



RIETI Discussion Paper Series 23-J-007

在宅勤務の生産性ダイナミクス:アップデート

森川 正之
経済産業研究所



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

<https://www.rieti.go.jp/jp/>

在宅勤務の生産性ダイナミクス：アップデート*

森川正之（RIETI／一橋大学）

（要旨）

本稿は、雇用者のパネルデータ（2020～2022 年）に基づき、日本におけるコロナ危機後の在宅勤務のダイナミクスを分析したものである。分析結果によれば、第一に、在宅勤務実施者の割合は減少傾向が続いているが、2022 年末時点でも新型コロナ以前と比べるとずっと高い水準にある。第二に、平均的な在宅勤務実施頻度は週 2～3 日という状況が続いており、ハイブリッド型の在宅勤務が支配的である。第三に、在宅勤務の主観的生产性は改善が続いているが、2022 年末時点でも平均的には職場に比べて約 20%低い。第四に、在宅勤務継続者の自宅での生産性は 80%台半ばで頭打ちとなっており、最近の在宅勤務の平均的な生産性上昇は、自宅での生産性が低い雇用者の職場回帰というセレクション効果による。第五に、新型コロナ終息後も高頻度での在宅勤務を希望する雇用者は増加傾向にある。以上の結果は、在宅勤務において生産性に基づく自然な選択が働いていること、在宅勤務者にとってこの働き方のアメニティ価値が高まっていることを示している。

キーワード：在宅勤務、新型コロナ、生産性、アメニティ価値

JEL classification：I12, J22, J24, R41

RIETI ディスカッション・ペーパーは、専門論文の形式でまとめられた研究成果を公開し、活発な議論を喚起することを目的としています。論文に述べられている見解は執筆者個人の責任で発表するものであり、所属する組織及び（独）経済産業研究所としての見解を示すものではありません。

* 本稿の原案に対して、伊藤新、浦田秀次郎、小黒一正、北尾早霧、田村傑の各氏ほか RIETI ディスカッション・ペーパー検討会参加者から有益なコメントをいただいた。本研究は、科学研究費補助金（18H00858, 20H00071, 21H00720）の助成を受けている。

1. 序論

新型コロナウイルス（以下、「新型コロナ」）の発生・拡大に伴い、2020 年春以降、在宅勤務者が急増した。ワクチン接種の拡大などにより経済活動はかなり正常化しているが、在宅勤務者の割合は新型コロナ前に比べるとずっと高い水準にある。経済活動への制限が緩和された結果、職場勤務に戻す企業が増える一方、在宅勤務制度を恒久化する企業も見られるなど、この働き方への対応は企業によって異なっている。

新型コロナに伴い政府により強制ないし勧奨された行動制限だけでなく、リモートワーク関連技術の普及や学習効果も、在宅勤務拡大の背後にある。これら技術変化は一時的なものでなく持続性があるので、新型コロナ前の状態に戻ることは考えにくい。例えば、Bloom *et al.* (2021)は、米国においてビデオ会議、テレワークなどリモートワーク関連特許出願が急増したことを示し、こうした技術進歩がリモートワークの質・生産性の改善を通じて、感染症終息後も在宅勤務へのシフトを支えると論じている。しかし、今後の在宅勤務がどうなっていくかは、その生産性に大きく依存する。本稿は、日本における新型コロナ下での在宅勤務について雇用者へのサーベイに基づいて分析した Morikawa (2022, 2023)を 2022 年末までの情報を用いてアップデートし、新型コロナ後の在宅勤務について考察する。

次節で概観するように、在宅勤務は研究者の関心を集め、内外で活発に研究が行われているが、労働者レベルのパネルデータに基づいて在宅勤務の生産性ダイナミクスを解明した研究は少ない。在宅勤務の平均的な生産性の変化は、①在宅勤務を続ける労働者の学習効果などを通じた生産性上昇という「内部効果」、②在宅勤務の生産性の低い労働者の職場勤務への回帰などによる「セレクション効果」に分解できる。¹ このいずれが支配的かで、在宅勤務の将来展望は大きく違ってくる。仮に学習効果などを通じて在宅勤務の生産性が大きく上昇し、職場勤務に遜色なくなる、あるいはそれ以上に高い水準になるならば、新型コロナ終息後もこの働き方が広く利用される可能性が高い。一方、セレクション効果が支配的だとすると、在宅勤務の利用度と生産性の間にトレードオフ関係が生じるので、在宅勤務者は自宅での生産性が高い限られた職種の労働者に絞られていく可能性がある。

分析結果の要点は以下の通りである。第一に、在宅勤務実施者の割合は、職場勤務への回帰を主因として減少傾向にあるものの、2022 年末時点でも新型コロナ以前と比べてずっと高い水準にある。第二に、在宅勤務者の在宅勤務実施頻度は平均で週 3 日弱という状況が続

¹ 産業全体の生産性上昇を、企業・事業所レベルのデータを用いて内部効果とセレクション効果（再配分効果）に要因分解した研究は多い（e.g., Baily *et al.*, 1992; Foster *et al.*, 2001; Griliches and Regev, 1995; Petrin *et al.*, 2011）。

いている。全ての仕事を自宅で行う完全在宅勤務者は在宅勤務者全体の約 20%にとどまり、ハイブリッド型在宅勤務が主流である。第三に、在宅勤務の主観的生産性は改善が続いているが、2022 年末時点でも平均的には職場に比べて 20%程度低い水準である。ただし、生産性の分散は大きく、職場と同程度ないしそれ以上という在宅勤務者も 1/3 程度存在する。第四に、在宅勤務を継続している雇用者に限って見た場合、在宅勤務の生産性は平均的には 80%台半ば程度で頭打ちになっており、在宅勤務の生産性の平均賃金の改善は学習効果ではなく在宅勤務の生産性が低かった雇用者の職場勤務への回帰というセレクション効果から生じるようになっている。第五に、在宅勤務者が新型コロナ終息後も高頻度でこの働き方を続ける意向は強まっており、在宅勤務者にとってのアメニティ価値が高くなっていることを示唆している。

以下、本稿の構成は次の通りである。第 2 節では、急速に増加している在宅勤務に関する内外の研究を、生産性に関連するものを中心に概観する。第 3 節では、本稿の分析に使用するパネルデータについて解説するとともに、分析方法を述べる。第 4 節では、在宅勤務の実施状況、在宅勤務の生産性、今後の在宅勤務についての労働者の希望に分けて分析結果を紹介する。最後に第 5 節で結論を要約する。

2. 先行研究

在宅勤務という形で可能な仕事がどの程度なのか、新型コロナ初期の代表的な研究である Dingel and Neiman (2020)を嚆矢として多くの研究が行われている。Boeri *et al.* (2020), Holgersen *et al.* (2021), Brussevich *et al.* (2022), Alipour *et al.* (2023)はそうした例である。Dingel and Neiman (2020)は、米国の仕事のうち 37%はおそらく在宅で可能で、賃金でウエイト付けすると総賃金の 46%という試算結果を示した。Boeri *et al.* (2020)は、欧州主要 6 か国を対象に、24% (イタリア) ~31% (ドイツ) という結果を報告している。Brussevich *et al.* (2022)は、Dingel and Neiman (2020)の結果を利用して先進国・新興国をカバーする 35 か国の在宅勤務可能性を試算したもので、16% (トルコ) ~32% (フィンランド) と国によってかなりの違いがあり (日本は 28%程度)、職種によって在宅勤務可能性に大きな違いがあること、所得水準の高い国ほど在宅勤務可能な仕事の割合が高いことを示している。以上のほか、Holgersen *et al.* (2021)は、ノルウェーの仕事の約 38%は在宅勤務が可能だと試算している。Alipour *et al.* (2023)は、独自のサーベイに基づいてドイツにおける在宅勤務可能な仕事の割合を試算し、56%の仕事は在宅勤務が可能だといふかなり高い数字を示すとともに、デジタル化率の高い産業は在宅勤務可能性が高いことを示している。

ただし、Dingel and Neiman (2020)が指摘している通り、在宅勤務と通常の職場での生産性とは大幅に異なる可能性があるため、在宅勤務で可能な生産のシェアを単純に推計することはできない。したがって、経済効果を考えるためには、在宅勤務の生産性の実態を明らか

にすることが重要になる。新型コロナ以前の代表的な研究は Bloom *et al.* (2015)で、中国企業のコールセンター従業員を対象とした実証実験に基づき、労働者の業務効率が約4%上昇し、オフィススペースという資本投入減少の効果を含めた TFP の上昇率は20%以上にのぼったとしている。² しかし、コールセンターという在宅勤務が比較的容易な特定の職種を対象としたものなので、この結果を新型コロナに伴って在宅勤務を行うようになった広範なホワイトカラー労働者に一般化するのは無理がある。

コロナ危機後の在宅勤務の生産性についても、内外で既に多くの研究が行われている。労働者へのサーベイに基づく研究として、Etheridge *et al.* (2020), Barrero *et al.* (2021), Kitagawa *et al.* (2021), Morikawa (2022, 2023), Askoy *et al.* (2022), Deole *et al.* (2023)といった例がある。いずれも様々な職種の労働者を対象にしているため、労働者の主観的生産性を用いている。英国の労働者を対象にした Etheridge *et al.* (2020)は、在宅勤務の生産性は平均的には職場と有意差がないという結果を報告している。一方、やはり英国の労働者を対象とした Deole *et al.* (2023)は、新型コロナ前と比較して在宅勤務で生産性が上昇した労働者が、低下した労働者よりも少し多いという結果を示している。米国の労働者を対象とした Barrero *et al.* (2021)によれば、在宅勤務を行った労働者の過半が予想よりも在宅勤務の生産性が高かったと回答している。Aksoy *et al.* (2022)は、25 か国（日本を含む）の3万人超の労働者に対してサーベイを行い、在宅勤務の主観的生産性は全ての国でコロナ前に予想していたよりも高く、平均で7%高かったとしている。

