



RIETI Discussion Paper Series 24-J-033

人工知能・ロボットのマクロ経済効果：サーベイに基づく概算

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/>

人工知能・ロボットのマクロ経済効果：サーベイに基づく概算*

森川正之（RIETI／一橋大学）

（要旨）

本稿は、日本の労働者に対するサーベイに基づき、どのような労働者がどの程度人工知能（AI）やロボットを仕事に利用しているのかを示すとともに、これらの汎用技術が経済全体の生産性をどの程度高めているのかを概算する。その結果によれば、第一に、AIを仕事で利用している人は現時点では約8%だが、この1年間で約1.5倍に増加している。第二に、高学歴、高賃金の労働者ほどAIを利用しており、当面はAIが労働市場全体での格差を拡大する可能性がある。第三に、AIの利用によって経済全体の労働生産性が0.5～0.6%高まっていると概算される。第四に、今後仕事にAIを利用すると予想している人が30%近くおり、AIのマクロ経済効果は拡大していくと考えられる。ただし、AIを最近利用するようになった労働者の場合、AIの効果は相対的に小さく、AIの追加的な生産性効果が逡減していく可能性を示唆している。第五に、サービスロボットを含めてロボットが利用されている職場の労働者は約9%で、産業用ロボット、サービスロボットいずれも、それらの利用が職場の労働生産性を20%程度高めていると認識されている。

Keywords: 人工知能、ロボット、生産性

JEL Classification: D24, J24, J31, O33, O47

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、井上誠一郎、富浦英一、橋本由紀の各氏ほか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（23K17548）の助成を受けている。

人工知能・ロボットのマクロ経済効果：サーベイに基づく概算

1. 序論

人工知能 (AI) をはじめとする自動化技術の普及が急速に進んでおり、経済全体の生産性を高める効果が期待されている。自動化技術のうち産業用ロボットについては、国際ロボット連盟 (IFR) のデータが存在するので、多くの研究がこれを利用してマクロ的な生産性効果を定量的に示している (e.g., Graetz and Michaels, 2018; Kromann *et al.*, 2020; Cette *et al.*, 2021; Dauth *et al.*, 2021)。日本の産業用ロボットの利用実態については日本ロボット工業会 (JARA) のデータが利用可能であり、これを用いた研究も行われている (e.g., Dekle, 2020; Adachi *et al.*, 2024)。しかし、AI については利用実態に関する統計データが乏しいこともあって、生産性に対する定量的な効果はまだ良くわかっていない。また、人手不足を背景に開発・普及が進んでいる配送・運搬用ロボット、清掃ロボット、接客ロボット、介護ロボットなどサービスロボットについては、その利用実態や生産性効果はほとんど未解明である。¹

最近、いくつかの研究が、特定のタスクを対象としたランダム化実験を通じて、AI が生産性に対してかなり大きなプラスの効果を持つことを示している (e.g., Kanazawa *et al.*, 2022; Brynjolfsson *et al.*, 2023; Noy and Zhang, 2023, Peng *et al.*, 2023)。これらは AI の生産性への因果的な効果を明らかにする貴重な研究だが、分析対象がタクシー運転、顧客サポート業務、執筆業務、ソフトウェア・プログラミングといった狭く定義されたタスクなので、計測の精度が高い反面、その結果からマクロ経済効果を推察するのは無理がある。

Acemoglu (2024) は、AI が今後 10 年程度の中期的な生産性に及ぼす効果を、こうしたタスク・レベルの既存研究をベースに、AI で影響を受けるタスクの割合×タスク・レベルのコスト節約効果として概算している。その結果によれば、AI のマクロ経済効果は無視できないが意外に小さく、10 年間の全要素生産性 (TFP) 上昇効果は累計で 0.7% 未満だとしている。ただし、今後どのようなタスクが自動化されるか、また、そのコスト節約効果がどの程度なのかには大きな不確実性 (huge uncertainty) がある旨を留保している。

Bick *et al.* (2024) は、サーベイ・データに基づき米国労働者の生成 AI の利用実態を示した上で、生成 AI が労働生産性を 0.125~0.875% ポイント高めていると試算している。ただし、生産性効果を最近の 5 つの研究の中央値である 25% と仮定した上での数字である。Humlum and Vestergaard (2024) は、代表的な生成 AI である ChatGPT の採用について、生成 AI へのエクスポージャーが高い 11 職種 (ソフトウェア開発者、マーケティング専門家など) の労働

¹ 日本の介護ロボットと雇用・賃金の関係を分析し、ロボットの利用が介護サービスの質の改善、生産性向上につながっていることを示した Lee *et al.* (2024) は、サービスロボットを対象とした数少ない実証研究である。

者を対象にしたデンマークのサーベイに基づき、32%が ChatGPT を使用しており、平均的には ChatGPT が業務上のタスクのうち約 1/3 で労働時間を半減させると評価しているという結果を報告している。掛け算をするとこれら職種の集計レベルの労働生産性を 5%程度高めている計算になる。しかし、AI エクスポージャーが高い特定の職種が対象なので、労働市場全体に一般化することはできない。

Morikawa (2024)は、「就業構造基本調査 (2022 年)」(総務省)の性別・年齢別構成に合致するように抽出した日本の労働者へのサーベイ (2023 年 9 月)に基づき、労働者の 5.8%が AI を仕事に利用していること、そして AI 利用による仕事の主観的生産性向上の平均値が約 22%であることを示している。しかし、現実の労働者が行う業務は多岐にわたっており、仕事全体のうちの程度の業務に AI が利用されているのかは調査されていないので、マクロ経済効果を推察するのは難しい。また、AI の利用は急速に進んでいるので、最新の実態を調査することが望ましい。

こうした状況を踏まえ、本稿は、2024 年 10 月に行った日本の労働者へのサーベイに基づき、どのような労働者がどの程度 AI を仕事に利用しているのかを明らかにするとともに、この新しい汎用技術が経済全体の生産性をどの程度高めているのかを概算する。また、サービスロボットを含むロボットについても利用実態と省力化効果を調査しているので、AI とロボットの生産性効果をおおまかに比較する。

極めてシンプルなアプローチだが、職業やタスクを限定せず労働市場全体を対象としているので、AI やロボットのマクロ経済効果を捉えることができる。生産性効果は労働者自身の主観的な評価に基づくものだが、AI やロボットを利用しなかった場合との比較を尋ねているので、例えば企業データに基づく生産関数アプローチと違って内生性の問題をバイパスできる。² また、2 年間のパネルデータなので、この 1 年間に AI の利用を始めた労働者と以前から AI を利用している労働者の比較をすることができる。さらに、企業への調査の場合、台数や投資額で測れるロボットと違って AI の投入量や金額を捉えるのが難しいが、労働者を対象とすることで利用数量の違いの影響を緩和できる。そして、産業用ロボットを対象とした研究は多いが、サービスロボットを含めたロボットの経済効果を分析した研究は乏しく、AI の生産性効果をロボットのそれと比較することも本稿の貢献である。

