目的とした“働き方改革”の一環として在宅勤務の導入が推奨されてきたが、実際の導入状況は限定的であった。

在宅勤務に関する初期の研究は、在宅勤務の導入による生産性への影響に大きな関心が寄せられていたが、コロナ禍においては、パンデミックによる影響の範囲や、在宅勤務の実施状況の異質性、また、パンデミック後の予測へと関心が広がっている。

在宅勤務の導入に伴う生産性の変化について、Bloom et al.(2015)⁹⁾は、中国のコールセンター労働者を対象とし

たランダム化比較実験を行い、在宅勤務が平均13%の生産性向上をもたらすことを明らかにした。同様に、Emanuel and Harrington (2021)¹⁰⁾は、米国のオンライン小売業者のコールセンター労働者を対象とした実験において、在宅勤務が生産性を8%向上させた一方で、昇進率の低下を招くことを示している。また、Yang et al.(2021)¹¹⁾はMicrosoft社の従業員約6万人の在宅勤務のデータを用いて、全社的な在宅勤務の導入が、従業員のコラボレーション・ネットワークのサイロ化を招き、同期的なコミュニケーションの減少と非同期的なコミュニケーションの増加をもたらすというネガティブな側面を明らかにしている。

パンデミックによる働き方への影響の範囲について、Dingel and Brent (2020)¹²⁾は職業ごとに在宅でできる仕事の割合を推定し、管理職、教育者、コンピュータ、金融、法律関係の仕事をしている人は、その大半が在宅で仕事できることを、それに対して、農業や建設業、生産業、清掃やメンテナンス業などの従業者は自宅で働くことが難しいことを明らかにしている。また、これらの割合を米国の職業別従業者数と組み合わせることで、全体の37%の仕事が在宅で可能であること、都市や産業で在宅勤務可能な仕事の割合に大きな違いがあることを示している。

個人属性による影響の異質性に関しては、多くの研究で、高所得者や高学歴者、若年層では在宅勤務が浸透し、通勤時間の短縮等の恩恵を受けている一方で、低所得者や低学歴者はパンデミックの負の影響をより強く受けていることが明らかにされている(e.g., Mongey et al., 2020¹³⁾; Brynjolfsson et al., 2020¹⁴⁾)。また、Bick et al.(2020)¹⁵⁾やBartik et al.(2020)¹⁶⁾では、前者のほうがパンデミック後も在宅勤務を継続する可能性が高いことが示されている。

また、在宅勤務の長期的な浸透による影響について、Berero et al.(2021)¹⁷⁾はサンフランシスコとマンハッタンを対象に、オフィスワーカーの職場周辺における支出が5~10%減少すると予測しており、高所得者が集中する都市部において、長期的に大きな影響を及ぼすことを示唆している。

日本国内を対象とした研究も既に多数行われている。小寺(2020)¹⁷⁾は、Dingel and Brent (2020)¹²⁾に倣い、日本における産業別の在宅で勤務できる仕事の割合に関する試算を行っている。また、Okubo et al. (2021)¹⁸⁾はコロナ禍における日本のテレワークの実態を調査し、2020年6月時点におけるテレワークの利用率は17%に達したが、欧州の37%に比べ低い水準であること。また、テレワークにおける業務効率は、労働者のICTスキル、収入、教育レベルではなく、経験とテレワーク時間数に大きく影響されることを明らかにしている。Morikawa (2021a)²⁰⁾はコロナ禍における在宅勤務の実施状況とその生産性について

2020年6月に独自の調査を行い、その結果、高学歴、高賃金、大都市の大企業に勤務するホワイトカラー労働者が在宅勤務を行う傾向が強く、感染リスク及び外出自粛措置が経済格差の拡大に寄与する可能性を示唆している。また、在宅勤務の生産性は平常時のオフィス出勤時に比べ60~70%程度であり、高学歴者、高賃金者、長時間通勤者は、在宅勤務による生産性低下が相対的に小さいことを明らかにしている。Morikawa (2021b)²¹⁾では2021年7月に同様の調査を行い、その結果、2020年6月時点と比べ、在宅勤務の生産性がおよそ10%ポイント以上改善され、オフィス出勤時の8割程度になったこと、パンデミック後も在宅勤務を希望する人が大幅に増え、今後も在宅勤務が定着していく可能性が高まったことを示している。Kitagawa et al. (2020)²²⁾は、日本の製造業4社を対象に独自の調査を行い、在宅勤務によって生産性が低下したことを明らかにし、その原因として、在宅勤務に関する環境の不備とコミュニケーションの難しさであることを示している。

これらの研究により、在宅勤務の導入によるメリットやデメリット、個人や業種等による影響の違いについて明らかにされてきたが、いずれもアンケート調査等のソフトデータを基としたものが多く、客観的なハードデータを用いて、より細かな地域単位で在宅勤務の実態について定量的な把握を試みた研究は筆者らの知る限り存在しない。

(2) 携帯位置情報データを用いた経済活動の把握に関する研究

携帯位置情報データは、2010年代初頭から、伝統的な統計調査に変わる新たな“交通”や“人口流動”を捉える指標としても関心が寄せられてきた。携帯位置情報データ利活用に関する初期の研究として、清家ら(2011)²³⁾は、NTTドコモが提供するモバイル空間統計[®]の信頼性の検証とまちづくり分野における活用の可能性について考察を行っている。2010年以降、スマートフォンの普及に伴い、携帯位置情報データの精度も大きく改善されている。菅ら(2019)²⁴⁾によれば東京都におけるGPS(全地球測位システム)方式で収集したAgoop社の流動人口のデータを国勢調査や基地局方式(モバイル空間統計[®])で収集したデータと比較した結果、GPS方式のデータは一定レベルの信頼性があり、国勢調査を補完し得るものとして有効であることが述べられている。

また、コロナ禍においては、感染リスク抑制のための手段としてロックダウン等の人々の接触機会を減らす取組が世界的に行われ、人流の変化に大きな関心が寄せられており、直近の動向をいち早く把握できる携帯位置情報データの利活用が幅広く行われるようになった。例えば、Jia et al. (2020)²⁵⁾は中国における携帯位置情報データ

を用いて、人口流動から地理的かつ経時的な感染症拡大リスクを予測するモデルを構築している。他にも、ロックダウンの影響や、個人属性によるCOVID-19感染拡大前後の行動変容の差異などに着目した研究が国際的に広く行われている(e.g., Goolsbee and Syverson, 2021²⁶⁾; Vinceti et al., 2020²⁷⁾; Demenico et al., 2020²⁸⁾; Fang et al., 2020²⁹⁾; Couture et al., 2021³⁰⁾).

日本国内においても、水野ら(2020)³¹⁾がモバイル空間統計[®]を用いて、住宅地における自粛率を推計し、その地域ごとの推移の見える化を行い、自粛率の地域格差を明らかにしている。また、Watanabe and Yabu(2021)³²⁾は同指標を用いて、日本における法的拘束力のない“自粛要請”が米国の法的拘束力のあるロックダウンと同程度の外出自粛の効果があったことを示唆している。また、王ら(2021)³³⁾はAgoopの提供する携帯位置情報データを用いて、遊園地、ショッピングセンター、飲食業の活動指標および、製造業における生産活動のナウキャスト指数指標を作成し、既存指標との比較を通して、その有効性を示している。他にも、コロナ禍における人流の変化について多数の研究が行われている(e.g., Hara and Yamaguchi., 2021³⁴⁾; Arimura et al., 2020³⁵⁾).