日本の研究例として、Kitagawa *et al.* (2021), Morikawa (2022, 2023)がある。Kitagawa *et al.* (2021)は、日本の製造業大企業4社の従業員を対象とした調査に基づき、在宅勤務を行った従業員の生産性が、在宅勤務を全く行わなかった従業員に比べて低下したという結果を示している。日本の労働者へのサーベイに基づく Morikawa (2022)によれば、在宅勤務の生産性は平均的に職場の60~70%とかなり低い。対象期間を2021年まで延伸した Morikawa (2023)は、1年間で在宅勤務の生産性は10%以上改善したが、依然として職場勤務の80%程度だとしている。

最近では、IT技術者など特定の職種の労働者を対象として、客観的な生産性指標を用いた分析を行うものも現れている (e.g., Gibbs *et al.*, 2022; Bloom *et al.*, 2022; Shen, 2023)。Gibbs *et al.* (2022)は、インドのITサービス企業のIT技術者1万人超を対象とした分析である。アウトプット指標として従業員に与えられた数値目標の達成率を使用して DID 推計を行い、在宅勤務によって（職場勤務との比較での）時間当たり生産性は19%低下したとしている。生産性低下の理由として、対面に比べて遠隔では同僚や上司とのコミュニケーションや協力が難しいことを挙げている。Bloom *et al.* (2022)は、ある中国企業のエンジニア、マーケティング、ファイナンス関連の従業員を対象としたランダム実験に基づき、記述コード数で測

² このほか、新型コロナ以前の在宅勤務と生産性の研究例として、Dutcher (2012), Kazekami (2020)を挙げておきたい。

った生産性は 8%、自己評価による生産性は 1.8%上昇しており、在宅勤務の生産性への小さな正の効果を示唆すると述べている。Shen (2023)は、オープン・ソース・ソフトウェア・プラットフォーム (GitHub) のデータを使用し、在宅勤務がソフトウェア開発の生産性に及ぼした影響を分析している。その結果によると、在宅勤務は生産性に対して無視できる程度のわずかな負の影響 (▲0.5%) を持った。客観的な生産性指標を用いた分析という意味で重要な貢献だが、結果は分かれている。また、これらはいずれもアウトプットの定量的な計測が可能で、また、在宅勤務になじみやすい IT 技術者を対象としたものという限界があり、他の職種の労働者に一般化するのは難しい。³

以上の通り、在宅勤務の生産性に関する研究は内外で急速に進んでいるが、個人レベルでの学習効果などを通じた生産性の改善、在宅勤務からの退出におけるセレクションといった生産性ダイナミクスに関する研究は乏しい。そうした中、Morikawa (2023)は、2020 年と 2021 年の 2 時点の雇用者パネルデータを使用した分析を行い、日本における在宅勤務の生産性が新型コロナ後の 1 年間に平均で 10%ポイント以上改善したこと、学習効果などによる内部効果と在宅勤務への参入・退出を通じたセレクション効果がそれぞれ半々程度寄与していることを示した。しかし、2021 年夏までの 2 時点の分析であり、新型コロナ終息後の在宅勤務を考える上で十分な情報とは言えない。生産性上昇が線形に継続していくのか、逡減していくのかは 2 時点のデータからは判断できない (付図 1 参照)。

今後、在宅勤務がどの程度利用されるのかは、在宅勤務者自身の生産性だけでなく、職場のコーディネーションや同僚との間でのスピルオーバー効果、中長期的なイノベーションといった組織全体のパフォーマンスへの影響が関係するだろう。⁴ しかし、前述した在宅勤務者個人の生産性の分析は、職場の同僚との間のスピルオーバー効果や組織全体のパフォーマンスへの効果は捉えていない。ホワイトカラー労働者の多くは職場で同僚と緊密なコミュニケーションを取りながら仕事をしており、これがうまくいかなければ、在宅勤務者自身の生産性というよりは組織全体の生産性に影響を及ぼすだろう。また、新型コロナ前の多くの研究は、地理的・物理的な近接性がイノベーションに大きく影響することを示している (サーベイ論文として Carlino and Kerr, 2015)。他方、遠隔会議システムなどの技術進歩は、むしろ交流・協働のネットワークの範囲を拡大し、イノベーションを加速するかも知れない。

必ずしも直接に在宅勤務を扱ったものではないが、この点に関連する最近の研究例として、Battiston *et al.* (2021)、Emanuel *et al.* (2022)、Atkin *et al.* (2022)、Teodorovic *et al.* (2022)を

³ 在宅勤務自体を扱ったものではないが、Künn *et al.* (2022)はチェスの対局を対象に人工知能を用いてプレイヤーのパフォーマンスを定量的に評価し、対面方式と比べてオンライン (2020 年) でのパフォーマンスは統計的・経済的に有意に低下したことを示している。

⁴ Van Nieuwerburgh (2022)は、在宅勤務における複数均衡の可能性を指摘し、在宅勤務の生産性が高いならば、コロナ感染症は悪い均衡から良い均衡に移る契機だが、在宅勤務の生産性が職場よりも低いならば、全ての職員が出勤するようにコーディネーションを行うことが全ての人にとって望ましいと論じている。

挙げておきたい。Battiston *et al.* (2021)は、英国の警察派遣業務における職場の座席配置変更を自然実験として利用し、近距離でのフェイス・トゥ・フェイスの迅速な情報交換が業務の効率性を高めることを示している。Emanuel *et al.* (2022)は、ある米国大企業のソフトウェア技術者を対象とした分析で、新型コロナでオフィスが閉鎖された結果、同じ建物の中の同僚との相互フィードバックがオフライン、オンラインいずれでも減少したこと、この影響は若年や女性のエンジニアで大きく、退職率を高めたことを示している。Atkin *et al.* (2022)は、米国シリコンヴァレーにおける高精細な位置情報を用いた分析により、フェイス・トゥ・フェイスでの出会いが特許の引用数で測った発明の質を高めており、多くの労働者が在宅勤務をした場合のコストは大きいと論じている。Teodorovic *et al.* (2022)は、オンラインで行った時間使用調査に基づき、新型コロナに伴う急激かつ広範な在宅勤務へのシフトは、管理職がミーティングに充てる時間を増加させるという形で、コーディネーション・コストを高めたことを指摘している。本稿は、職場におけるコーディネーションや外部効果を直接に扱うわけではないが、在宅勤務者個人の生産性を見るだけでは組織のパフォーマンスへの影響を捉えきれないことを留保しておきたい。

在宅勤務者個人、在宅勤務制度を持つ組織の生産性のほか、労働者にとってのアメニティ価値もこの働き方の将来に関係する。新型コロナを契機に在宅勤務を経験した人が増えた結果、仕事と家庭の調和、通勤の負担からの解放といったアメニティ価値への認知が高まった可能性がある。在宅勤務を含めて柔軟な働き方のアメニティ価値は、この働き方に対する労働者の支払意思額（WTP：willingness to pay）一賃金がどの程度低くなくても在宅勤務をしたいと考えるかで計測されることが多い。

新型コロナ以前の研究は森川（2020）がサーベイを行っており、代表的な研究として、Mas and Pallais (2017), Maestas *et al.* (2018), He *et al.* (2021)が挙げられる。Mas and Pallais (2017)は、米国のコールセンター従業員採用の実証実験に基づき、在宅勤務への WTP は平均で 8% という結果を報告している。Maestas *et al.* (2018)は、米国における労働条件に関するサーベイに基づき、テレワークへの WTP は賃金の 4.1% という結果を示している。He *et al.* (2021)は、中国における求人広告のフィールド実験に基づき、働く場所の柔軟性に対する補償賃金は 8.5% だとしている。これらの研究をまとめると、在宅勤務が可能ならば賃金の 5~10% を犠牲にしても良い、つまり賃金換算でその程度のアメニティ価値があるというのが平時における平均的な数字と言える。

新型コロナ下において職場への通勤は感染のリスクを高めるので、労働者にとって在宅勤務の価値は平時より高いかも知れない。新型コロナ後の研究として、Moens *et al.* (2022), Lewandowski *et al.* (2022), Barrero *et al.* (2022), Askoy *et al.* (2022) といった例がある。Moens *et al.* (2022)は、ベルギーで行ったサーベイ実験（2021 年）により、テレワーク時間の 10% ポイント増加に対して賃金上昇 2.3% ポイントを犠牲にしても良いという数字を報告している。Lewandowski *et al.* (2022)は、ポーランド労働者へのサーベイ実験（2021 年）に基づき、在宅勤務のオプションへの WTP は平均で賃金の 5.1% で、新型コロナを脅威と考える労働

者は WTP が高いという結果を示している。Aksoy *et al.* (2022)は、25 か国の労働者に対するサーベイ（2021 年～2022 年）に基づき、週 2～3 日の在宅勤務のオプションに対する WTP は対象国の総平均で賃金の 5%（日本は 3.8%）という結果を示している。以上のほか、Barrero *et al.* (2022)は、米国企業の賃金設定行動のサーベイ・データ（2022 年）により、リモートワーク増加によるアメニティ価値は、マクロ経済の労働分配率を 1.1%ポイント低下させるという試算結果を示している。総じて言えば、新型コロナ下での在宅勤務への WTP は平時と大きく異ならないようである。

以上の通り、在宅勤務の生産性やアメニティ価値については既に多くの研究が存在する。しかし、労働者のパネルデータをもとに在宅勤務の生産性やアメニティ価値の変化を示した研究は稀である。こうした中、本稿は 2020 年、2021 年、2022 年の 3 時点のサーベイ・データを使用して Morikawa (2022, 2023)を拡張するものである。雇用者レベルの最近までのパネルデータを用いることで、新型コロナ下での在宅勤務のトレンドを明らかにすることが本稿の主な目的である。特に、ワクチン接種が進み、行動制限が大幅に緩和された 2022 年末のデータを追加することで、新型コロナ終息後の平時における在宅勤務について考察する上で有用な情報を提供するものである。

3. データと分析方法

本稿の分析に使用するのには、筆者が調査票を設計し、楽天インサイト株式会社に委託して 2020 年 6 月、2021 年 7 月、2022 年 11 月に行った「経済の構造変化と生活・消費に関するインターネット調査」のパネルデータである。同社にモニター登録している 200 万人超のうち 20 歳以上の人から性別・年齢階層別に抽出して調査したもので、回答者数は 2020 年調査 5,105 人、2021 年調査 8,909 人、2022 年調査 4,268 人である。2021 年調査の回答者数が多いのは 2020 年調査の回答者に新たなサンプルを追加して行ったためである。2022 年調査はフォローアップ調査であり、2020 年調査又は 2021 年調査への回答者を対象に実施した。本稿の分析では、回答者のうち雇用者のサンプルを分析に使用する。⁵ 各年の雇用者のサンプル数は、2,718 人、4,697 人、3,009 人である。本稿の関心事は在宅勤務のダイナミクスなので、このうち 3 回の調査に継続して回答した雇用者（1,625 人）—以下、「パネル雇用者」と呼ぶ—に焦点を当てながら分析を行う。