結果の要点は以下の通りである。第一に、AI を仕事で利用している人は現時点では約 8%にとどまるが、この 1 年間で約 1.5 倍に増加している。第二に、高学歴、高賃金の労働者ほど AI を利用しており、当面は AI が労働市場全体での格差を拡大する可能性がある。第三に、AI の利用が経済全体の労働生産性を 0.5~0.6%高めていると概算される。第四に、今後仕事に AI を利用すると予想している人が 30%近くいるので、AI のマクロ経済効果が拡大

² Czarnitzki *et al.* (2023) は、企業レベルのデータを使用して、AI の利用と生産性の間の相関関係を報告している。AI 利用企業ではなく欧州 15 か国の AI 開発企業を対象とした分析だが、Marioni *et al.* (2024)は、AI イノベーションが TFP 上昇につながっていることを示している。

していくと考えられるが、AI を最近利用するようになった人の生産性効果は相対的に小さく、追加的な生産性効果が逡減していく可能性も示唆される。第五に、サービスロボットを含めて職場でロボットが利用されていると回答した人が約9%おり、産業用ロボット、サービスロボットいずれも、それらの利用が職場の労働生産性を20%程度高めていると認識されている。

本稿の構成は以下の通りである。第2節では、本稿で使用する就労者サーベイ及び分析方法を解説する。第3節では集計・分析結果を報告し、第4節で結論を要約するとともにその含意及び今後の課題を述べる。なお、AI・ロボットが自分自身の将来の雇用・賃金に及ぼす影響についての労働者の見方を集計した結果を補論で述べる。

2. サーベイの概要

本稿で使用するのは、「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」のデータである。この調査は、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2024年10月に実施したものである。同社には200万人を超えるモニター登録者がいるので、日本の労働市場を代表する形でのサンプルを得ることができる。

2023年9月に最初の調査を行っており(Morikawa, 2024)、その回答者を対象に実施した。2023年の調査は、同社に登録しているモニターのうち20歳以上の就労者を対象に、性別・年齢別構成が「就業構造基本調査(2022年)」(総務省)に一致するようにサンプルを抽出したもので、13,150人から回答を得ている。そのうち2024年調査の時点でモニターを継続している12,763人に調査票を送付し、8,633人から回答を得た(回収率64.8%)。2024年調査時点では就労していないと回答した人を除く8,269人のデータを本稿の分析に使用する。回答者の性別・年齢別構成は表1に示す通りである。1年間の加齢に伴って20歳代のシェアがわずかに低下しているが、性別・年齢別構成は日本の労働市場全体と極端な違いはない。

本稿で使用する主な調査事項は、①AIの仕事での利用状況、②AIを利用して行っている業務の割合、③AI利用の業務効率化効果である。このほか、回答者の性別、年齢、学歴、就労先の産業(44区分を14の大分類に集約して分析に使用)、職業(管理職、専門的・技術的職種、事務職、販売職など13区分)、就労形態(正社員・正職員、パートタイム、自営業主など「従業上の地位」10区分)、週労働時間(12区分)、賃金(「仕事からの年間収入」:18区分)についても調査しており、必要に応じて分析に使用する。³

³ 週労働時間は「15時間未満」、「15～19時間」、「20～21時間」、「22～29時間」、「30～34時間」、「35～42時間」、「43～45時間」、「46～48時間」、「49～59時間」、「60～64時間」、「65～74時間」、「75時間以上」の12区分である。仕事からの年間収入の選択肢は「就業構造基本調査(2022年)」に準拠した区分だが、年間収入の最上位カテゴリーは、「1,500～1,749万円」、「1,750～1,999万円」、「2,000万円以上」に3分割し、18区分としている。

AIの仕事での利用実態についての質問は、「人工知能(AI)の利用についてお伺いします。AIには生成AIを含めてお答えください」とした上で、「あなたは、お仕事にAIを利用していますか」である。回答の選択肢は、①現在、仕事でAIを利用している、②現在は仕事にAIを利用していないが、今後利用するようになると思う、③仕事にAIを利用しておらず、今後も利用しないと思う、の3つである。

この質問に対して①を選択した回答者(AI_User)に対して、AIを利用する業務の割合(AI_Taskshare)、AIによる業務効率化効果(AI_Efficiency)を尋ねている。AI利用業務の割合の設問は、「あなたの仕事全体のうち、AIを利用して行う仕事は何%ぐらいを占めていますか」で、具体的な数字(%)を回答する形式である。⁴ AIの業務効率化効果の質問は、「仕事にAIを利用することにより、利用しない場合と比べて、その業務の効率性がどの程度高くなると感じますか」で、やはり具体的な数字(%)を回答する形式である。⁵

これらの質問への回答に基づき、AIを仕事に利用している就労者の割合、利用している場合の利用業務割合、効率化効果を、それぞれ性別、年齢別、学歴別などの属性別に集計する。労働者レベルの生産性効果(AI_Productivity)は、AI利用者についてAI利用業務割合×AIの効率化効果(AI_Taskshare*AI_Efficiency)として計算する。例えば、仕事のうち30%にAIを利用しており、AIの効率化効果が20%の労働者の場合、仕事全体としての生産性がAIを利用しない場合に比べて6%高くなっている計算になる。この平均値にAI利用者割合を掛けることで、就業者数ベースの経済効果となる。

ただし、AI利用者は非利用者よりも正社員・正職員など労働時間が長い労働者が多い可能性、高スキルで賃金水準が高い可能性がある。そこで、①労働時間、②年間収入でウェイト付けした集計を行う。労働者レベルの生産性効果(AI_Productivity)に労働時間(あるいは年間収入)を掛けて、AIを利用していない人を含めた労働時間(あるいは年間収入)の合計で割って計算する。労働時間をウェイトにした場合、労働投入量(マンアワー)ベースでの効果を、年間収入をウェイトにした場合、付加価値ベースに近いマクロ経済効果を概算することになる。

AI利用の生産性や賃金への効果を分析する際、例えば生産関数や賃金関数を推計するというハードなアプローチの場合、AI非利用企業・労働者との比較を行うことになるため、生産性や賃金の高い企業や労働者ほどAIを利用する傾向があるというセレクション・バイアスが深刻な問題になる。本稿の生産性効果は回答者の主観的評価に依存しているので計測誤差がありうるが、現実にはAIを利用している労働者に対してAIを利用しなかった場合

⁴ 回答の下限値は1%、上限値は100%に設定している。

⁵ 回答の下限値は0%(AIの利用は業務の効率性と関係がないと思う場合)、上限値は100%に設定している。AIを利用しない場合と比べて2倍を超える業務効率の向上というケースがありえるが、極端な回答を避けるため100%を上限値にしている。AI利用者のうち100%と回答したのは1.7%(688人中12人)とごく少数なので、上限値の設定に起因する過小評価バイアスはほとんどないと考えられる。