携帯位置情報データはその性質上、様々なノイズやバイアスを含むため、データの特性や傾向を把握し、適切に処理することが重要である。また、日本国内における既存研究で用いられる携帯位置情報データは、そのほとんどがメッシュ単位に基づくものであり、一定のメッシュごとの人流について、そのメッシュに立地する施設の特性から、メッシュ内に滞在する人々の滞在目的を特定し、抽出を行っている。そのため、住宅街やショッピングセンター、遊園地、工場など、一定以上の広さのある施設、または同一用途の建物が密集するようなものについては、メッシュの抽出が比較的容易であった。しかし、都心部等のオフィスや商業施設、ホテル等の様々な用途の建物が密集している地域では、メッシュ内を行きかう人流の特性を識別することが極めて困難になる。そのため、様々な用途の建物が密集する都心部を対象に、オフィスワーカーに限定した人流の把握は行われてこなかった。

本稿では、三幸エステート株式会社が保有する個別建物ごとの情報を基に、オフィスビルに限定した携帯位置情報データを集計することで、前述のような課題を克服し、都心部におけるオフィスワーカーに限定した人流の推計を行う。

3. オフィス出社率指数の概要

本章では、佐久間(2021a)⁷⁾に倣い、オフィス出社率指数の算出方法について、対象エリア、データ出所、集計方法、指数算出方法の順に説明する。

(1) 対象エリア

本稿では、東京都 23 区内におけるオフィス集積地域を対象にオフィス出社率指数を算出する。ここで、オフィス集積地域は、三幸エステート株式会社「オフィスレントデータ 2021」における 39 のエリア区分の定義に準じる。エリア区分の詳細については、付録 1 を参照されたい。

(2) データ出所

オフィス出社率指数は、クロスロケーションズ株式会社が提供する位置情報データ活用のプラットフォームである「Location AI Platform® (以下「LAP」という)」から取得した推計来訪者数をもとに算出する。LAPでは、スマートフォンアプリのユーザーの許諾を得た、個人情報を除く GPS 情報を独自に統計解析処理して、推計来訪者のデータを作成している。推計来訪者のデータは、2019 年以降の任意のエリア及び任意の期間について、性別や年齢、時間帯などの属性別に、集計することができる。

(3) 携帯位置情報データの集計方法



図 - 1 丸の内・大手町エリアにおける集計ポイント

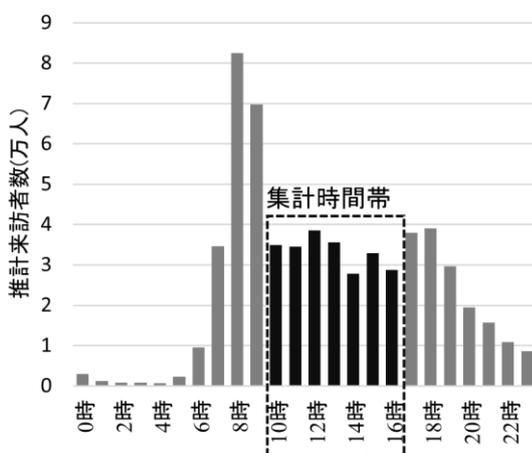


図 - 2 丸の内・大手町エリアにおける時間帯別来訪者数

オフィス出社率指数の算出にあたっては、携帯位置情報データから商業施設やホテルなどへの来訪者や、通勤や通行などの通行者といったオフィス以外の人流を除外し、オフィスへの来訪者のみを抽出することが求められる。そこで、本指数では、推計来訪者属性、集計ポイント、集計時間帯、について以下の通り設定し、オフィスへの来訪者を集計する。

a) 推計来訪者属性

LAPでは推計来訪者の属性について、性別や年齢、滞在時間別に集計できるため、「20 歳以上 69 歳以下」、かつ、「5 分以上滞在」した推計来訪者数を集計対象とすることで、通行などの来訪者を除外する。

b) 集計ポイント

推計来訪者を集計するポイントをオフィス所在地に限定することで、商業施設やホテルなどオフィス以外の施設への来訪者を除外する。まず、三幸エステート株式会社が保有するオフィスマーケットデータから、1フロア面積が 50 坪以上のオフィスビルの内、2019 年 12 月末時点で竣工済みであり、2021 年 8 月末時点で稼働している計 8,224 棟のオフィスビルの位置情報を抽出した。

次に、オフィス所在地の中心点からオフィスビルの 1フロア面積に合わせ、半径 10m, 20m, または、30m の円を描き、その円内を集計ポイントとする。例として、図 - 1 に大手町・丸の内エリアの集計ポイントを示す。また、エリアごとの集計ポイント数の詳細については付録 2 を参照されたい。

c) 集計時間帯

集計時間帯を 10 時台から 16 時台に限定することで、通勤や通学などの通行者を除外する。例として、丸の内・大手町エリアの推計来訪者数を時間帯別にみると、8 時台から 9 時台、17 時台から 18 時台に山が見られ、これは主に通勤者数の増加によるものだと考えられる (図 - 2)。この傾向は他のエリアでも同様に確認することができる。

(4) オフィス出社率指数の算出方法

各エリアのオフィス出社率指数 ($AreaIndex_{it}$) は、稼働床面積 (OS_{it}) 1 坪あたりの推計来訪者数 (EV_{it}) を、COVID-19 感染拡大前の基準値で除することで算出し、基準値を 100% とした数値で示す (式 1)。

$$AreaIndex_{it} = \frac{EV_{it}/OS_{it}}{EV_{i0}/OS_{i0}} \quad (1)$$

ここで、 i はエリア、 t は時点とし、 $t = 0$ は基準時点を表す。また、稼働床面積は、各エリアにおけるストックと現在空室床面積の差によって求める。

表-1 オフィス出社率指数算出方法の概要

| | | |
|-------|---|---|
| データ出所 | クロスロケーションズ「Location AI Platform [®] 」 | |
| 対象エリア | 東京都 23 区内オフィス集積地域 (39 エリア) | |
| 対象期間 | 2020 年 2 月 17 日以降の平日 ※年末年始やゴールデンウィークの中日、お盆の前後は除く | |
| 集計対象 | ポイント | 三幸エステート株式会社が保有するオフィスマーケットデータにおける 8,224 棟のオフィス所在地からビルの規模ごとに半径 10m,20m,30m 以内の範囲 |
| | 時間 | 10 時台から 16 時台 |
| | 属性 | 5 分以上滞在した 20 歳以上 69 歳以下 |
| 算出方法 | <ul style="list-style-type: none"> 集計した推計来訪者一人あたりの稼働床面積を基準値として比較し、基準値を 100% とした割合を算出 基準値は、2020 年 1 月 20 日から 2 月 14 日の曜日別平均値 東京全体の指数はエリア別指数を経済センサスの従業員数をもとに加重平均して算出 | |

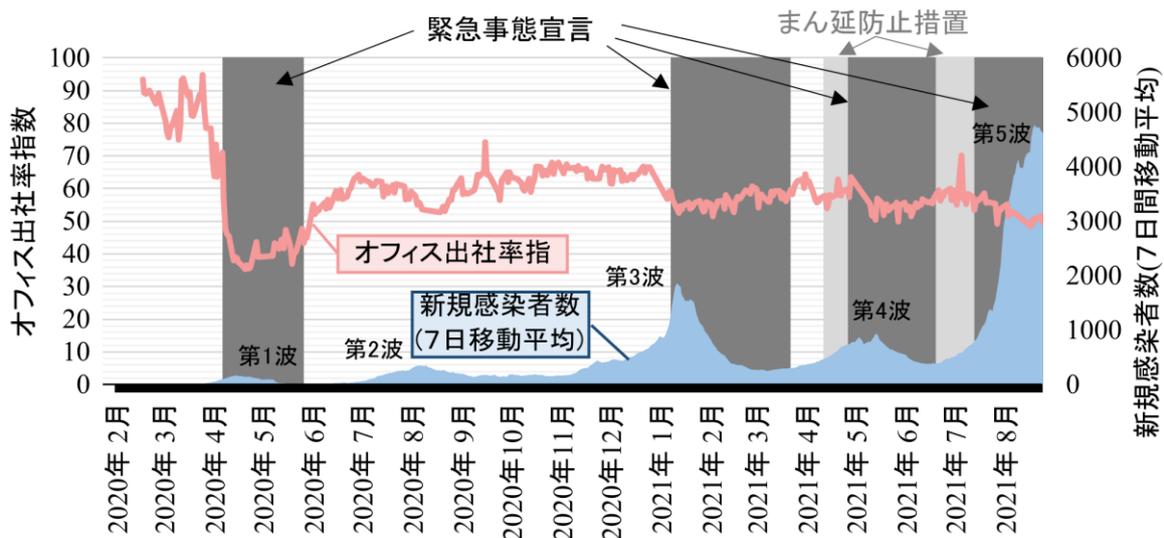


図 - 3 東京都 23 区内オフィス集積地域におけるオフィス出社率指数の推移と COVID-19 感染拡大状況

また、東京都 23 区内 39 エリア全体の大域的なオフィス出社率指数($TokyoIndex_t$)は、各エリアのオフィス出社率指数を、各エリアの従業者数が対象地域全体に占める割合(W_i)で加重平均して算出する(式 2)。

$$TokyoIndex_t = \sum_i^N W_i AreaIndex_{it} \quad (2)$$

ここで、N はエリア数を表す。

推計来訪者数の基準値は、2020 年 1 月 20 日から 2 月 14 日の曜日別平均値とする。当該期間は、内閣官房新型コロナウイルス感染症対策室のウェブサイトで公表する主要駅や繁華街における人流指標の基準値の対象期間と同一である。なお、各エリアの従業者数は、オフィスワーカーが占める割合が多いと考えられる産業に絞るため、平成 26 年度経済センサス基礎調査の非農林漁業従業者のうち、「56~61 小売業」、「M 宿泊業、飲食サービス業」、「N 生活関連サービス業、娯楽業」、「O 教育、学習支援業」、「P 医療、福祉」、「S 公務」を除いた値とした。