回答者の性別・年齢階層別の構成比は付表 1 に示す通りである。2020 年調査は 2017 年に

⁵ 回答者のうち非就労者、会社役員、自営業主、家族労働者（自営業主の手伝い）を除いたものを雇用者として扱う。2022 年調査は簡易調査なので性別、年齢以外の個人特性を調査していないが、職場での勤続期間を尋ねている。2021 年調査で雇用者だったサンプルのうち、同じ勤務先での勤続が 1 年 5 か月（2021 年調査と 2022 年調査のインターバル）以上の場合に雇用者として扱う。

行った調査への回答者を対象としており、2017 年調査の対象は「国勢調査」の性別・年齢別・都道府県別構成に合うように抽出していた。このため、時間の経過に伴う加齢及び脱落率の影響で、20 歳代のシェアがやや低くなっている。

在宅勤務に関連する主な調査事項は、在宅勤務実施の有無、実施頻度（週当たり日数）、在宅勤務の主観的生産性（職場での生産性を 100 とした数字）、新型コロナ終息後の在宅勤務の希望である。次節で結果を報告する際、必要に応じて設問や選択肢のワーディングを説明する。

このほか、性別、年齢、学歴（調査票では 7 区分）、就労先の産業（同 14 区分）、企業規模（同 13 区分）を分析に使用する。⁶ 年齢は 10 歳刻みに集約し、20 歳代～70 歳以上の 6 区分として使用する。学歴のうち中卒と高卒、大学院修士課程と大学院博士課程は統合し、中学・高校、専門学校、短大・高専、大学、大学院の 5 区分とする。就労先の産業のうち農林水産業はサンプル数が少ないため、「その他」産業と統合して 13 区分とする。企業規模は従業員 100 人未満を統合し、「100 人未満」～「1,000 人以上」及び官公庁の 6 区分とする。

このデータセットを使用して、新型コロナ発生後の日本における在宅勤務の実態とその変化について分析する。特に、在宅勤務継続者の生産性変化、在宅勤務からの退出者、在宅勤務への参入者の生産性を集計し、在宅勤務の生産性ダイナミクスを明らかにする。

4. 分析結果

4-1. 在宅勤務の実施・頻度

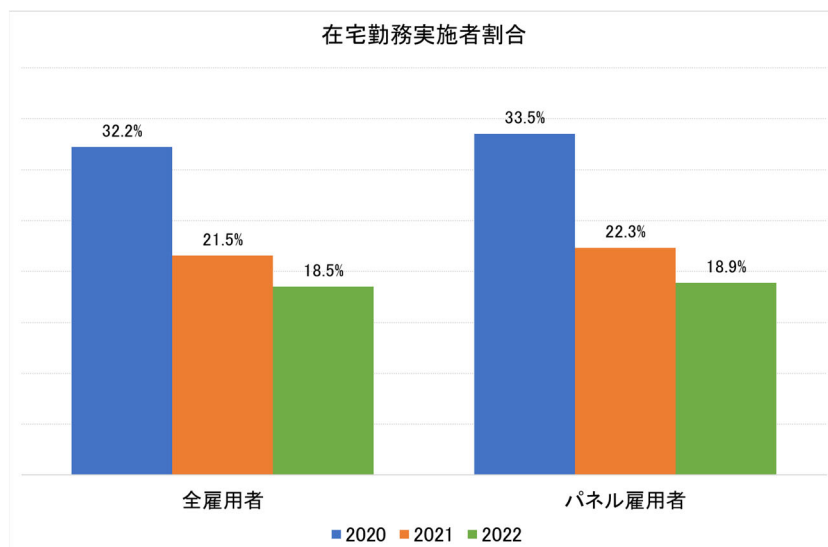
在宅勤務の実施状況について、調査ではまず在宅勤務を行っているかどうか尋ねている。雇用者のうち在宅勤務実施者の割合を見ると、2020 年 32.2%→2021 年 21.5%→2022 年 18.5%と減少傾向が続いている（図 1 参照）。パネル雇用者に限って見ても、33.5%→22.3%→18.9%とほぼ同じパターンである。しかし、2022 年末時点でも 20%近い人が在宅勤務を行っており、5%程度に過ぎなかった新型コロナ前に比べると大幅に高い水準である。⁷

2020～21 年、2021～22 年の間の在宅勤務からの退出、在宅勤務への参入のダイナミクスをまとめたのが表 1 である。A 欄は 2020-21 年、2021-22 年の 2 年間続けて雇用者であったサンプル、B 欄は 3 年間継続して雇用者だったサンプルについて集計したものである。

⁶ 2022 年調査は簡易なフォローアップ調査なので、雇用者の学歴、産業、企業規模は 2021 年調査の情報を利用する。

⁷ 2020 年調査において、全雇用者のうち新型コロナ前から在宅勤務を行っていたのは 4.3%（在宅勤務者のうち 13.5%）で、新型コロナに伴って在宅勤務を始めた人が 27.9%であった。パネル雇用者のサンプルに絞ると 4.0%（在宅勤務者のうち 16.3%）である。

図 1. 在宅勤務実施者の割合



(注) パネル雇用者は3回の調査に継続して回答した人のうち、いずれも雇用者であったサンプル。

B 欄のパネル雇用者の結果を見ると、2020 年の在宅勤務者 545 人のうち 215 人 (39.4%) が 2021 年には在宅勤務をやめて職場勤務に戻っている。一方、2021 年の在宅勤務者のうち 33 人 (9.1%) は 2020 年には在宅勤務をしていなかった雇用者である。同様に、2021 年の在宅勤務者 363 人のうち 100 人 (27.5%) が 2022 年には在宅勤務をやめて職場勤務に戻っており、2022 年の在宅勤務者のうち 44 人 (14.3%) は 2021 年には職場勤務だった雇用者で在宅勤務に参入した人である。⁸

表 1. 在宅勤務実施のダイナミクス

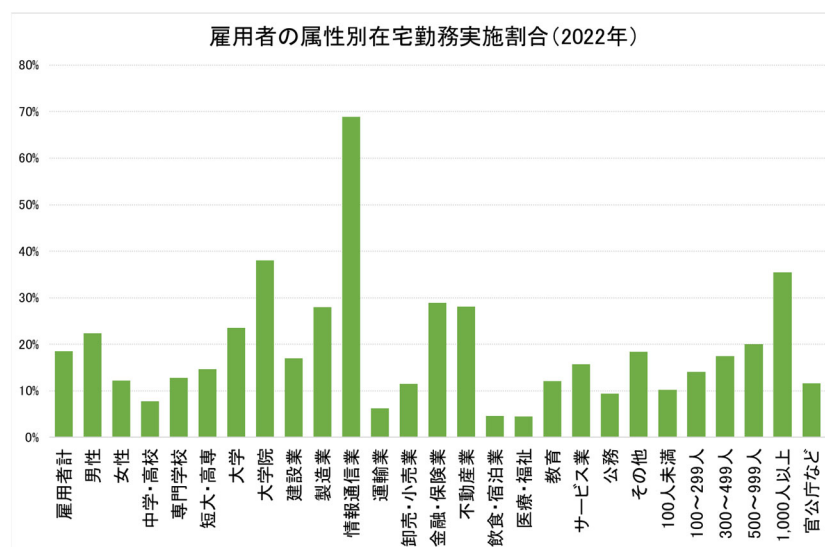
		在宅勤務 継続	在宅勤務 参入	在宅勤務 退出	継続不実施	計
A. 雇用者	2020-21	402	45	287	1,383	2,117
	2021-22	478	79	195	2,257	3,009
B. パネル雇 用者	2020-21	330	33	215	1,047	1,625
	2021-22	263	44	100	1,218	1,625

(注) A 欄は 2020-2021 年、2021-2022 年の 2 年間続けて雇用者であったサンプル、B 欄は 3 年続けて雇用者であったサンプルを対象に集計。

⁸ 本稿の主な分析対象からは外れるが、前年に雇用者だった人のうち翌年には就労しておらず非就労となっている人が少数存在する。単純なプロビット推計を行うと、有意水準は低い。在宅勤務実施者の非就労化確率は在宅勤務非実施者に比べて 1%ほど低い。

性別、年齢階層別、勤務先の産業別、企業規模別に在宅勤務実施者の割合を集計したのが付表 2（全雇用者）、付表 3（雇用者パネル）である。2022 年調査におけるこれら属性別の在宅勤務者割合を示したのが図 2 である。男性、高学歴者、情報通信業、大企業で在宅勤務者の割合が多く、運輸業、飲食・宿泊業、医療・福祉といった産業で在宅勤務者割合が低いという傾向は 3 年間を通じて同じだが、全ての属性で在宅勤務者は減少している。⁹

図 2. 属性別の在宅勤務実施者割合



(注) 2022 年調査の全雇用者の数字 (N=3,009 人)。

在宅勤務の頻度に関する設問は、「在宅勤務は平均して週当たり何日程度ですか」で、選択肢は「1 日以下」、「2 日」、「3 日」、「4 日」、「5 日」、「6 日以上」である。¹⁰ 週当たり実施頻度の平均値を、全雇用者、パネル雇用者、さらにそのうち在宅勤務継続者についてまとめたのが図 3 である。雇用者パネルで見ると、2020 年 2.7 日→2021 年 2.6 日→2022 年 2.6 日と大きな変化はない。在宅勤務継続者のサンプル (251 人) で見ると 3.2 日→3.0 日→2.8 日であり、水準は若干高いが大きな差ではない。