との違いを尋ねているので、そうした内生性の影響を避けられる。

このサーベイではロボットの利用実態及びその省力化効果も尋ねている。ただし、AI と異なりロボットの場合、個々の労働者単位ではなく職場として利用するのが普通なので、「あなたの職場ではロボットを使用していますか」と尋ねている。過去の研究のほとんどは産業用ロボットを対象としているが、近年、サービスロボットの開発・普及が進んでいる。そこで、「ロボットには、産業用ロボット（溶接、機械加工、組立など製造工程で使われるロボット）、サービスロボット（配送・運搬用ロボット、清掃ロボット、接客ロボット、介護ロボットなど）が含まれます」と注釈を加えた上で、回答の選択肢は、①産業用ロボットを使用している、②サービスロボットを使用している、③産業用ロボット、サービスロボットの両方を使用している、④ロボットは使用していない、という4つを設定した。

ロボットが職場単位で使用されている実態を踏まえ、ロボットの生産性効果についての設問は、「あなたの職場でロボットを使用することで、ロボットを使用しない場合に比べて、何%程度少ない人数で同じ仕事を処理できると感じますか」と尋ね、具体的な数字（%）を回答する形式としている。⁶ AI 利用とは設問が異なるので厳密な比較はできないが、この結果をもとにロボット利用のマクロ的な省力化効果を概算する。ただし、産業用ロボットと違ってサービスロボットの確立した定義はなく、サービスロボットの範囲が回答者の主観的な判断に委ねられていることはこのサーベイの限界として留保しておきたい。

以上のほか、このサーベイでは、AI やロボットが将来の自身の雇用や賃金に及ぼす影響についての労働者の見方を調査している。本稿では「補論」という形で7年前の2017年に行った同様の調査結果と比較しながら集計結果を紹介する。

3. 集計・分析結果

3-1. AI の利用状況と生産性効果

AI に関する一連の質問に対する回答の集計結果をまとめたのが表2である。AI の仕事での利用状況を見ると、仕事でAI を利用している労働者 (*AI_User*) は回答者のうち8.3%である。1年前に行った2023年調査(付表1参照)では5.8%(2024年調査にも回答したパネル回答者に絞ると5.3%)だったので、この1年間にAI を仕事で利用している労働者は約1.5倍に増えている。⁷ 「現在は仕事にAI を利用していないが、今後利用するようになると思う」という回答が27.8%あり、AI の仕事での利用が引き続き増加していく可能性を示唆

⁶ 回答の下限値は0、上限値は100に設定している。

⁷ 2023年調査における回答の選択肢は、①仕事で利用している、②利用しているが、仕事では利用していない、③利用していない、の3つである。

している。

AI を仕事に利用していると回答した人の AI を利用する業務割合 (*AI_Taskshare*) は、個人差が非常に大きいですが、平均値は 15.1% である (標準偏差 16.8%)。つまり AI を仕事に利用している場合でも、AI を利用していない業務の割合がずっと多い。

AI 利用による主観的な業務効率化効果 (*AI_Efficiency*) も個人差が大きいですが、平均値は 25.9% である (標準偏差は 22.9%)。⁸ AI のコスト (資本投入) についての情報はないので、この数字は TFP ではなく労働生産性に対する効果と理解する必要がある。生成 AI の効果に限定した研究だが、第 1 節でリファーした Bick *et al.* (2024) は、生成 AI 利用の生産性効果を 25% と仮定して分析を行っている。本稿の調査は生成 AI 以外の AI を含む数字なので単純に比較できないが、たまたまほぼ一致する数字である。なお、*AI_Efficiency* と *AI_Taskshare* との間には正の相関関係があり、AI 利用の効率化効果を高く評価している労働者ほど AI を利用する業務割合が多い。量的には *AI_Efficiency* が 1% 高いと *AI_Taskshare* が 0.3% 多い関係である。

労働者レベルでの AI の生産性効果 (*AI_Productivity*) の平均値は 5.6% である (標準偏差 10.9%)。つまり、AI を仕事に利用している労働者の生産性は AI を利用しない場合と比べて平均で 5.6% 向上している計算になる。この数字に AI 利用者割合を掛けて計算されるマクロ的な労働生産性効果は +0.46% となる (表 3 (1) 列参照)。しかし、これは労働時間や賃金 (年収) の違いを考慮していない労働者数ベースでの数字である。労働時間をウエイトにして生産性効果を計算すると +0.50% (同表 (2) 列)、年収をウエイトにすると +0.58% (同表 (3) 列) と高くなる。⁹ これは、主として労働時間の長い人ほど、年収の多い人ほど AI を仕事に利用している確率が高いこと (extensive margin) を反映している。AI を利用する業務の割合や AI 利用の生産性効果 (intensive margin) の違いは小さい。付加価値に対する効果という意味では年収をウエイトにするのが適当なので、現時点において、AI がなかった場合と比較して日本経済全体の労働生産性が 0.5~0.6% 押し上げられている計算になる。なお、表 3 には産業別の集計結果も表示しているが、これについては後述する。

序論でリファーした Acemoglu (2024) は、今後 10 年程度の米国の生産性 (TFP) に及ぼす AI の効果を 0.5~0.7% だと概算している。Acemoglu (2024) は、今後 AI の影響を受けると考えられるタスクの割合 (AI エクスポージャー: 4.6%) に、労働分配率 (0.535) を考慮したタスク・レベルのコスト節約効果 (27%) を掛けて TFP への効果を計算している。基本的な考え方は同様だが、上で概算したのは労働生産性効果であり、Acemoglu (2024) の用いた労

⁸ 2023 年調査でも同じ質問を行っており、平均値は 21.8% (パネル回答者だと 21.0%) だったので、今回はいくぶん高めになっている。なお、Acemoglu (2024) は AI の労働費用節約効果を 27% と仮定しており、本稿の数字はこれとかなり近い。

⁹ 産業別の結果をもとに「就業構造基本調査」(2022 年) の産業別就業者数構成比を用いて加重平均すると、非加重 0.42%、労働時間ウエイト 0.46%、年収ウエイト 0.50% とやや低くなる。つまり、このサーベイの回答者は、AI 利用度の高い産業で就労している傾向がある。

働分配率の数字を用いて TFP に置き換えると約 0.3% となる。また、本稿の計算は今後の予測ではなく、現時点において AI がなかった場合と比較してどの程度生産性が高くなっているかを示したものである。

2024 年調査は 2023 年調査への回答者を対象としており、2023 年調査でも AI の仕事での利用を尋ねているので、この 1 年間に新たに AI を利用するようになった人と継続して AI を利用している人を分けて集計できる。その結果をまとめたのが表 4 である。AI 利用業務割合 (*AI_Taskshare*)、業務効率化効果 (*AI_Efficiency*) のいずれも、新たに AI の利用を始めた人の方が継続して AI を利用している人に比べて低い。結果として AI の利用による仕事全体の生産性向上効果 (*AI_Productivity*) にはかなりの差がある (新規利用者 4.4%、継続利用者 7.8%)。この結果は、AI の普及が効果の大きいタスクから始まり、次第にその効果が小さいタスクに広がっていることを示唆している。¹⁰ 今後もこうした傾向が続くとすれば、AI 利用者の増加に伴ってマクロレベルの生産性に対する追加的な寄与度は逡減していくかも知れない。