また、オフィス出社率指数は、2020 年 2 月 17 日以降の平日について算出し、オフィスワーカーが休暇を取得す

ることが多い年末年始やゴールデンウィークの中日、お盆の前後(以下、休暇取得日)については算出対象外とする。

表 - 1 はこれまでに述べたオフィス出社率指数の算出方法の概要についてまとめたものである。

4. オフィス出社率指数の推移と空間的な特徴

(1) オフィス出社率指数の推移

東京都 23 区内オフィス集積地域における大域的なオフィス出社率指数の推移をみると、COVID-19 の感染動向や政府の感染症対策にあわせて、大きく変動していることが読み取れる(図 - 3)。

感染拡大の第 1 波では、オフィス出社率指数は 2020 年 4 月 20 日に 35% まで落ち込んだ。その後、新規感染者数が減少に転じて、指数は 50% 以下で推移していたが、2020 年 5 月 25 日に緊急事態宣言が解除されると、6 月下旬には 60% 前後まで回復した。

第 2 波では、感染者数の増加と共に、2020 年 8 月 18 日に 52% まで低下したが、その後、新規感染者数の減少と共に 8 月末には 60% 前後まで再び回復した。

第 3 波では、2020 年 11 月から年末にかけてゆっくりと新規感染者数が増加していったが、指数は年末まで 60%から 70%の間で推移していた。年始に新規感染者数が急増し、2 回目の緊急事態宣言が発令されると、オフィス出社率指数は 50%前半まで低下した。また、新規感染者数が減少に転じた後でも、緊急事態宣言期間は指数の回復スピードが穏やかであった。これは、一部の企業では、新規感染者数が減少しても宣言期間中はオフィス出社を抑制する方針を維持したためだと考えられる。その後、2021 年 3 月 21 日に緊急事態宣言は解除されると、オフィス出社率指数の回復は 62%までに留まった。

第 4 波では、まん延防止措置が発令されたが、まん延防止措置期間中の指数の低下は限定的であったが、3 回目の緊急事態宣言と共に、50%前半まで低下し、2021 年 5 月 27 日には 49%まで低下した。

その後、緊急事態宣言からまん延防止措置に移行するなか、指数は 55%前後で推移した。また、2021 年 6 月下旬から始まった第 5 波では、急激な新規感染者数の増加と共に、2021 年 8 月 17 日に 48%まで低下し、その後、8 月末にかけて 50%前後で推移している。

このようにオフィス出社率指数は、COVID-19 感染拡大の第 1 波で 35%まで急落した。その後は、新規感染者

数の増減にあわせて概ね 50%~70%のレンジで上下動を繰り返しているが、第 4 波まで新規感染者数の増減に対する指数の感応度は徐々に小さくなってきていた。過去最大の感染拡大となった第 5 波においても、指数の低下幅は第 1 波より少なく、48%に留まった。これは、多くの企業が 1 年を超えるコロナ禍を経験するなかで、感染症対策を前提とした新たなワークスタイルやワークプレイスが定着してきたためと考えられる。

(2) オフィス出社率指数の特徴

本稿で算出したオフィス出社率指数を、日本国内の人流の変化を把握するために広く用いられている米 Google「コミュニティ モビリティ レポート」並びに NTT ドコモ「モバイル空間統計[®]」との比較を行い、本指数の特徴を整理する。

米 Google「コミュニティ モビリティ レポート」は、人々が訪問する場所を、「職場」、「乗換駅」、「小売・娯楽」、「食料品店・薬局」、「住宅」、「公園」の 6 つのカテゴリに分類し、2020 年 2 月 15 日以降の日次データを 2020 年 1 月 3 日~2 月 6 日の 5 週間における該当曜日の中央値を基準値として、基準値からの変化率を公表している。また、全国及び都道府県別のデータがある。本稿では、「東京都」の「職場」の訪問者数について、基準値を 100%とした数値に変換し（以下、「職場来訪者率(Google)」という）、オフィス出社率指数と比較する。

NTT ドコモ「モバイル空間統計[®]」の新型コロナウイルス感染症対策特設サイトは、2020 年 5 月 1 日以降の全国主要エリアの 15 時時点の人口増減率の日次データを公表している。東京都については、12 エリアのデータを公表しており、本稿では、「東京駅」、「大手町」、「丸の内」、「東京駅南」、「霞が関」、「品川駅」の 6

表-2 人流指標の記述統計と相関

| | オフィス出社率指数 | オフィス街来訪者率 (NTTドコモ) | 職場来訪者率 (Google) |
|--------------------|-----------|--------------------|-----------------|
| 平均 | 57.8 | 59.7 | 75.9 |
| 中央値 | 57.6 | 60.8 | 77.0 |
| 最小 | 36.8 | 32.3 | 55.0 |
| 最大 | 74.2 | 71.1 | 85.0 |
| 標準偏差 | 5.8 | 7.5 | 5.4 |
| 相関係数 (vsオフィス出社率指数) | | 0.842 | 0.873 |

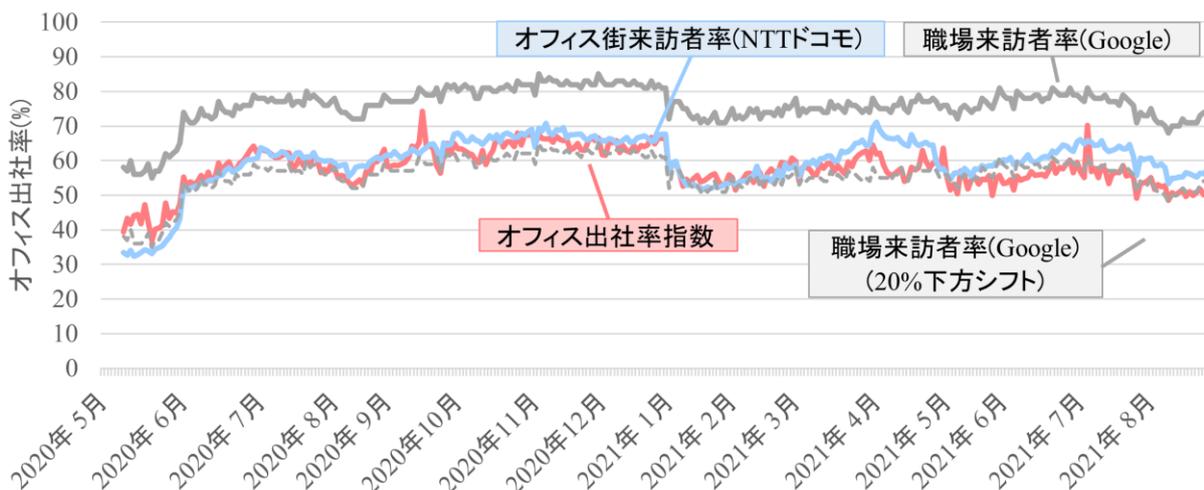


図 - 4 オフィス出社率指数と他の類似人流指標の推移

エリアをオフィス街とみなす。2020年1月18日から2020年2月14日の平日または休日の平均を基準値とする「感染拡大前比」のデータについて、基準値を100%とした数値に変換し、6エリアの単純平均を（以下「オフィス街来訪者率(NIT ドコモ)」という）、オフィス出社率指数と比較する。