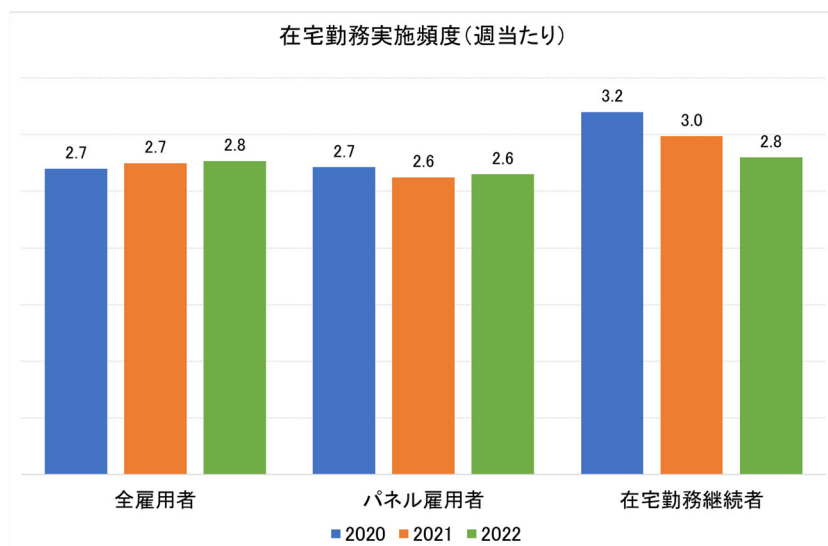
なお、勤務日の全て自宅で仕事をしている完全在宅勤務者は、いずれの年も在宅勤務のう

⁹ 在宅勤務の有無を個人特性で説明するプロビット推計を行っても、これら属性による違いが確認される。

¹⁰ 2020 年調査は週当たりの在宅勤務日数ではなく、在宅勤務の割合（就労日のうち何割程度か）を質問しており、週当たり勤務日数にこの数字を掛けて週当たり在宅勤務日数を計算している。

ち 15～20%程度である（表 2）。つまり在宅勤務者の多くは、職場への出勤と自宅での仕事を併用するハイブリッド型在宅勤務を行っている。

図 3. 在宅勤務実施頻度



（注）数字は週当たり在宅勤務日数。

表 2. 完全在宅勤務者の割合

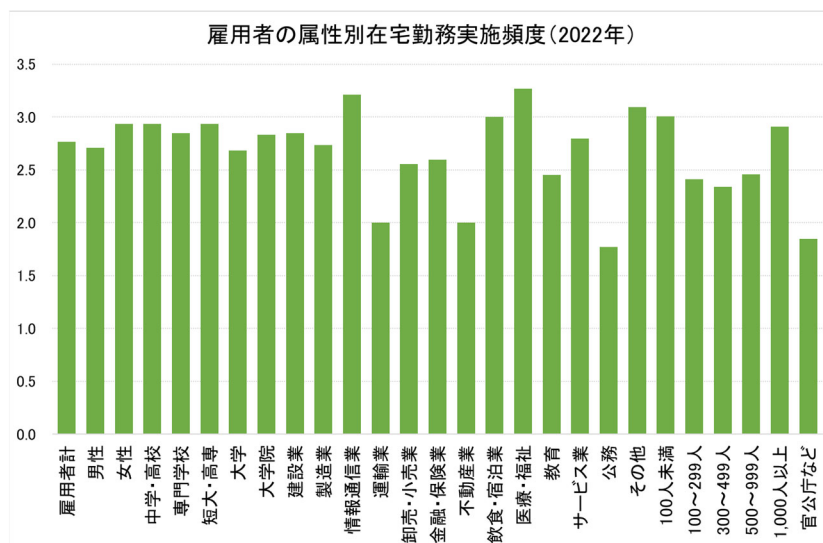
	全雇用者	パネル雇用者	在宅勤務継続者
2020	20.4%	20.4%	30.3%
2021	19.5%	18.5%	24.3%
2022	19.6%	17.6%	20.3%

（注）2020 年は在宅勤務割合が 100%という回答者、2021 年、2022 年は週 5 日以上の頻度と回答した人の在宅勤務者数に占める割合。

在宅勤務実施頻度を属性別に集計した結果は、付表 4（全雇用者）、付表 5（パネル雇用者）である。2022 年調査において在宅勤務を行っている雇用者の実施頻度の平均値を属性別に示したのが図 4 である。在宅勤務を実施しているかどうかとは異なり、在宅勤務を行っている場合の実施頻度は属性による違いが小さいが、しいて言えば情報通信業の在宅勤務頻度がやや高い。¹¹

¹¹ 在宅勤務継続者の属性別の数字は、各属性のサンプル数が少ないので表示していないが、やはり情報通信業がいくぶん高い数字で、公務が低い数字となっている。

図 4. 属性別の在宅勤務実施頻度



(注) タテ軸は週あたり在宅勤務日数。

4－2．在宅勤務の生産性

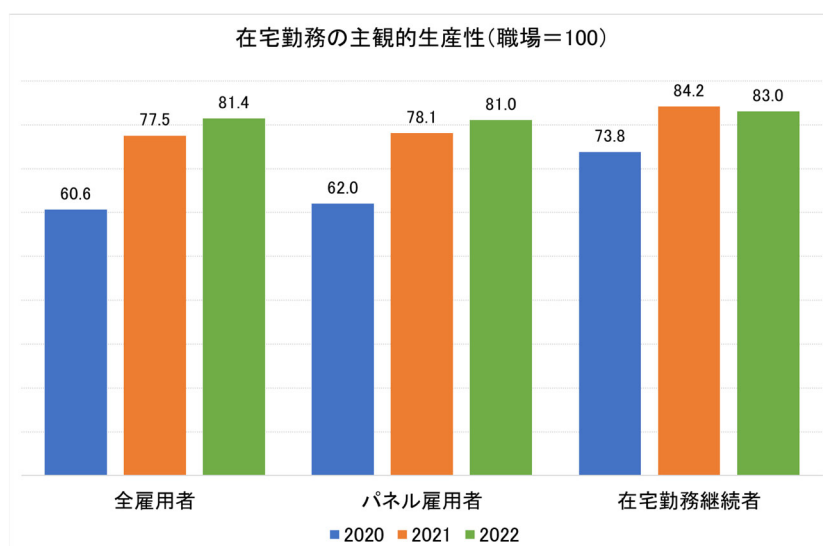
在宅勤務の主観的生産性についての設問は、「あなたがふだん職場で行う仕事の生産性を100 とすると、在宅勤務の生産性はどのぐらいですか。職場で行う全ての業務を前提に数字でお答え下さい」である。なお、「仮に在宅勤務の方が職場よりも生産性が高いと思う場合には100 を超える数字をご記入ください」と付記している。具体的な数字での回答を求めており、0 以上 200 以下の数字という制限を設定している。

在宅勤務の生産性の平均値をまとめた結果が図 5 である。全雇用者で見ると、2020 年 60.6 →2021 年 77.5→2022 年 81.4 である（中央値は 70→80→85）。パネル雇用者のサンプルでも 62.0→78.1→81.0 と同様のパターンで（中央値は 70→80→85）、年を追う毎に上昇しているが、2020 年から 2021 年にかけての改善に比べて 2021 年から 2022 年の間の改善は頭打ちになっている。さらに在宅勤務継続者に絞って見ると、73.8→84.2→83.0（中央値は 80→85→90）である。パネル雇用者、在宅勤務継続者を対象に各年の主観的生産性の密度分布を描いたのが付図 2、付図 3 である。パネル雇用者で見ると生産性の分布が右側にシフトしていること、在宅勤務継続者に限るとそのシフトが小さいことがわかる。

在宅勤務継続者の生産性上昇は、経験を通じた学習効果のほか、関連する設備・ソフトウェアへの投資の効果などを含む「内部効果」を表している。在宅勤務継続者はもともと主観的生産性がパネル雇用者全体の数字よりも高めだが、頭打ちの傾向はより明瞭である。なお、パネル雇用者、在宅勤務継続者のサンプルで、前年調査の生産性水準で生産性の「変化」を説明する回帰を行うと、前年の生産性の係数は 1%水準で有意な負値で、在宅勤務の生産性

水準が低かった人ほど生産性の上昇幅が大きいというキャッチアップ効果が確認される。¹² 量的には、性別、年齢、産業、企業規模をコントロールした上で、前年の生産性が1ポイント低いと翌年までの生産性上昇幅が0.4～0.5ポイント高いという関係である。

図5. 在宅勤務の主観的生产性



生産性の分布を示した付図2及び付図3からも観察できる通り、在宅勤務の生産性は個人差が大きい。表3は、在宅勤務の生産性が職場よりも高い(>100)、同じ(=100)、低い(<100)人の割合を集計したものである。雇用者全体で見ると(A欄)、在宅勤務の生産性が100以上という在宅勤務者は2020年18.0%、2021年28.2%、2022年36.3%となっている。パネル雇用者に限っても同様のパターンである(B欄)。これらの数字は在宅勤務の生産性が低い人の職場回帰による構成変化の効果を含んでいる。

さらに在宅勤務継続者に限って集計すると(C欄)、2020年の時点で23.9%が100以上の数字を回答しており、2021年35.1%、2022年36.3%となっている。職種やタスクの性質、自宅の執務環境などによっては、在宅勤務の生産性が職場と遜色がない、あるいはむしろ高いという人も一定数存在するが、在宅勤務者の約2/3は職場に比べて自宅の生産性は低いと評価している。¹³

¹² ただし、この回帰結果は平均回帰(regression toward the mean)も反映している可能性があることに注意が必要である。

¹³ 在宅勤務の生産性を低くする要因としては、フェイス・トゥ・フェイスでの素早い情報交換ができないこと、パソコン・通信回線など設備の問題、法令や社内ルールによる制約などが指摘されている(Morikawa, 2022)。

表 3. 在宅勤務の主観的生産性の分布

		>100	100	<100	N
A. 雇用者計	2020	3.9%	14.2%	82.0%	876
	2021	9.2%	19.0%	71.8%	1012
	2022	9.5%	26.8%	63.7%	557
B. パネル雇用者	2020	3.7%	13.9%	82.4%	545
	2021	8.0%	21.5%	70.5%	363
	2022	8.8%	25.1%	66.1%	307
C. 在宅勤務継続者	2020	4.8%	19.1%	76.1%	251
	2021	10.4%	24.7%	64.9%	251
	2022	10.0%	26.3%	63.7%	251

