

在宅勤務の生産性ダイナミクス*

森川正之^a

【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以降の在宅勤務のダイナミクスを分析する。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に比べて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約20%低い。第四に、在宅勤務を継続している雇用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のみから生じている。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が続いている。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。

JEL Classification Codes: I12, J22, J24, R41

* 一橋大学経済研究所定例研究会において討論者を務めていただいた神林龍氏及び植杉威一郎、白井恵美子、陣内了、高山直樹、深尾京司の各氏をはじめ同研究会の中でコメントをくださった方々に謝意を表したい。また、本稿作成の過程で、伊藤新、浦田秀次郎、小黒一正、北尾早霧、田村傑の各氏から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。

^a 一橋大学経済研究所特任教授、経済産業研究所所長・CRO E-mail: morikawa@ier.hit-u.ac.jp

Productivity Dynamics of Working from Home

Masayuki Morikawa

Institute of Economic Research, Hitotsubashi University, Japan
Research Institute of Economy, Trade and Industry, Japan

Abstract

Based on a panel survey of employees from 2020 to 2022, this study analyzes the dynamics of working from home in Japan since the onset of the COVID-19 pandemic. The results are summarized as follows: First, the percentage of those who engage in working from home is still much higher at the end of 2022 than before the pandemic, but it continues to decline. Second, the mean frequency of working from home continues to be two to three days per week. Third, subjective productivity at home continues to improve but is still, on average, approximately 20% lower than in the workplace at the end of 2022. Fourth, the productivity at home of those who continue this work style has peaked in the mid-80% range, and the recent increase in average productivity is the result of the selection effect of employees who are less productive at home returning to the workplace. Fifth, the percentage of employees willing to work from home at a high frequency has been steadily increasing, even after the end of the pandemic. These results indicate that natural selection based on productivity is functioning and that the amenity value of this work style is increasing.

JEL Classification Codes: I12, J22, J24, R41

1. 序論

新型コロナウイルス感染症（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、新型コロナの5類感染症への移行などにより経済活動はかなり正常化した。在宅勤務者の割合は新型コロナ発生前に比べて高い水準にある。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。

新型コロナに伴って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は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。実際、多くのホワイトカラー労働者が、新型コロナの下で普及した遠隔会議ツールを日常的に使うようになっている。

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、2020年から2022年までの3回行った雇用者へのサーベイのパネルデータを使用して、在宅勤務のダイナミクスを明らかにするとともに、新型コロナ後の在宅勤務を展望する。

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、職場勤務に遜色がなくなる、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である。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在宅勤務者全体の約20%にとどまり、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が主流である。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値の改善は内部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のみから生じるようになってい

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; Fukao and Kwon, 2006; Griliches and Regev, 1995; Petrin *et al.*, 2011）。

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次第に強まっており、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とともに、今後の在宅勤務を展望する。

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、米国の労働者のうち37%はおそらく在宅で全ての仕事を行うことが可能で、賃金でウエイト付けすると総賃金の46%に相当する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、潜在的に在宅勤務が可能な労働者は24% (イタリア) ~31% (英国) 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、約16% (トルコ) ~約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)、所得水準の高い国ほど在宅勤務可能な労働者の割合が高いことを示している。以上のほか、Holgersen *et al.* (2021) は、ノルウエー労働者の約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自宅で遂行可能なタスクの割合を試算し、56%のタスクは自宅で可能だという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明らかにしている。ハイブリッド型の在宅勤務が一般化する中、労働者数でなくタスクのシェアに着目した示唆に富む試算である。

新型コロナ下で実際にどの程度の労働者が在宅勤務を行ったのか、それはどういう属性の労働者なのかについても既に多数の調査研究が行われており、日本の研究例として Kawaguchi and Motegi (2021), Okubo *et al.* (2021), Morikawa (2022, 2023) が挙げられる。²⁾ 在宅勤務者の割合は調査時期やサンプルによって異なるが、新型コロナ前と比較して在宅勤務者が大幅に増加したこと、総じて高学歴、大企業勤務、高賃金のホワイトカラー労働者が在宅勤務を行ったことを示している。

Morikawa (2022) は、労働者だけでなく企業へのサーベイに基づく結果も報告しており、2020年に新型コロナが急拡大した時期、約半数の企業が在宅勤務制度を採用し、それら企業の平均で約30%の労働者が在宅勤務を行っていたこと、また、大企業、高学歴労働者シェアが高い企業、平均賃金の高い企業ほど在宅勤務採用率が高いという結果を報告している。Ohyama and Kambayashi (2023) は、日本の事業所を対象としたサーベイ (JP-MOPS) に基づき、2020年12月時点で23.6%の事業所がテレワークを採用していること、マネジメント・プラクティスがテレワーク採用と関係していることを示している。

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

²⁾ 最近では、求人広告のビッグデータを用いてリモートワーク求人の実態を明らかにする研究が現れている (e.g., Adrjan *et al.*, 2023; Hansen *et al.*, 2023)。

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必要になる。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。³⁾ 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。

新型コロナ発生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)、Aksoy *et al.* (2022)、Morikawa (2022, 2023)、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分析を行っている。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、職場と比べて在宅勤務の方が効率性が高いという人が 45% となっている。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新型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。⁴⁾ 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及びマーケティング、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、ハイブリッド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。

³⁾ 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。

⁴⁾ 森川 (2020b) は、新型コロナの初期、2020 年 3 月及び 4 月に RIETI 職員・研究員に対するインタビュー調査を行い、在宅勤務の主観的生産性についての観察事実を示している。

これらは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、事務職、管理職など他の職種の労働者に一般化するのには難しい。⁵⁾ IT 技術者以外では、Emanuel and Harrington (2023) が米国企業のコールセンターを対象とした分析で、新型コロナにより在宅勤務に移行したオペレーターの業務処理量が 4% 低下し、サービスの質も低下したという結果を報告している。平時における中国のコールセンターの在宅勤務を対象とした前述の Bloom *et al.* (2015) とは異なる結果である。

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からである。

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、職場のコロ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。⁶⁾ しかし、前述した在宅勤務者個人の生産性の分析は、職場の同僚との間で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だけでなく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寄与することを示しており、在宅勤務は物理的・近接性のメリットを損なう可能性がある。⁷⁾ 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面があるかも知れない。

在宅勤務を直接に扱っていないものを含むが、この点に関連する最近の研究例として、van der Lippe and Lippényi (2020)、Battiston *et al.* (2021)、Emanuel *et al.* (2022)、Atkin *et al.* (2022)、Teodorovic *et al.* (2022)、Emanuel and Harrington (2023) を挙げておきたい。van der Lippe and Lippényi (2020) は、欧州 9 か国の労働者と上司を対象に行ったサーベイ (2016 年) に基づき、在宅勤務が同僚及び職場のチームのパフォーマンスに及ぼす影響を分析している。その結果によると、在宅勤務する同僚が多いほどチームの業務効率が悪い。Battiston *et al.* (2021) は、英国の警察官派遣業務における職場の座席配置変更 (2012 年) 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

⁵⁾ 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プレー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が統計的・経済的に有意に低下したことを示している。

⁶⁾ 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ロ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。

⁷⁾ サーベイ論文として Carlino and Kerr (2015)、知識のスピルオーバーの地理的・近接性に関する最近の研究例として Balsmeier *et al.* (2023)。

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。Emanuel and Harrington (2023) は、新型コロナ下で在宅勤務に移行したコールセンターのオペレーターの生産性が低下した理由として、同僚への迅速な相談が困難になった点を指摘している。

総じてこれらの研究は、在宅勤務が組織全体のパフォーマンスに負の影響を持つ可能性を示唆している。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全体の生産性への効果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。例えば、Felstead and Reuschke (2023) は、英国において2020年後半に約90%の在宅勤務者が在宅勤務を続けたいと回答したと報告している。

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) —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—や補償賃金格差—現実の賃金ディスカウント—で計測されることが多い。新型コロナ以前の研究は森川(2020a)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.* (2023)、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。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。Maestas *et al.* (2023) 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は賃金の約4%という結果を示している。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、Aksoy *et al.* (2022)、Barrero *et al.* (2021)、Lewandowski *et al.* (2022)、Moens *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。⁸⁾ Aksoy *et al.* (2022) は、25か国の労働者に対するサーベイに基づき、週2~

