

人工知能・ロボットと生産性・労働市場 —産業間比較を中心に—

Impacts of Artificial Intelligence and Robots on Productivity and Labor
Market: Focusing on Inter-Industry Comparison

機械振興協会経済研究所長
森川正之 (Masayuki Morikawa)

〈概要〉

本稿は、日本の就労者を対象とした独自のサーベイ（2024年11月）のデータを利用し、人工知能（AI）やロボットという「自動化技術」の利用実態、それが生産性や労働市場に与える影響について分析する。産業による違い、特に機械工業と他産業の比較に力点を置いて考察する。

AIに関する海外の先行研究では、AIの影響の大きさを表すタスク・レベルの「AIエクスポージャー」という指標が頻繁に利用されるが、本稿で用いる調査は就労者レベルでのAI利用業務シェアを直接に尋ねている。狭く定義した特定のタスクを対象としたいくつかの先行研究は、AI利用による効率化効果を因果関係として明らかにしているが、労働市場全体を代表するものではないという限界がある。本稿では、AI利用による業務効率化効果について、労働市場全体をカバーする広範なAI利用者自身の主観的評価を尋ねているという特徴がある。AIのほか、産業用ロボットだけでなく、最近普及が進んでいるサービスロボットをカバーした分析を行う。

主な結果は以下の通りである。

- (1) AIを仕事に利用している労働者は11.7%で、今後利用を見込む潜在的AI利用者が35.5%存在する。高学歴者、ホワイトカラー、大企業、高賃金、労働組合のある職場の労働者はAI利用確率、潜在的AI利用確率いずれも高い。機械工業の就労者は他産業と比べてAI利用者、潜在的AI利用者の割合ともかなり高い。ただし、観測可能な労働者特性を全てコントロールすると、機械工業就労者のAI利用確率は非製造業と有意差がない。
- (2) AI利用者のAI利用業務シェアは平均11.5%、AIによる業務効率化効果は平均18.4%、結果としてAI利用による労働者レベルの生産性効果は平均+3.7%である。AI利用業務シェア、AIの業務効率化効果は、AI利用開始時期との間に明瞭な関係が

あり、早い時期から AI を仕事に利用していた人ほどこれらが高いというシステムティックな関係が観察される。AI の効果が大きい業務から AI 利用が始まり、次第に効果の小さい業務へと広がっていること、つまり AI の生産性効果が逡減している可能性を示唆している。

(3) AI 利用のマクロ経済効果は、AI がなかった場合に比べて労働生産性の水準を約 +0.5% 高めていると概算される。また、今後 AI の業務利用を見込む潜在的 AI 利用者による追加的な効果はこの 3 倍程度になると見込まれる。機械工業に絞って計算すると全回答者のマクロ経済効果と同程度だが、機械工業の中でも情報・通信機器製造業は産業全体の労働生産性に対する AI の寄与度が非常に大きい。

(4) AI のアプリケーションとして多く利用されているのは、自然言語処理、機械学習、画像認識・画像処理、会話・音声認識の順である。AI 利用率の高い業務は、研究開発、マーケティング、顧客管理・顧客対応の順である。

(5) 20% 強の職場で産業用ロボットまたはサービスロボットが利用されており、非製造業よりも製造業、製造業の中では機械工業が他の製造業よりもロボット利用率が高い。機械工業を細分化すると、輸送用機械製造業、電子部品・デバイス製造業でロボット利用率が高い。規模の大きい企業、労働組合のある企業でロボット利用率が高いが、それらをコントロールしても機械工業のロボット利用率は他産業に比べて高い。

(6) ロボットの利用はマクロレベルの労働生産性を約 +1.1% 高めており、現時点では AI よりもロボットのマクロ経済効果の方がかなり大きい。機械工業に絞って見ると、ロボットの利用が産業全体の労働生産性を約 +2.4% 高めていると概算される。

(7) AI・ロボットという自動化技術によって将来仕事を失うリスクがあると考えている人が 30.6%、将来の賃金が低下すると考えている人が 30.4% 存在する。産業による違いはほとんどないが、事務職、低賃金の労働者でそうしたリスクを意識している人が多い。

(8) AI やロボットの利用は、フレックスタイム、テレワークという柔軟な働き方の利用と正の関係がある。また、職場における AI 利用は高い仕事満足度と関係しており、職場での AI 利用が、良好なマネジメントや労務管理の代理変数となっている可能性を示唆している。

Keywords: 人工知能、ロボット、機械工業、生産性、賃金

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

人工知能・ロボットと生産性・労働市場 —産業間比較を中心に—

1. 序論

近年、人工知能（AI）、ロボットなどの「自動化技術」が生産性や労働市場に与える影響についての関心が高く、経済学の理論・実証研究も急速に進展している。自動化技術の中でも早くから製造業の現場で普及している産業用ロボットについては、国際ロボット連盟（International Federation of Robotics: IFR）の国別・産業別ロボット利用実態のデータが利用可能なので、このデータを用いた研究が多数行われてきた。日本の場合、産業用ロボットのタイプ別の価格情報を含む日本ロボット工業会（JARA）のデータを用いた実証研究も行われている。

AIの普及が広がったのは比較的最近のことだが、ChatGPTなど生成AIが急速に普及しており、資料作成、営業活動、顧客対応など様々な業務に生成AIを活用する企業の事例が頻繁に報道されている。AIは適用範囲の広い「汎用技術（General Purpose Technology: GPT）」なので、その普及は生産性を飛躍的に高める可能性がある。AIの発展が「特異点」（singularity）に達すると、経済成長率が発散的に加速する理論的可能性も指摘された（e.g., Fernald and Jones, 2014）。現時点では特異点は遠い将来のことだと見られているが（e.g., Aghion *et al.*, 2019; Nordhaus, 2021）、経済全体の生産性や経済成長に対して、また、労働者の雇用や賃金に大きな影響を及ぼす可能性がある。

1990年代半ばから2000年代前半にかけてのいわゆる「IT革命」が生産性に及ぼした効果については既に多くの実証研究があり、金融業、流通業、運輸業など「IT利用産業」の生産性を大幅に高めたことが知られている（e.g., Stroh, 2002; Pilat *et al.*, 2002）。AIの場合もマクロ経済全体へのインパクトという意味では、AIを作る「AI生産産業」よりも「AI利用産業」の重要性が高いと考えられる。

しかし、AIについてはロボットと違ってその利用実態に関するデータが乏しかったため実証研究は遅れていた。そうした中、研究者が独自に収集したデータを利用した研究が行われてきたほか、最近はいくつかの国で企業のAI利用に関する包括的なデータ収集も始まりつつある。しかし、現時点においてAIのマクロ経済効果や労働市場に与える影響についてわかっていることは限られている。自動化技術の経済効果に関する最近のサーベイ論文である Restrepo (2023)は、AIの労働市場へのインパクトを今後の重要な研究課題だと述べている。また、比較的研究が進んでいるロボットの中でも、労働力不足を背景に最近普及し始めているサービスロボットについては、IFRが生産（販売）

側のデータ収集を始めているものの、その利用側の実態は良くわかっていない。¹

こうした状況を踏まえ、本稿は、日本の就労者を対象とした独自のサーベイ（2024年11月）のデータを利用し、AI、ロボットという自動化技術の利用実態、それが生産性や労働市場に与える影響について考察する。日本企業や日本の就労者へのサーベイに基づく筆者自身の研究（森川, 2024a, b; Morikawa, 2024a, b）を、いくつかの点で拡張するとともに、特に機械工業と他産業の違いに焦点を当てて集計・分析を行う。

本稿の構成は以下の通りである。第2節では、自動化技術の効果に関する内外の研究の動向を概観した上で、本研究の特長を述べる。第3節では本稿で使用する日本の就労者を対象としたサーベイについて解説する。第4節ではAIの利用実態、そのマクロ経済への生産性効果、労働者特性との関係についての結果を報告する。第5節では、サービスロボットを含むロボットの利用実態、そのマクロ経済への生産性効果についての結果を述べる。第6節では、AIやロボットの労働市場への影響への労働者の見方、柔軟な働き方（フレックスタイム、テレワーク）の利用状況、仕事満足度についての調査結果を報告する。最後に第7節で結論を要約する。

なお、今般のサーベイでは自動化技術のほか、勤務先の業況、賃金の動向と見通し、労働力不足感などについても調査しており、必要に応じて自動化技術の利用と関連付けながら、それらの結果を「補論」という形で報告する。

2. 関連する内外の研究動向

2. 1. 産業用ロボットの研究

自動化技術の経済効果、雇用への影響に関する現時点での標準的な理論モデルは、タスク・ベースのモデル（Acemoglu and Restrepo, 2018, 2019, 2022; Restrepo, 2024）である。この理論によれば、自動化技術が雇用に及ぼす効果は、①負の雇用置換効果、②正の生産性効果、③正の構成効果（一般均衡効果）に分解でき、それらの大小関係次第でトータルでの効果は正・負いずれの可能性もある。したがって、自動化技術の種類によってその経済効果には異質性がありうる。

産業用ロボットの利用については前述の通り IFR の国別・産業別ロボット利用実態のデータが存在するため実証研究が進んでおり、生産性効果を扱ったものとして、Graetz and Michaels (2018), Kromann and Sørensen (2019), Kromann *et al.* (2020), Cetto *et al.* (2021), Dauth *et al.* (2021), Koch *et al.* (2021), Park *et al.* (2021)などが挙げられる。ほとんどが生産

¹ IFR 資料によれば、2023年に世界の業務用サービスロボット（professional service robot）販売額は30%増加している。

性に対する正の効果を確認している。

産業用ロボットの雇用への影響に関する研究も、Autor and Salomons (2018), Blanas *et al.* (2019), Acemoglu *et al.* (2020), Acemoglu and Restrepo (2019, 2020), de Vries *et al.* (2020), Dauth *et al.* (2021), Mann and Püttmann (2023), Chung and Lee (2023), Albinowski and Lewandowski (2024), Chen and Frey (2024), Stiebale *et al.* (2024)など多数にのぼっている。OECD 諸国を対象とした Autor and Salomons (2018)は、ロボットは雇用を削減してはいないが、付加価値に占める労働シェアを低下させたという結果を示している。主要先進国を対象とした Blanas *et al.* (2019)、フランスを対象とした Acemoglu *et al.* (2020)、米国を対象とした Acemoglu and Restrepo (2019, 2020, 2022)、主要 37 か国のデータを用いた de Vries *et al.* (2020)は、ロボットが雇用、特に生産現場の労働者、低スキル労働者、ルーティン職種労働者の雇用に負の影響を持ったことを示している。