(注) >100、100、<100 は、それぞれ在宅勤務の生産性が職場よりも高い、同じ、低いと回答した在宅勤務者の割合。

在宅勤務の生産性ダイナミクスをまとめたのが表 4 である。¹⁴ この表の A 欄は 3 回の調査全てに回答したパネル雇用者ではなく、2020 年と 2021 年に回答した雇用者、2021 年と 2022 年に回答した雇用者について集計したものである。B 欄は 3 回の調査全てで雇用者だった人を対象とした結果である。

表 4. 在宅勤務の生産性ダイナミクス

		(1) 平均値	(2) 在宅勤務 継続者	(3) 在宅勤務 参入者	(4) 在宅勤務 退出者	(5) 平均値 変化	(6) 同・在宅勤務 継続者	(7) 残差(参入・ 退出効果)
A. 雇用者	2020	61.4 [34.5]	70.4 [30.1]		48.7 [36.2]			
	2021	76.6 [29.1]	78.2 [27.7]	62.4 [36.2]		15.3	7.8	7.5
	2021	78.3 [29.0]	83.0 [25.5]		66.7 [33.4]			
	2022	81.4 [28.8]	82.9 [28.4]	72.7 [30.0]		3.2	▲ 0.1	3.3
B. パネル 雇用者	2020	62.0 [34.0]	69.7 [30.1]		50.1 [36.3]			
	2021	78.1 [27.9]	79.1 [26.9]	68.4 [34.8]		16.1	9.3	6.8
	2021	78.1 [27.9]	84.1 [23.7]		62.2 [31.6]			
	2022	81.0 [28.9]	82.9 [28.2]	69.8 [30.3]		3.0	▲ 1.2	4.2

(注) A 欄は 2020-2021 年、2021-2022 年の 2 年間続けて雇用者であったサンプル、B 欄は 3 年続けて雇用者であったサンプルを対象に集計。(1)～(4)列の[]内の数字は標準偏差。

¹⁴ 在宅勤務継続者の数字は、2020～2021 年、2021～2022 年それぞれについて継続者の数字を示しており、3 年続けて在宅勤務を行っていた雇用者の数字を表す図 5 とは異なる。

在宅勤務から退出して職場勤務に戻った人ほど、前年における在宅勤務の主観的生産性が20ポイント前後低かったことがわかる。パネル雇用者（B欄）の結果を見ると、2020～2021年の場合、2020年の生産性は在宅勤務継続者69.7、退出者50.1だった。2021～2022年の場合、2021年の生産性はそれぞれ84.1、62.2だった。一方、在宅勤務への参加者は在宅勤務継続者に比べて主観的生産性は10ポイント前後低い傾向がある。2020～2021年の場合、2021年の生産性は在宅勤務継続者79.1、参加者68.4だった。2021～2022年の場合には、2022年の生産性はそれぞれ82.9、69.8だった。したがって、在宅勤務からの退出は生産性の平均値を高める効果を持つ（セレクション効果）が、在宅勤務への参加者が平均値を高めているわけではない。

この表の(5)列～(7)列には、生産性の平均値（(1)列）の変化、在宅勤務継続者の平均値（(2)列）の変化（内部効果）、両者の差（(5)列－(6)列）である残差（参加・退出の寄与）を示している。¹⁵ パネル雇用者（B欄）で見ると、2020～2021年の間、平均値の上昇（+16.1ポイント）のうち在宅勤務継続者の寄与が+9.3ポイント（寄与率58%）と過半で、参加・退出（セレクション効果）の寄与は+6.8ポイント（寄与率42%）だった。一方、2021～2022年の間は、平均値の上昇幅が小さくなる（+3.0ポイント）中、在宅勤務継続者の寄与は▲1.2ポイントとわずかなマイナスで、参加・退出の寄与が+4.2ポイントとなっている。

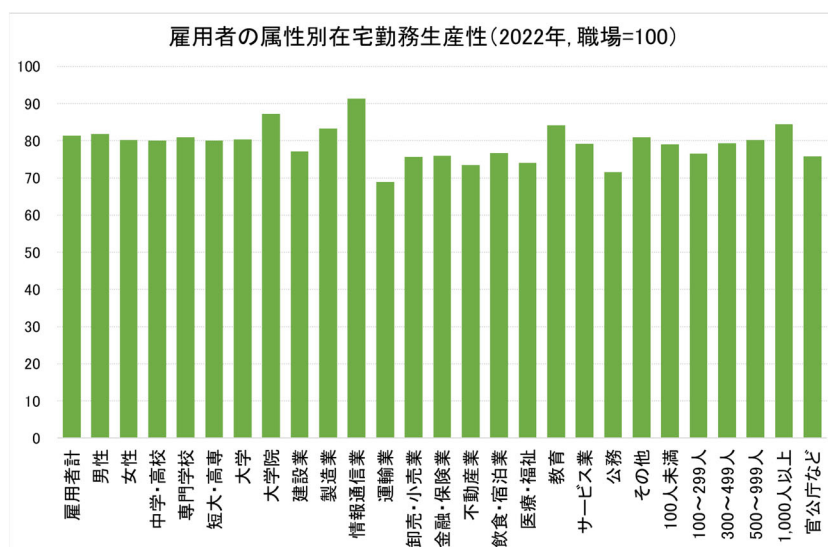
つまり、新型コロナの影響が長引く中、在宅勤務の継続による学習効果が頭打ちになる一方、在宅勤務の生産性が低い人の職場回帰が在宅勤務の生産性の平均値を高める効果は続いている。表には示していないが、在宅勤務からの退出（職場勤務への回帰）を説明するプロビット推計を行うと、前年における在宅勤務の主観的生産性の係数は1%水準で有意な負値であり、在宅勤務の生産性が低かった雇用者ほど職場勤務に復帰する傾向が確認される。量的には、前年の在宅勤務生産性が1ポイント低いと翌年の在宅勤務退出確率が0.3～0.4%ポイント高いという関係である。¹⁶ 生産性の違いに基づく自然なセレクションのメカニズムが働いていることがわかる。

雇用者の属性別に生産性の平均値を示したのが付表6（全雇用者）、付表7（パネル雇用者）、付表8（在宅勤務継続者）である。また、属性別に2022年の生産性の平均値を示したのが図6である。属性別のパターンは大きく変化していないが、属性間の差はいくぶん縮小している。キャッチアップ効果のほか、在宅勤務に適した雇用者が在宅勤務を続けた結果だと考えられる。どの年次でも大学院修了者、情報通信業は相対的に高い主観的生産性である。第2節で述べたIT技術者を対象とした研究は、在宅勤務のパフォーマンスが高い労働者を対象としたものであることを示唆している。

¹⁵ 企業、事業所の生産性ダイナミクスの分析では、存続企業・事業所の市場シェア変化による効果が再配分効果に加わるが、個人単位の要因分解ではこの項は不要である。

¹⁶ 性別、年齢、学歴、産業、企業規模（いずれもダミー変数）をコントロールして推計している。

図 6. 属性別の在宅勤務の主観的生産性



4-3. 新型コロナ後の在宅勤務の希望

最後に、新型コロナ終息後の在宅勤務の希望についての集計結果を報告する。設問は、「新型コロナが終息した後も在宅勤務をしたいと思いますか」で、回答の選択肢は、「今と同じぐらい、またはそれ以上の頻度で在宅勤務を行いたい」、「今よりも少ない方が良いが在宅勤務を行いたい」、「在宅勤務ではなく職場で仕事をしたい」の3つである。

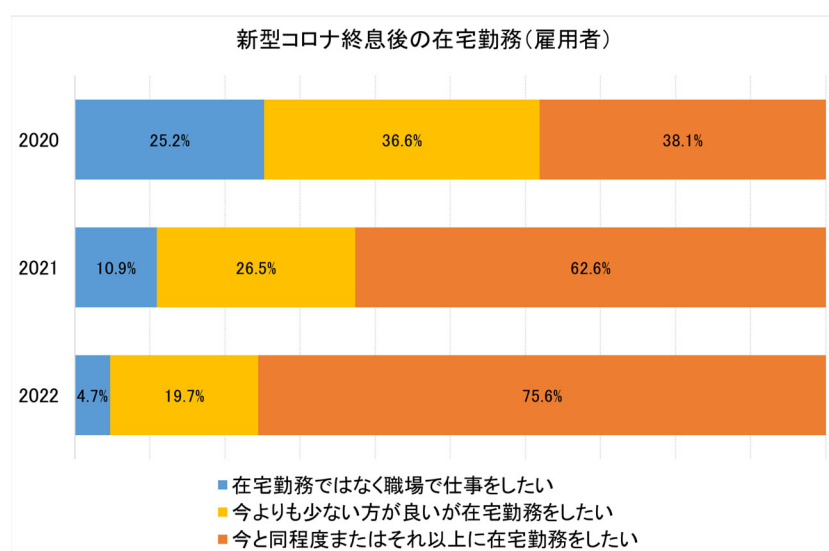
年次毎に雇用者全体の集計した結果が図 7、在宅勤務継続者に絞って集計した結果は図 8 である（パネル雇用者を含めた計数は付表 9 参照）。雇用者のうち高頻度での在宅勤務継続を希望する割合は、2020 年 37.1%→2021 年 60.1%→2022 年 76.5%と増加が続いている（図 7）。もちろん、これは在宅勤務の継続を希望しない人ほど職場勤務に回帰したというセレクトの結果を含んでいる。そこで在宅勤務を 3 年間継続している雇用者に限って見ると（図 8）、47.8%→66.5%→80.5%でいずれの年も水準自体が高めだが、時系列での傾向は同様である。つまり、在宅勤務を長く続けるのに伴って、新型コロナ後もこの働き方を継続したいという意向が強まっている。¹⁷

前述の通り、在宅勤務継続者の主観的生産性は頭打ちになっているので、在宅勤務の生産性上昇がこうした変化を生んでいる主因ではない。労働者にとって在宅勤務のアメニティ価値が高く、在宅勤務を続けるほどその傾向が強まっていることがわかる。以上のような在