はじめに、オフィス出社率指数と職場来訪者率(Google)、オフィス街来訪者率(NIT ドコモ)の記述統計およびオフィス出社率指数との相関係数を表-2に示す。対象期間は、3指標の基準を合わせるため、土日と祝日、休暇取得日を除いた2020年5月7日から2021年8月31日とした。オフィス出社率指数は、オフィス街来訪者率と極めて近い水準であることが読み取れ、職場来訪者率(Google)は、他の2指標と比べ、10~20ポイントほど高い水準であることがわかる。また、オフィス出社率指数と他の2指標は強い正の相関関係があることが読み取れる。

次に、3指標の推移を見ると、いずれもコロナ禍において同様の変化を示している(図-4)。オフィス出社率指数と職場来訪者率(Google)は水準が異なるものの、職場来訪者率(Google)を20%下方シフトすると、オフィス出社率指数と概ね同じ推移となる。職場来訪者率(Google)の水準がオフィス出社率指数より高い理由とし

ては、Googleが提供するデータは、「職場」をオフィスに限定しているわけではなく、エッセンシャルワーカーなどオフィス以外の施設に出勤する従業員を含むためだと推察される。

また、オフィス街来訪者率(NIT ドコモ)は、ほとんどの時期において、オフィス出社率指数と同様の水準かつ変化を示している。ただし2021年3月から4月や2021年6月以降は、オフィス街来訪者率(NIT ドコモ)がオフィス出社率指数の上方に乖離した。この時期は、新規感染者数の減少を背景に、商業施設の人出回復が鮮明であった(e.g. 佐久間, 2021b³⁰)。NIT ドコモがCOVID-19対策として公表するモバイル空間統計[®]は、そもそもオフィス出社率を把握することを主眼としていない。そのため、商業施設などオフィス以外の来訪者を除外する処理は行っておらず、オフィス出社率指数と比較してオフィス以外の施設への来訪者がデータに含まれているためだと推察される。実際に、Googleが公表する、「東京都」の「小売店、娯楽施設」への訪問者数に関するデータを職場来訪者率(Google)と同様に、パンデミック前からの変化率として変換し、オフィス出社率指数とオフィス街来訪者率(NIT ドコモ)の乖離と比べると、両者には強い負の相関があることがわかる(図-5)。

これらのことから、オフィス出社率指数の推移と他の類似指標の差異は、オフィス出社率指数がオフィスワーカー以外のノイズを除外していることに由来するものであると考えられ、オフィスワーカーの動態を表す指標としての妥当性を表している。

(3) オフィス出社率指数の地域性

次に、地域ごとのオフィス出社率指数の差異について探索的な分析を行う。

図-6は2020年3月、11月および2021年8月時点における39エリアのオフィス出社率指数を可視化したものである。いずれの時点においても、都心部が低く、都心から離れるほど、指数が高くなっていることが読み取れ

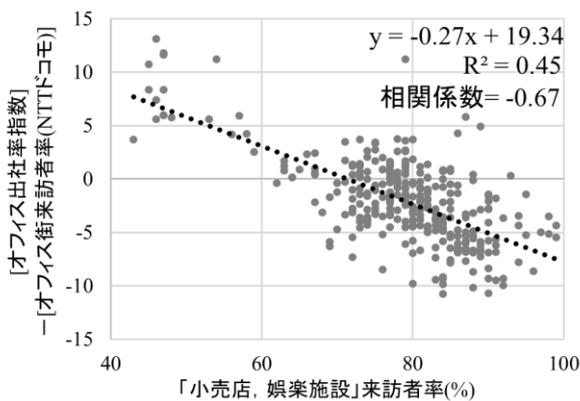


図-5 オフィス出社率指標の乖離と「小売店、娯楽施設」来訪者率の相関

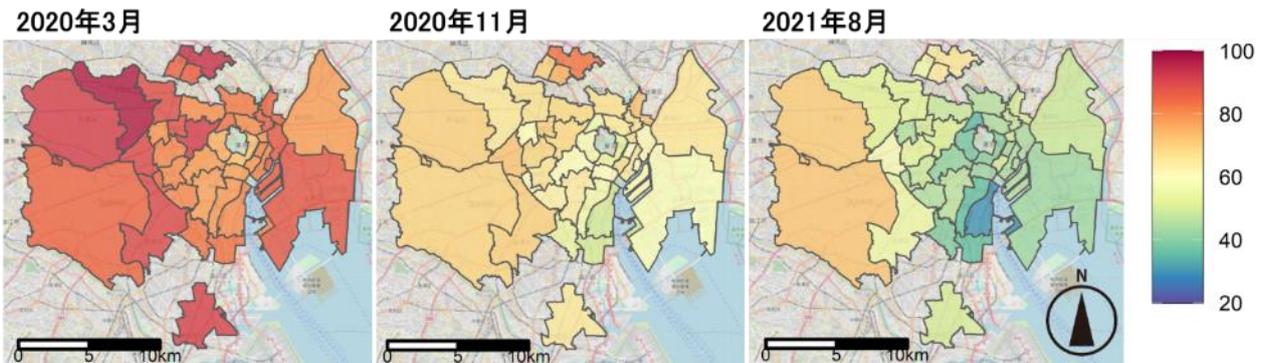


図-6 オフィス出社率指数の空間分布

る。

次に、地域間の空間的な関係性を定量的に把握するため、Global Moran's I 統計量を算出する。Global Moran's I 統計量は、相関係数を空間的に拡張したものであり、大域的な空間的関連性を表す(式 3)。

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

ここで y_i, y_j は地点 i, j におけるオフィス出社率指数、 \bar{y} はオフィス出社率指数の平均値、 n はサンプルサイズ、 $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ は規準化係数、 w_{ij} は地点 i と j の空間的近接性を表す空間重み行列である。本稿では、空間重み行列の定義として各地点から最も近い k エリアを重みとして加える k 近傍法を用いる。Global Moran's I 統計量は -1 から 1 の値を取り、1 に近いとき正の自己相関の存在を示唆し、逆に -1 に近いとき負の自己相関の存在を示唆する。本稿では、 k の値として、複数の値から、最も強い相関関係が観測された値を採用する。

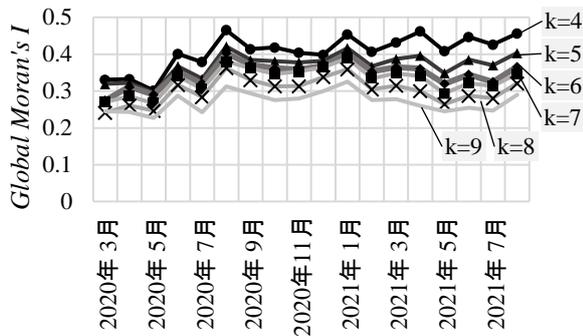


図 - 7 Global Moran's I 統計量の推移

図 - 7 は、 $k=4$ から 9 までの時の統計量の推移を表したものである。この結果、 $k=4$ の時、いずれの時点においても Global Moran's I 統計量が最も大きい値をとっていることがわかる。また、感染拡大初期は 0.3 程度であったが、2020年8月以降は、 0.4 から 0.5 の間で推移していることが読み取れる。この結果は、より近い地域間で密接に結びついており、その傾向は感染拡大と共に強まったことを示唆している。

次に、各地域に立地するオフィスビルの特徴とオフィス出社率指数の関係性について、相関分析を行った(表-3)。その結果、エリア内の平均的なオフィスビルの築年数が古いほど、オフィス出社率指数は高く、オフィスビルが集積しており、特に大規模ビル(1フロア面積 200坪以上のオフィスビル)が占める面積の割合が多く、1棟1棟の規模(地上階数や1フロア面積)が大きいほど、オフィス出社率は低い傾向があることが読み取れる。在宅勤務の導入には、ネットワークやセキュリティ等の環境整備が必要であり、築年が浅く、規模の大きなビルに