AI を仕事に利用している労働者は 8.3% だが、今後利用するようになると思うと回答した人が 27.8% あった。仮に *AI_Taskshare*、*AI_Efficiency* が現在の AI 利用者と同程度だとすると、これら潜在的利用者が AI を実際に使うようになるとマクロレベルの労働生産性効果は約 4 倍 (AI がなかった場合と比較して +2.0%) になる。労働分配率を考慮して TFP への効果を概算すると +1.1% であり、この数字は Acemoglu (2024) の数字よりも大きい。¹¹ ただし、上述の通り *AI_Taskshare*、*AI_Efficiency* は、早くから AI を利用している労働者に比べて新たに利用する労働者では逡減していくと考えられるので、実際の生産性効果はこれよりも小さい可能性が高い。他方、AI のアプリケーション拡大などを通じて AI を仕事に利用している労働者の *AI_Taskshare* が拡大するならば、逆に全体としての生産性効果が大きくなっていく可能性もある。

3-2. AI を利用する労働者の特性

労働者特性別に集計した結果は表 5 に示す通りである。AI の仕事での利用者率が高い労働者の特性を挙げると、男性、20 歳代・30 歳代、高学歴者 (特に大学院卒) である (同表 (1) 列参照)。¹² 産業別には、情報通信業、製造業 (機械工業)、金融・保険業、職種別には管

¹⁰ 2023 年調査の時点では AI を仕事に利用していたが、2024 年には利用していない労働者 (利用中止者) がいる。2023 年におけるこれらの人の AI の業務効率化効果は平均 18.7% で、2024 年にも継続して AI を利用している人の数字 (22.9%) よりもいくぶん低い。

¹¹ 現在既に AI を仕事に利用している労働者を除いた追加的な効果は、労働生産性で +1.4%、TFP で +0.8% である。

¹² 最終学歴のうち「中学・小学校卒」は「高校卒」と統合して「高卒以下」としている。大

理職、営業職、専門的・技術的職業、就労形態別には会社役員、正社員、そして高所得者（年収 1,000 万円以上）は AI 利用者率が高い。¹³ AI を仕事に利用している労働者の特性は、2023 年調査の結果（付表 1 参照）と基本的に同じパターンである。

AI の仕事での利用を労働者特性で説明するシンプルなプロビット推計を行った結果を付表 2 に示している。年間収入は各カテゴリーの中央値を用いて対数変換した変数にしている。¹⁴ 女性の係数は有意ではなく、産業、職業、就労形態などをコントロールすると、AI 利用の男女差はない。20 歳代・30 歳代の若い労働者、大学卒・大学院卒という高学歴者、仕事からの年間収入が高い労働者ほど AI 利用確率が高い。異なるアプローチによる分析だが、Eloundou *et al.* (2024)は、高所得者ほど大規模言語モデル（LLM）へのエクスポージャーが高いという結果を示しており、本稿の結果はそれと整合的である。同表(2)には 2023 年調査のデータを用いて同じ推計を行った結果を示している。年齢、学歴、年間収入と AI 利用確率の関係は 2024 年調査と共通である。¹⁵

AI を仕事に利用している場合の *AI_Taskshare*、*AI_Efficiency*（表 5(2), (3)列参照）は、労働者特性と明瞭な関係はなく、AI 利用者率が低いカテゴリーでも *AI_Taskshare* が高い、あるいは *AI_Efficiency* が高いケースは多い。つまり、AI の生産性効果（intensive margin）の労働者特性による違いは小さい。学歴と年間収入については弱いながらシステムティックな関係が見られ、*AI_Productivity* ($AI_Taskshare * AI_Efficiency$) が、高学歴者、高所得者は小さい傾向がある。逆に言えば、低学歴、低所得の労働者は AI を仕事に利用している確率は顕著に低いが、AI を利用している場合にはその生産性効果がいくぶん大きい。特定のタスクを対象とした最近の研究（e.g., Kanazawa *et al.*, 2022; Brynjolfsson *et al.*, 2023; Noy and Zhang, 2023）は、同じタスクの中では相対的にスキルの低い労働者において AI の生産性効果が大きいことを示しており、それらと類似の結果である。ただし、性別、年齢、学歴、産業、職種、就労形態、年収（対数）、週労働時間（対数）を説明変数とする OLS 推計を行うと、学歴や年間収入の係数は統計的に有意でない。産業、職種、就労形態などの係数もほとんど有意ではない。つまり、AI を仕事に利用している場合の生産性効果は、観測可能な労働者特性とあまり関係がない。

前出の表 3 ではマクロ経済的な AI の生産性効果を産業別に集計した結果も示している。産業レベルの生産性効果（年間収入ウェイト）は、情報通信業（1.60%）、金融・保険業（0.94%）が大きく、卸売業（0.18%）、建設業（0.31%）などが小さい。情報通信業、金融・保険業は

学院は修士課程と博士課程を分けて調査しているが、「大学院卒」に統合している。

¹³ 仕事からの年間収入は「50 万円未満」～「2,000 万円以上」の 18 区分だが、煩瑣になるので 3 区分に集約している。

¹⁴ 週労働時間も選択肢の中央値を対数変換して説明変数としている。

¹⁵ 企業レベルのサーベイ・データを用いた AI と学歴の関係についての初期の分析である Morikawa (2017)は、AI と労働者の学歴の補完性を示唆する結果を報告しており、本稿の結果はそれと整合的である。Draca *et al.* (2024)は、英国のデータを用いた分析により、機械学習・AI とスキル（大卒及び STEM 職業）の補完性を示している。

AI_Taskshare、AI_Efficiency が特に高いわけではないので、産業間の違いはほとんどが AI 利用者率 (extensive margin) の違いによる。¹⁶

3-3. ロボットの利用状況と省力化効果

このサーベイでは、職場におけるサービスロボットを含めたロボット利用状況も尋ねている。集計結果によれば、「産業用ロボットを利用している」4.6%、「サービスロボットを利用している」2.8%、「両方を利用している」1.8%で、あわせて9.2%の労働者が職場でロボットが利用されていると回答している。

表6は産業別にロボット利用状況とロボットのタイプ別の内訳を集計した結果である。産業用ロボット、サービスロボットの両方を利用している場合、(2),(3)列の両方に計上している。予想される通り、製造業、特に機械工業で産業用ロボット利用度が32.7%と高く、結果としてロボット全体で見た利用度も35.7%と最も高い。サービスロボット利用度の産業による違いは小さいが、電力・ガス・水道・熱供給業が高く、製造業と情報通信業も比較的高い。産業用ロボットに比べて普及の歴史が浅いが、サービスロボットの利用は広範な産業に広がっている。¹⁷

職場がロボットを使用していると回答した人に、ロボット使用による職場全体での省力化効果を尋ねた結果の平均値をまとめたのが表7である。AIと違って職場全体への効果を尋ねているので、自分自身の生産性と違って精度が低い可能性があることに注意する必要があるが、全体の平均値は21.3% (中央値は20%)で、ロボット使用によって職場の必要人員が2割程度少なく済んでいると認識されている。

ロボットを使用している職場に勤めている人は9.2%なので、単純に掛け算をするとマクロレベルでのロボット利用による省力化効果(ロボットがなかった場合との比較)は1.96%となる(同表(2)列参照)。¹⁸ 職場レベルでの数字なので前述したAIの生産性効果と単純には比較できないが、現時点ではロボット利用の省力化効果(≒労働生産性効果)はAIよりもかなり大きいと考えられる。