⁸⁾ Lewandowski *et al.* (2023) は、労働者の在宅勤務へのWTPに比べて企業が引き下げたいと考える在宅勤務者の賃金がずっと大きいというミスマッチが存在することを示している。

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。Barrero *et al.* (2021)は、週2〜3日の在宅勤務の価値を金銭換算すると半数以上の労働者が賃金の5%以上に相当すると回答したとしている。⁹⁾ 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。雇用者レベルのパネルデータを用いることで、新型コロナの期間を通じた在宅勤務の生産性の変化、また、在宅勤務に対する選好の変化を明らかにすることが本稿の主な貢献である。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ものは、筆者が調査票を設計し、楽天インサイト株式会社へ委託して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使用する。¹⁰⁾ 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」と呼ぶ一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产性（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。¹¹⁾ 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

⁹⁾ 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。

¹⁰⁾ 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。

¹¹⁾ 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。

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。

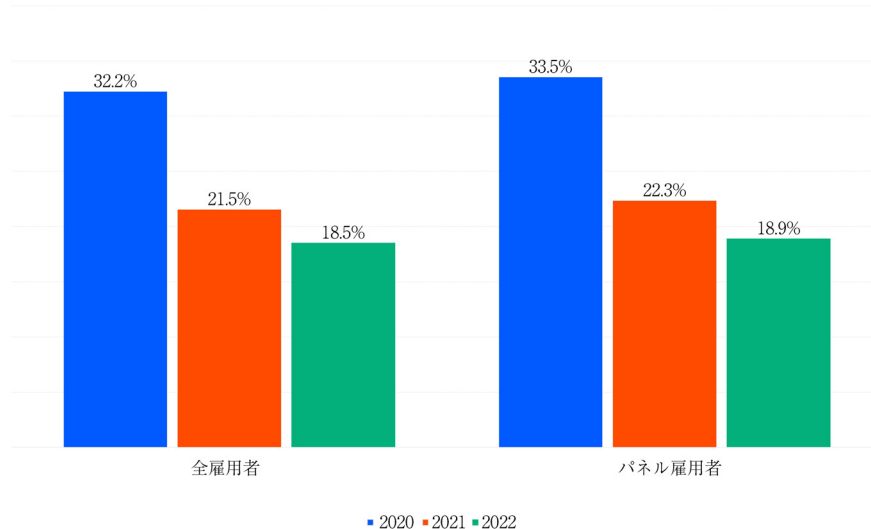
このデータセットを使用して、新型コロナ発生後の日本における在宅勤務の実態とその変化について分析する。特に、在宅勤務継続者の生産性変化、在宅勤務からの退出者、在宅勤務への参入者の生産性を集計し、在宅勤務の生産性ダイナミクスを明らかにする。

4. 分析結果

4.1 在宅勤務の実施とその頻度

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。¹²⁾

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。

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。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

¹²⁾ 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、新型コロナ前からの在宅勤務者は4.0%(在宅勤務者のうち16.3%)である。

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。¹³⁾

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
		19.0%	2.1%	3.6%	65.3%	
	2021-22	478	79	195	2,257	3,009
		19.0%	2.1%	3.6%	65.3%	
B. パネル雇用者	2020-21	330	33	215	1,047	1,625
		20.3%	2.0%	13.2%	64.4%	
	2021-22	263	44	100	1,218	1,625
		16.2%	2.7%	6.2%	75.0%	

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。

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。全ての属性で在宅勤務者は減少しているが、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傾向は 3 年間を通じて同じである。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（付表 4 参照）。¹⁴⁾

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。¹⁵⁾ 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者全体のうち 15～20%程度である（表 2）。つまり在宅勤務者の大部分は、職場と自宅を併用するハイブリッド型在宅勤務を行っている。

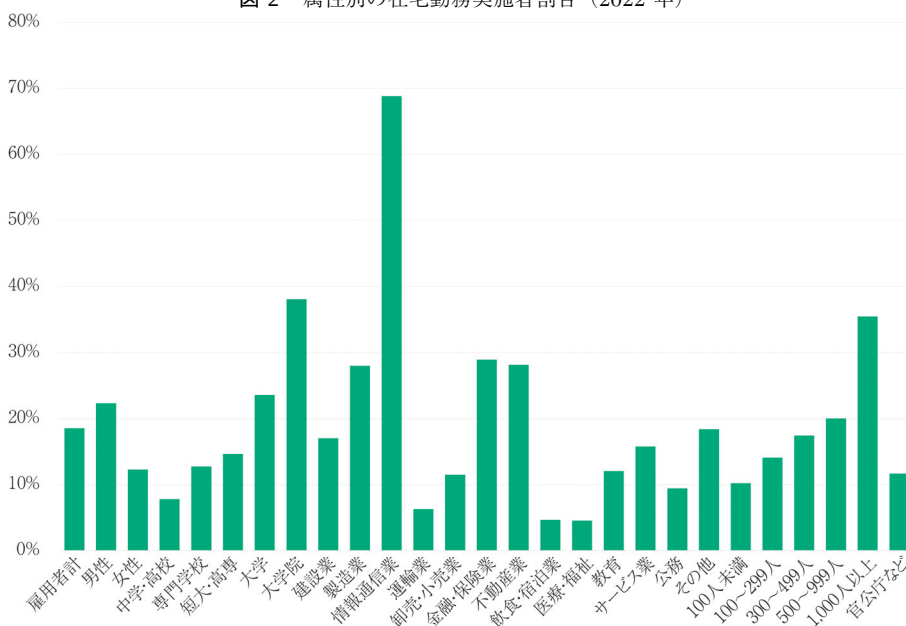
在宅勤務実施頻度を属性別に集計した結果は、付表 5（全雇用者）、付表 6（パネル雇用者）である。2022 年調査において在宅勤務を行っている雇用者の実施頻度の平均値を属性別に示したのが図 4 である。在宅勤務を実施しているかどうかとは異なり、在宅勤務を行っている場合の実施頻度

¹³⁾ 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、有意水準は低いですが、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。

¹⁴⁾ 2022 年調査は詳細な個人特性を調査していないので、この推計で用いた以外の情報を使うのは無理があるが、2020 年、2021 年の調査では配偶者の有無、未就学児の有無、小中学生の有無を尋ねている。これらを説明変数に追加した場合、2021 年に有配偶者の係数が 5%水準で有意な正值（限界効果は 3.8%）となるが、未就学児の有無、小中学生の有無は 2020 年、2021 年とも統計的に有意ではなかった。なお、職種別に見ると、管理職の在宅勤務実施確率が高い一方、サービス職、生産職は在宅勤務実施確率が低い（Morikawa, 2021）。

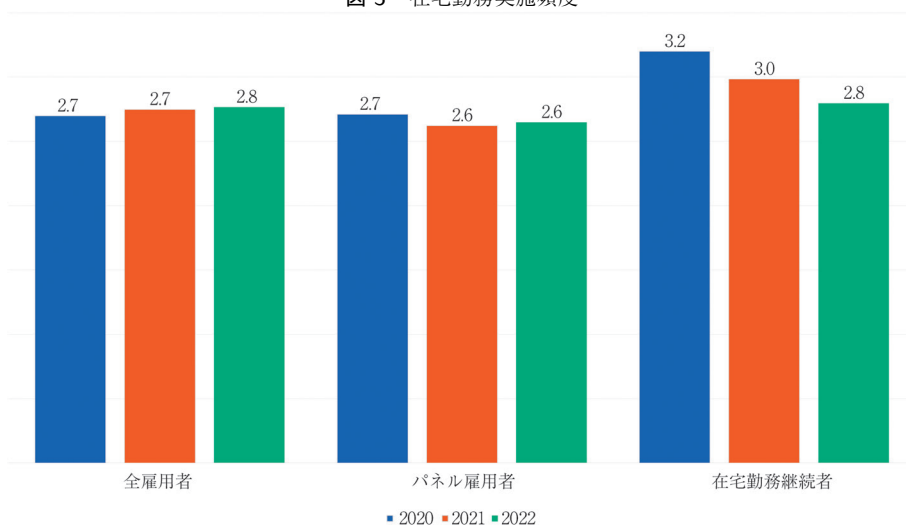
¹⁵⁾ 2020 年調査は週当たりの在宅勤務日数ではなく、在宅勤務の割合（就労日のうち何割程度か）を質問しており、週当たり勤務日数にこの数字を掛けて週当たり在宅勤務日数を計算している。