入居する大手企業程、在宅ワークの導入に必要な環境を整えやすいことが考えられる。しかし、このような変数のみでは、オフィス出社率指数の地域性を説明することは難しい。

表-3 オフィスビルの特徴とオフィス出社率指数の相関

| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|-----------------|--------|--------|-------|-------|-------|
| (1) オフィス出社率指数 % | | | | | |
| (2) 平均築年数 年 | 0.253 | | | | |
| (3) 貸付総面積 対数 | -0.467 | -0.298 | | | |
| (4) 平均地上階数 階 | -0.345 | -0.249 | 0.645 | | |
| (5) 平均1フロア面積 坪 | -0.328 | -0.497 | 0.590 | 0.886 | |
| (6) 大規模ビル面積比 % | -0.465 | -0.588 | 0.736 | 0.615 | 0.707 |

5. 地域企業の特徴とオフィス出社率指数

本章では、前章で扱ったオフィスビルに関連する変数に加え、経済センサスに基づく、地域に立地する事業所や、そこで勤める従業員に関するデータを用いて、オフィス出社率指数の地域性について、考察する。

(1) 産業集積とオフィス出社率指数

はじめに、産業集積とオフィス出社率指数の関係について明らかにする。在宅勤務の実施状況は、産業によって大きく異なることで知られている(e.g., Dingel and Brent, 2020¹⁹; 小寺, 2020¹⁸)。そのため、各地域に集積する産業の特徴によって、オフィス出社率指数の水準は大きく異なることが考えられる。

図 - 8 は、各地域における非農林漁業従業者のうち、「56~61 小売業」、「M 宿泊業、飲食サービス業」、「N 生活関連サービス業、娯楽業」、「O 教育、学習支援業」、「P 医療、福祉」、「S 公務」を除いた値に占める大分類ごとの平均構成比率のひげ箱図を、図 - 9 は平均構成比率とオフィス出社率指数の月次平均の相関を示したものである。この結果から、オフィス出社率指数と正の相関が強い産業として「K 不動産業、物品賃貸業」と「D 建設業」「R サービス業(他に分類されないもの)」が挙げられるが、その値は 0.3 程度と、弱い正の相関にとどまる。また、「G 情報通信業」の構成比率が高い地域では、オフィス出社率指数が低い傾向があり、オフィスワーカーの人流が一定程度減少していることが読み取れる。

「K 不動産業、物品賃貸業」は不動産取引業や不動産賃貸業・管理業に従事する従業者が全体の約 8 割を占めており、これらの産業では一般的な財に比べ高価な財を扱うため、対面での案内や商談が多く行われていると考えられ、オフィスに出社する傾向が強いと考えられる。

また、「D 建設業」は建設現場に赴く業務や、専用のソフトウェアや器具を用いた業務を要するため、在宅勤務の導入が難しいことが考えられる。

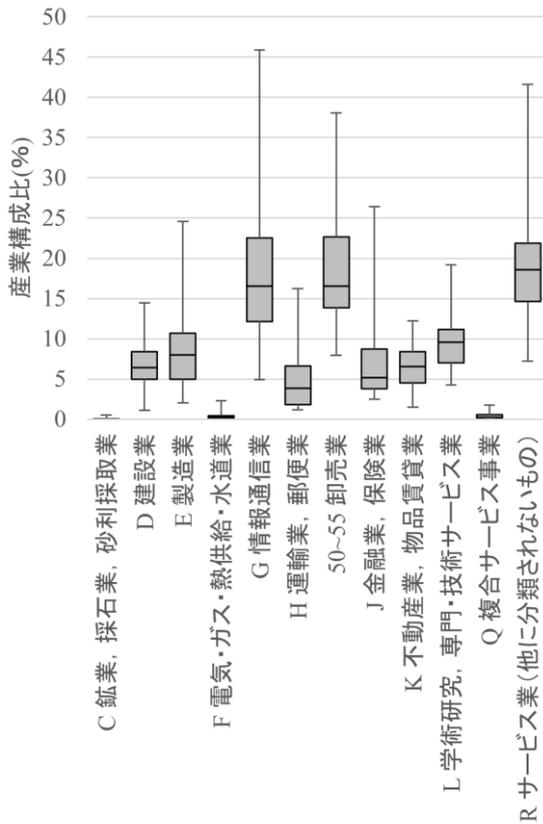


図 - 8 産業別構成比の箱ひげ図

「R サービス業（他に分類されないもの）」には、廃棄物処理業や職業紹介・労働者派遣業、その他の事業サービス業などが含まれており、その中でも東京都 23 区では、労働者派遣業が 24%、ビルメンテナンス等を含む建物サービス業が 22%、ディスプレイ業や看板書き業を含む他に分類されない事業サービス業が 26%を占めており、その特徴は一概にはまとめられないが、ビルメンテナンスやディスプレイ、看板書きなど、作業場が限定される業務が多く、在宅での勤務が難しいことが推察される。

「G 情報通信業」は、在宅勤務の導入に必要不可欠な情報通信技術を専門とする産業であるため、COVID-19 感染拡大前から在宅勤務が広く導入されていたことで知られている。総務省が毎年行っている「通信利用動向調査」によれば、2019 年 9 月末時点で 46.5%、2020 年 8 月末時点で 92.7%の企業が在宅勤務を含むテレワークを導入しており、いずれの時点においても他産業に比べ最も大きな値となっている。

(2) 事業所規模とオフィス出社率指数

次に、平均的な事業所の規模とオフィス出社率指数の関係について、相関を見る。ここで、平均的な事業所の規模とは、各地域における産業大分類ごとの従業者数を事業所数で割った値である。事業所の規模が小さい場合、

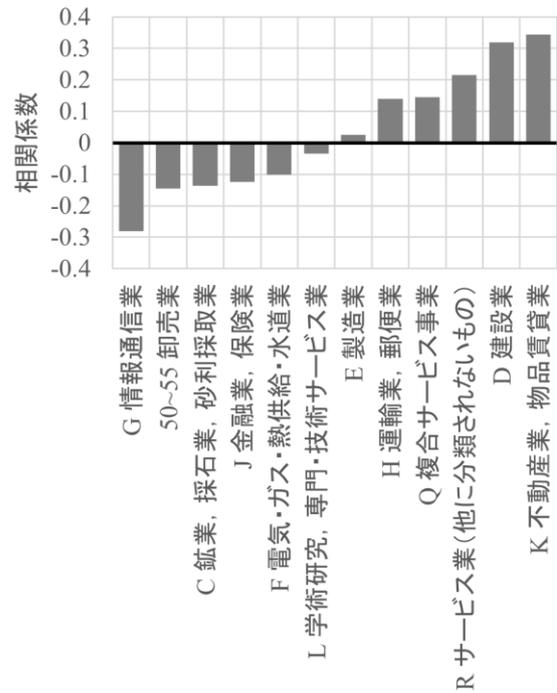


図 - 9 産業別構成比とオフィス出社率指数の相関

個々人の業務の内、在宅でできる業務とオフィスで行う必要がある業務を切り分け、分担することが難しいため、オフィス出社の傾向が強いと考えられ、逆に、事業所の規模が大きい場合、在宅勤務等の環境整備が整えられやすいと考えられる。

図 - 10、図 - 11 は大分類ごとの平均事業所規模の箱ひげ図と、オフィス出社率指数との相関を示したものである。いずれの産業もオフィス出社率指数と負の相関があるが、相関の大きさは、産業によって大きくことが読み取れる。例えば、「C 鉱業、採石業、砂利採取業」や「F 電気・ガス・熱供給・水道業」は相関関係がほとんど存在しないのに対して、「G 情報通信業」や「L 学術研究、専門・技術サービス業」の相関係数は -0.4 程度となっている。この結果は、相関が小さい産業では、事業所の規模に寄らず、働き方が一定であるが、相関が大きな産業では前述のように、事業所の規模によってオフィス出社の動向に大きな違いがあることを示している。

(3) オフィス出社率指数の地域性の経時的変化

次に、前項までに見てきたオフィス出社率とオフィスビルの特徴や地域産業の特徴との個別の関係性を総合的に捉え、これらの関係性の時間的な変化を把握するため、パネル分析を行う。

パネル分析には固定効果モデルと変量効果モデルがあるが、関心のある変数の多くが時間不変変数であるため、地域ごとの固定効果を用いることは適切でない。そのため、本稿では変量効果モデルを用いる(式 4)。