一方、ドイツを対象とした Dauth *et al.* (2021) や米国の自動化特許のデータを用いた Mann and Püttmann (2023)は、製造業の雇用減少はサービス産業の雇用増加で相殺されているという結果を示している。また、米国を対象とした Chung and Lee (2023)は、ロボットが早い時期には雇用を減少させたが、最近新しいタスク創出や他産業へのスピルオーバー効果を通じて雇用に正の効果を持つようになってきたとしている。欧州 14 か国を対象に ICT とロボットの労働市場への影響を比較した Albinowski and Lewandowski (2024)は、性別・年齢による雇用シェア変化に対して、ロボットよりも ICT 資本の増加の役割が大きかったとしている。欧州 8 か国を対象とした Chen and Frey (2024)は、ロボットが製造業の雇用を減少させるが、総雇用への効果は国によって大きく異なるという結果を報告している。欧州 6 か国を対象とした Stiebale *et al.* (2024)は、産業レベルのロボットへのエクスポージャーの高さがもともと生産性の高かった企業に有利に働き、労働分配率低下に関係していることを示している。

日本については、JARA データを使用した研究がいくつかあり (e.g., Dekle, 2020; Adachi *et al.*, 2024a; Kikuchi *et al.*, 2024)、雇用への正の効果を見出すものが多い。² JARA データは産業用ロボットの種類毎の価格データが利用できる点で IFR データよりも優れた面がある。Dekle (2020)は、Acemoglu and Restrepo (2020)のタスク・ベースの理論に沿った形で分析を行い、雇用置換効果は非有意、生産性効果はときどき有意な正、マクロ経済的な一般均衡効果は常に有意な正で、総じてロボット導入は日本の労働需要にプラスの効果を持ったとしている。Adachi *et al.* (2024a)は、ロボット価格の低下が、ロボット採用産業の生産性及び生産規模の拡大を通じてロボットの数と雇用をともに増加させたという結果を示している。Kikuchi *et al.* (2024)は、JARA データと「就業構造基本調

² Deng *et al.* (2023)は、JARA データを使用し、日本のロボット化の初期段階において、工場の非熟練労働者の不足がその後のロボット採用を促す効果を持ったという結果を報告している。

査」をリンクした通勤圏単位の分析により、自動化が就労率に影響を与えたという証拠は見られないが、労働者を正規雇用から非正規雇用にシフトさせたという結果を示している。³

ただし、産業用ロボットを対象とした研究と異なり、人手不足に伴って急速に開発・普及が進んでいるサービスロボットを対象とした研究は世界的にもごく少数であり、日本の介護ロボットを対象とした Lee *et al.* (2025)は希有な例である。⁴ Lee *et al.* (2025)は、介護施設レベルのパネルデータを用いた分析を行い、介護ロボット採用は施設の雇用増加及び労働者の離職減少と関連しており、ロボットは介護スタッフを代替するのではなく補完的だと述べている。また、ロボットの導入は介護の質及び生産性を高めているという結果を示している。⁵

2. 2. AIの研究

AI については利用実態についての統計データがなかったことから実証研究が遅れていた。しかし、近年、主要国で企業の AI 利用実態の調査が始まり、それらを利用した研究が徐々に進展しつつある。

企業の AI 利用実態の公的な調査としては、米国の Annual Business Survey (ABS)、米国の Business Trend and Outlook Survey (BTOS)、欧州イノベーション調査 (CIS)、Eurostat の Community Survey on ICT Usage and E-commerce in Enterprises が挙げられる。ABS データ (2019 年) に基づく研究 (Zolas *et al.*, 2020; Acemoglu *et al.*, 2022; McElheran *et al.*, 2024) によれば、AI を利用している米国企業は 3.2% である。米国 BTOS (2023, 2024 年) に基づく Bonney *et al.* (2024) は、米国企業の AI 利用率は 2023 年 9 月時点で 3.7%、2024 年秋でも 10% 未満だとしている。そして AI の利用が多い技術・アプリケーションとして、マーケティング自動化 (28.4%)、仮想エージェント (21.6%)、自然言語処理 (19.3%)、テキスト分析 (17.0%)、データ分析 (17.0%)、会話認識 (15.9%) を挙げている。欧州イノベーション調査 (CIS) のドイツのデータ (2018 年) を用いた Czarnitzki

³ これらのほか、Adachi *et al.* (2024b) は、企業レベルのデータを使用し、産業用ロボット導入に対する税制上の優遇措置 (生産性向上設備投資促進税制) がロボットの導入を促進する効果を持ち、ロボット導入の 1-3 年後に労働者数と売上高を有意に増加させたという結果を示している。

⁴ IFR (2024) は、サービスロボット (業務用) の利用は今後 3 年間、年率 41% で増加すると予測している。

⁵ 「全国イノベーション調査 (2022 年)」 (科学技術・学術政策研究所, 2023) は、2019-2021 年の間における産業用ロボット及びサービスロボットによる業務の代替について調査しており、産業用ロボット利用企業が 4%、サービスロボット利用企業が 3% という数字を報告している。

et al. (2023)は、約 7%の企業が AI を利用しており、企業の AI 利用と生産性の間に有意な正の関係があるとしている。⁶ 欧州 Eurostat の Community Survey on ICT Usage and E-commerce in Enterprises を用いた Brey and van der Marel (2024)は、国・産業による AI 採用度の違いを分析し、もともとの人的資本の差が大きく影響していること、AI 採用が雇用を減少させる効果は観察されないことを指摘している。今後、こうした調査を利用した AI の経済効果に関する企業レベルの実証研究が進展していくと予想される。

日本では「全国イノベーション調査」(科学技術・学術政策研究所, 2022) が、デジタル化の状況に関する設問の中で、機械学習(人工知能: AI)の利用状況を調査している。それによると、2019~2021 年の間、AI を利用した企業は 4%で前回調査(2020 年)から変化がなかった。このほか、日本企業への独自のサーベイに基づく研究として、Morikawa(2020, 2024a)、元橋・金(2024)などの例がある。Morikawa(2020)は、2019 年 1~3 月に行った従業員 50 人以上の企業を対象とした調査に基づき、AI を既に利用している企業は 3.1%と少数だが、43.1%の企業が今後利用したいと回答していること、自社雇用への影響に関しては、従業員数減少につながると見ている企業が多いこと、AI 利用は従業員の学歴と強い正の関係があり、製造業の産業用ロボットとは異なることを指摘している。Morikawa(2024a)は、これを発展させたもので、2019 年、2021 年、2023 年の 3 回のパネルデータにより、AI 利用企業が 2021 年には 7.8%、2023 年には 10.0%へと急増していることを示すとともに、高学歴労働者シェアの高い企業ほど AI を利用している傾向があること、AI 利用企業は、生産性や平均賃金が高く中期的な期待成長率も高いことなどを示している。元橋・金(2024)は、2024 年 1~3 月に AI を活用している可能性が高い日本企業を対象に行った調査により、AI を導入している企業は比較的若い企業で、大企業において AI 導入率が高いとは限らないことなどを指摘している。

これらのほか、企業の AI 関連特許データを用いた研究が比較的早い時期から行われており、Webb *et al.* (2018)、金・乾(2021)、池内(2021)、池内他(2023)、Marioni *et al.* (2024)が挙げられる。⁷ 特許データは企業レベルの AI 関連技術保有実態の客観的・定量的な指標であるという大きな利点があるが、「AI 利用企業」よりは「AI 生産企業」に重点を置いたデータであるという限界もあることに注意する必要がある。Webb *et al.* (2018)は、過去 20 年間の米国における特許動向を分析し、機械学習に関連する特許数が 2010 年以降指数関数的に増加していることを示した。Marioni *et al.* (2024)は、欧州 15 か国の企業レベルのデータを使用し、AI 開発—AI 分野の特許で計測—の TFP への効果を推計したものである。そして AI 開発による生産性効果は統計的に有意で量的にも大き

⁶ Engberg *et al.* (2024)によれば、ポルトガル、デンマーク、スウェーデンの従業員 10 人以上の企業のうち 2021 年に AI を使用している企業はそれぞれ 17%、24%、10%である。

⁷ これらのほか、Venturini(2022)は、日本を含む先進 32 か国の特許データを使用した分析により、AI を含む「第四次産業革命」に関連する知的技術がマクロレベルの TFP を有意に高めていることを示している。

いという結果を報告している。金・乾 (2021)は、日本企業の特許出願データを用いて AI 技術のレベルを計測し、AI 技術が企業の TFP と正の関係を持つこと、AI 技術は製造部門の雇用者数と負、サービス部門の雇用と正の関係を持つことなどを示している。池内 (2021)も日本企業の特許データを利用した分析で、AI 関連技術の開発は中堅・大企業に恩恵をもたらす一方、中小企業への恩恵は限定的だと指摘している。池内他 (2023)は、日本企業の AI 関連特許を用いて企業の AI 導入が企業のパフォーマンスに与える影響を分析したものである。AI 関連特許は企業の生産性と正の相関があり、この関係は AI 以外の特許よりも大きいこと、同一産業内で生産性の高い企業において顕著なことなどを明らかにしている。

最近のいくつかの研究は、AI に関連する求人データを利用して労働市場との関係を分析している (e.g., Alekseeva *et al.*, 2021; Acemoglu *et al.*, 2022; Babina *et al.*, 2024; Bonfiglioli *et al.*, 2024)。Alekseeva *et al.* (2021)は、米国のオンライン求人に関する大規模なデータ (2010~2019 年) を用いて、AI 専門家への需要を職種別・産業別・企業別に計測し、ほとんどの産業・職種で AI スキルへの需要が急増していること、AI スキルへの賃金プレミアムが存在することを示している。やはり米国の AI 求人のデータ (2010~2018 年) を用いて事業所レベルの分析を行った Acemoglu *et al.* (2022)は、現在のところ AI は一部のタスクでは人間に代替しているが、マクロ的な労働市場に目に見える影響は与えていないとする結果を報告している。Babina *et al.* (2024)は、米国企業の従業員の履歴書情報と求人データに基づいて企業レベルの AI 投資の新たな指標を作成し、各産業で AI 投資が急増しており、AI 投資企業は売上高、雇用、市場価値の成長率が高いこと、AI に起因する企業成長は大企業に集中していること、ただし企業レベルの生産性との関係は確認されないことなどを示している。Bonfiglioli *et al.* (2023)は、求人における機械学習などソフトウェア・スキルの要求の情報をもとに、操作変数推計により AI へのエクスポージャーが地域 (通勤圏) の雇用に負の影響を持っているとの結果を報告している。