同表は、ロボットの種別、産業別の省力化効果も示している。サービスロボットの省力化効果の平均値(19.5%)は産業用ロボットの数字(22.1%)に比べるとわずかに低いもの

¹⁶ 例えば、AIの生産性効果が最も大きい情報通信業において、AI利用者率が全産業平均(8.3%)並みだったとすると、産業全体での生産性効果(非加重)は0.54%となり、全産業の数字(0.46%)との差のうち93%がAI利用者率(extensive margin)の差で説明される。金融・保険業の場合、extensive marginで説明される部分は92%である。

¹⁷ 職種別に集計すると、予想される通り生産工程業務に携わる労働者が突出して高い数字(27.2%)である。

¹⁸ 産業別の数字をもとに、「就業構造基本調査」(2022年)の産業別就業者数構成比を用いて加重平均すると1.85%となる。

の、かなり大きな省力化効果を持っていると認識されている。¹⁹ 産業別には教育・学習支援業（28.6%）、電力・ガス・水道・熱供給業（27.4%）、建設業（26.9%）が比較的高い数字である。製造業、特に機械工業はロボット利用率が突出して高いが、その省力化効果（20.8%）は他産業と大きく変わらない。ただし、利用率が高いのでロボットが産業全体の生産性を高めている効果は、製造業（機械工業）7.4%、製造業（その他）5.5%が大きい。逆に、小売業、医療・福祉などのセクターではロボットの生産性効果が小さい。

4. 結論

本稿は、日本の労働者を対象とした独自のサーベイに基づき、AI 及びサービスロボットを含めたロボットの利用実態を示すとともに、それらのマクロ経済的な生産性効果を概算した。

結果の要点は以下の通りである。第一に、AI を仕事で利用している人は現時点では 8.3% に過ぎないが、1 年前に比べて約 1.5 倍に増えている。第二に、個人特性別に見ると、高学歴者、高賃金の労働者ほど AI を利用している。特定のタスクを対象としたいくつかの実験的な研究は AI の利用が同一のタスク内でのスキル格差を縮小することを示唆しているが、タスク横断的に見た労働市場全体としての格差は拡大する可能性があることを示唆している。第三に、AI の利用によって、AI を利用しなかった場合と比較してマクロ経済の労働生産性が 0.5~0.6% 高くなっていると概算される。無視できない大きさだが現時点ではロボット利用の生産性効果よりもかなり小さい。第四に、今後仕事に AI を利用すると予想している人が約 28% いるので、今後、AI のマクロ経済効果が拡大していくと考えられる。他方、AI を最近利用するようになった人の AI の生産性効果は以前から継続して利用している人に比べて小さいので、追加的な生産性効果は逡減していく可能性がある。第五に、職場がロボットを利用している労働者は約 9% で、ロボットの利用が職場の生産性を 20% 程度高めていると認識されている。サービスロボットを利用している職場は 4.6% で産業用ロボット（6.4%）よりもやや少ないが、それが職場の生産性に及ぼす効果は産業用ロボットと大きく変わらない。

AI を対象とした経済分析は急増しているが、AI 利用のマクロ経済的な生産性効果はまだ良くわかっていない。また、産業用ロボットを対象とした実証研究は多数行われてきたが、サービスロボットを対象とした研究は乏しい。本稿はあくまでも限られたサンプルに基づく概算ではあるが、AI やサービスロボットを含むロボットの生産性効果を定量的に示した点で新規性の高い貢献である。これら自動化技術の利用に伴う生産性効果の数字は、回答者の主観的評価に依存しているという限界があるが、本稿のアプローチは自動化技術の採用

¹⁹ 省力化効果の中央値は、産業用ロボット 20%、サービスロボット 15% である。

における内生性の問題をバイパスできる。AI やサービスロボットが利用されるタスクは今後も広がっていくと予想され、また、AI やロボット自体の技術進歩もありうる。変化の速い分野なので、定期的に利用実態や生産性効果を把握していくことが望ましい。

〈補論〉 AI・ロボットの雇用・賃金への影響：労働者の見方

このサーベイでは、AI やロボットが将来の雇用及び賃金に及ぼす影響についての労働者の見方を調査している。雇用については、「人工知能 (AI) やロボットが、将来のあなたの仕事に及ぼす影響をどう思いますか」と尋ね、①「仕事が失われるおそれがある」、②「仕事が失われるおそれはない」、③「わからない」の3つの選択肢から回答する形の設問である。賃金についての設問は、「人工知能 (AI) やロボットが、将来のあなたの賃金に及ぼす影響をどう思いますか」と尋ね、①「賃金が高くなると思う」、②「賃金には影響がないと思う」、③「賃金が低くなると思う」、④「わからない」の4つの選択肢から回答する形式である。同じ設問・選択肢の調査を2017年11月にも行っており、7年前の結果と比較しつつ集計結果を紹介する。

AI やロボットが将来の自身の仕事に及ぼす影響についての見方を集計したのが**付表3**である。回答者全体で見ると、「仕事が失われるおそれがある」16.8%、「仕事が失われるおそれはない」44.4%、「わからない」38.8%という分布である。AI を仕事に利用している人に絞って集計したのが同表(2)列、職場がロボットを使用している人に絞って集計したのが同表(3)列である。AI 利用者、ロボットを使用している職場にいる人は「わからない」という回答が顕著に少なく、仕事が失われるおそれがある、おそれがないという回答がともに多くなっている。AI を実際に使用しているあるいはロボットが身近にあることで、仕事との代替可能性の有無をイメージしやすいためだと考えられる。

2017年にも全く同じ設問と選択肢での調査を行っており、同表右列に集計結果を示している。7年前の調査と比べて、「仕事が失われるおそれがある」という回答は半数近くに減少しており、「仕事が失われるおそれはない」という回答が増加しているのが興味深い。「第四次産業革命」が人間の仕事を奪うという議論が盛んに行われていた頃と比べて冷静な評価になってきたのかも知れない。

AI やロボットが将来の自身の賃金に及ぼす影響についての見方を集計したのが**付表4**である。全回答者の集計結果は、「賃金が高くなると思う」4.4%、「賃金には影響がないと思う」33.6%、「賃金が低くなると思う」18.8%、「わからない」43.2%という分布であり、わからないという回答が多いが、賃金上昇を予想する人はごく少数で、賃金低下を予想する人の方が多い(同表(1)列)。ただし、AI を仕事に利用している人((2)列)、職場がロボットを使用している人((3)列)は、わからないという回答が少なく、賃金上昇を予想する人、賃金には影響がないと予想する人が多い。

この設問も2017年に類似の質問を行っている。²⁰ 当時と比較すると、賃金上昇を予想す

²⁰ 2017年調査の設問の文言は2024年調査と同じだが、回答の選択肢の文言が少し異なっており、①「賃金が上昇する可能性がある」、②「賃金への影響はない」、③「賃金が低下する可能性がある」、④「わからない」の4つである。