¹⁷ 表には示していないが、個人属性をコントロールした上で、在宅勤務の主観的生産性が高い人ほど高頻度での継続を希望する傾向が強い。

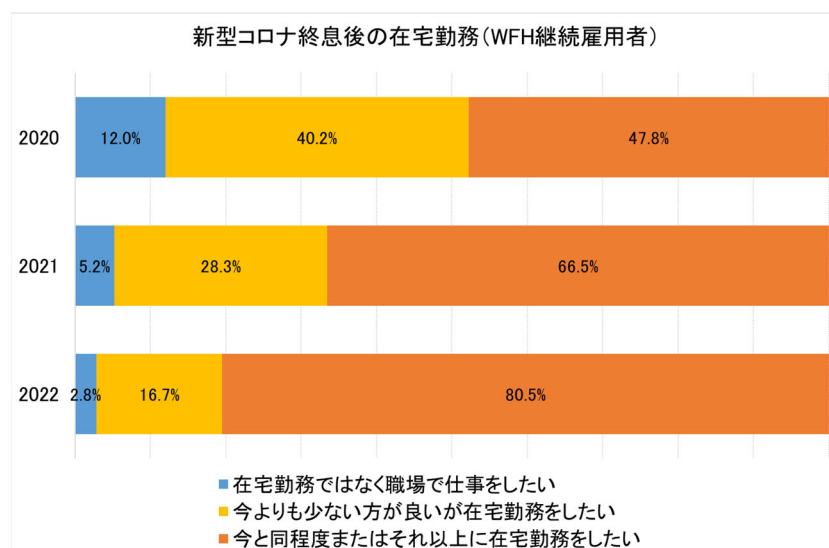
宅勤務の生産性、アメニティ価値を前提とすると、生産性と賃金の均衡、補償賃金格差のメカニズムを通じて、中長期的に在宅勤務者の平均的な相対賃金が低下する（＝職場勤務者の相対賃金が上昇する）可能性が示唆される。

図 7. 新型コロナ終息後の在宅勤務の希望（全雇用者）



（注）在宅勤務者のサンプル数は 2020 年 876 人、2021 年 1,012 人、2022 年 557 人。

図 8. 新型コロナ終息後の在宅勤務の希望（在宅勤務継続雇用者）



（注）在宅勤務継続者のサンプル数は 251 人。

5. 結論

本稿は、2020～2022 年の雇用者パネルデータに基づき、日本におけるコロナ危機後の在宅勤務のダイナミクスを分析したものである。分析結果の要点は以下の通りである。第一に、在宅勤務実施者の割合は職場勤務への回帰を主因として減少傾向にあるものの、2022 年末時点でも新型コロナ以前と比べてずっと高い水準にある。第二に、在宅勤務者の在宅勤務実施頻度は平均で週 3 日弱という状況が続いている。全ての仕事を自宅で行う完全在宅勤務者は約 20%と少数派であり、ハイブリッド型在宅勤務が主流である。第三に、在宅勤務の主観的生産性は改善が続いているが、平均的には職場に比べて 20%程度低い水準である。第四に、在宅勤務を継続している雇用者に限って見た場合、在宅勤務の生産性は平均的には 80%台半ば程度で頭打ちとなっており、在宅勤務の平均的な生産性の上昇は、在宅勤務の生産性が低かった雇用者の職場勤務への回帰というセレクション効果から生じるようになっている。第五に、在宅勤務者が新型コロナ終息後も高頻度でこの働き方を続ける意向は強まっている。

以上の結果は、在宅勤務の動向に対して生産性に基づく自然なセレクション・メカニズムが働いていること、在宅勤務者にとってこの働き方のアメニティ価値が高まっていることを示している。この 3 年間の動向から将来を予想すると、在宅勤務者の割合は今後も緩やかに減少するものの自宅での仕事の生産性が高い人、この働き方のアメニティ価値を高く評価する人は在宅勤務を継続し、結果として新型コロナ前よりも高い水準での在宅勤務が続くと見込まれる。同時に、生産性と賃金の均衡や補償賃金のメカニズムを通じて、少なくとも財市場や労働市場での競争が働くセクターでは、中長期的に在宅勤務者の相対賃金低下（＝職場勤務者の相対賃金上昇）が生じる可能性もある。

本稿の分析ではカバーできていない研究課題も多い。ハイブリッド型の在宅勤務が主流となる中、在宅勤務者は個々のタスクに応じて職場と自宅を使い分けるようになっていく。本稿で用いたサーベイは、仕事全体について職場と自宅の生産性を比較しているが、タスク・レベルでのより精緻な分析が必要になってきている。タスク・レベルの使い分けが一般化すると、自宅と職場の生産性を比較すること自体が難しくなり、自宅と職場の仕事を総合的に捉えてハイブリッド在宅勤務の生産性を評価することが必要になるだろう。また、在宅勤務の企業パフォーマンスへの影響やマクロ経済的な含意を考える上では、在宅勤務者本人の生産性だけでなく、同僚へのスピルオーバー効果を含めた組織全体の生産性についての分析が課題となる。この点を明らかにするためには、企業－従業員リンクデータでの分析を行うことが望ましい。

参考文献

- Aksoy, Cevat Giray, Jose Maria Barrero, Nicholas Bloom, Steven J. Davis, Mathias Dolls, and Pablo Zarate (2022), “Working from Home around the World,” NBER Working Paper, No. 30446.
- Alipour, Jean-Victor, Oliver Falck, and Simone Schüller (2023), “Germany’s Capacities to Work from Home,” *European Economic Review*, Vol. 151, January, 104354
- Atkin, David, M. Keith Chen, and Anton Popov (2022), “The Returns to Face-to-Face Interactions: Knowledge Spillovers in Silicon Valley,” NBER Working Paper, No.30147.
- Barrero, Jose Maria, Nicholas Bloom, and Steven J. Davis (2021), “Why Working from Home Will Stick,” NBER Working Paper, No. 28731.
- Barrero, Jose Maria, Nicholas Bloom, Steven J. Davis, Brent Meyer, and Emil Mihaylov (2022), “The Shift to Remote Work Lessens Wage-Growth Pressures,” IZA Discussion Paper, No.15385.
- Battiston, Diego, Jordi Blanes I Vidal, and Tom Kirchmaier (2021), “Face-to-Face Communication in Organizations,” *Review of Economic Studies*, Vol. 88, No. 2. Pp. 574-609.
- Bloom, Nicholas, James Liang, John Roberts, and Zhichun Jenny Ying (2015), “Does Working from Home Work? Evidence from a Chinese Experiment,” *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 130, No. 1, pp. 165-218.
- Bloom, Nicholas, Steven J. Davis, and Yulia Zhestkova (2021), “COVID-19 Shifted Patent Applications toward Technologies That Support Working from Home,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 111, pp. 263-266.
- Bloom, Nicholas, Ruobing Han, and James Liang (2022), “How Hybrid Working From Home Works Out,” NBER Working Paper, No. 30292.
- Boeri, Tito, Alessandro Caiumi, and Marco Paccagnella (2020), “Mitigating the Work-Safety Trade-Off,” *Covid Economics*, Vol. 2, pp. 60–66.
- Brussevich, Mariya, Era Dabla-Norris, Salma Khalid (2022), “Who will Bear the Brunt of Lockdown Policies? Evidence from Tele-workability Measures Across Countries,” *IMF Economic Review*, Vol. 70, No. 3, pp. 560–589.
- Carlino, Gerald and William R. Kerr (2015), “Agglomeration and Innovation,” in Gilles Duranton, J. Vernon Henderson and William C. Strange eds. *Handbook of Regional and Urban Economics, Volume 5*, Amsterdam: Elsevier, pp. 349-404.
- Deole, Sumit S., Max Deter, and Yue Huang (2023), “Home Sweet Home: Working from Home and Employee Performance during the COVID-19 Pandemic in the UK,” *Labour Economics*, Vol. 80, 102295.
- Dingel, Jonathan I., and Brent Neiman (2020), “How Many Jobs Can Be Done at Home?” *Journal of Public Economics*, Vol. 189, 104235.
- Dutcher, E. Glenn (2012), “The Effects of Telecommuting on Productivity: An Experimental

- Examination. The Role of Dull and Creative Tasks,” Glenn, *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 84, No. 1, pp. 55-363.
- Emanuel Natalia, Emma Harrington, and Amanda Pallais, (2022), “The Power of Proximity: Office Interactions Affect Online Feedback and Quits, Especially for Women and Young Workers,” Working Paper.
- Etheridge, Ben, Li Tang, and Yikai Wang (2020), “Worker Productivity during Lockdown and Working from Home: Evidence from Self-Reports,” *Covid Economics*, Issue 52, pp. 118-151.
- Gibbs, Michael, Friederike Mengel, and Christoph Siemroth (2022), “Work from Home & Productivity: Evidence from Personnel & Analytics Data on IT Professionals,” *Journal of Political Economy Microeconomics*, forthcoming.
- He, Haoran, David Neumark, and Qian Weng (2021), “Do Workers Value Flexible Jobs? A Field Experiment,” *Journal of Labor Economics*, Vol. 39, No. 3, pp. 709-738.
- Holgersen, Henning, Zhiyang Jia, and Simen Svenkerud (2021), “Who and How Many Can Work from Home? Evidence from Task Descriptions,” *Journal of Labour Market Research*, Vol. 55, No. 1, pp. 1-13.
- Kazekami, Sachiko (2020), “Mechanisms to Improve Labor Productivity by Performing Telework,” *Telecommunications Policy*, Vol. 44, No. 2, 101868.
- Kitagawa, Ritsu, Sachiko Kuroda, Hiroko Okudaira, and Hideo Owan (2021), “Working from Home and Productivity under the COVID-19 Pandemic: Using Survey Data of Four Manufacturing Firms,” *PLOS ONE*.
- Künn, Steffen, Christian Seel, and Dainis Zegners (2022), “Cognitive Performance in Remote Work: Evidence from Professional Chess,” *Economic Journal*, Vol. 132, April, pp. 1218-1232.
- Lewandowski, Piotr, Katarzyna Lipowska, and Mateusz Smoter (2022), “Working from Home during a Pandemic: A Discrete Choice Experiment in Poland,” IZA Discussion Paper, No. 15251.
- Maestas, Nicole, Kathleen J. Mullen, David Powell, Till von Wachter, and Jeffrey B. Wenger (2018), “The Value of Working Conditions in the United States and Implications for the Structure of Wages,” NBER Working Paper, No. 25204.
- Mas, Alexandre and Amanda Pallais (2017), “Valuing Alternative Work Arrangements,” *American Economic Review*, Vol. 107, No. 12, pp. 3722-3759.
- Moens, Eline, Elsy Verhofstadt, Luc Van Ootegem, and Stijn Baert (2022), “Disentangling the Attractiveness of Telework to Employees: A Factorial Survey Experiment,” IZA Discussion Paper, No. 15190.
- Morikawa, Masayuki (2022), “Work-from-Home Productivity during the COVID-19 Pandemic: Evidence from Japan,” *Economic Inquiry*, Vol. 60, No.2, pp. 508-527.
- Morikawa, Masayuki (2023), “Productivity Dynamics of Remote Work during the COVID-19 Pandemic,” *Industrial Relations*, forthcoming.