実験的なアプローチにより、労働者レベルの情報をを用いて AI が労働者の生産性に及ぼす因果的な効果を明らかにする研究も現れている (e.g., Kanazawa *et al.*, 2022; Brynjolfsson *et al.*, 2023; Noy and Zhang, 2023; Pemp *et al.*, 2023)。Kanazawa *et al.* (2022)は日本のタクシー運転手のデータを用いて AI 利用が生産性に及ぼす効果を推計し、顧客を探すための走行時間を短縮することで運転手の生産性を平均約 5%高めており、特にスキルの低い運転手で生産性効果が大きいという結果を示している。Brynjolfsson *et al.* (2023)は、あるソフトウェア大企業の従業員レベルのデータを用いて、生成 AI の会話支援ツール導入の効果を DID (差の差) 推計したものである。生成 AI が物的生産性を平均 13.8%高め、特に低スキル労働者で生産性効果が大きいという結果である。Noy and Zhang (2023)は、高学歴の専門労働者の執筆タスクを対象に、生成 AI (ChatGPT) の生産性効果をオンラインでのランダム化実験によって分析している。労働投入時間の

▲40%減少、アウトプットの質の18%向上という形で、生成AIが労働生産性を大幅に高めたとしている。Peng *et al.* (2023)は、AIがプログラマー（ソフトウェア開発）の効率性に及ぼす効果を実証実験により分析したもので、AIを利用した場合、タスク処理完了までの時間が比較対象群よりも55.8%速いこと、プログラムの経験が少ない人ほど効果が大きいことなどを示している。これら実験的手法による分析は、因果関係を明瞭に示すことができるという強みがある。反面、非常に狭く定義されたタスクが対象なので、ランダム化比較試験（RCT）一般と同様、他のタスクにどの程度一般化できるかという外的妥当性には限界がある。

以上のほか、AIエクスポージャーの高い職種の労働者を対象とした生成AIの利用実態と効率化効果の分析として、Bick *et al.* (2024)、Humlum and Vestergaard (2024)が挙げられる。Bick *et al.* (2024)は、米国における生成AIの職場及び自宅での採用の実態を個人へのサーベイ（回答者数約5,000人）に基づいて示している。それによると、就労している人の28.0%が生成AIを仕事に使用しており、若年層、教育水準の高い人、高所得の労働者で生成AIの使用率が高い。そして、米国の全労働時間のうち0.5~3.5%が生成AIの支援を受けており、生成AIの使用が生産性を25%高めると仮定すると、労働生産性を0.13~0.88%ポイント高めている計算になると述べている。

Humlum and Vestergaard (2024)は、生成AIの代表であるChatGPTの採用について、デンマークの個人へのサーベイにより分析したものである。生成AIへのエクスポージャーが高い11の職種（ソフトウェア開発者、マーケティング専門家、ジャーナリスト、IT支援、労使関係専門家、顧客サービス、法律専門家、教員、会計、オフィス事務、金融アドバイザー）の労働者へのサーベイである。ChatGPTの利用は広範で、労働者の半数は利用したことがあり、利用したことがある人のうち72%は仕事で利用していた。そして回答者の主観的評価によれば、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。これは本稿に近い性質の研究だが、対象が生成AIへのエクスポージャーの高い職種に絞られているので、それ以外の職業にどの程度一般化できるかは何とも言えない。

日本の就労者へのサーベイに基づいてAIの利用実態とその生産性効果を分析したのが森川 (2021, 2024a, b), Morikawa (2024a, b)である。森川 (2021)は、2020年1月に日本人を対象に行った調査のうち就労者(3,554人)のサンプルを用いて分析したものである。AIとビッグデータを含めて調査しているが、勤務先がAI・ビッグデータを利用している人が8.4%、自分自身がAI・ビッグデータを利用している人は4.3%だった。生成AIの普及前なので、利用者は少数である。情報通信業及び金融・保険業、大学卒・大学院卒の高学歴者で利用率が高く、AI・ビッグデータの利用が（主観的な）仕事の効率性向上につながっているという結果である。

森川 (2024a)及びMorikawa (2024a)は、2023年9月に日本の就労者を対象に行ったサーベイに基づくものである。対象は20歳以上の就労者であり、回答者の性別・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ている。つまり、日本の労働市場全体を代表する形で調査を行っている。回答者 13,150 人のうち AI を仕事に使っている人は 5.8%、仕事以外での AI 利用者を含めると 16.1% である。AI を仕事で利用している割合を個人特性別に見ると、男性、若年層、高学歴者、賃金水準（仕事からの年収）の高い人が高い利用率である。産業別には、情報通信業が突出して高く（14.2%）、次いで専門サービス業（9.7%）、金融・保険業（8.9%）が高い。一方、飲食・宿泊サービス、医療・福祉における仕事での AI 利用者は 2~3% 程度と低い数字で、高スキルのホワイトカラー労働者が多い産業で AI の利用が進んでいる。仕事での AI 利用により業務の生産性がどの程度向上したかを尋ねた結果によると、AI 利用による仕事の主観的生産性の上昇幅は +21.8% とかなり大きい。

森川 (2024b) 及び Morikawa (2024b) は、これを発展させたもので、2023 年のサーベイに回答した人を対象とした追跡調査（2024 年 10 月）に基づくものである（分析に用いたサンプルは就労者 8,269 人）。その結果によれば、AI を仕事で利用している人は 8.3% だが、1 年間で約 1.5 倍に増加している。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ことを示唆している。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、今後仕事に AI を利用すると予想している人が 30% 近くいることから、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が示唆されている。なお、森川 (2024b) はサービスロボットを含むロボットの利用実態と省力化効果についても分析している。それによると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。序論で述べた通り、本研究は、機械工業と他産業の比較に力点を置いてこれらの研究を拡張するものである。

AI がマクロ経済全体の生産性に及ぼす効果についての研究としては、前述した労働者へのサーベイに基づく Bick *et al.* (2024), Morikawa (2024b) のほか、Acemoglu (2024), Aghion and Bunel (2024), Filippucci *et al.* (2024) が挙げられる。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、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 (AI エクスポージャー) × タスク・レベルのコスト節約効果という形で概算している。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) 押し上げ効果は累計で 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。

Aghion and Bunel (2024) も、AI が今後 10 年間のマクロ経済的な生産性上昇に及ぼす効

果を試算したもので、TFP 上昇率への効果は年率 0.07~1.24%ポイント（中央値は年率 0.68%ポイント）と、Acemoglu (2024)よりも高い数字を示している。Filippucci *et al.* (2024)も、AI の今後 10 年間のマクロ経済的な生産性効果を試算したもので、Acemoglu (2024)と同様に既存のマイクロレベルの AI 効果の研究に加えて、投入-産出リンケージを考慮した多部門一般均衡モデルを利用して試算しているのが特長である。AI によるマクロ経済の TFP 成長効果は、米国で年率 0.25~0.6%ポイント（労働生産性 0.4~0.9%ポイント）とかなり高い数字を示している。⁸ AI 利用セクターの生産性が高まると結果的に「ボーモル効果」を通じてマクロ経済への生産性効果は押し下げられる可能性があるが、ボーモル効果による TFP 上昇率の押し下げ効果は年率▲0.1%ポイント以下と限定的な大きさだと述べている。⁹

これらの研究は、タスク・レベルの AI エクスポージャーの数字として、大規模言語モデル (LLMs) を対象とした Eloundou *et al.* (2024)の結果に依拠しているほか、特定のタスクを対象とした前述のいくつかの研究の平均値を AI による生産性（省力化）効果の前提として用いている。¹⁰ いずれも様々な仮定の下での試算であり、現時点において AI の定量的なマクロ経済効果はコンセンサスにほど遠い状況にある。

2. 3. 本研究の貢献

以上のような状況を踏まえ、本稿は、日本の労働者へのサーベイに基づいて自動化技術の利用実態、産業による違いを示すとともに、マクロ経済的な生産性効果を概算する。日本の就労者への調査に基づく Morikawa (2024b)の延長線上の研究だが、産業間の違い、特に機械工業とそれ以外の産業の比較に力点を置いた調査設計をしている。

本研究の特長は、第一に、現実の労働者の仕事での AI 利用の有無、利用している業務（タスク）の割合、主観的な業務効率化効果のデータを収集し、それらに基づき定量的な生産性効果を計測する点である。第二に、AI の仕事での利用を開始した時期を尋

⁸ Filippucci *et al.* (2024)は、米国以外の G7 諸国についても試算結果を示しており、日本は TFP 年率+0.2~0.5%程度とされている。ただし、AI エクスポージャーは米国のデータを援用しており、また、将来の AI 利用率の仮定には大きな不確実性があると留保している。

⁹ 「ボーモル効果」とは、技術進歩率の高いセクター（製造業）と生産性上昇率が低いセクター（サービス産業）からなる経済において、技術進歩率の高いセクターのシェア低下を通じて経済全体の生産性上昇率が鈍化していくという理論であり（Baumol, 1967）、多くの実証研究がそのメカニズムの存在を確認している（e.g., Nordhaus, 2008; Hartwig, 2011）。

¹⁰ Eloundou *et al.* (2024)は、職業・産業毎の生成 AI（大規模言語モデル：LLMs）へのエクスポージャーを試算したもののだが、Felten *et al.* (2021)は、非生成 AI について職業別・産業別・地域別のエクスポージャー指標（AIOE, AIIE, AIGE）を作成している。いずれも対象は米国である。

ねて、利用開始時期の違いによる AI 利用業務の割合や業務効率化効果の差を比較することである。第三に、仕事での AI のアプリケーション（機械学習、自然言語処理、画像認識・画像処理、会話・音声認識など）や AI 利用業務（研究開発、生産管理、マーケティングなど）を調査していることである。第四に、サービスロボットを含むロボットと AI の経済効果を比較する点である。

3. 調査の概要

3. 1. 調査方法及びサンプル

本稿では、日本の 20 歳以上の就労者を対象として 2024 年 11 月に行った調査のデータを使用する。筆者が調査票を設計した上で、機械振興協会経済研究所が楽天インサイト株式会社に委託して実施した「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」である。¹¹ 対象は同社に登録している 200 万人超のモニターから抽出した個人で、6,000 人以上のサンプルを得ることを前提に、機械工業の就労者を 1/3 程度確保できるようサンプリング調査、本調査の二段階で行った。まず非就労者を本調査の対象から外した上で、就労先の産業として機械工業（汎用・生産用・業務用機械製造業、電子部品・デバイス製造業、電気機械製造業、情報・通信機器製造業、輸送用機械製造業）から 2,000 サンプル以上、それ以外の産業から 4,000 サンプル以上の回答を得るように行った。¹²