図 2 属性別の在宅勤務実施者割合（2022年）



注) 2022年調査の全雇用者の数字 (N=3,009人)。

図 3 在宅勤務実施頻度



注) 数字は週当たり在宅勤務日数の平均値。

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。¹⁶⁾ なお、在宅勤務実施頻度を個人特性で説明する OLS 推計を行った結果は付表 7 に示す通りで、年次によって異なるが、他の個人特性をコントロールした上で、女性、情報通信業従業者の在宅勤務頻度が一貫

¹⁶⁾ 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。

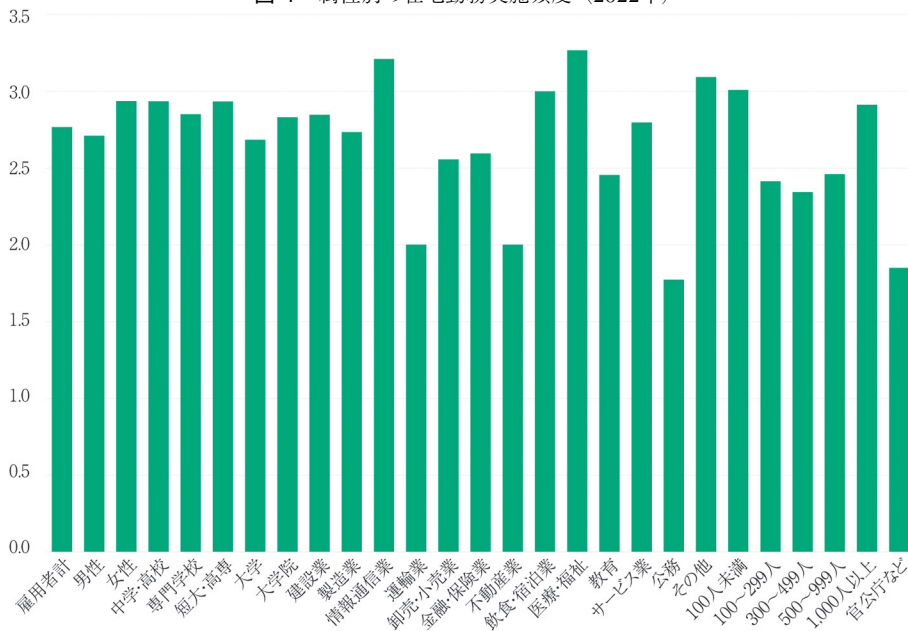
表 2 完全在宅勤務者の割合

	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総数に占める割合である。

して高い。¹⁷⁾ 3 年次をプールした推計において 2021 年、2022 年ダミーの係数は負値だが統計的に有意ではなく、個人特性をコントロールしても在宅勤務実施頻度に大きな変化はないことが確認できる。

図 4 属性別の在宅勤務実施頻度 (2022年)



注) タテ軸は週当たり在宅勤務日数。

4.2 在宅勤務の生産性

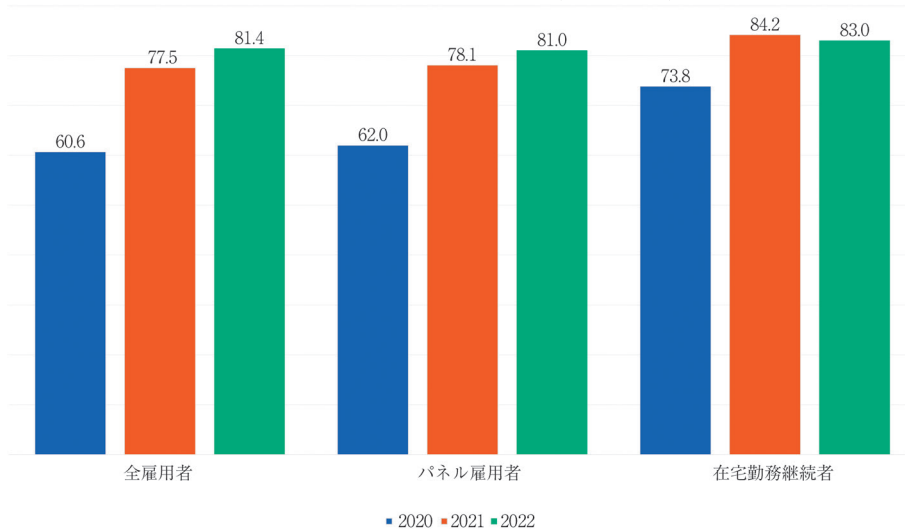
在宅勤務の主観的生产性についての設問は、「あなたがふだん職場で行う仕事の生産性を 100 とすると、在宅勤務の生産性はどのぐらいですか。職場で行う全ての業務を前提に数字でお答え下さい」である。¹⁸⁾ なお、「仮に在宅勤務の方が職場よりも生産性が高いと思う場合には 100 を超える数字をご記入ください」と付記している。具体的な数字での回答を求めており、0 以上 200 以下の数字という制限を設定している。

¹⁷⁾ 2020 年、2021 年のデータで、配偶者の有無、未就学児の有無、小中学生の有無を追加的な説明変数とした場合、これらの係数は統計的に有意でなかった。

¹⁸⁾ 新型コロナ下において職場での生産性もそれ以前と変わっている可能性は排除できないが、前述の通り勤務日の全てで自宅仕事をしている完全在宅勤務者は例外的である。大部分を占めるハイブリッド在宅勤務者は、新型コロナ下での職場と自宅の生産性を比較して回答していると考えられる。

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产性の密度分布を描いたのが図 6、図 7 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。

図 5 在宅勤務の主観的生产性（職場 = 100）



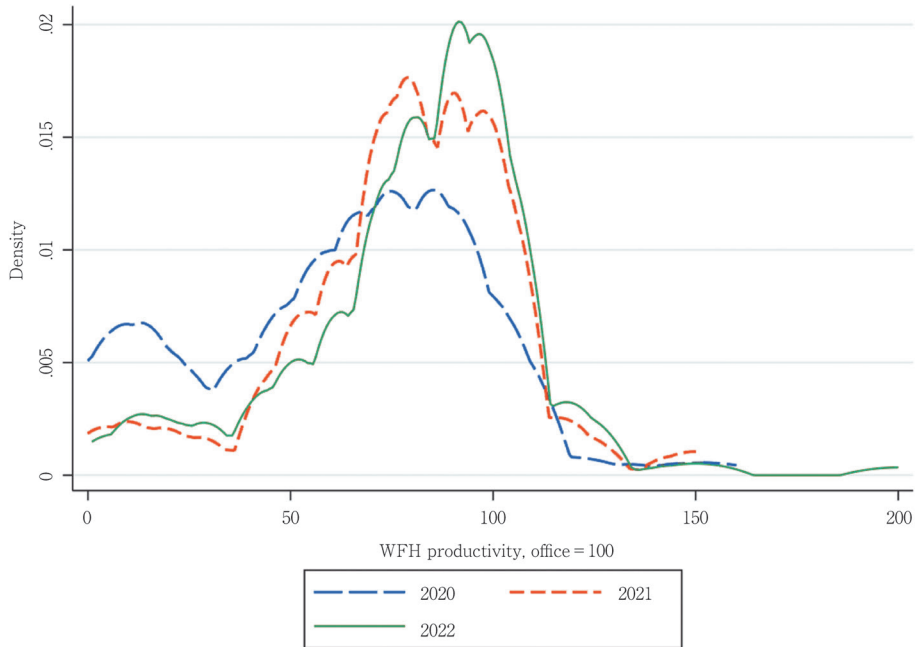
生産性の分布を示したこれらの図からも観察できる通り、在宅勤務の生産性は個人差が大きい。表 3 は、在宅勤務の生産性が職場よりも高い (>100)、同じ (=100)、低い (<100) 人の割合を集計したものである。雇用者全体で見ると (A 欄)、在宅勤務の生産性が 100 以上という在宅勤務者は 2020 年 18.0%、2021 年 28.2%、2022 年 36.3% となっている。パネル雇用者に限っても 17.6%→29.5%→33.9% と同様のパターンである (B 欄)。これらの数字は在宅勤務の生産性が低い人の職場回帰による構成変化の効果を含んでいる。