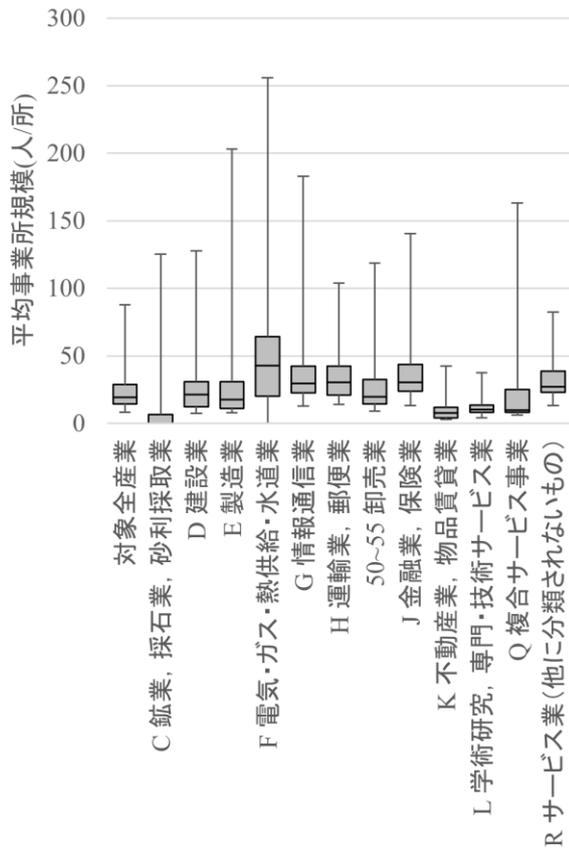


図 - 10 産業別平均事業所規模の箱ひげ図

対象全産業は、第2次、第3次産業のうち「56~61小売業」, 「M宿泊業, 飲食サービス業」, 「N生活関連サービス業, 娯楽業」, 「O教育, 学習支援業」, 「P医療, 福祉」, 「S公務」を除いた産業分類を表す。

$$Y = \alpha + X\beta + \varepsilon \quad (4)$$

ここで、 Y は $NT \times 1$ のオフィス出社率指数ベクトル、 α は $N \times 1$ の変量効果ベクトル、 X は $NT \times M$ の説明変数ベクトル、 β は $M \times 1$ のパラメータベクトル、 ε は $NT \times 1$ の誤差ベクトルを表す。また、 T は時系列方向のサンプル数、 N はクロスセクションのサンプル数、 M は分析に用いる説明変数の数を表し、説明変数には地域ごとのオフィスの特性、産業別の構成比、平均事業所規模の変数に加え、時点ダミーを加えることで、各地域に共通の時間的な影響を推定する。

また、産業構成比や、産業ごとの事業所規模の変数など、相互の相関が極めて強い変数などを同時に用いることは、多重共線性を招くため、本稿では、説明力が最大かつ各変数の VIF が 10 未満となるように変数選択を行う。また、地域性が十分に考慮されていないことやオフィス出社率指数の地域間の相互作用がある可能性も踏まえ、空間パネルモデルの適用の必要性についてラグランジュ乗数検定を用いて明らかにする。

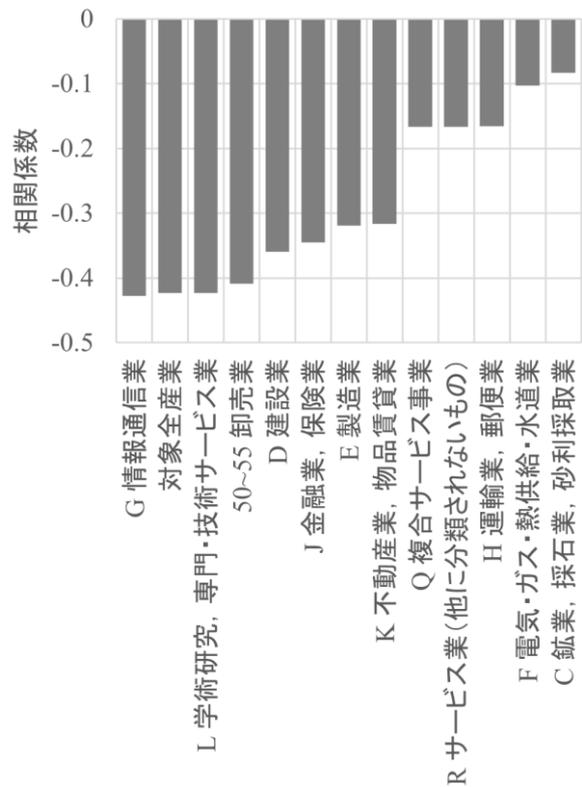


図 - 11 産業別平均事業所規模とオフィス出社率指数の相関

$$LM_{err} = \frac{[\varepsilon^T (I_T \otimes W) Y / \hat{\sigma}^2]^2}{J} \quad (5)$$

$$LM_{lag} = \frac{[\varepsilon^T (I_T \otimes W) \varepsilon / \hat{\sigma}^2]^2}{T \times T_w} \quad (6)$$

ここで、 $\hat{\sigma}^2$ は式 4 における誤差ベクトル ε の分散、 I_T は $T \times T$ の単位ベクトルを表す。ただし、 $(\cdot)^T$ はベクトル (\cdot) の転置を表す。また、 J 、 T_w は以下のように定義される(Elhorst, 2014)³⁷。

$$J = \frac{1}{\hat{\sigma}^2} [((I_T \otimes W) X \hat{\beta})^T (I_{NT} - X(X^T X)^{-1} X^T) (I_T \otimes W) X \hat{\beta} + T T_w \hat{\sigma}^2] \quad (7)$$

$$T_w = \text{tr}(W W + W^T W) \quad (8)$$

LM_{err} は式 4 の誤差項における系統的な空間相関の存在を検出し、 LM_{lag} は従属変数の空間的な相互作用効果の存在を検出する。

変数選択の結果、ビルやオフィス市場の特徴としては、貸付総面積や平均築年数、大規模ビル面積比を、地域企業の特徴としては、「D 建設業」, 「R サービス業 (他に分類されないもの)」の平均事業所規模、「D 建設業」, 「G 情報通信業」, 「K 不動産業, 物品賃貸業」の産業構成比を説明変数として採用した。結果として、大規模ビル面積比や平均事業所規模、「D 建設業」の産業構成比がオフィス出社率指数に有意な影響を及ぼしていることが明らかになった(表-4)。また、ラグランジュ乗数検定、 LM_{err} 、 LM_{lag} のどちらの統計量も有意な値と

なっていないため、ランダム変数効果と、これらの説明変数によって、地域性の大部分を説明できていることが読み取れる。

表-4 回帰分析の結果

| | β | z-value | |
|---------------------|---------|---------|-----|
| Intercept | 100.02 | 5.5 | *** |
| log(貸付総面積) | -1.67 | -1.36 | |
| 平均築年数(年) | 0.19 | 0.57 | |
| 大規模ビル面積比(%) | -0.15 | -3.08 | *** |
| 平均事業所規模(人/所) | | | |
| D 建設業 | -0.08 | -2.54 | ** |
| R サービス業(他に分類されないもの) | 0.08 | 2.09 | ** |
| 産業構成比(%) | | | |
| D 建設業 | 0.75 | 3.56 | *** |
| G 情報通信業 | -0.12 | -1.53 | |
| K 不動産業, 物品賃貸業 | 0.39 | 1.77 | * |
| LMerr | 0.43 | | |
| LMlag | 0.93 | | |
| N | 702 | | |
| adj-Rsq | 0.88 | | |

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

次に、説明変数の影響の時間的な変化を明らかにするため、地域企業の特徴に関する各変数と、時間ダミーの交差項を推定した。図 - 12 および図 - 13 は、各変数の限界効果の時間的な変化を表したものである。

産業別の平均事業所規模に着目すると、「D 建設業」は、新規感染者数が大きく増加し、東京都において緊急事態宣言が発出された各期間（2020年4月7日～5月25日、2021年1月8日～3月21日、4月25日～6月20日、7月12日～9月30日）において、有意に負の値を取っていることがわかる。これらの時期は行政からオフィス出社人数の削減目標が公表されており、大企業を中心にリモートワークの導入が推し進められていた。建設業においても、大企業を中心に、オフィス出社を控える動きがあり、事業所規模による格差が広がったと考えられる。それに対して、「R サービス業（他に分類されないもの）」では、新規感染者数が比較的少ない傾向であった、2020年8月～12月や2021年3月において有意に正の値となっている。これらの時期は、人流の回復が顕著であり、対面での経済活動も比較的多く行われていた時期であり、「R サービス業（他に分類されないもの）」の事業所規