最終的な有効回答者数は 6,947 人で、サンプルの性別、年齢別、産業別の構成は表 1 に示す通りである。今般の調査は就労者が対象で、産業別の回収数を優先した（性別、年齢階層別に抽出はしていない）ため、回答者の属性は男性、中高年層の割合が多い。回答者のうち 2,312 人（33.3%）が機械工業の就労者で、細分化すると、汎用・生産用・業務用機械製造業 4.3%（対総回答者数）、電子部品・デバイス製造業 6.7%、電気機械製造業 11.1%、情報・通信機器製造業 1.5%、輸送用機械製造業 9.7%である。機械工業以外の製造業は 613 人（8.8%）、非製造業は 4,022 人（57.9%）である。非製造業の内訳は表示していないが、1 ケタ産業分類で多い方から、その他のサービス業（7.7%）、建設業（4.7%）、情報サービス業（4.4%）、公務（4.4%）、医療業・保健衛生業（4.2%）、小売業（3.8%）、運輸業（3.7%）金融・保険業（3.0%）などとなっている。

¹¹ 調査票の設計に当たり、元橋一之氏（東京大学大学院教授、機械振興協会経済研究所アカデミック・アドバイザー）から助言をいただいたことに感謝したい。

¹² 産業別の回答数を制約しない場合、機械工業就労者の割合は 6%前後になる。「就業構造基本調査」（2022 年）のデータを見ると、有業者 6,706 万人のうち機械工業の就労者は 412 万人（6.1%）である。森川（2024a, b）で用いた 2023 年、2024 年の調査の場合、いずれも機械工業の就労者は約 6%だった。

3. 2. 自動化技術に関する設問

AI 関連の主な設問は、①職場の AI 利用状況、②自身の仕事での AI 利用・利用見込み、③ (AI を仕事に利用している場合の) AI 利用業務の割合 (%)、④AI 利用による仕事の効率化の程度 (%)、⑤仕事での AI 利用開始時期、⑥仕事に利用している AI アプリケーションの種類、⑦AI を利用して行っている業務の種類である。ロボット関連の主な設問は、①職場におけるロボット利用状況 (産業用ロボット、サービスロボット)、②職場におけるロボット利用業務の割合 (%)、③ロボットの職場の省力化効果 (%) である。

AI と違ってロボットの場合には個々の労働者単位ではなく職場単位でとして利用しているのが一般的だと考えられるため、職場レベルでの利用を尋ねている。したがって、AI とロボットの結果を比較する際には注意が必要である。このほか、AI やロボットが自身の将来の仕事に及ぼすリスク、AI・ロボットが自身の将来賃金に与える影響の見通しについて、多肢選択式の定性的な質問を行っている。具体的な設問及び回答の選択肢の文言は、次節以下で結果を報告するのに合わせて詳述する。

AI が利用者レベルでの労働生産性に及ぼす効果は、Morikawa (2024b)と同様、AI 利用者について利用業務シェア ($AI_Taskshare$) ×効率化効果 ($AI_Efficiency$) として計算する。そしてマクロ経済的な効果は、AI の仕事での利用率 (AI_User) ×利用業務シェア ($AI_Taskshare$) ×効率化効果 ($AI_Efficiency$) という形で計算する。この場合、労働者数ベースでの生産性寄与度を計算することになる。しかし、AI 利用者は相対的に賃金 (仕事からの年間収入) が多いので、賃金でウェイト付けした計算も行って付加価値 (GDP) ベースでの AI の生産性寄与度を概算する。全回答者のほか、産業 (機械工業、その他の製造業、非製造業) 別に計算する。また、この調査のデータセットで観測可能な各種労働者特性 (性別、年齢、学歴、職種、年収など) と AI 利用状況の関係を分析する。これらの結果は第 4 節で報告する。

ロボットについては、職場レベルでの産業用ロボット、サービスロボットの利用状況、利用業務シェア、省力化 (効率化) 効果を尋ねており、これらに基づいてマクロ経済への生産性効果を概算する。結果は第 5 節で報告する。

この調査では、柔軟な働き方 (フレックスタイム、テレワーク) の利用状況や仕事満足度についても調査しており、AI・ロボットという自動化技術と関係がありうるので、第 6 節で集計・分析結果を報告する。具体的な設問と選択肢のワーディングは当該箇所です。

3. 3. 労働者特性に関する設問

この調査では比較的詳しいフェースシート情報を収集している。具体的には、性別、年齢、産業、就労形態、職種、企業規模、勤務地（都道府県）、勤続年数、週労働時間、通勤時間（往復）、仕事からの年収、最終学歴、職場における労働組合の有無である。選択式の設問の場合、「就業構造基本調査」（総務省）に準拠した形で選択肢を設定している。

回答者の性別、年齢はモニター会社から提供された情報である。年齢は1歳刻みのデータが利用できるが、本稿では20歳代、30歳代、40歳代、50歳代、60歳代、70歳以上の10歳刻みの離散変数を使用する。

勤務先の産業は、「お勤め先の業種は、次のうちどれに当たりますか」という質問で、産業大分類（29区分）を尋ねた上で、製造業と回答した場合は、15区分に細分化して尋ねている。¹³ 前述の通り、「汎用・生産用・業務用機械製造業」、「電子部品・デバイス製造業」、「電気機械製造業」、「情報・通信機器製造業」、「輸送用機械製造業」を機械工業とし、原則として機械工業以外の製造業、非製造業という3大区分で集計する。

就労形態は、「あなたの就労形態は、次のうちどれに当たりますか」と尋ね、「会社などの役員」、「自営業主」、「自営業の手伝い」、「正社員・正職員」、「パートタイム」、「アルバイト」、「派遣社員」、「契約社員」、「嘱託」、「その他」の10区分を選択肢としている。「就業構造基本調査」と同様の区分である。ただし、サンプルサイズが限られているので、集計・分析を行う際は「パートタイム」、「アルバイト」、「派遣社員」など非正規労働者は統合する。¹⁴

職種は、「あなたの職種は、次のうちどれに当たりますか。最も近いものをお選びください」と尋ね、「管理職」、「専門的・技術的職種」、「事務職」、「販売職」、「営業職」、「サービス職」、「保安職」、「農林漁業」、「生産工程業務」、「輸送・機械運転業務」、「建設・採掘業務」、「運搬・清掃・包装等業務」の12区分の選択肢としている。これも「就業構造基本調査」の大分類と同様である。

企業規模区分は、「あなたの現在の勤務先（会社、団体など）の規模（従業者数）はどれに当たりますか。」と尋ね、「1人」、「2～4人」、「5～9人」、「10～19人」、「20～29人」、「30～39人」、「40～49人」、「50～99人」、「100～299人」、「300～499人」、「500～999人」、「1,000人以上」、「官公庁」の13区分から選択する形式である。やはり「就業構造基本調査」と同様の区分である。ただし、分類が細かいので、集計・分析を行う際は、20人未満、20人～299人、300人以上、官公庁の4大分類に統合する。

¹³ 最初から製造業を細分化して質問すると、勤務先が製造業であっても「その他」と回答するケースが多いため、こうした二段階の調査形式としている。

¹⁴ 「自営業の手伝い」は非正規労働者として扱う。

週労働時間は、「あなたの通常の1週間の就労時間（残業を含む）は、以下のどれに当たりますか。最も近いものをお選びください」と尋ね、「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区分の選択肢としている。なお、労働時間を連続変数として分析に使用する際は、各カテゴリーの中央値を対数変換して使用する。¹⁵

賃金（仕事からの年間収入）は、2024年の見込み額を尋ねている。具体的な設問は、「あなたの今年（2024年）のお仕事からの年間収入の見込み額（税込み）は、以下のうちどれに当たりますか」である。回答の選択肢は、「50万円未満」、「50～99万円」、「100～149万円」、「150～199万円」、「200～249万円」、「250～299万円」、「300～399万円」、「400～499万円」、「500～599万円」、「600～699万円」、「700～799万円」、「800～899万円」、「900～999万円」、「1,000～1,249万円」、「1,250～1,499万円」、「1,500～1,749万円」、「1,750～1,999万円」、「2,000万円以上」の18区分としている。1,500万円未満は「就業構造基本調査」と同じ区分である。「就業構造基本調査」の最上位区分は「1,500万円以上」だが、これを3分割して選択肢としている。年収別の集計を行う際は、500万円未満、500万円～999万円、1,000万円以上の3大区分に統合する。回帰分析において年収を連続変数として使用する際は、各カテゴリーの中央値を対数変換する。¹⁶

学歴は、「あなたの最終学歴は、次のうちどれですか。在学中の方は、既に卒業した学校をお選びください」というのが設問で、回答の選択肢は「小学校・中学校」、「高校・旧制中学」、「専門学校」、「短大・高専」、「大学」、「大学院（修士課程）」、「大学院（博士課程）」の7区分である。ただし、小学校・中学校、大学院（博士課程）という回答は少ないので、高校卒以下、大学院卒に統合した5区分として集計・分析に使用する。

職場における労働組合の有無は、「あなたの勤務先には労働組合がありますか」と尋ね、「ある」、「ない」の二者択一で回答する形式である。

以上のほか、勤務先の業況と見通し、賃金の動向と見通し、職場の人手不足感などを調査しており、「補論」という形で産業間比較に力点を置いて集計結果を報告する。¹⁷

4. AIの利用実態と生産性効果

4. 1. AIの仕事での利用状況

¹⁵ この場合、「15時間未満」は13時間、「75時間以上」は80.5時間として処理する。

¹⁶ この場合、「50万円未満」は25万円、「2,000万円以上」は2,125万円として処理する。

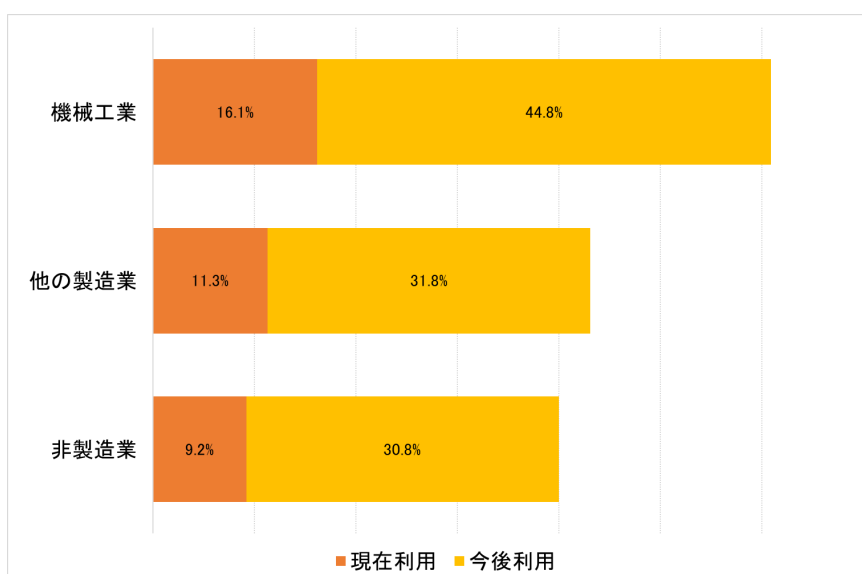
¹⁷ 本文で述べた事項のほか、この調査では、勤務地（都道府県）、勤続年数（実数）、通勤時間（10区分）を尋ねているが、本稿での分析では使用しない。