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。¹⁹⁾

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。学習効果は、オンライン・システムへの習熟、自宅での仕事の段取りの改善といった狭義の学習だけでなく、ハイブリッド勤務における自宅と職場で行う仕事の使い分けの見直しというタスクの再配分を含んでいる。在宅勤務継続者はもともと

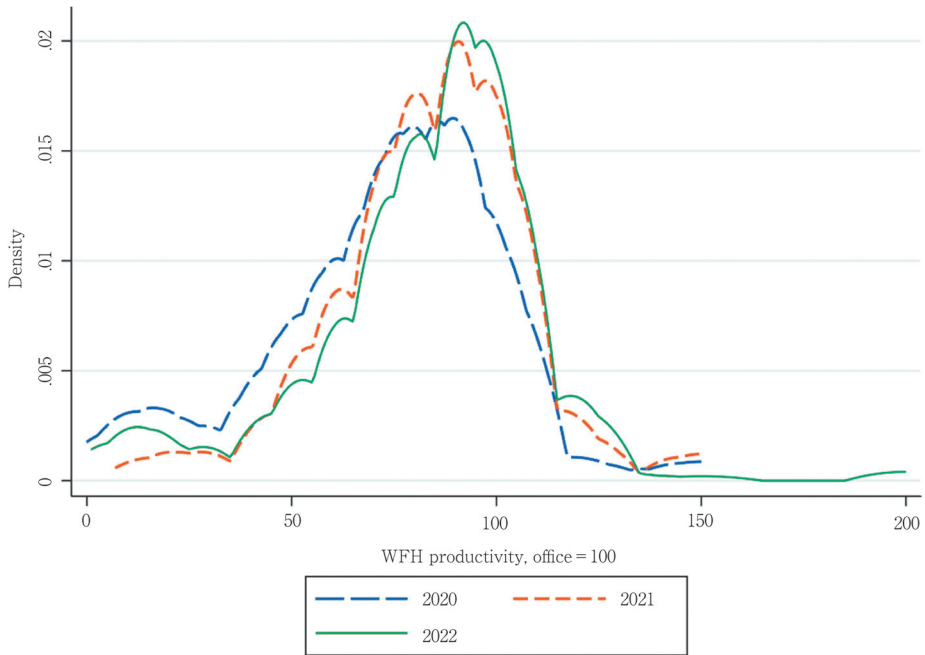
¹⁹⁾ 在宅勤務の生産性を低くする要因としては、フェイス・トゥ・フェイスでの素早い情報交換ができないこと、パソコン・通信回線など設備の問題、法令や社内ルールによる制約などが挙げられている (Morikawa, 2022)。

図 6 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).

図 7 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.

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、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 OLS 推計を

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。

行くと、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(付表8)²⁰⁾。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ポイント高い関係である。

雇用者の属性別に生産性の平均値を示したのが付表9(全雇用者)、付表10(パネル雇用者)、付表11(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8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。生産性の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タイプの労働者を対象としたものであることを示唆している。

在宅勤務の主観的生産性を個人特性で説明するOLS推計を行うと、2022年には情報通信業従業者が高い有意水準であることを除き、2020年、2021年に有意だった学歴など他の変数は統計的有意性がなくなる(付表12参照)。学歴、産業といった観測可能な個人特性以外の要因により、在宅勤務者のセレクションが進んだこと、在宅勤務の生産性の低かった人の生産性のキャッチアップが進んだことなどが理由として考えられる。²¹⁾

本稿の最大の関心事である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。²²⁾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パネル雇用者を対象とした結果である。

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。在宅勤務から退出して職場勤務に戻った人は、前年における在宅勤務の主観的生産性が20ポイント程度低かったことがわかる。一方、在宅勤務への参入者は在宅勤務継続者に比べて主観的生

²⁰⁾ 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。

²¹⁾ 2020年、2021年の推計において、配偶者の有無、未就学児の有無、小中学生の有無を説明変数に追加した場合、2020年には有配偶者及び小中学生の係数が10%水準で有意な正値だったが、2021年調査ではいずれも統計的に有意でなかった。なお、職種別には、専門的・技術的職業は在宅勤務の生産性が高く、生産工程職は低い傾向がある(Morikawa, 2021)。

²²⁾ 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2年間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。

図 8 属性別の在宅勤務の主観的生産性（2022年，職場 = 100）

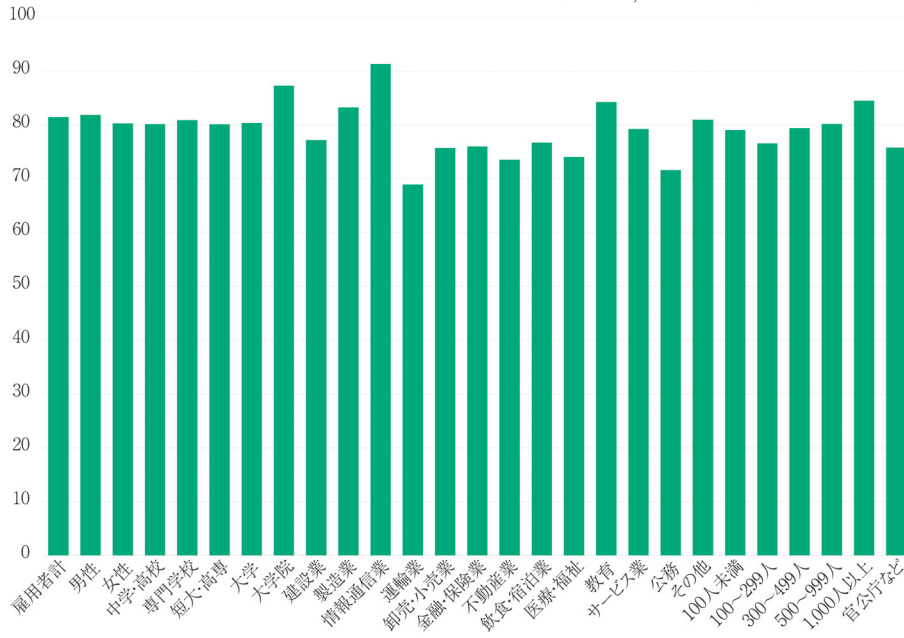


表 4 在宅勤務の生産性ダイナミックス

		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
		平均値	在宅勤務 継続者	在宅勤務 参入者	在宅勤務 退出者	平均値 変化	同・在宅勤務 継続者	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
	2020	62.0 [34.0]	69.7 [30.1]		50.1 [36.3]			
B. パネル雇用者	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

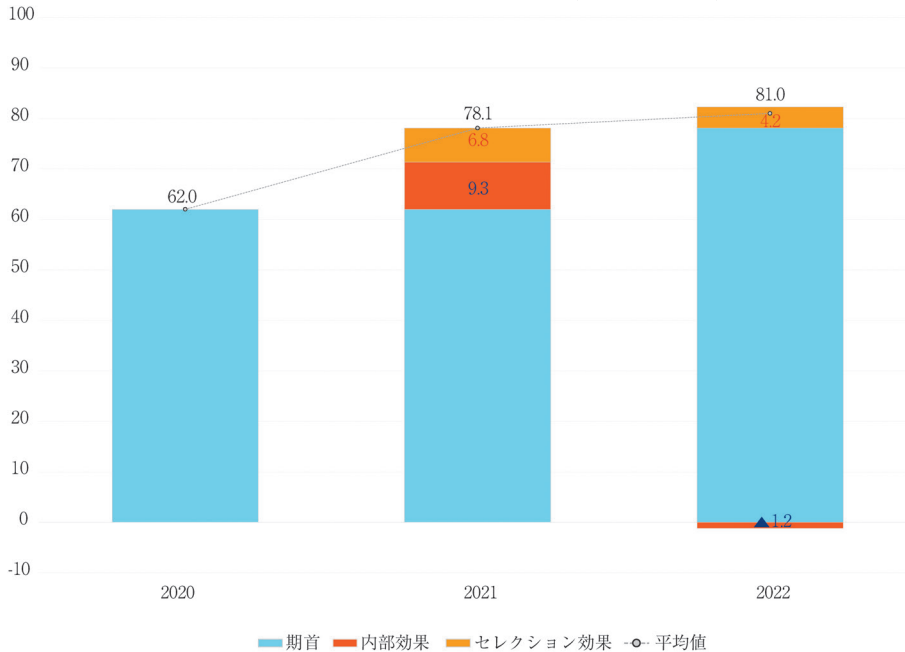
注) A欄は 2020-2021年、2021-2022年の2年間続けて雇用者であったサンプル、B欄は3年続けて雇用者であったサンプルを対象に集計。(1)~(4) 列の [] 内の数字は標準偏差。