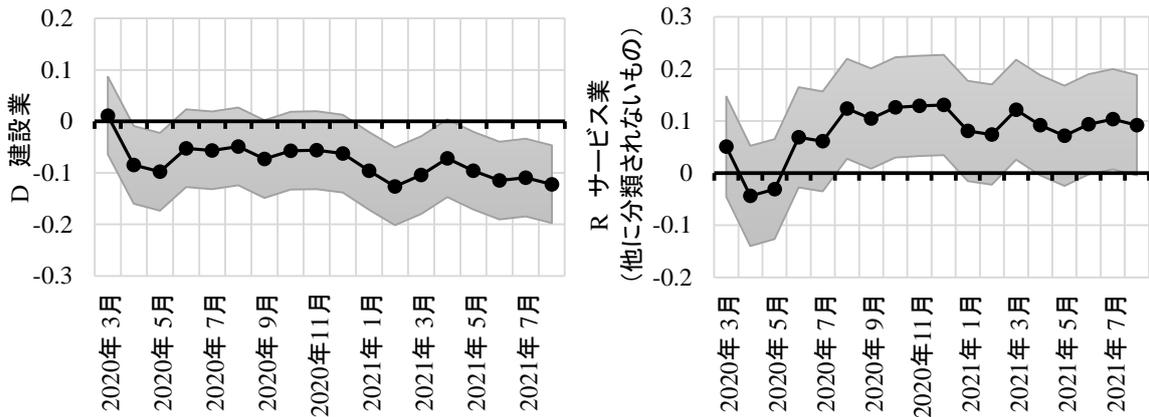


図 - 12 産業別平均事業所規模がオフィス出社率指数に与える影響の時間的変化

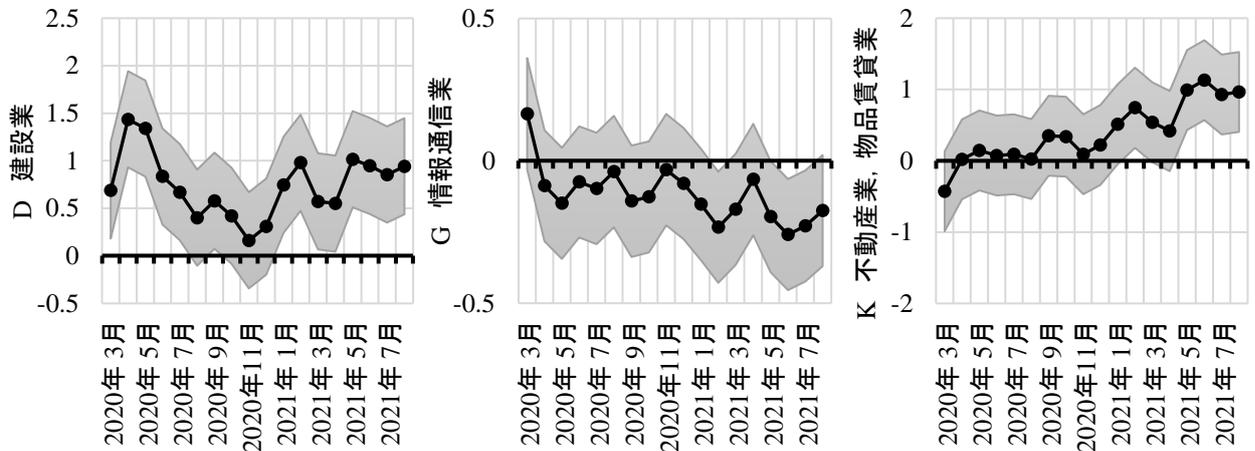


図 - 13 産業別構成比がオフィス出社率指数に与える影響の時間的変化

模が大きな地域において、オフィス出社の動きが盛んになったと推察される。

次に産業構成比に着目すると、「D 建設業」の構成比が大きい地域では、新規感染者数が落ち着いた第 1 波と第 2 波の間の期間を除き、全ての期間で有意に正の値となっている。これは、新規感染者数が多い期間において、全体的にオフィス出社を控える傾向があるが、「D 建設業」では在宅勤務の導入が難しく、「D 建設業」が多く集積する地域では、そうでない地域に比べオフィス出社の傾向が強くなることが考えられる。「G 情報通信業」については、2020 年 3 月を除き、全ての時点で負の値を取っているが、有意な値を取っているのは 2021 年 2 月、6 月、7 月のみである。「K 不動産業、物品賃貸業」は、2021 年 2 月および 5 月以降の各時点において有意に正の値をとっている。これは、感染拡大の第 2 波までは、他の産業と同様の傾向を示していたが、第 2 波以降、「K 不動産業、物品賃貸業」が集積する地域では、オフィス出社の動きが盛んになったことが推察される。

これらの結果から、地域企業の特徴とオフィス出社率指数の関係には時間的に大きく変化しており、その変化は、COVID-19 の感染拡大状況に依存することが多い。

また、これらの傾向が、今後も持続する場合、「K 不動産業、物品賃貸業」が集積する地域では、オフィス出社の傾向が強まり、「R サービス業（他に分類されないもの）」の平均事業所規模が大きな地域では、感染状況が落ち着いた際に、オフィス出社率指数が上昇することが考えられる。すなわち、これらの地域では、一定のオフィスワーカーの需要の回復が見込める。しかし、「G 情報通信業」が集積する地域で、在宅勤務の傾向が強まった場合、これらの地域では、オフィス出社率が永続的に低い水準で推移することが考えられる。

2. 結論と課題

本稿では、携帯位置情報データから算出したエリアごとのオフィス出社率指数を用いて、コロナ禍におけるオフィス出社の動向と、その地域特性について、探索的な分析を行った。その結果、第 1 に、他の人流指標と比較し、本指数がオフィス出社の動向を表す指数として有益であることが明らかになった。第 2 に、地域に立地するオフィスビルの特長や、地域企業の特徴を表す変数を用いることで、オフィス出社率指数の地域ごとの差異を説明できることが示唆された。そして、第 3 に、オフィス出社率指数と地域企業の特徴との関係において、特定の産業の集積や、平均的な事業所の規模がオフィス出社率指数と強い関係性を有しており、その関係性は時間とともに変化していることが明らかになった。これらの傾向は、パンデミック後のオフィスワーカーの動向を考える上で有益な情報となりうる。

既存研究で述べられているように、内勤率の高い都市部において、在宅勤務の導入がパンデミック後も持続する場合、オフィスワーカーを主な顧客としていた飲食や小売店、個人向けサービス業などに大きな影響を及ぼすと考えられる。オフィス出社率指数は、コロナ禍のような先が読めない不透明な状況下において、オフィス出社の動向をいち早く把握するための指標となるだけでなく、地域ごとの違いを定量的に示すことで、パンデミック後の地域経済を担う事業者に対して、有益な情報を提供することが可能になると考えられる。

しかし、本稿には大きく 3 つの課題が存在する。

1 つ目は、本稿では、東京都 23 区内のみを対象としており、他の都市との比較は行えていないということである。オフィス出社の動向は COVID-19 感染拡大状況に大きく依存しており、状況の異なる都市間で比較を行うことで、オフィス出社の動向のより細かな理解に繋がることが考えられる。

2 つ目は、本稿では、複数の変数を用いて、オフィス出社率指数の地域差について考察を行っているが、それらの多くが時間的に不変な変数であり、それらの変数の解釈には限界があるということである。今後は、時間的に変化する経済状況や、COVID-19 の感染拡大状況等の変数も含め、より洗練されたモデルの構築が必要である。