AIの仕事での利用状況についての設問は、「あなたの勤務先（会社など）は、AIを利用していますか」で、回答の選択肢は「利用している」、「利用していない」、「わからない」の3つである。集計結果は表2で、職場レベルでのAI利用率は24.6%で、職場レベルでは次節で述べるロボットの利用率（20.5%）よりも高い。¹⁸

産業別には、機械工業の職場でのAI利用率は37.1%で、非製造業（17.3%）、機械工業以外の製造業（25.1%）と比べて非常に高い。特に情報・通信機器製造業は57.9%と極めて高い数字である。企業規模をコントロールしても機械工業はAI利用率が有意に高い。表には示していないが、非製造業の中では、情報サービス業（43.3%）が全産業の中で最も高く、次いで通信・放送業（39.7%）、学術研究機関（36.8%）、金融・保険業（36.5%）が職場のAI利用率が高い。

次に回答者自身の仕事でのAI利用についての設問は、「あなたご自身は、仕事にAIを利用していますか」で、回答の選択肢は「現在、仕事でAIを利用している」、「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」、「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。集計結果は表3であり、自身の仕事でのAI利用率は11.7%、今後利用すると見込む人は35.5%である。

図1 AIの仕事での利用・利用予定



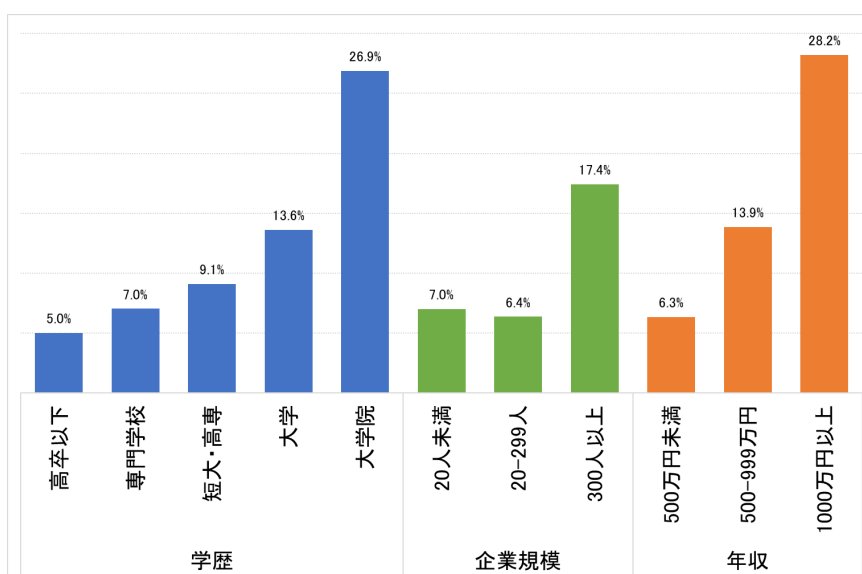
出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

¹⁸ 第3節で述べた通り、この調査は機械工業の就労者のサンプルを比例的以上に収集しているため、全回答者の数字は日本の産業全体を代表するものではないことに注意する必要がある（以下同様）。特にロボット関連の集計結果は機械工業のウエイトが高いことの影響が大きい。

産業別に見ると、機械工業は 16.1%で、非製造業 (9.2%)、他の製造業 (11.3%) を大きく上回っている (図 1 参照)。情報・通信機器製造業の従業者は 29.0%と特に高い数字である。表には示していないが、非製造業を細分化すると、情報サービス業 (27.2%)、学術研究機関 (26.3%)、通信・放送業 (19.0%)、金融・保険業 (16.1%)、専門・技術サービス業 (15.8%) の就労者が高い AI 利用率である。

性別、年齢、学歴、就労形態、職種、企業規模、賃金水準、労働組合の有無という本研究のデータセットで観測可能な労働者特性と AI 利用の関係を集計した結果は、付表 1 (1)列に示している。高学歴者、大企業の従業者、仕事からの年収の高い就労者ほど AI 利用率が高い (図 2 参照)。

図 2 労働者特性と AI 利用率 (例示)



出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

これら労働者特性で AI の仕事利用を説明するプロビット推計を行った結果が表 4(1)列である。この表では限界効果 (dF/dx) を示している。ダミー変数の参照カテゴリーは、男性、50 歳代、高卒以下、非製造業、正規雇用者、事務職、従業員規模 20 人未満、労働組合なしであり、数字はこれらとの比較でどの程度利用確率が高いかを表している。

男性、30 歳代及び 40 歳代、大卒・大学院卒、大企業 (従業員 300 人以上)、高賃金の就労者、労働組合のある企業の従業者は AI の仕事での利用確率が高い。学歴と AI の補完性は企業レベルのデータを用いた Morikawa (2017), 森川 (2021) と整合的である。労働組合の係数がプラスという結果は興味深く、労働組合が新技術の導入に対して積極的

な可能性を示唆している。¹⁹ 他方、これら観測可能な労働者特性を全てコントロールすると、機械工業従業者の AI 利用確率が有意に高いとは言えない。

労働者特性を考慮しない場合の機械工業とそれ以外の産業（他の製造業＋非製造業）の就労者の AI 利用率の差（6.7%）が何で説明されるのか、シンプルな Oaxaca-Blinder 分解を行うと、性別、学歴、企業規模、賃金、労働組合の有無の違いなどで 2/3（66.3%）が説明される（表 5 参照）。²⁰ これら労働者特性の差が観測される機械工業の AI 利用率の高さに大きく寄与している。就労形態は逆に機械工業の AI 利用者率を低くする方向に働いており、年齢、職種はほとんど説明力がない。

上述の通り、賃金水準が高い人ほど AI を仕事で利用している確率が高い。そこで AI 利用の有無による賃金水準を比較すると、AI を仕事に利用している人の賃金（仕事からの年収）は、利用していない人よりも 47%高い（表 6 参照）。今後もしないと考えている人を比較対象とすると、AI を仕事に利用している人の賃金は 71%、今後利用する見込みの人は 45%高い。

標準的な賃金関数を OLS 推計して性別、年齢、学歴をはじめとする各種労働者特性をコントロールすると、単純に比較した場合に比べるとかなり低い数字になるが、AI 利用、AI 利用見込みの係数は 1%水準で有意な正值である。²¹ AI 利用者の賃金は非利用者よりも約 8%高い。今後もしない見込みの人を基準とすると、AI を既に利用している人は約 13%、今後利用見込みの人は約 7%賃金が高い。なお、この推計において、非製造業を比較対象とした機械工業、他の製造業のダミーの係数は統計的に有意ではなく、各種労働者特性をコントロールすると機械工業の賃金は他産業と有意差がない。

AI を今後仕事に利用する見込みと回答した人は 35.5%とかなり多く（前出表 3 参照）、AI の仕事での利用がさらに拡大していくことを示唆している。今後の利用見込みでも機械工業の従業者は 44.8%と非製造業（30.8%）、他の製造業（31.8%）に比べて 10%ポイント以上高い。表には示していないが、非製造業の中では、電力業（54.3%）、通信・放送業（50.8%）、金融・保険業（45.0%）、情報サービス業（44.9%）などで潜在的 AI 利用者率が高い。

観測可能な労働者特性で AI の仕事利用見込みを説明するプロビット推計を行うと（表 4(2)列参照）、現在既に利用している労働者の特性と比較的似た結果であり、男性、大卒、機械工業、大企業、高賃金の人には有意な正值である。今後も AI 利用拡大に伴っ

¹⁹ 機械工業の就労者は、労働組合のある企業で仕事をしている人が 67.4%と多い（他の製造業 50.6%、非製造業 31.7%）。

²⁰ 機械工業就労者と他産業就労者をプールしたデータを用いた賃金関数の推計結果に基づいて要因分解を行っている（Neumark, 1988 参照）。

²¹ 賃金関数の OLS 推計において、被説明変数は仕事からの年収（対数表示）、説明変数は週労働時間（対数表示）、性別、年齢、学歴、産業、職種、企業規模、労働組合の有無、柔軟な働き方（フレックスタイム、テレワーク）である。

て労働市場全体での格差が拡大する可能性を示唆している。AI と労働者のスキルの補充性は、米国を対象とした Bonfiglioli *et al.* (2024), 英国を対象とした Draca *et al.* (2024), 欧州 3 か国を対象とした Engberg *et al.* (2024), 欧州 16 か国を対象とした Albanesi *et al.* (2024) などと整合的である。

この調査では、AI を仕事での利用を開始した時期についても尋ねている。Morikawa (2024b) が示している通り、ごく最近に AI を利用し始めた人は多い。具体的な設問は、「あなたが仕事に AI を使うようになったのはいつ頃からですか」で、回答の選択肢は「最近 1 年以内」、「1~2 年前から」、「2~3 年前から」、「3~4 年前から」、「4~5 年前から」、「5 年より前から」の 6 つである。ただし、「3~4 年前から」及びそれよりも早い時期の回答は多くないので 3 カテゴリーを統合して集計するとともに、推計に使用する。集計結果は表 7 に示す通りで、最近 1 年以内が 40.4%。1~2 年前からが 38.0%、2~3 年前からが 13.4%、3~4 年以上前からが 8.1% という分布である。生成 AI の代表である ChatGPT が公開されたのは 2022 年末頃であり、これを契機に AI 利用者が急増したことを示唆している。

機械工業の就労者は、前述の通り AI 利用者の割合自体が多いのでそれだけ早くから使用していた人も多いが、AI 利用者の中での利用開始時期の分布を見る限り、機械工業の就労者が特に早い時期から使用していたという関係はない。

4. 2. AI 利用の生産性効果

労働者レベルでの AI による生産性効果 ($AI_Productivity$) は、AI 利用業務シェア ($AI_Taskshare$) × AI 利用による効率化効果 ($AI_Efficiency$) として計算する (Morikawa, 2024b 参照)。AI がマクロ経済や産業レベルの集計的な生産性に及ぼす効果は、AI 利用者の割合 (AI_User)、AI 利用者における AI 利用業務シェア ($AI_Taskshare$)、AI 利用による効率化効果 ($AI_Efficiency$) の 3 つのデータから概算する。