る人がごく少ないのは共通だが、賃金低下を予想する人は大幅に少なくなっている。しかし、総じて見ると自動化技術が自身の賃金上昇につながるという見方をしている人は少ない。

仕事、賃金に及ぼす影響を労働者特性で説明するシンプルな回帰を行った結果が**付表5**である。仕事への影響（失職リスク）は、「仕事が失われるおそれがある」=1としたプロビット推計、賃金への影響は、「賃金が高くなると思う」=3、「賃金には影響がないと思う」=2、「賃金が低くなると思う」=1とした順序プロビット推計である。賃金への影響が「わからない」と回答した人は、推計のサンプルに含めていない。説明変数は性別（女性ダミー）、年齢（10歳刻み）、学歴、年間収入（対数）、産業、職業、就労形態のほか、AIを仕事に利用している人、職場がロボットを利用している人のダミー変数を用いている。年齢の参照カテゴリーは40歳代、学歴の参照カテゴリーは高卒以下である。

失職リスクの推計結果（同表(1)列）によると、年齢層が高いほどAI・ロボットによる自身の失職リスクを低く見ており、これは引退までの年数が相対的に短いことから予想される結果である。大学卒、大学院卒の係数は有意な正值であり、高学歴者は失職リスクを高く見込む傾向がある。また、AIやロボットを現実に利用している（利用している職場にいる）人ほど失職リスクを高く見ている傾向がある。自動化技術による省力化効果を身近で体感しているからだと解釈できる。

賃金への影響の推計結果（同表(2)列）によると、女性は賃金への影響をネガティブに見込む傾向が強い。年齢については線形ではなく20歳代、60歳代、70歳代の係数が有意な正值である。学歴の係数は有意ではない。年収の高い人、AIやロボットを現実に利用している人は賃金への効果へのネガティブな見方が弱い。自動化技術利用者がネガティブな見方をしている理由は、このデータからはわからないが、自動化技術が人間の労働に代替する可能性への意識が高い一方、仕事を失わない限り生産性が高まる実感を持っているからではないかというのが一応の解釈である。

(参照文献)

- Acemoglu, Daron (2024). “The Simple Macroeconomics of AI.” NBER Working Paper, No. 32487.
- Aldasoro, Inaki, Oliver Armantier, Sebastien Doerr, Leonard Gambacorta, and Tommaso Oliveira (2024). “The Gen AI Gender Gap.” *Economics Letters*, 241, August, 111814.
- Adachi, Daisuke, Daiji Kawaguchi, and Yukiko U. Saito (2024). “Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017.” *Journal of Labor Economics*, 42 (2): 591–634.
- Bick, Alexander, Adam Blandin, and David J. Deming (2024). “The Rapid Adoption of Generative AI.” NBER Working Paper, No. 32966.
- Brynjolfsson, Erik, Danielle Li, and Lindsey R. Raymond (2023). “Generative AI at Work.” NBER Working Paper, No. 31161.
- Cette, Gilbert, Aurelien Devillard, and Vincenzo Spiezia (2021). “The Contribution of Robots to Productivity Growth in 30 OECD Countries over 1975-2019.” *Economics Letters*, 200, March, 109762.
- Czarnitzki, Dirk, Gaston P. Fernandez, and Christian Rammer (2023). “Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity.” *Journal of Economic Behavior and Organization*, 211, July, 188–205.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Suedekum, and Nicole Woessner (2021). “The Adjustment of Labor Markets to Robots.” *Journal of the European Economic Association*, 19 (6), 3104–3153.
- Dekle, Robert (2020). “Robots and Industrial Labor: Evidence from Japan.” *Journal of the Japanese and International Economies*, 58, December, 101108.
- Draca, Mirko, Max Nathan, Viet Nguyen-Tien, Juliana Oliveira-Cunha, Anna Rosso, and Anna Valero (2024). “The New Wave? The Role of Human Capital and STEM Skills in Technology Adoption in the UK.” Centre for Economic Performance Discussion Paper, No. 2040.
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin, and Daniel Rock (2024). “GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs.” *Science*, 384: 1306–1308.
- Graetz, Georg and Guy Michaels (2018). “Robots at Work.” *Review of Economics and Statistics*, 100 (5), 753–768.
- Humlum, Anders and Emilie Vestergaard (2024). “The Adoption of ChatGPT.” IZA Discussion Paper, No. 16992.
- Kanazawa, Kyogo, Daiji Kawaguchi, Hitoshi Shigeoka, and Yasutora Watanabe (2022). “AI, Skill, and Productivity: The Case of Taxi Drivers.” NBER Working Paper, No. 30612.
- Kromann, Lene, Nikolaj Malchow-Møller, Jan Rose Skaksen, and Anders Sørensen (2020). “Automation and Productivity: A Cross-Country, Cross-Industry Comparison.” *Industrial and Corporate Change*, 29 (2), 265–287.
- Lee, Yong Suk, Iizuka Toshiaki, and Karen Eggleston (2024). “Robots and Labor in Nursing Homes.” NBER Working Paper, No. 33116.

- Marioni, Larissa da Silva, Ana Rin con-Aznar, and Francesco Venturini (2024). “Productivity Performance, Distance to Frontier and AI Innovation: Firm-level Evidence from Europe.” *Journal of Economic Behavior and Organization*, 228, December, 106762.
- Morikawa, Masayuki (2017). “Firms’ Expectations about the Impact of AI and Robotics: Evidence from a Survey.” *Economic Inquiry*, 55 (2), 1054–1063
- Morikawa, Masayuki (2024). “Use of Artificial Intelligence and Productivity: Evidence from Firm and Worker Surveys.” RIETI Discussion Paper, 24-E-074.
- Noy, Shakked and Whitney Zhang (2023). “Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence.” *Science*, 381, 187–192.
- Peng, Sida, Eirini Kalliamvakou, Peter Cihon, and Mert Demirer (2023). “The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot.” arXiv.2302.06590.
- Restrepo, Pascual (2024). “Automation: Theory, Evidence, and Outlook.” *Annual Review of Economics*, 16, 1–25.

表1. サンプルの性別・年齢別構成

	2024調査		2023調査		(参考)2022年就調	
	男性	女性	男性	女性	男性	女性
20歳代	5.9%	5.2%	8.2%	8.1%	7.7%	7.3%
30歳代	9.8%	6.7%	9.9%	8.3%	9.7%	8.1%
40歳代	14.3%	10.5%	12.7%	10.8%	12.4%	10.5%
50歳代	15.8%	10.8%	12.8%	10.4%	12.2%	10.1%
60歳以上	12.8%	8.2%	11.3%	7.7%	12.8%	9.2%

(注) 「就業構造基本調査」(2022年)の数字は20歳以上の有業者の中での構成比。

表2. AIの利用状況と業務効率への効果(%)

	平均値	標準偏差	N
A. AIを仕事に利用	8.32	-	8,269
B. AI利用業務の割合	15.1	16.8	688
C. AIによる業務効率向上	25.9	22.9	688