産性が 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 79.1，参入者 68.4 だった。2021~2022 年の場合、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、在宅勤務への新規参入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 (= 参入・退出の寄与)

を示している。²³⁾ パネル雇用者（B欄）の数字を見ると、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、参入・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（内部効果）は-1.2ポイントとわずかなマイナスで、参入・退出の寄与（セレクション効果）が+4.2ポイントとなっている（図9参照）。²⁴⁾

図9 在宅勤務の生産性ダイナミクス（2020～2022年）



注) 表4のパネル雇用者の数字に基づき作図。

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。内部効果の寄与度の縮小は、オンライン機器・システムへの習熟、自宅で行うタスクと職場でのタスクの再配分などによるプラス効果が当初は大きいと次第に減衰することによって考えられる。前述した在宅勤務の生産性水準が低かった人ほど上昇幅が大きいというキャッチアップ効果が見られるというクロスセクションでの関係と整合的である。

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在宅勤務をやめて職場勤務に復帰する傾向が確認される（付表14）。量的には、性別、年齢、

²³⁾ 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。

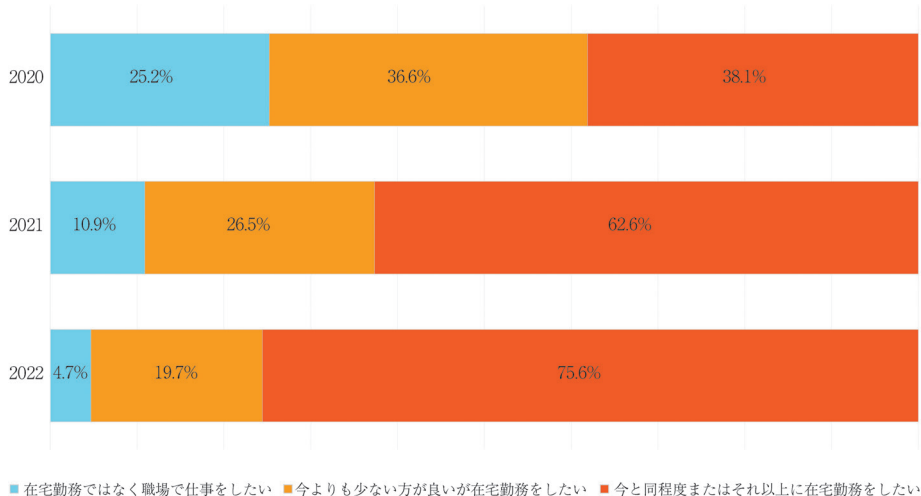
²⁴⁾ 期首の産業別に内部効果とセレクション効果への分解を行った上で、在宅勤務純退出者数ウェイトを用いて集計することで、全体としてのセレクション効果のうち各産業内でのダイナミクスの寄与を概算できる。その結果によると（付表13参照）、全雇用者で見ると参入・退出効果のほぼ全てが産業内でのセレクションで説明される。パネル雇用者に限ると産業内でのセレクションが全産業での参入・退出効果よりも大きく、産業間での在宅勤務者の再配分の生産性への寄与はマイナスである。

学歴、産業、企業規模（いずれもダミー変数）をコントロールした上で、前年の在宅勤務生産性が1ポイント低いと翌年まで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。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。

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。年次毎に全雇用者を集計した結果が図10、在宅勤務継続者に絞って集計した結果は図11である（全雇用者、パネル雇用者、在宅勤務継続者の計数は付表15参照）。

図10 新型コロナ終息後の在宅勤務の希望（全雇用者）



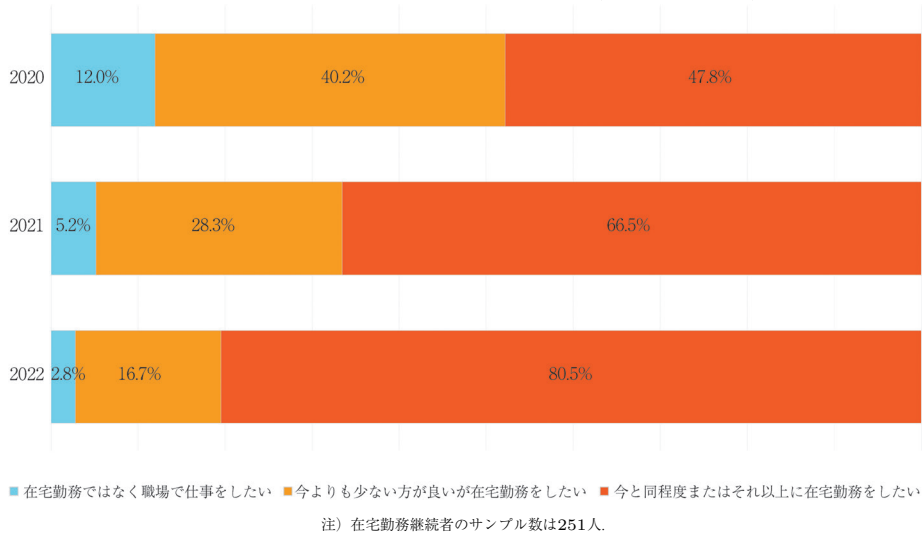
注) 在宅勤務者のサンプル数は 2020年 876人、2021年 1,012人、2022年 557人。

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10）。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ションの影響を含んでいる。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11）、47.8%→66.5%→80.5%でいずれの年も水準自体が高めになるが、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。

前述の通り、在宅勤務継続者の主観的生产性は頭打ちになっているので、在宅勤務の生産性向上が集計レベルでの変化を生んでいる主因とは言えない。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示唆される。ただし、在宅勤務の希望を主観的生产性で説明する順序プロビット推計を行うと（表5参照）、基本的な個人特性をコントロールした上で、在宅勤務の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くなり、また、生産性と在宅勤務の継続希望の関係は徐々に強まっている。²⁵⁾ 在宅勤務の生産性とこの働き方を続

²⁵⁾ 2020年、2021年のデータで配偶者、就学前児童、小中学生の有無を追加的な説明変数とした場合、これらの係数はいずれ

図 11 新型コロナ終息後の在宅勤務の希望（在宅勤務継続者）



けることへの希望が無関係というわけではない。²⁶⁾

表 5 在宅勤務の生産性と新型コロナ終息後の在宅勤務の希望

	(1) 2020	(2) 2021	(3) 2022	(4) プール
在宅勤務生産性	0.0136*** (0.0013)	0.0145*** (0.0017)	0.0172*** (0.0022)	0.0141*** (0.0009)
2021 年				0.3829*** (0.0571)
2022 年				0.7836*** (0.0711)
女性	yes	yes	yes	yes
年齢	yes	yes	yes	yes
学歴	yes	yes	yes	yes
産業	yes	yes	yes	yes
企業規模	yes	yes	yes	yes
Nobs.	876	1,012	557	2,445
Pseudo R ²	0.0985	0.0806	0.1086	0.1303

注) 順序プロビット推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$ 。被説明変数は「職場で仕事をしたい」= 1, 「今よりも少ない方が良いが在宅勤務をしたい」= 2, 「今と同程度またはそれ以上に在宅勤務をしたい」= 3。