3 つ目は、大分類による産業区分を用いることの限界である。働き方の変化は、同一産業の中でも、管理職や営業職など、職種によって大きく異なる。また、同一の産業大分類の中でも、異なる働き方の特徴を持つ産業が属していることがあり、それらの影響を捉えることができなくなる。例えば、「L 学術研究、専門・技術サービス業」は、図 9 から、オフィス出社率指数と相関がないと読み取れるが、その中に属する「72 専門サービス業（他に分類されないもの）」と「74 技術サービス業（他に分類されないもの）」に着目すると、これらの産業はそれぞれオフィス出社率指数と負と正の相関がある。前者は、法律事務所や、税理士事務所、デザイン業、経営コンサルタント業などが含まれており、場所に依存せず働ける職業が多いが、後者は、建築設計業や測量業、商品検査業、写真業、計量証明業など、専門的な機器を必要とする、場所に依存する職業が多いため、オフィス出社率指数と正負の異なる関係性があると考えられる。このような同一分類の中でも異なる働き方の特徴を捉えるためには、今後、産業中分類の活用等も含め、より細かな視点からの分析が必要である。

謝辞：

本稿の執筆に当たり、クロスロケーションズ株式会社から研究に必要な携帯位置情報データを提供して頂いた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) Watanabe, T., and Omori, Y. :Online consumption during the COVID-19 crisis: Evidence from Japan, Covid Economics, Vol. 32, pp. 208-241, 2020.
- 2) 内閣府. : 新型コロナウイルス感染症の影響下における生活意識・行動の変化に関する調査 (令和 3 年 6 月 4 日), 2021.
- 3) 日本労働組合総連合会 (連合). : テレワークに関する調査 2020, 2020.
- 4) ザイマックス不動産総合研究所. : 働き方とワークプレイスに関する首都圏企業調査 2021 年 1 月, 2021a.
- 5) ザイマックス不動産総合研究所. : 大都市圏オフィス需要調査 2021 春, 2021a.
- 6) Lund, S., Madgavkar, A., Manyika, J., and Smit, S. : What's next for remote work: An analysis of 2,000 tasks, 800 jobs, and nine countries, McKinsey Global Institute, November 23, 2020.
- 7) 佐久間誠 : 人流データをもとにした「オフィス出社率指数」の開発について—オルタナティブデータの活用可能性を探る, ニッセイ基礎研究所 不動産投資レポート, 2021-06-02, 2021a.
- 8) Nilles, J. M. : Telecommunications and organizational decentralization, IEEE Transactions On Communications, Vol. 23, No. 10, pp. 1142–1147, 1975.
- 9) Bloom, N., Liang, J., Roberts, J., and Ying, Z. J. : Does Working from Home Work? Evidence from a Chinese Experiment, The Quarterly Journal of Economics, Vol. 130, No. 1, pp. 165–218, 2015.
- 10) Harrington, E., and Emanuel, N. : Working Remotely? Selection, Treatment, and Market Provision of Remote Work, Working Paper, 2021.
- 11) Yang, L., Holtz, D., Jaffe, S., Suri, S., Sinha, S., Weston, J., Joyce, C., Shah, N., Sherman, K., Hecht, B., and Jaime, T. : The effects of remote work on collaboration among information workers, Nature Human Behaviour, 2021.
- 12) Dingel, J. I., and Neiman, B. : How many jobs can be done at home?, Journal of Public Economics, Vol. 189, 104235, 2020.
- 13) Mongey, S., Pilossoph, L., and Weinberg, A. : Which Workers Bear the Burden of Social Distancing?, National Bureau of Economic Research Working Paper, No. 27085, 2020.
- 14) Brynjolfsson, E., Horton, J. J., Ozimek, A., Rock, D., Sharma, G., & TuYe, H.-Y. : COVID-19 and remote work: An early look at US data, NBER Working Paper, No. 27344, 2020.
- 15) Bick, Alexander and Blandin, Adam and Mertens, Karel. : Work from Home Before and after the Covid-19 Outbreak, CEPR Discussion Paper, No. DP15000, 2020.
- 16) Bartik, A. W., Bertrand, M., Cullen, Z. B., Glaeser, E. L., Luca, M., and Stanton, C. T. : How Are Small Businesses Adjusting to COVID-19? Early Evidence from a Survey, NBER Working Paper, 26989, 2020.
- 17) Barrero, J. M., Bloom, N., and Davis, S. J. : The Donut Effect of Covid-19 on Cities, National Bureau of Economic Research Working Paper, No. 28731, 2021.
- 18) 小寺信也. : 在宅勤務はどこまで進むか～在宅勤務可能な労働者は 3 割程度～, みずほインサイト(2020 年 5 月 22 日), 2020.
- 19) Okubo, O., Inoue, A., and Sekijima, K. : Teleworker Performance in the COVID-19 Era in Japan, Asian Economic Papers, Vol.20, No. 2, pp. 175–192, 2021.
- 20) Morikawa, M. : Productivity of Working from Home during the COVID-19 Pandemic: Evidence from a Firm Survey, RIETI Discussion Paper Series 21-E-002, 2021a.
- 21) Morikawa, M. : Productivity of Working from Home during the COVID-19 Pandemic: Panel Data Analysis, RIETI Discussion Paper Series 21-E-078, 2021b.
- 22) Kitagawa, R., Kuroda, S., Okudaira, H., and Owan, H. : Working from Home: Its Effects on Productivity and Mental Health, RIETI Discussion Paper Series, 21-E-024, 2020.
- 23) 清家剛, 三牧浩也, 原裕介, 小田原亨, 永田智大, 寺田雅之 : まちづくり分野におけるモバイル空間統計の利活用に係る研究, 都市計画論文集, Vol 46, No 3, pp.451-456, 2011
- 24) 菅愛子, 飯島信也, 兵頭大史, 藤原直哉, 水野貴之, 松本裕介, 武藤杏里, 瞿雪吟, 伊藤武真, 松井伸司, 五十嵐盛仁, 上田聖 : 東京都における流動人口データの有効性の検証, 総務省統計委員会担当室ワーキングペーパー, 2019-WP03, 2019.
- 25) Jia, J. S., Lu, X., Yuan, Y., Xu, G., Jia, J., and Christakis, N. A. : Population flow drives spatio-temporal distribution of COVID-19 in China, Nature, Vol. 582, pp. 389-394, 2020.
- 26) Goolsbee, A., and Syverson, C. : Fear, lockdown, and diversion: Comparing drivers of pandemic economic decline 2020, Journal of Public Economics, Vol. 19, 104311, 2021.
- 27) Vinceti, M., Filippini, T., Rothman, K. J., Ferrari, F., Goffi, A., Maffei, G., and Orsini, N. : Lockdown timing and efficacy in controlling COVID-19 using mobile phone tracking, EclinicalMedicine, Vol. 25, 100457, 2020.
- 28) Domenico, L. D., Pullano, G., Sabbatini, C.E., Boëlle, P., and Colizza, V. : Impact of lockdown on COVID-19 epidemic in Île-de-France and possible exit strategies, BMC Medicine, Vol. 18, 240, 2020.
- 29) Fang, H., Wang, L., and Yang, Y. : Human Mobility Restrictions and the Spread of the Novel Coronavirus (2019-nCoV) in China, Journal of Public Economics, Vol. 191, 104272, 2020.
- 30) Couture, V., Dingel, J. I., Green, A., Handbury, J., and Williams, K. R. : Measuring Movement and Social Contact with Smartphone Data: A Real-Time Application to Covid-19, Journal of Urban Economics, 103328, 2021.
- 31) 水野貴之, 大西立顕, 渡辺努 : 流動人口ビッグデータによる外出の自粛率の見える化, 人工知能, Vol. 35, No. 5, pp. 667-672, 2020.
- 32) Watanabe, T., and Yabu, T. : Japan's voluntary lockdown, PLoS ONE, Vol. 16, No. 6, e0252468, 2021.
- 33) 王悠介, 須合智広, 高橋耕史, 松村浩平 : 位置情報データによる経済活動のナウキャストニング, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ, No.21-J-2, 2021
- 34) 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.
- 35) Arimura, M., Ha, T. V., Okumura, K., Asada, T. : Changes

- in urban mobility in Sapporo city, Japan due to the Covid-19 emergency declarations. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol. 7, 100212, 2020.
- 36) 佐久間誠：成約事例で見る東京都心部のオフィス市場動向（2020 年）－「オフィス拡張移転 DI」の動向，ニッセイ基礎研究所 不動産投資レポート，2021-03-31，2021b.
- 37) Elhorst J.P. : *Spatial Panel Data Models*. In: *Spatial Econometrics*, Springer, 2014.