(注) B行及びC行は、AIを仕事に利用していると回答した人の数字。

表3. AIのマクロ生産性効果

	(1) 非加重	(2) 労働時間加重	(3) 年収加重
全産業	0.46%	0.50%	0.58%
建設業	0.30%	0.33%	0.31%
製造業(機械工業)	0.66%	0.70%	0.82%
製造業(その他)	0.36%	0.37%	0.49%
電力・ガス・水道・熱供給	1.41%	0.88%	0.88%
情報通信業	1.54%	1.76%	1.60%
運輸業	0.57%	0.69%	0.70%
卸売業	0.14%	0.16%	0.18%
小売業	0.55%	0.62%	0.62%
金融・保険業	0.83%	0.90%	0.94%
サービス業	0.30%	0.32%	0.40%
教育・学習支援業	0.30%	0.25%	0.38%
医療・福祉	0.30%	0.26%	0.41%
公務	0.31%	0.30%	0.28%
その他	0.22%	0.28%	0.31%

表4. AI新規利用者と継続利用者の比較

	新規AI利用者	継続AI利用者	Diff.
AI利用業務割合	13.7%	17.8%	-4.1% ***
AI効率化効果	23.6%	30.2%	-6.6% ***
AI生産性効果	4.4%	7.8%	-3.5% ***

(注) ***: p<0.01。

表5. 労働者特性別の集計結果

	(1) 仕事に利用	(2) 利用業務割合	(3) 業務効率向上
計	8.3%	15.1%	25.9%
性別			
男性	9.8%	14.0%	26.2%
女性	6.2%	17.7%	25.1%
年齢			
20歳代	14.1%	20.6%	28.5%
30歳代	11.1%	15.3%	25.7%
40歳代	8.2%	12.3%	23.4%
50歳代	6.9%	12.9%	24.8%
60歳代	5.2%	14.3%	27.8%
70歳以上	3.6%	32.5%	40.0%
学歴			
高校以下	4.2%	17.5%	28.7%
専門学校	5.2%	19.9%	27.2%
短大・高専	4.5%	16.4%	23.8%
大学	10.5%	14.2%	25.6%
大学院	20.1%	14.0%	24.8%
産業			
建設業	5.1%	17.5%	27.7%
製造業(機械工業)	15.7%	13.6%	23.7%
製造業(その他)	10.9%	11.6%	24.0%
電力・ガス・水道・熱供給	12.7%	20.8%	30.5%
情報通信業	23.9%	15.4%	25.6%
運輸業	4.0%	24.1%	32.1%
卸売業	6.1%	8.0%	21.8%
小売業	6.3%	22.5%	29.3%
金融・保険業	14.1%	18.1%	25.2%
サービス業	6.5%	14.4%	26.3%
教育・学習支援業	7.6%	11.5%	23.3%
医療・福祉	3.5%	17.4%	30.9%
公務	5.3%	14.1%	29.2%
その他	5.3%	14.6%	22.8%
職種			
管理職	13.7%	12.3%	26.2%
専門的・技術的職種	10.6%	13.5%	23.9%
事務職	8.0%	14.2%	26.6%
販売職	5.1%	19.0%	22.4%
営業職	11.0%	15.2%	25.5%
サービス職	5.6%	19.8%	28.0%
保安職	2.8%	23.3%	15.0%
農林漁業	0.0%	-	-
生産工程業務	4.5%	16.6%	19.3%
輸送・機械運転業務	2.8%	66.7%	56.7%
建設・採掘業務	3.8%	25.0%	31.7%
運搬・清掃・包装等業務	1.9%	51.3%	50.0%
その他	5.9%	17.1%	28.8%
就労形態			
会社などの役員	11.8%	17.7%	27.3%
自営業主	6.9%	16.8%	31.5%
自営業の手伝い	1.3%	1.0%	10.0%
正社員・正職員	10.8%	13.6%	24.6%
パートタイム	3.2%	25.0%	27.0%
アルバイト	3.0%	30.8%	27.8%
派遣社員	4.4%	16.0%	40.5%
契約社員	7.4%	13.2%	24.3%
嘱託	6.0%	14.5%	35.8%
その他	7.1%	20.0%	40.0%
年間収入			
500万円未満	5.3%	17.8%	26.4%
500-999万円	12.1%	13.9%	26.6%
1000万円以上	21.2%	11.7%	22.7%

表6. 職場におけるロボットの利用状況

	(1) ロボット利用	(2) 産業用ロボット	(3) サービスロボット
建設業	7.3%	5.1%	4.3%
製造業(機械工業)	35.7%	32.7%	7.3%
製造業(その他)	24.6%	21.7%	7.1%
電力・ガス・水道・熱供給	13.7%	6.9%	10.8%
情報通信業	7.5%	2.8%	6.5%
運輸業	6.2%	3.8%	4.6%
卸売業	5.8%	3.2%	4.0%
小売業	4.1%	1.8%	3.2%
金融・保険業	7.6%	3.9%	6.8%
サービス業	5.5%	2.2%	4.5%
教育・学習支援業	3.4%	1.6%	2.8%
医療・福祉	4.9%	2.5%	3.3%
公務	3.7%	1.6%	3.3%
その他	3.6%	1.9%	2.1%
計	9.2%	6.4%	4.6%

(注)「産業用ロボット、サービスロボットの両方を使用している」という回答は(2), (3)の両方に計上している。

表7. ロボットの省力化効果

	(1) 省力化効果	(2) 利用割合×省力化効果
ロボット計	21.3%	1.96%
種類		
産業用ロボット	22.1%	1.02%
サービスロボット	19.5%	0.55%
両方	22.2%	0.40%
産業		
建設業	26.9%	1.97%
製造業(機械工業)	20.8%	7.43%
製造業(その他)	22.1%	5.45%
電力・ガス・水道・熱供給	27.4%	3.76%
情報通信業	20.2%	1.52%
運輸業	23.6%	1.46%
卸売業	18.3%	1.05%
小売業	17.5%	0.71%
金融・保険業	23.9%	1.82%
サービス業	20.3%	1.13%
教育・学習支援業	28.6%	0.97%
医療・福祉	15.2%	0.74%
公務	17.9%	0.65%
その他	24.7%	0.89%