日本企業へのサーベイに基づく森川（2022）によれば、在宅勤務実施企業のうち新型コロナ終息後は原則として従来の働き方に戻す方針という企業が 50% 強、在宅勤務制度を続けるものの対象者数や日数を削減する方針の企業が 30% 以上であり、在宅勤務者の希望と企業の方針の間のギャップは大きい。前述の通り、企業の多くが在宅勤務よりも職場勤務の生産性の方が平均的に高

も統計的に有意ではなかった。

²⁶⁾ 英国労働者へのサーベイに基づく Deole *et al.* (2023) も、在宅勤務の主観的生産性と将来も在宅勤務を続けたい意向とが正の相関を持っていることを示している。

いと判断しているとすれば、そうした企業の方針は自然なものだが、それだけでないかも知れない。第2節で見た通り、在宅勤務がチーム全体の生産性にマイナスになることを示唆する研究が存在する。企業は個々の在宅勤務者の生産性だけでなく、同僚へのスピルオーバー効果や職場のチーム全体としてのパフォーマンスを考慮して在宅勤務の方針を立てているのかもしれない。

パネルデータとしての特長を利用して、在宅勤務の希望と翌年の在宅勤務実施の有無をクロス集計した結果が表6である。在宅勤務ではなく職場勤務を希望していた労働者ほど翌年における在宅勤務実施割合が低く、在宅勤務、特に高頻度での在宅勤務を希望していた在宅勤務者ほど翌年に実際に在宅勤務を続けている傾向がある。新型コロナ終息後についての設問なので、2021年及び2022年の在宅勤務実態は質問と完全に対応しているわけではないが、希望と現実がマッチしている傾向があることは確認できる。この表の最下段の数字は、前年調査における在宅勤務／職場勤務の希望と翌年調査における在宅勤務の現実がマッチしていない回答者の割合である。2021年は約1/3、2022年は約1/4がそれに当たるが、逆に言うと2021年には約2/3、2022年には約3/4が希望と現実が一致している。翌年における在宅勤務の実施を、前年における在宅勤務の希望で説明するプロビット推計を行った結果が付表16である。性別、年齢、学歴、産業、企業規模をコントロールしても、在宅勤務の希望の係数は有意な正值であり、希望と現実の正の関係が確認される。

本節で見てきた在宅勤務の生産性、労働者にとってのアメニティ価値を前提とすると、①生産性と賃金の均衡、②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。

表6 前年における在宅勤務の希望と翌年の在宅勤務実施率

前年調査の回答	(1) 雇用者		(2) パネル雇用者	
	2021	2022	2021	2022
在宅勤務ではなく職場で仕事をしたい	34.6%	38.4%	39.7%	34.1%
今よりも少ない方が良いが在宅勤務をしたい	59.4%	70.1%	62.3%	74.0%
今と同程度またはそれ以上に在宅勤務をしたい	72.9%	75.3%	72.8%	78.9%
前年の希望と異なった割合	34.1%	27.8%	34.3%	24.0%

注) 前年調査における「新型コロナ終息した後も在宅勤務をしたいと思いますか」という質問への回答別の次年度調査における在宅勤務実施者割合。最下段の数字は、①前年調査で「職場で仕事をしたい」と回答したが翌年調査で在宅勤務をしない人、②前年調査で「在宅勤務をしたい」と回答したが翌年調査で在宅勤務をしていない人を合わせた数字。

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2～3日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、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产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80%台半ば程度で頭打ちとなっている。そして在宅勤務の生産性の平均値の上昇は、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のみ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の働

き方を続ける意向は、在宅勤務経験が長期化するのに伴って強まっている。

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）という形の調整が起きる可能性がある。

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きている。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、どういうタスクは在宅勤務での生産性が高い／低いのか、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。ただし、タスク・レベルで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型在宅勤務者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・チーム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。

なお、本稿は生産性に焦点を当てて在宅勤務の実態を明らかにすることを目的としたものであり、在宅勤務が望ましいかどうかという規範的な分析ではないことを念のため留保しておきたい。

参 考 文 献

(邦文)

森川正之 (2020a) 「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.

森川正之 (2020b) 「コロナ危機と在宅勤務の生産性」, 小林慶一郎・森川正之編 『コロナ危機の経済学: 提言と分析』, 日本経済新聞出版, pp. 285-299.

森川正之 (2022) 「新型コロナ下の在宅勤務の生産性ダイナミクス: 企業パネルデータによる分析」, RIETI Discussion Paper, 22-J-005.

(英文)

Adrjan, Pawel, Gabriele Ciminelli, Alexandre Judes, Michael Koelle, Cyrille Schweltnus, and Tara Sinclair (2023) “Unlocked Potential: Work-from-Home Job Postings in 20 OECD Countries,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 113, pp. 604-608.Aksoy, Cevat Giray, Jose Maria Barrero, Nicholas Bloom, Steven J. Davis, Mathias Dolls, and Pablo Zarate (2022) “Working from Home around the World,” *Brookings Papers on Economic Activity*, Fall 2022, pp. 281-360.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.

Baily, Martin Neil, Charles Hulten, and David Campbell (1992) “Productivity Dynamics in Manufacturing Plants,” *Brookings Papers: Microeconomics 1992*, pp. 187-249.Balsmeier, Benjamin, Lee Fleming, and Sonja Lück (2023) “Isolating Personal Knowledge Spillovers: Coinventor Deaths and Spatial Citation Differentials,” *American Economic Review: Insights*, Vol. 5, No. 1, pp. 21-34.

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,” NBER Working Paper, No. 30197.

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,” *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 84, No. 1, pp. 55-363.

Emanuel, Natalia and Emma Harrington (2023) “Working Remotely? Selection, Treatment, and the Market for Remote Work,” FRB New York Staff Report, No. 1061.

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.Felstead, Alan and Darja Reuschke (2023) “A Flash in the Pan or a Permanent Change? The Growth of Home-working during the Pandemic and Its Effect on Employee Productivity in the UK,” *Information Technology and People*, Vol. 36, No. 5, pp. 1960-1981Foster, Lucia, John Hultiwanger, and C. J. Krizan (2001) “Aggregate Productivity Growth: Lessons from Microeconomic Evidence,” in Charles R. Hulten, Edwin R. Dean, and Michael J. Harper eds. *New Developments in Productivity Analysis*, Chicago: University of Chicago Press, pp. 303-363.Fukao, Kyoji and Hyeog Ug Kwon (2006) “Why Did Japan’s TFP Growth Slowed Down in the Lost Decade? An Empirical Analysis Based on Firm-Level Data of Manufacturing Firms,” *Japanese Economic Review*, Vol. 57,

- No. 2, pp. 195–228.
- 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.
- Griliches, Zvi and Haim Regev (1995) “Firm Productivity in Israeli Industry 1979–1988,” *Journal of Econometrics*, Vol. 65, No. 1, pp. 175–203.
- Hansen, Stephen, Peter John Lambert, Nicholas Bloom, Steven J. Davis, Raffaella Sadun, and Bledi Taska (2023) “Remote Work across Jobs, Companies, and Space,” NBER Working Paper, No. 31007.
- 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.
- Kawaguchi, Daiji and Hiroyuki Motegi (2021) “Who Can Work from Home? The Roles of Job Tasks and HRM Practices,” *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 62, December, 101162.
- 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.
- Lewandowski, Piotr, Katarzyna Lipowska, and Mateusz Smoter (2023) “Mismatch in Preferences for Working from Home: Evidence from Discrete Choice Experiments with Workers and Employers,” IZA Discussion Paper, No. 16041.
- Maestas, Nicole, Kathleen J. Mullen, David Powell, Till von Wachter, and Jeffrey B. Wenger (2023) “The Value of Working Conditions in the United States and Implications for the Structure of Wages,” *American Economic Review*, Vol. 113, No. 7, pp. 2007–2047.
- 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 (2021) “Productivity of Working from Home during the COVID-19 Pandemic: Panel Data Analysis,” RIETI Discussion Paper, 21-E-078.
- 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*, Vol. 62, No. 3, pp. 317–331.
- Ohyama, Atsushi and Ryo Kambayashi (2023) “Telework, Management, and Technology,” ESRI Discussion Paper, No. 375.
- Okubo, Toshihiro, Atsushi Inoue, and Kozue Sekijima (2021) “Teleworker Performance in the COVID-19 Era in Japan,” *Asian Economic Papers*, Vol. 20, No. 2, pp. 175–192.
- 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 der Lippi, Tanja and Z Zoltán Lippényi (2020) “Co-workers Working from Home and Individual and Team Performance,” *New Technology, Work and Employment*, Vol. 35, No. 1, pp. 60–79.
- Van Nieuwerburgh, Stijn (2022) “The Remote Work Revolution: Impact on Real Estate Values and the Urban Environment,” NBER Working Paper, No. 30662.