AI 利用業務シェアについての設問は、「あなたの仕事全体の中で、AI を利用して行う仕事は何%ぐらいを占めていますか」で、「仕事全体のうち__%程度」と具体的な数字を回答する形の質問である。当然だが、この質問は AI を仕事に利用している人 (811 人) が対象である。平均値及び分布特性の集計結果は表 8 であり、AI を利用しているタスクの割合は平均 11.5% である。ただし、AI 利用タスク割合は個人差が非常に大きく、10 パーセンタイル値は 2%、90 パーセンタイル値は 30%、中央値は 5% である。AI の普及が広がっているとは言え、それを実際に使って行っている仕事は平均的には 1 割程度で、多くの労働者はごく一部のタスクで AI を利用しているに過ぎない。

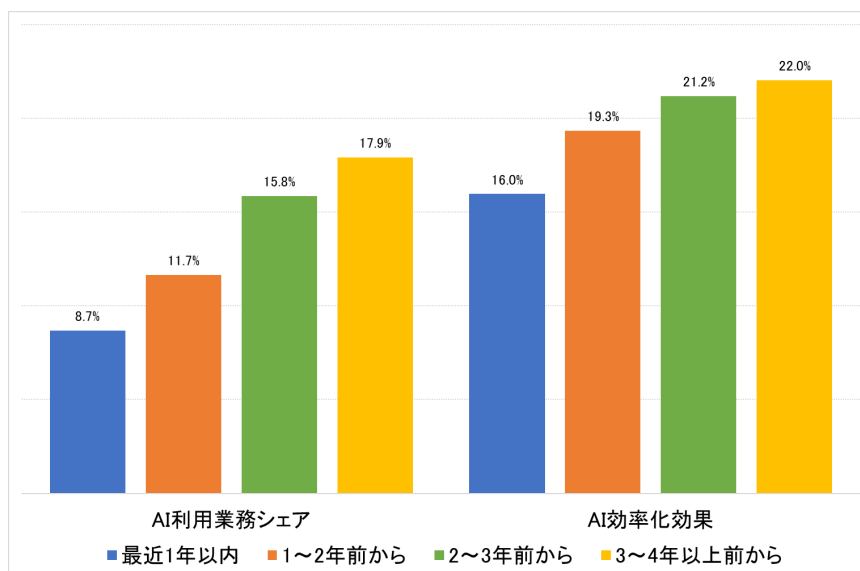
産業別に見ると、機械工業の平均値は 10.2% で、他の製造業 (9.0%) よりもわずかに高いが、非製造業 (13.3%) よりも低い数字である。前述の通り機械工業の労働者は AI

を利用している割合が高いが、利用している場合の利用タスクが多いわけではない。機械工業の中での業種別の違いは顕著でないが、電子部品・デバイス製造業（13.8%）、情報・通信機器製造業（12.8%）がやや高い。非製造業を細分化すると、AI 利用者が非常に少ない産業がかなりあるので、AI 利用者が比較的多い産業の中から例示すると、AI 利用タスク割合が高い業種は、金融・保険業 18.3%、建設業 14.9%、情報サービス業 13.8%などである。

労働者特性別に集計した結果は付表 1(2)列に示している。これらのうち AI の仕事での利用を開始した時期による違いは興味深い結果で、表 9 及び図 2 として特掲している。AI 利用開始がこの 1 年以内という人では AI 利用業務シェアは 8.7%だが、利用開始時期が早いほどこの数字がシステムティックに高く、3~4 年以上前から利用している人では 17.9%である（同表(1)列参照）。

各種労働者特性で AI 利用業務シェアを説明する OLS 推計を行った結果が表 10(1)列である。ダミー変数の参照カテゴリーは、AI 利用の有無を説明する推計と同じだが、AI 利用開始時期ダミーを説明変数に追加しており、参照カテゴリーはこの 1 年以内に利用開始した人である。労働者特性と AI 利用業務シェアの関係はさほど顕著ではないが、AI 利用開始時期が早かった人ほど AI 利用業務シェアが高い関係がある。生成 AI が普及する前から AI を仕事に使用していた人は、AI 利用業務シェアが 8%ポイント前後高い。

図 3 AI 利用開始時期と利用業務シェア・効率化効果



出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

AI 利用による主観的な業務効率化効果 (*AI_Efficiency*) についての設問は、「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。AIの利用は仕事の効率性に関係がない場合には、0（ゼロ）と記入してください」である。²² この質問も、「仕事の効率性が__%程度高まる」と具体的な数字での回答を求めている。

AIを利用していると回答した人全体の平均値と分布特性を集計した結果は表11に示している。AIによる効率化効果は平均18.4%だが、やはりAI利用者の間での分散は大きく、10パーセンタイル値は1%、90パーセンタイル値は50%、中央値は10%である。

産業別に見ると、機械工業は17.2%で、他の製造業(17.0%)と同程度、非製造業(20.0%)よりはやや低い。機械工業の中での業種による違いは顕著でないが、電子部品・デバイス製造業(19.6%)、情報・通信機器製造業(19.3%)がやや高い。表には示していないが、非製造業の中では不動産業(27.9%)、医療業・保健衛生業(27.5%)、通信・放送業(25.8%)、専門・技術サービス業(22.3%)などでAI利用による主観的業務効率化効果が高い。

労働者特性別の集計結果は付表1(3)列に示している。AI利用業務シェアと同様、AI利用開始時期との関係は明瞭で、この1年以内に利用を始めた人と比べて早くからAIを仕事に利用している人ほどその効率化効果を高く評価している傾向がある。利用開始がこの1年以内の人は16.0%だが、3~4年以上前から利用している人は22.0%である(表9(2)列及び前出図3参照)。

労働者特性でAIの主観的業務効率化を説明するOLS推計によると(表10(2)列参照)、年齢、学歴といった労働者特性との関係はさほど顕著でないが、AI利用開始時期が早かった人ほどAI利用による効率化効果が高いという関係が改めて確認され、生成AIが普及する前からAIを仕事に使用していた人は、他の労働者特性をコントロールした上で5~6%ポイント前後AI利用の効率化効果が高い。

AI利用業務シェア×AIの業務効率化効果として計算した労働者レベルの生産性効果(*AI_Productivity*)は平均3.7%である(表12参照)。機械工業は平均2.8%と他の製造業と同じ数字で、非製造業(4.7%)よりもずっと低い。機械工業の特徴は、AIを仕事に利用している人が多いという外延(*extensive margin*)にあり、利用業務シェア、利用している場合の業務効率化効果という内延(*intensive margin*)はむしろ非製造業の方が大きい。ただし、機械工業の中でも情報・通信機器製造業は4.9%で非製造業よりもわずかに高い。表には示していないが、非製造業の中では医療業・保健衛生業(11.8%)、金融・保険業(6.3%)、建設業(5.6%)などが高い数字である(AI利用者数が少ない業種を除いて例示)。

²² 異常に大きな数字の回答を避けるため、業務効率化効果の回答の最大値は100%に設定している。ただし、100%という回答は11人(1.36%)と少数なので、この設定による平均値の過小バイアスは限定的である。

労働者特性別の集計結果は付表 1(4)列である。20 歳代、高卒以下、自営業主、サービス職、企業規模 20 人未満、年収 500 万円未満などが高い数字で、総じて AI 利用率の低い属性において利用している場合の生産性効果が大きいという関係である。前述の通り、AI 利用業務シェア、AI の業務効率化効果は、いずれも AI を早い時期に利用していた人ほど高いので、3~4 年以上前から AI を利用していた人の場合、生産性効果は 7.2% とこの 1 年以内に利用を開始した人 (2.4%) の 3 倍である。AI の生産性効果を被説明変数とした OLS 推計を行うと (表 10(3)列参照)、やはり AI 利用開始時期の早い人ほど生産性効果が有意に高い関係が確認できる。

AI 利用率を考慮したマクロレベルの労働生産性効果は全産業で 0.43% である (表 13(1)列参照)。この数字はウェイト付けを行っていない労働者数ベースの寄与度である。機械工業に限って計算すると 0.45% で、他の製造業 (0.31%) よりも高く、非製造業 (0.44%) と同程度である。機械工業の中では情報・通信機器製造業 (1.43%) が突出して高く、電子部品・デバイス製造業 (0.57%) も比較的高い。

労働者特性別の集計結果は付表 1(5)列であり、30 歳代 (0.71%)、大学院卒 (0.98%)、会社役員 (0.90%)、年収 1,000 万円以上 (0.95%) などが高い数字である。これらは AI 利用業務シェア、AI の効率化効果という内延 (intensive margin) ではなく AI 利用率という外延 (extensive margin) の違いが大きく寄与している。

前述の通り、今後 AI を仕事に利用すると思うと回答した人が 35.5% あり、既に AI を仕事に利用している人 (11.7%) の 3 倍以上にのぼる。今後利用する見込みの労働者の生産性効果が既に利用している労働者の平均並みだと仮定して、今後の追加的な労働生産性押し上げ効果を機械的に計算したのが表 13(2)列である。全産業で 1.31% であり、仮に今後 5 年間で潜在的利用者が実際に AI を仕事で利用するようになるとすると、年率 0.26% の労働生産性押し上げ効果という計算になる。日本の潜在成長率は足下で年率 0.5% 前後なので、かなり大きな潜在的効果と言える。

産業別に見ると、機械工業は 1.26% で全産業平均並みであり、他の製造業 (0.89%) はやや低く、非製造業 (1.46%) はやや高い。機械工業の中では情報・通信機器製造業 (2.40%)、電子部品・デバイス製造業 (2.02%)、汎用・生産用・業務用機械製造業 (1.73%) が全産業の数字を上回っている。

回答者の賃金でウェイト付けした付加価値ベースのマクロ生産性効果が表 13(3)列である。全産業で +0.53% であり、労働者数ベースの数字 (同表(1)列) よりも 0.1% ポイント大きい。これは、仕事からの年収が多い人ほど AI を仕事に利用していることによる。機械工業は +0.63% でウェイト付けしない数字 (+0.45%) を 0.2% ポイント近く上回る。特に情報・通信機器製造業は +2.12% と突出して高い。一方、輸送用機械製造業 (+0.38%)、電気機械製造業 (+0.48%) は全産業よりも低めである。産業以外の労働者特性別に同様の計算を行った結果は付表 1(5)列である。大学院卒 (+0.98%)、会社役員 (+0.90%)、年収 1,000 万円以上 (+0.95%) で集計的な生産性効果が大きい。

この労働生産性押し上げ効果を全要素生産性（TFP）に変換するためには、労働分配率を仮定する必要がある。Acemoglu (2024)は、AI エクスポージャーを補正した労働シェアを 0.535 としており、Filippucci *et al.* (2024)は労働シェア 2/3 (≈ 0.67) を仮定している。これらを援用して全産業の+0.53%という数字を TFP に換算すると+0.3%前後という計算になる。潜在的 AI 利用者を考慮して、付加価値ベースでの生産性効果を単純に外挿すると、AI 利用拡大は、日本の TFP を+1%前後高める計算になる。この数字は Acemoglu (2024)の米国の試算値よりは大きい、Filippucci *et al.* (2024)よりも小さい。いずれにせよ、仮に今後 5 年間で潜在的利用者の AI 利用が実現とした場合、年率+0.2%前後の TFP 上昇寄与度というマグニチュードなので、足下で年率 0.5%前後とされる日本の潜在成長率への効果は相応に大きい。