付表 1. AI の利用状況と効率化効果（2023 年調査の集計結果）

		全回答者		同・パネル回答者		
		(1) 仕事に利用	(2) 業務効率向上	(3) 仕事に利用	(4) 業務効率向上	
計		5.8%	21.8%	5.3%	21.0%	
性別	男性	7.3%	21.6%	6.5%	20.9%	
	女性	3.8%	22.3%	3.5%	21.2%	
年齢	20歳代	9.9%	22.8%	9.5%	19.8%	
	30歳代	8.1%	24.5%	7.7%	24.0%	
	40歳代	5.0%	18.2%	4.8%	17.6%	
	50歳代	4.1%	20.7%	4.5%	22.6%	
	60歳代	3.2%	21.5%	2.8%	21.3%	
	70歳以上	5.2%	22.3%	5.3%	17.0%	
学歴	高校以下	2.9%	16.4%	2.5%	15.0%	
	専門学校	3.9%	21.4%	3.6%	21.3%	
	短大・高専	2.4%	24.8%	2.3%	25.7%	
	大学	7.6%	23.0%	7.0%	21.4%	
	大学院	13.1%	21.1%	11.3%	22.5%	
	産業	建設業	3.9%	18.3%	2.7%	19.5%
製造業(機械工業)		10.4%	22.9%	10.1%	20.3%	
製造業(その他)		7.6%	21.6%	6.8%	22.2%	
電力・ガス・水道・熱供給		5.0%	8.8%	8.6%	10.0%	
情報通信業		14.4%	25.3%	13.2%	28.3%	
運輸業		3.6%	24.3%	3.9%	17.5%	
卸売業		5.3%	19.0%	6.4%	20.6%	
小売業		2.9%	14.4%	2.3%	11.3%	
金融・保険業		8.9%	13.2%	7.1%	12.8%	
サービス業		5.3%	24.1%	4.7%	21.5%	
教育・学習支援業		6.2%	24.2%	5.0%	17.8%	
医療・福祉		2.6%	22.8%	2.4%	28.7%	
公務		3.8%	21.0%	3.5%	20.0%	
その他		4.2%	21.0%	4.0%	16.7%	
職種		管理職	9.6%	22.6%	9.3%	23.9%
		専門的・技術的職種	7.0%	22.0%	6.0%	21.3%
	事務職	6.1%	23.9%	5.7%	23.5%	
	販売職	3.2%	13.1%	2.5%	12.5%	
	営業職	8.2%	17.1%	7.3%	16.9%	
	サービス職	3.0%	21.6%	2.3%	15.4%	
	保安職	3.0%	6.4%	4.0%	8.0%	
	農林漁業	5.3%	12.0%	3.2%	0.0%	
	生産工程業務	2.0%	24.4%	2.2%	13.5%	
	輸送・機械運転業務	4.7%	14.3%	4.1%	12.5%	
	建設・採掘業務	3.0%	12.5%	1.2%	0.0%	
	運搬・清掃・包装等業務	2.3%	27.3%	2.1%	12.8%	
	その他	2.7%	35.0%	2.8%	27.1%	
	就労形態	会社などの役員	12.2%	25.7%	10.3%	25.5%
		自営業主	5.7%	26.5%	4.4%	27.7%
		自営業の手伝い	2.2%	30.0%	2.2%	45.0%
正社員・正職員		7.3%	20.6%	6.9%	20.2%	
パートタイム		1.6%	23.6%	1.6%	15.5%	
アルバイト		1.7%	25.0%	1.3%	12.5%	
派遣社員		4.9%	23.7%	3.9%	15.6%	
契約社員		3.4%	16.5%	3.1%	18.3%	
嘱託		0.5%	80.0%	0.8%	80.0%	
その他		4.0%	15.0%	4.5%	16.7%	
年間収入	500万円未満	3.7%	22.1%	3.2%	20.9%	
	500-999万円	9.0%	21.2%	8.3%	19.8%	
	1000万円以上	13.9%	23.2%	12.3%	25.0%	

(注) パネル回答者は 2024 年調査にも回答した人。

付表 2. 労働者特性と AI の仕事での利用

	(1) 2024FY		(2) 2023FY	
	dF/dx	Robust SE	dF/dx	Robust SE
女性	0.0092	(0.0072)	-0.0073	(0.0042) *
20歳代	0.0618	(0.0132) ***	0.0468	(0.0081) ***
30歳代	0.0267	(0.0095) ***	0.0256	(0.0064) ***
50歳代	-0.0128	(0.0070) *	-0.0094	(0.0046) *
60歳代	-0.0199	(0.0080) **	-0.0105	(0.0051) *
70歳以上	-0.0239	(0.0161)	0.0174	(0.0139)
専門学校	0.0081	(0.0115)	0.0077	(0.0071)
短大・高専	0.0061	(0.0123)	-0.0049	(0.0071)
大学	0.0340	(0.0080) ***	0.0182	(0.0048) ***
大学院	0.1040	(0.0205) ***	0.0456	(0.0112) ***
ln年間収入	0.0259	(0.0052) ***	0.0186	(0.0032) ***
週労働時間	yes		yes	
産業	yes		yes	
職業	yes		yes	
就労形態	yes		yes	
Obs.	8,200		13,140	
Pseudo R ²	0.1102		0.1120	

(注) プロビット推計の限界効果を表示。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。参照カテゴリーは年齢 40 歳代、学歴は高卒以下。

付表 3. AI・ロボットが将来の仕事に及ぼす影響

	(1) 全回答者	(2) AI利用者	(3) 職場ロボット使用	(参考) 2017年調査
仕事が失われるおそれがある	16.8%	26.2%	25.1%	31.8%
仕事が失われるおそれはない	44.4%	51.5%	54.3%	38.7%
わからない	38.8%	22.4%	20.6%	29.5%

(注) 2017 年調査は回答者のうち就労者を対象に集計 (N=6,856 人)。

付表 4. AI・ロボットが将来の賃金に及ぼす影響

	(1) 全回答者	(2) AI利用者	(3) 職場ロボット使用	(参考) 2017年調査
賃金が高くなると思う	4.4%	12.6%	11.8%	3.9%
賃金には影響がないと思う	33.6%	41.6%	47.1%	32.4%
賃金が低くなると思う	18.8%	18.0%	21.1%	34.5%
わからない	43.2%	27.8%	19.9%	29.3%

(注) 2017 年調査は回答者のうち就労者を対象に集計 (N=6,856 人)。

付表5. AI・ロボットの雇用・賃金への影響（推計結果）

	(1) 失職リスク		(2) 賃金への影響	
	dF/dx	Robust SE	Coef.	Robust SE
女性	-0.0039	(0.0103)	-0.0817	(0.0446) *
20歳代	0.0166	(0.0148)	0.1488	(0.0643) **
30歳代	0.0332	(0.0132) ***	0.0241	(0.0569)
50歳代	-0.0346	(0.0105) ***	0.0789	(0.0493)
60歳代	-0.0850	(0.0106) ***	0.2833	(0.0535) ***
70歳以上	-0.0835	(0.0200) ***	0.3345	(0.1046) ***
専門学校	0.0136	(0.0152)	-0.0060	(0.0636)
短大・高専	0.0227	(0.0165)	0.1086	(0.0672)
大学	0.0318	(0.0112) ***	-0.0634	(0.0484)
大学院	0.0354	(0.0213) *	0.0520	(0.0746)
ln年間収入	-0.0009	(0.0066)	0.0970	(0.0284) ***
AI利用	0.0588	(0.0166) ***	0.3144	(0.0619) ***
ロボット利用	0.0653	(0.0165) ***	0.2437	(0.0576) ***
週労働時間	yes		yes	
産業	yes		yes	
職業	yes		yes	
就労形態	yes		yes	
Obs.	8,263		4,694	
Pseudo R2	0.0498		0.0359	

（注）(1)はプロビット推計で限界効果を表示（「仕事が失われるおそれがある」=1）。(2)は順序プロビット推計（「賃金が高くなると思う」=3、「賃金には影響がないと思う」=2、「賃金が低くなると思う」=1）。カッコ内はロバスト標準誤差、***: p<0.01, **: p<0.05, *: p<0.10。