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 変化
	雇用者計	32.2%	21.5%	18.5%	-13.7%
性別	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 変化
	雇用者計	33.5%	22.3%	18.9%	-14.6%
性別	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%
	大学院	62.6%	47.7%	39.4%	-23.2%
産業	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%
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 個人特性と在宅勤務実施確率

	(1) 2020		(2) 2021		(3) 2022		(4) プール	
女性	-0.073	(0.021)***	-0.024	(0.013)*	-0.038	(0.015)**	-0.041	(0.009)***
20歳台	0.085	(0.046)*	0.043	(0.023)**	0.016	(0.033)	0.045	(0.018)***
30歳台	0.041	(0.029)	0.018	(0.018)	-0.032	(0.018)	0.008	(0.012)
50歳台	0.050	(0.027)*	0.011	(0.016)	-0.029	(0.016)*	0.008	(0.011)
60歳台	0.007	(0.028)	-0.015	(0.018)	-0.048	(0.017)***	-0.021	(0.012)*
70歳以上	0.034	(0.059)	0.013	(0.034)	-0.022	(0.031)	0.004	(0.023)
専門学校	0.081	(0.040)**	0.089	(0.029)***	0.106	(0.036)***	0.091	(0.020)***
短大・高専	0.087	(0.040)**	0.118	(0.031)***	0.153	(0.040)***	0.117	(0.021)***
大学	0.208	(0.024)***	0.189	(0.016)***	0.162	(0.019)***	0.189	(0.011)***
大学院	0.411	(0.042)***	0.375	(0.036)***	0.300	(0.045)***	0.365	(0.024)***
建設業	0.082	(0.047)*	0.040	(0.030)	-0.015	(0.030)	0.032	(0.021)
情報通信業	0.390	(0.053)***	0.301	(0.040)***	0.380	(0.051)***	0.355	(0.028)***
運輸業	-0.206	(0.032)***	-0.122	(0.016)***	-0.118	(0.014)***	-0.143	(0.011)***
卸売・小売業	-0.060	(0.033)*	-0.084	(0.016)***	-0.069	(0.018)***	-0.078	(0.012)***
金融・保険業	0.168	(0.053)***	-0.011	(0.026)	-0.020	(0.028)	0.022	(0.020)
不動産業	0.088	(0.076)	0.044	(0.045)	0.056	(0.053)	0.060	(0.033)*
飲食・宿泊業	-0.158	(0.060)**	-0.119	(0.021)***	-0.113	(0.020)***	-0.130	(0.017)***
医療・福祉	-0.250	(0.022)***	-0.182	(0.009)***	-0.139	(0.012)***	-0.189	(0.007)***
教育	0.042	(0.043)	-0.102	(0.016)***	-0.087	(0.018)***	-0.072	(0.014)***
サービス業	-0.041	(0.029)	-0.052	(0.016)***	-0.037	(0.019)*	-0.048	(0.012)***
公務	0.020	(0.049)	-0.086	(0.021)***	-0.111	(0.017)***	-0.077	(0.016)***
その他	0.041	(0.037)	0.012	(0.023)	-0.019	(0.024)	0.008	(0.016)
100~299人	0.026	(0.031)	0.032	(0.021)	0.024	(0.025)	0.027	(0.014)*
300~499人	0.037	(0.043)	0.070	(0.028)***	0.054	(0.034)*	0.061	(0.020)***
500~999人	0.133	(0.040)***	0.118	(0.028)***	0.082	(0.031)***	0.110	(0.019)***
1,000人以上	0.161	(0.027)***	0.194	(0.019)***	0.175	(0.022)***	0.185	(0.013)***
官公庁など	0.073	(0.054)	0.121	(0.046)***	0.098	(0.054)**	0.097	(0.028)***
2021年							-0.107	(0.009)***
2022年							-0.130	(0.009)***
Nobs.	2,718		4,695		3,009		10,422	
Pseudo R ²	0.1667		0.1955		0.2028		0.1930	

注) プロビット推計, カッコ内はロバスト標準誤差. ***: p<0.01, **:p<0.05, *: p<0.10. 参照カテゴリーは, 男性, 40歳台, 中学・高校卒, 製造業, 従業員100人未満.

付表 5 属性別の在宅勤務実施頻度（全雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22変化
	雇用者計	2.70	2.75	2.77	0.07
性別	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
	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

注) 数字は週当たりの在宅勤務日数。

付表 6 属性別の在宅勤務実施頻度（パネル雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22変化
	雇用者計	2.71	2.62	2.65	-0.06
性別	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
	大学院	2.85	2.98	2.98	0.13
	産業	建設業	2.67	2.43	2.85
	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

注) 数字は週当たり在宅勤務日数。

付表 7 個人特性と在宅勤務実施頻度

	(1) 2020		(2) 2021		(3) 2022		(4) プール	
女性	0.386	(0.138)***	0.355	(0.104)***	0.271	(0.157)*	0.338	(0.073)***
20歳台	-0.005	(0.237)	-0.159	(0.148)	0.558	(0.258)**	0.018	(0.112)
30歳台	-0.196	(0.168)	-0.039	(0.135)	0.459	(0.211)**	0.020	(0.094)
50歳台	-0.206	(0.148)	0.128	(0.130)	0.389	(0.170)**	0.070	(0.084)
60歳台	0.056	(0.173)	-0.104	(0.157)	0.215	(0.204)	0.056	(0.100)
70歳以上	-0.288	(0.334)	0.080	(0.291)	0.634	(0.432)	0.102	(0.202)
専門学校	0.265	(0.258)	-0.147	(0.243)	-0.055	(0.323)	0.050	(0.155)
短大・高专	0.245	(0.250)	-0.044	(0.229)	0.050	(0.328)	0.125	(0.149)
大学	0.375	(0.172)**	0.091	(0.145)	-0.114	(0.209)	0.182	(0.098)*
大学院	0.586	(0.228)**	0.315	(0.183)*	0.041	(0.254)	0.377	(0.125)***
建設業	-0.411	(0.246)*	-0.237	(0.209)	0.144	(0.314)	-0.216	(0.144)
情報通信業	0.837	(0.213)***	0.809	(0.148)***	0.534	(0.205)***	0.734	(0.104)***
運輸業	-1.359	(0.323)***	-0.217	(0.274)	-0.594	(0.355)*	-0.663	(0.194)***
卸売・小売業	0.044	(0.234)	-0.408	(0.189)**	-0.066	(0.304)	-0.144	(0.133)
金融・保険業	-0.481	(0.234)**	-0.532	(0.189)***	-0.205	(0.275)	-0.435	(0.129)***
不動産業	-0.924	(0.321)***	-0.171	(0.342)	-0.718	(0.339)**	-0.526	(0.198)***
飲食・宿泊業	-1.745	(0.331)***	-0.256	(0.509)	0.423	(0.513)	-0.355	(0.388)
医療・福祉	-0.662	(0.368)*	-0.031	(0.369)	0.523	(0.424)	-0.134	(0.228)
教育	-0.293	(0.236)	-0.501	(0.252)**	-0.290	(0.308)	-0.338	(0.148)**
サービス業	-0.013	(0.209)	0.047	(0.163)	0.130	(0.226)	0.033	(0.112)
公務	-1.018	(0.262)***	-0.879	(0.249)***	-0.562	(0.368)	-0.929	(0.160)***
その他	0.144	(0.238)	0.135	(0.192)	0.301	(0.289)	0.190	(0.132)
100~299人	0.012	(0.191)	0.011	(0.171)	-0.432	(0.248)*	-0.057	(0.112)
300~499人	0.201	(0.239)	-0.207	(0.200)	-0.609	(0.264)**	-0.130	(0.135)
500~999人	-0.045	(0.211)	-0.326	(0.176)*	-0.384	(0.248)	-0.221	(0.118)*
1,000人以上	0.318	(0.153)**	0.116	(0.130)	0.009	(0.190)	0.178	(0.088)**
官公庁など	0.144	(0.278)	-0.418	(0.289)	-0.574	(0.396)	-0.149	(0.182)
2021年							-0.047	(0.072)
2022年							-0.068	(0.085)
Cons.	2.353	(0.235)***	2.604	(0.217)***	2.552	(0.303)***	2.476	(0.146)***
Nobs.	838		1,012		557		2,407	
R ²	0.1174		0.1285		0.1001		0.0944	