ただし、これらの数字は現在既に AI を仕事で利用している人の AI 利用業務シェア、AI の効率化効果を単純に適用した数字である。前述の通り AI 利用開始時期が最近の人ほど生産性効果が小さい傾向があるので、この数字は上限値と理解するのが適当である。

4. 3. AI のアプリケーション・AI 利用業務

AI を利用している人がどのようなアプリケーションを利用しているのかを集計したのが表 14 である。調査における設問は、「以下の AI のアプリケーションのうち、あなたがお仕事で利用しているものがあれば、すべて選んでください」で、複数回答の選択肢は「機械学習」、「自然言語処理（文書作成、翻訳など）」、「画像認識・画像処理」、「会話・音声認識」、「意思決定システム」、「その他」の 6 つである。

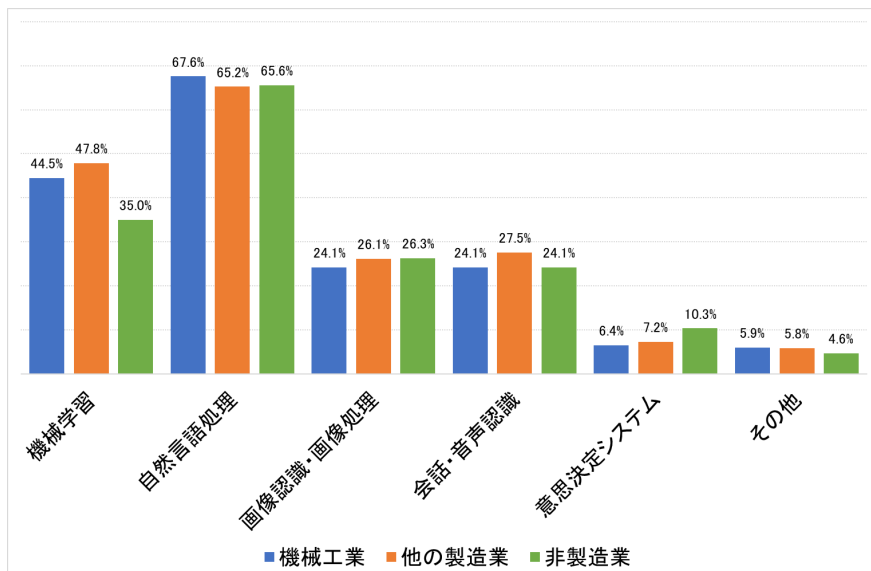
利用しているアプリケーションは多い方から順に、自然言語処理 66.5%、機械学習 40.4%、画像認識・画像処理 25.3%、会話・音声認識 24.4%である。「その他」の自由回答としては、「アイデア出し」、「プログラミング」、「検索」、「設計」といった回答があった。産業による際立った違いはないが、しいて言えば機械工業を含めて製造業の従業者は機械学習の利用率が非製造業に比べて高い（図 4 参照）。なお、表としては示していないが、意思決定システム、画像認識・画像処理を利用している場合、AI の生産性効果が相対的に高い関係が観察される。

AI 利用業務を集計した結果が表 15 である。調査における設問は、「あなたは、どのようなお仕事に AI を利用していますか。該当するものをすべて選んでください」で、複数回答の選択肢は、「研究開発」、「生産管理」、「マーケティング」、「調達」、「顧客管理、顧客対応」、「人事・労務関係」、「経理関係」、「法務関係、コンプライアンス対応」、「その他」の 9 つである。

利用業務は多い方から順に、研究開発 34.4%、マーケティング 19.4%、顧客管理・顧客対応 16.5%、生産管理 14.9%、人事・労務関係 12.1%、法務関係・コンプライアンス

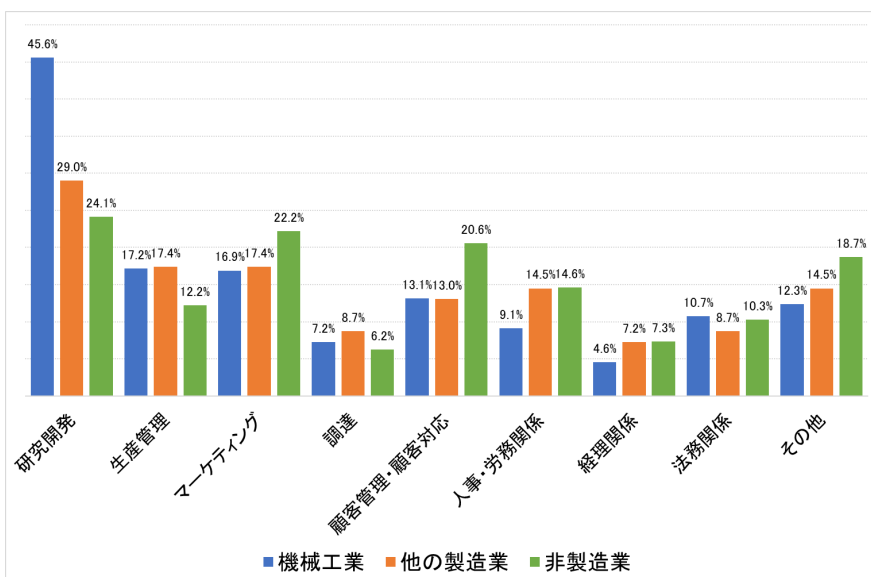
対応 10.4%となっている。「その他」の自由回答としては、「システム開発」、「デザイン」、「設計」、「営業」、「調査」、「企画」、「教育」、「資料作成」、「事務」などがあつた。AIの利用業務が多岐にわたっていることを示唆している。

図4 利用しているAIのアプリケーション



出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

図5 AIの利用業務



出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

産業別に見ると、機械工業は研究開発（45.6%）が際立って高い数字で、非製造業はマーケティング（22.2%）、顧客管理・顧客対応（20.6%）が製造業に比べて高い数字である（図 5 参照）。表の形で示してはいないが、経理関係、法務関係・コンプライアンス対応、調達に AI を利用している場合、AI 利用の生産性効果が相対的に高い傾向がある。

5. ロボットの利用実態と生産性効果

5. 1. ロボットの利用状況

AI と異なりロボットは当該労働者自身というよりは職場単位で利用されているのが一般的なので、職場での利用実態を尋ねている。設問は、「あなたの職場ではロボットを使用していますか。1~4のうち該当するものを選んでください。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、接客ロボットなど）が含まれます」である。回答の選択肢は、「産業用ロボットを使用している」、「サービスロボットを使用している」、「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」、「使用していない」の4つである。²³

集計結果は表 16 で、両方を利用しているという回答は産業用ロボット、サービスロボットの両方に計上している。全回答者のうち職場でロボットが利用されていると回答したのは 20.5%で、産業用ロボット利用 17.4%、サービスロボット 6.1%である。

機械工業の就労者を比例的以上に収集したサンプルなので、全回答者の産業用ロボット利用率がかなり高い数字になっている。²⁴ 産業別に見ると、機械工業のロボット利用率は 42.1%で他の製造業（27.7%）、非製造業（6.6%）に比べて大幅に高く、産業用ロボット利用率の差が非常に大きい（図 6 参照）。なお、表には示していないが、非製造業の中では宿泊業（27.3%）、ガス業・熱供給業・水道業（24.4%）、学術研究機関（15.8%）、電力業（11.4%）などで職場のロボット利用率が高い。

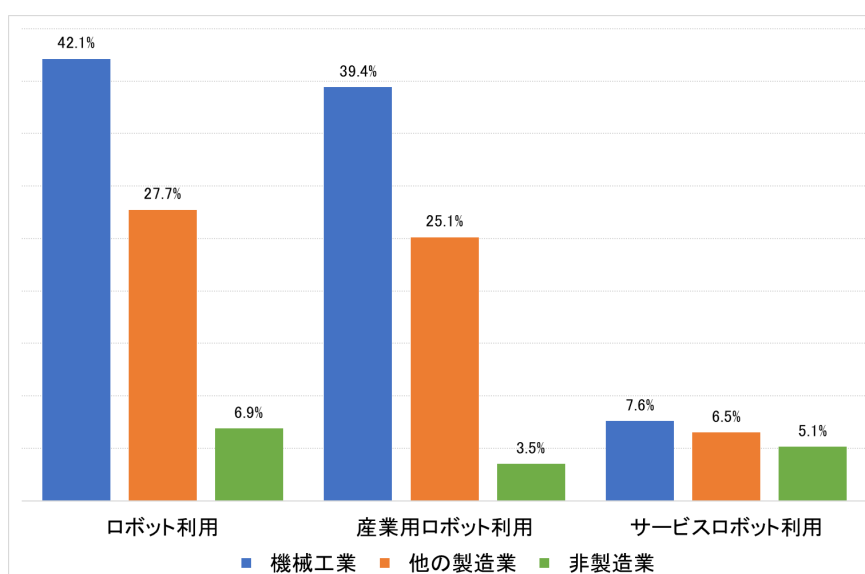
産業、企業規模、労働組合ダミーでロボット利用の有無をプロビット推計した結果が

²³ IFR (2024)は、サービスロボットを消費者向けのもの（consumer applications）と業務向けのもの（professional applications）に大別し、消費者向けは、家事用、交流・教育用、在宅介護用、その他に分類している。業務向けは、農業用、清掃用、検査・維持用、建設・解体用、輸送・ロジスティクス用、医療用、救助・安全用、接客用、その他業務用に区分している。

²⁴ 産業別の回収ウェイトを設定せず、性別・年齢階層別に「就業構造基本調査」（2022年）の有業者シェアに準拠する形でサンプリングした 2024年9月の調査に基づく森川（2024b）によれば、産業用ロボット利用率は 5.1%、サービスロボット利用率は 4.3%だった。

表 17 である（限界効果を表示）。²⁵ 企業規模などをコントロールしても、機械工業及び他の製造業はロボット利用率が高く、1%水準で有意差がある。機械工業を細分化すると、輸送用機械製造業（56.6%）、電子部品・デバイス製造業（42.8%）が特に高い。ただし、産業用ロボットとサービスロボットを分けて推計すると（同表(2),(3)列参照）、サービスロボットの利用では産業による有意な違いは観察されない。このほか、企業規模が大きいほど、労働組合がある職場ほど、産業用ロボット、サービスロボットの利用率が高い。