- Petrin, Amil, T. Kirk White, and Jerome P. Reiter (2011), “The Impact of Plant-Level Resource Reallocations and Technical Progress on U.S. Macroeconomic Growth,” *Review of Economic Dynamics*, Vol. 14, No. 1, pp. 3-26.
- Shen, Lucas (2023), “Does Working from Home Work? A Natural Experiment from Lockdowns,” *European Economic Review*, Vol. 151, January, 104323.
- Teodorovic, Thomaz, Raffaella Sadun, Andrew L. Kun, and Orit Shaer (2022), “How Does Working from Home during COVID-19 Affect What Managers Do? Evidence from Time-use Studies,” CEP Discussion Paper, No. 1844.
- Van Nieuwerburgh, Stijn (2022), “The Remote Work Revolution: Impact on Real Estate Values and the Urban Environment,” NBER Working Paper, No. 30662.
- 森川正之 (2020), 「柔軟な働き方は賃金をどう変化させるか」, 『日本労働研究雑誌』, No. 723, pp. 82-91.

付表 1. 雇用者サンプルの性別・年齢別構成

	(1) 全雇用者			(2) 雇用者パネル		
	2020	2021	2022	2020	2021	2022
男性	60.9%	58.9%	58.7%	64.5%	64.5%	64.5%
女性	39.1%	41.1%	35.6%	35.5%	35.5%	35.5%
20歳台	5.4%	10.8%	4.1%	4.4%	3.2%	2.0%
30歳台	17.8%	18.5%	13.8%	15.9%	15.1%	13.3%
40歳台	26.9%	26.5%	25.7%	29.6%	28.2%	26.8%
50歳台	25.0%	23.8%	27.7%	28.6%	30.3%	32.1%
60歳台	21.0%	16.2%	18.1%	18.7%	19.5%	20.8%
70歳以上	3.8%	4.2%	5.0%	2.8%	3.6%	5.0%
N	2,718	4,697	3,191	1,625	1,625	1,625

付表 2. 属性別の在宅勤務実施者割合（全雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	32.2%	21.5%	18.5%	-13.7%
	男性	38.7%	26.1%	22.3%	-16.4%
	女性	22.2%	15.0%	12.2%	-9.9%
学歴	中学・高校	17.2%	9.2%	7.8%	-9.4%
	専門学校	21.7%	13.1%	12.7%	-9.0%
	短大・高専	21.3%	13.9%	14.6%	-6.6%
	大学	41.4%	28.5%	23.6%	-17.8%
	大学院	64.2%	46.1%	38.0%	-26.2%
産業	建設業	36.3%	25.6%	17.0%	-19.3%
	製造業	38.0%	31.6%	28.0%	-10.0%
	情報通信業	75.2%	65.6%	68.8%	-6.4%
	運輸業	10.4%	9.5%	6.3%	-4.1%
	卸売・小売業	24.5%	13.7%	11.5%	-13.0%
	金融・保険業	58.3%	34.9%	28.9%	-29.4%
	不動産業	38.8%	29.8%	28.1%	-10.7%
	飲食・宿泊業	9.4%	7.1%	4.6%	-4.8%
	医療・福祉	7.2%	3.9%	4.5%	-2.7%
	教育	42.6%	15.4%	12.0%	-30.6%
	サービス業	26.0%	17.2%	15.8%	-10.3%
	公務	39.3%	19.2%	9.4%	-29.9%
	その他	33.7%	23.9%	18.4%	-15.4%
規模	100人未満	22.7%	11.9%	10.2%	-12.6%
	100～299人	27.3%	17.0%	14.0%	-13.3%
	300～499人	29.3%	20.1%	17.4%	-11.9%
	500～999人	40.7%	25.4%	20.0%	-20.7%
	1,000人以上	46.8%	39.0%	35.4%	-11.3%
	官公庁など	40.9%	21.1%	11.6%	-29.3%

付表 3. 属性別の在宅勤務実施者割合（パネル雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	33.5%	22.3%	18.9%	-14.6%
	男性	39.5%	27.2%	23.0%	-16.5%
	女性	22.7%	13.5%	11.5%	-11.2%
学歴	中学・高校	19.1%	10.5%	7.1%	-11.9%
	専門学校	23.1%	13.9%	13.9%	-9.2%
	短大・高専	20.1%	15.9%	14.6%	-5.5%
	大学	41.8%	27.7%	23.8%	-18.0%
産業	大学院	62.6%	47.7%	39.4%	-23.2%
	建設業	37.3%	27.6%	17.1%	-20.2%
	製造業	41.5%	31.7%	28.9%	-12.6%
	情報通信業	78.2%	63.6%	71.4%	-6.8%
	運輸業	9.4%	4.2%	4.2%	-5.1%
	卸売・小売業	25.6%	15.6%	12.0%	-13.6%
	金融・保険業	53.8%	33.8%	27.0%	-26.8%
	不動産業	38.2%	23.5%	26.5%	-11.8%
	飲食・宿泊業	3.2%	8.3%	5.6%	2.3%
	医療・福祉	7.6%	4.7%	5.3%	-2.3%
	教育	45.2%	14.3%	11.6%	-33.6%
	サービス業	27.1%	17.3%	14.7%	-12.4%
	公務	37.8%	23.4%	10.9%	-26.9%
	その他	32.4%	25.4%	17.5%	-14.9%
規模	100人未満	21.4%	11.4%	10.2%	-11.2%
	100～299人	27.6%	16.1%	15.6%	-11.9%
	300～499人	33.3%	21.5%	19.4%	-14.0%
	500～999人	42.3%	31.3%	22.7%	-19.7%
	1,000人以上	50.2%	39.3%	34.6%	-15.7%
	官公庁など	44.1%	26.0%	11.5%	-32.7%

付表 4. 属性別の在宅勤務実施頻度（全雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	2.70	2.75	2.77	0.07
	男性	2.64	2.68	2.71	0.07
	女性	2.86	2.91	2.94	0.07
学歴	中学・高校	2.34	2.78	2.93	0.60
	専門学校	2.67	2.58	2.85	0.18
	短大・高専	2.81	2.79	2.93	0.13
	大学	2.71	2.71	2.68	-0.02
	大学院	2.97	2.91	2.83	-0.14
産業	建設業	2.39	2.53	2.85	0.46
	製造業	2.88	2.82	2.73	-0.15
	情報通信業	3.58	3.59	3.21	-0.37
	運輸業	1.33	2.50	2.00	0.67
	卸売・小売業	2.84	2.34	2.56	-0.28
	金融・保険業	2.48	2.33	2.59	0.11
	不動産業	1.92	2.61	2.00	0.08
	飲食・宿泊業	0.93	2.56	3.00	2.08
	医療・福祉	2.06	2.73	3.27	1.20
	教育	2.64	2.33	2.45	-0.19
	サービス業	2.76	2.83	2.80	0.04
	公務	1.74	1.58	1.77	0.03
	その他	2.96	2.94	3.09	0.14
規模	100人未満	2.52	2.79	3.01	0.49
	100～299人	2.75	2.76	2.41	-0.33
	300～499人	2.71	2.58	2.34	-0.36
	500～999人	2.64	2.33	2.46	-0.18
	1,000人以上	2.97	2.97	2.91	-0.06
	官公庁など	1.93	1.58	1.85	-0.08

付表 5. 属性別の在宅勤務実施頻度（パネル雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	2.71	2.62	2.65	-0.06
	男性	2.67	2.61	2.66	0.00
	女性	2.86	2.68	2.59	-0.27
学歴	中学・高校	2.13	2.48	2.70	0.57
	専門学校	2.81	2.86	2.86	0.06
	短大・高専	3.08	2.58	2.58	-0.49
	大学	2.77	2.52	2.53	-0.24
産業	大学院	2.85	2.98	2.98	0.13
	建設業	2.67	2.43	2.85	0.18
	製造業	2.90	2.75	2.55	-0.35
	情報通信業	3.55	3.59	3.38	-0.17
	運輸業	1.44	2.67	2.33	0.89
	卸売・小売業	2.81	1.96	1.85	-0.96
	金融・保険業	2.50	2.76	2.85	0.35
	不動産業	2.18	2.13	1.78	-0.40
	飲食・宿泊業	0.00	2.00	2.50	2.50
	医療・福祉	2.25	3.00	3.33	1.08
	教育	2.61	2.56	2.31	-0.30
	サービス業	2.60	2.60	2.47	-0.13
	公務	1.75	1.43	1.71	-0.03
	その他	2.84	2.56	2.86	0.02
規模	100人未満	2.49	2.56	2.58	0.09
	100～299人	2.77	2.69	2.40	-0.37
	300～499人	2.92	2.10	1.72	-1.20
	500～999人	2.55	2.50	2.66	0.10
	1,000人以上	2.98	2.93	2.90	-0.09
	官公庁など	2.01	1.28	2.00	-0.01