注) OLS 推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。参照カテゴリーは、男性、40歳台、中学・高校卒、製造業、従業員 100人未満。

付表 8 在宅勤務の生産性の変化

	(1) 2020-21		(2) 2021-22	
在宅勤務生産性 (期首)	-0.5477	(0.0520)***	-0.4223	(0.0584)***
女性	yes		yes	
年齢	yes		yes	
教育	yes		yes	
産業	yes		yes	
企業規模	yes		yes	
Nobs.	411		500	
R ²	0.3803		0.2081	

(注) OLS 推計, カッコ内はロバスト標準誤差. ***: $p < 0.01$. 被説明変数は 1 年間の生産性の変化。

付表 9 在宅勤務の主観的生产性 (全雇用者)

	2020	2021	2022	2020-22 変化
雇用者計	60.6	77.5	81.4	20.8
性別				
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

(注) 数字は職場の生産性を 100 としたときの在宅勤務の生産性。

付表 10 在宅勤務の主観的生产性（パネル雇用者）

		2020	2021	2022	2020-22 変化	
	雇用者計	62.0	78.1	81.0	19.1	
性別	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	

注) 数字は職場の生産性を 100 としたときの在宅勤務の生産性。

付表 11 在宅勤務の主観的生産性（在宅勤務継続者）

		2020	2021	2022	2020-22 変化
	雇用者計	73.8	84.2	83.0	9.2
性別	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
	大学院	77.1	88.4	87.7	10.6
産業	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
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

注) 数字は職場の生産性を 100 としたときの在宅勤務の生産性.

付表 12 個人特性と在宅勤務の主観的生産性

	(1) 2020		(2) 2021		(3) 2022		(4) プール	
女性	-1.187	(2.814)	1.726	(2.105)	0.802	(3.212)	0.450	(1.509)
20歳台	-2.122	(4.788)	-1.905	(3.519)	1.230	(5.696)	-0.276	(2.532)
30歳台	0.873	(3.346)	-5.123	(2.595)**	4.093	(4.510)	-1.150	(1.870)
50歳台	5.109	(3.130)	-1.982	(2.460)	2.834	(3.059)	1.757	(1.661)
60歳台	3.137	(3.642)	-3.194	(3.134)	-0.035	(4.164)	0.129	(2.065)
70歳以上	8.470	(8.150)	-2.325	(6.743)	4.868	(7.676)	2.387	(4.315)
専門学校	6.093	(5.247)	-5.207	(4.515)	0.865	(5.733)	0.664	(2.996)
短大・高専	13.958	(5.228)***	-1.214	(4.168)	2.282	(6.259)	5.795	(2.995)*
大学	15.957	(3.623)***	3.787	(2.997)	1.147	(3.512)	7.942	(1.987)***
大学院	23.604	(4.451)***	8.980	(3.461)**	6.967	(4.670)	14.473	(2.393)***
建設業	-4.315	(4.761)	-11.431	(4.246)***	-3.796	(6.846)	-7.060	(2.861)**
情報通信業	6.632	(4.243)	5.097	(2.691)*	9.837	(3.391)***	6.829	(1.920)***
運輸業	-26.048	(11.753)**	-11.803	(7.331)	-10.940	(9.079)	-16.206	(5.223)***
卸売・小売業	-9.910	(4.635)**	-7.736	(3.607)**	-4.025	(5.383)	-7.344	(2.574)***
金融・保険業	-16.792	(4.949)***	-8.747	(3.652)**	-7.097	(5.601)	-11.235	(2.640)***
不動産業	-15.401	(8.157)*	0.454	(6.891)	-7.289	(7.810)	-6.212	(4.366)
飲食・宿泊業	-0.021	(15.978)	-18.933	(9.733)*	-3.539	(19.375)	-10.590	(7.982)
医療・福祉	-26.472	(8.386)***	-8.643	(7.530)	-7.633	(7.831)	-14.600	(4.614)***
教育	-17.011	(4.926)***	-2.211	(4.737)	1.252	(9.052)	-7.928	(3.223)**
サービス業	-3.775	(4.250)	0.944	(3.327)	-1.460	(4.307)	-1.382	(2.245)
公務	-29.822	(5.966)***	-11.155	(8.890)	-11.311	(10.181)	-18.890	(4.505)***
その他	0.089	(4.851)	-3.822	(4.158)	-0.175	(5.733)	-1.208	(2.767)
100~299人	1.984	(3.874)	5.408	(3.341)	-2.042	(4.764)	2.888	(2.235)
300~499人	9.183	(5.270)*	1.239	(4.343)	0.497	(6.299)	2.897	(2.952)
500~999人	-1.354	(4.552)	2.739	(3.983)	0.506	(5.449)	0.952	(2.634)
1,000人以上	1.283	(3.133)	7.072	(2.633)***	4.053	(3.593)	4.329	(1.763)**
官公庁など	-0.412	(6.295)	-2.763	(9.692)	3.739	(12.172)	-0.729	(4.875)
2021年							15.045	(1.472)***
2022年							17.924	(1.701)***
Cons.	51.175	(4.916)***	74.746	(4.375)***	76.002	(5.333)***	55.513	(2.964)***
Nobs.	876		1,012		557		2,445	
R ²	0.1370		0.0758		0.0555		0.1446	

注) OLS 推計, カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。参照カテゴリーは、男性、40歳台、中学・高校卒、製造業、従業員 100人未満。

付表 13 産業内の参入・退出効果の寄与

		(1)	(2)
		参入・退出効果	うち産業内
A. 雇用者	2020-21	7.5	8.8
	2021-22	3.3	2.5
B. パネル雇用者	2020-21	6.8	9.0
	2021-22	4.2	8.3

注) (1) 列は表 4 (7) の数字の再掲。(2) 列は期首の 1ヶ産業別に内部効果とセレクション効果への分解を行った上で、各産業のセレクション効果を在宅勤務純退出者数ウェイトで集計した数字。

付表 14 在宅勤務からの退出確率の推計

	(1) 2020-21		(2) 2021-22	
在宅勤務生産性（期首）	-0.0034	(0.0007)***	-0.0044	(0.0009)***
女性	yes		yes	
年齢	yes		yes	
教育	yes		yes	
産業	yes		yes	
企業規模	yes		yes	
Nobs.	544		363	
Pseudo R ²	0.1440		0.2015	

(注) プロビット推計, 係数は限界効果, カッコ内はロバスト標準誤差. ***: p<0.01.

付表 15 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%

付表 16 在宅勤務の希望と現実

	(1) 2020-21		(2) 2021-22		(3) プール	
高頻度継続希望	0.3189	(0.0451)***	0.3833	(0.0569)***	0.3277	(0.0333)***
低頻度継続希望	0.1900	(0.0484)***	0.2685	(0.0417)***	0.2092	(0.0335)***
女性	yes		yes		yes	
年齢	yes		yes		yes	
教育	yes		yes		yes	
産業	yes		yes		yes	
企業規模	yes		yes		yes	
Nobs.	707		673		1,427	
Pseudo R ²	0.1544		0.1669		0.1364	

(注) プロビット推計, 係数は限界効果, カッコ内はロバスト標準誤差. ***: p<0.01. 被説明変数は在宅勤務実施=1.