付表 6. 在宅勤務の主観的生産性（全雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	60.6	77.5	81.4	20.8
	男性	62.2	77.9	81.8	19.7
	女性	56.5	76.6	80.3	23.8
学歴	中学・高校	48.0	74.1	80.1	32.1
	専門学校	53.7	68.6	80.9	27.2
	短大・高専	61.1	73.4	80.1	19.0
	大学	61.7	77.9	80.3	18.6
	大学院	72.0	84.3	87.3	15.3
産業	建設業	62.2	67.9	77.2	14.9
	製造業	70.1	82.2	83.2	13.1
	情報通信業	73.5	85.7	91.3	17.8
	運輸業	37.5	69.0	68.9	31.3
	卸売・小売業	57.0	71.4	75.7	18.7
	金融・保険業	52.4	73.4	76.0	23.6
	不動産業	50.3	78.6	73.5	23.2
	飲食・宿泊業	55.0	60.2	76.7	21.7
	医療・福祉	40.0	68.3	74.0	34.0
	教育	54.4	78.1	84.2	29.8
	サービス業	62.8	80.2	79.2	16.4
	公務	38.0	64.6	71.6	33.6
	その他	67.5	75.5	80.9	13.4
規模	100人未満	57.9	72.5	79.0	21.1
	100～299人	64.3	78.3	76.5	12.3
	300～499人	65.6	75.7	79.4	13.7
	500～999人	61.5	75.4	80.2	18.7
	1,000人以上	64.5	82.2	84.5	19.9
	官公庁など	40.5	63.2	75.8	35.3

付表 7. 在宅勤務の主観的生産性（パネル雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	62.0	78.1	81.0	19.1
	男性	63.3	78.0	81.7	18.4
	女性	57.7	78.5	78.7	21.0
学歴	中学・高校	48.9	69.5	76.6	27.6
	専門学校	54.6	73.4	81.6	26.9
	短大・高専	66.3	80.6	84.4	18.1
	大学	63.3	77.3	79.3	16.0
	大学院	71.2	87.1	87.9	16.8
産業	建設業	63.4	68.7	73.3	9.9
	製造業	70.6	83.3	82.6	11.9
	情報通信業	75.7	87.9	90.8	15.1
	運輸業	41.7	56.7	51.7	10.0
	卸売・小売業	54.2	69.4	68.8	14.5
	金融・保険業	61.2	77.0	80.3	19.1
	不動産業	53.2	73.8	69.2	16.1
	飲食・宿泊業	100.0	58.3	55.0	-45.0
	医療・福祉	41.1	83.8	82.2	41.1
	教育	56.7	80.9	90.0	33.3
	サービス業	60.3	86.1	76.0	15.7
	公務	38.1	53.0	70.7	32.6
	その他	70.0	76.0	86.4	16.4
規模	100人未満	57.1	72.2	76.6	19.4
	100～299人	66.3	84.0	76.8	10.5
	300～499人	69.7	77.5	74.7	5.0
	500～999人	62.4	79.0	83.9	21.5
	1,000人以上	67.0	83.1	84.6	17.6
	官公庁など	41.8	53.0	76.8	35.0

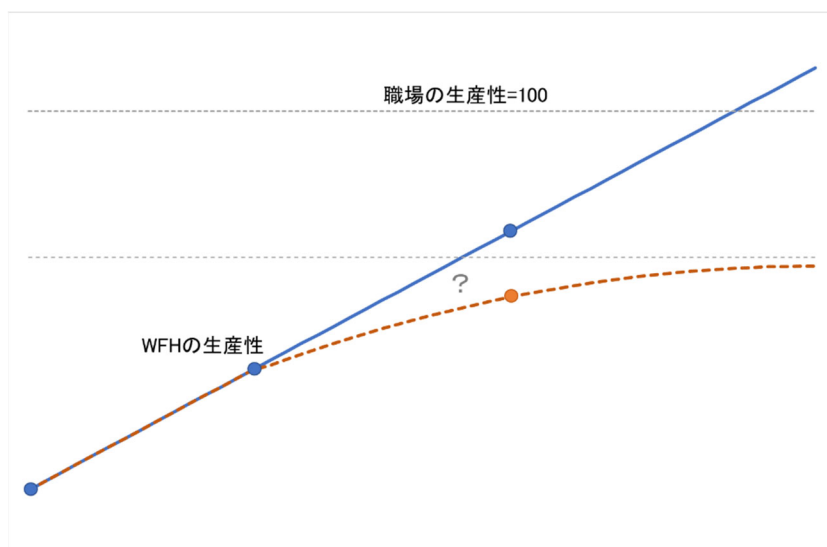
付表 8. 在宅勤務の主観的生産性（在宅勤務継続雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22
性別	雇用者計	73.8	84.2	83.0	9.2
	男性	75.3	85.1	84.2	8.9
	女性	68.6	80.9	79.1	10.4
学歴	中学・高校	61.3	69.4	75.8	14.5
	専門学校	68.1	73.6	88.6	20.5
	短大・高専	64.5	80.2	80.7	16.1
	大学	76.9	86.5	82.3	5.4
産業	大学院	77.1	88.4	87.7	10.6
	建設業	58.8	72.5	71.9	13.2
	製造業	77.9	86.0	82.6	4.7
	情報通信業	78.3	87.0	93.8	15.5
	運輸業	60.0	75.0	65.0	5.0
	卸売・小売業	63.0	68.5	65.7	2.7
	金融・保険業	67.8	86.3	83.8	16.0
	不動産業	61.7	75.0	77.2	15.5
	飲食・宿泊業		75.0	40.0	
	医療・福祉	73.3	81.4	88.6	15.2
	教育	80.0	90.5	90.9	10.9
	サービス業	74.5	91.3	81.3	6.8
	公務	50.7	61.0	66.0	15.3
	その他	82.6	91.3	90.3	7.7
規模	100人未満	73.8	79.3	79.7	5.9
	100～299人	78.3	89.6	83.8	5.4
	300～499人	76.3	76.5	80.0	3.8
	500～999人	70.8	85.9	82.0	11.2
	1,000人以上	74.7	86.7	85.6	10.9
	官公庁など	56.7	61.3	68.1	11.4

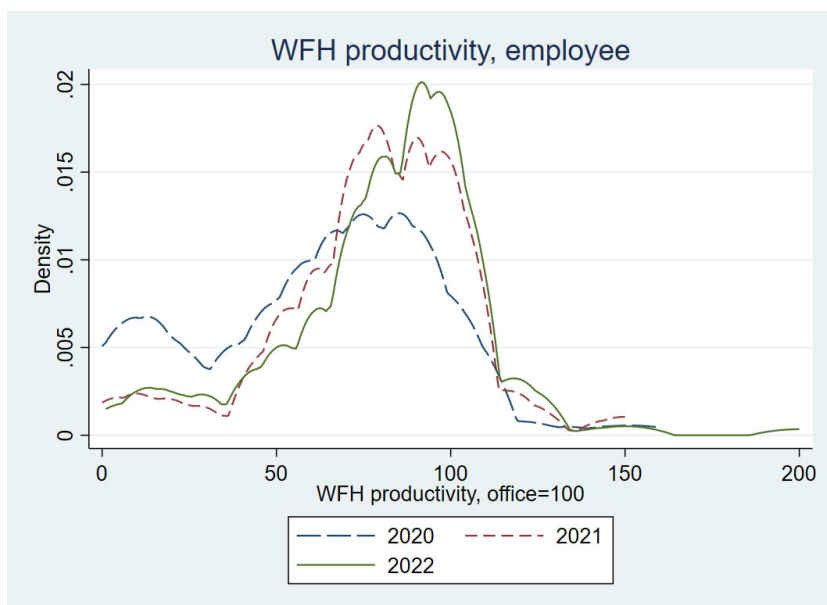
付表 9. 新型コロナ終息後の在宅勤務の希望

		2020	2021	2022
雇用者計	在宅勤務ではなく職場で仕事をしたい	25.2%	10.9%	4.7%
	今よりも少ない方が良いが在宅勤務をしたい	36.6%	26.5%	19.7%
	今と同程度またはそれ以上に在宅勤務をしたい	38.1%	62.6%	75.6%
パネル雇用者	在宅勤務ではなく職場で仕事をしたい	25.0%	11.3%	3.9%
	今よりも少ない方が良いが在宅勤務をしたい	38.0%	28.7%	19.5%
	今と同程度またはそれ以上に在宅勤務をしたい	37.1%	60.1%	76.5%
在宅勤務継続者	在宅勤務ではなく職場で仕事をしたい	12.0%	5.2%	2.8%
	今よりも少ない方が良いが在宅勤務をしたい	40.2%	28.3%	16.7%
	今と同程度またはそれ以上に在宅勤務をしたい	47.8%	66.5%	80.5%

付図 1. 在宅勤務における学習効果

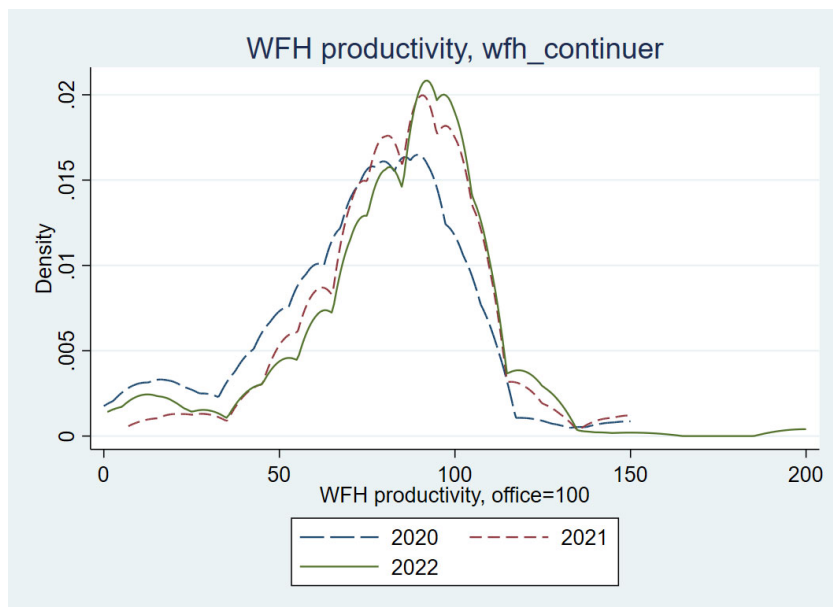


付図 2. 在宅勤務の主観的生産性の分布（パネル雇用者）



(注) N=545 人 (2020 年) , 363 人 (2021 年) , 307 人 (2022 年)。

付図 3. 在宅勤務の主観的生産性の分布（在宅勤務継続者）



（注）N=251 人。