図 6 職場のロボット利用率



出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

5. 2. ロボット利用の生産性効果

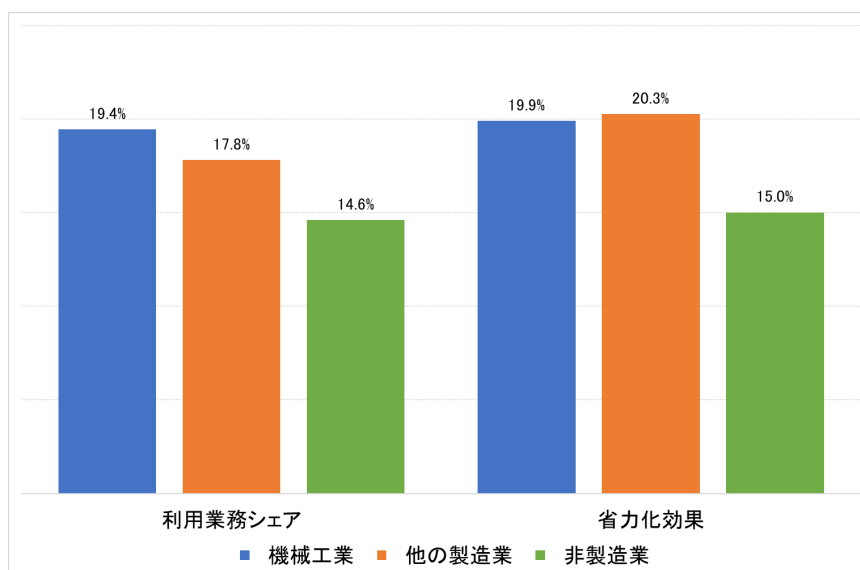
ロボット利用の生産性効果に関連する設問は、①職場の業務の中でのロボット利用業務シェア、②ロボット利用による職場全体の省力化効果である。①の具体的な設問は、「あなたの職場の業務全体の中で、ロボットを利用して行う業務は何%ぐらいを占めていますか」で、「業務全体のうち__%程度」と具体的な数字を回答する形式である。

(職場がロボットを利用している場合) 職場におけるロボット利用業務シェアは平均 18.3%である(表 18 参照)。産業用ロボット、サービスロボットを分けて計算すると(両方を利用している場合、いずれにも含めて計算している)、それぞれ 19.0%、16.2%であ

²⁵ ロボットは職場の利用を訪ねているので、性別、年齢、学歴などの労働者特性は説明変数に使用していない。

り、産業用ロボットを利用している場合に利用業務シェアがやや多い。産業による違いは小さいが、機械工業は19.4%で他の製造業（17.8%）、非製造業（14.6%）よりもやや高い（図7参照）。機械工業の中では、輸送用機械製造業、電子部品・デバイス製造業が高い。²⁶ 企業規模などをコントロールした OLS 推計でも、機械工業におけるロボット利用業務シェアは有意に高い（表19(1)列参照）

図7 ロボット利用業務シェア・省力化効果



出所「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

ロボット利用による省力化効果の設問は、「ロボットを使用することで、利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。ロボットの利用の影響がないと思われる場合には、0（ゼロ）と記入してください」で、「__%程度少ない人数で処理できる」と具体的な数字の回答を求めている。

集計結果によれば（表20参照）、ロボット利用による主観的な職場の業務効率化（省力化）効果は全産業の平均で19.0%である。産業用ロボット、サービスロボットを分けて計算すると、それぞれ19.8%、17.3%である。産業別に見ると、機械工業19.9%、他の製造業20.3%、非製造業15.0%で、製造業は非製造業よりも高い（図7参照）。²⁷ 企業規模などをコントロールした OLS 推計でも、製造業におけるロボットの省力化効果

²⁶ 非製造業はロボットを利用している職場の労働者数が少ない業種が多いが、ガス業・熱供給業・水道業（28.6%）、不動産業（23.1%）、その他のサービス業（17.7%）などはロボット利用業務シェアが比較的高い。

²⁷ 表には示していないが、非製造業の中では、ガス業・熱供給業・水道業（25.0%）、その他のサービス業（23.6%）が省力化効果の大きい業種である。

は有意に高い（表 19(2)列参照）。おそらく産業用ロボット利用が多いことを反映している。ただし、中央値はいずれも 10%である。機械工業の中では電子部品・デバイス製造業 22.6%、情報・通信機器製造業 22.0%がいくぶん高い数字である。

ロボット利用業務シェア×省力化効果として計算した職場の生産性に対する効果は、全回答者平均で 5.3%である（表 21 参照）。²⁸ これは職場レベルの数字なので単純には比較できないが、前節で見た AI の生産性効果（3.7%）よりも 4 割強大きい。産業別には、機械工業 5.7%、他の製造業 5.4%、非製造業 3.9%で、製造業がいくぶん高い数字である。²⁹ 企業規模などをコントロールした OLS 推計でも、製造業におけるロボットの生産性効果は有意に高い（表 19(3)列参照）。ロボット利用業務シェア、省力化効果いずれも製造業の方が非製造業よりも高いので当然予想される結果ではある。

ロボット利用率とロボット利用による省力化効果を考慮したマクロ経済の労働生産性に対する寄与度の概算値は+1.08%である（表 22 参照）。これは労働者数ベースの数字だが、前節で見た AI のマクロ経済効果（+0.43%）の約 2.5 倍であり、現時点においてロボット利用によるマクロ経済的な生産性効果は AI に比べてかなり大きい。機械工業は+2.39%と他の製造業（+1.51%）、非製造業（+0.27%）に比べてかなり高い。製造業の工場では産業用ロボットが早くから普及が進んできたこともあり、機械工業が高い数字になっている。³⁰ 一方、非製造業全体として見た場合、現時点では AI の方がロボットよりも産業全体の生産性への寄与度が大きい。

6. 自動化技術と労働市場

6. 1. 雇用・賃金リスク

調査では、AI・ロボットを含む自動化技術が将来の回答者自身の雇用及び賃金に与える影響についての見方を尋ねている。雇用に関する設問は、「人工知能やロボットが、将来のあなたの仕事に及ぼす影響をどう思いますか」で、「仕事が失われるおそれがある」、「仕事が失われるおそれはない」の二者択一である。集計結果によれば、自動化技術によって仕事が失われるおそれがあると考えている人は 30.6%である（表 23 参照）。

²⁸ 産業用ロボット、サービスロボットを分けて計算すると、それぞれ 5.6%、4.7%である。

²⁹ 表には示していないが、非製造業の中では、ロボット利用業務シェア、省力化効果がともに高いガス業・熱供給業・水道業（9.6%）、その他のサービス業（8.5%）が製造業を上回る高い数字である。

³⁰ ロボットに関する設問は職場レベルの利用や生産性効果なので、回答者の賃金でウェイト付けするのは必ずしも適当ではないが、そうした付加価値ベースの計算をすると、全産業で+1.40%、機械工業+2.72%、他の製造業+2.04%、非製造業+0.31%である。

製造業の就労者は非製造業の就労者よりもわずかに高い数字だが、産業による違いはほとんどない。

仕事が失われるおそれがあると回答した人を1とし、各種労働者特性を説明変数とするプロビット推計を行った結果が表 24(1)列である。この推計では性別、年齢、学歴などの労働者特性のほか、職場の AI 利用、自分自身の AI 利用、職場のロボット利用のダミーを説明変数に含めている。性別による有意差はないが、年齢（参照カテゴリーは 50 歳代）は 40 歳代で有意な正值、60 歳代、70 歳以上は有意な負値である。高年齢層ほど引退時期が近いので、自身の就労中には自動化技術の影響が及ばないと見込む人が多いためだと考えられる。

学歴（参照カテゴリーは高卒以下）の係数は総じて有意でないが、大卒労働者の係数だけは 1%水準で有意な正值である。量的には他の労働者特性をコントロールした上で、大卒労働者は自動化技術による主観的な失職リスクが 4.5%高い。一方、高学歴者の中でも大学院卒の労働者の係数は負値で統計的に有意ではない。AI とロボットの両方の影響を尋ねているので解釈が難しいが、中程度の高学歴者が自動化の影響を意識しているという結果は興味深い。

産業（参照カテゴリーは非製造業）による違いは見られない。職種（参照カテゴリーは事務職）の係数は総じて有意な負値であり、管理職や専門的・技術的職業、さらに現業の労働者に比べて事務職が自動化技術による失職リスクを高く見込んでいることを示している。企業規模別（参照カテゴリーは従業者 20 人未満）には、従業者 20~299 人、300 人以上の係数が有意な正值であり、規模の大きい企業に務めている人の主観的失職リスクが高い。年収（対数）の係数は有意な負値であり、高賃金の就労者は主観的失職リスクが低い。労働組合の係数は有意な正值なので、労働組合のある職場に勤める人の失職リスクはむしろ高い。

職場の AI 利用の係数は有意な正值なので、失職の主観的リスクを高めているが、自身の仕事での AI 利用の係数は有意な負値であり、失職の主観的リスクをむしろ低くしている。自分自身の AI 利用と雇用の補完性を示唆している。職場のロボット利用の係数は有意ではないので、現実にはロボットが使われている職場で働くことで失職リスクがより強く意識されているわけではない。

自動化技術が回答者自身の将来の賃金に及ぼす影響に関する設問は、「人工知能やロボットが、将来のあなたの賃金に及ぼす影響をどう思いますか」で、回答の選択肢は、「賃金が高くなると思う」、「賃金には影響がないと思う」、「賃金が低くなると思う」の 3 つである。集計結果は表 25 で、全回答者の数字を見ると、自動化技術によって賃金が高くなる 7.3%、影響がない 62.2%、低くなる 30.4%である。影響がないと考えている人が過半数だが、自動化技術によって賃金が高くなると見込む人は少数で、どちらかと言えば賃金への影響をネガティブに見ている人の方が多い。

各種労働者特性を説明変数として賃金への影響（「低くなる」=3、「影響がない」=2、

「高くなる」=1) を被説明変数とするシンプルな順序プロビット推計を行った結果が表 24(2)列である。³¹ 推計された係数が正值／負値の場合、自動化技術が賃金を低くする／高くすると見込んでいることを意味する。失職リスクの推計と同様、60 歳代、70 歳以上の係数は有意な負値であり、引退時期の近い高齢層は自動化技術が自身の将来の賃金に及ぼすネガティブな影響を意識していない傾向がある。性別、学歴、産業、就労形態の係数は有意でないが、職種別（参照カテゴリーは事務職）には管理職、専門的・技術的職業、営業職、保安職などの係数が有意な負値であり、失業リスクと同様、事務職で賃金低下リスクを見込む傾向が強いことを示している。年収（対数）の係数は 1%水準で有意な負値であり、高賃金の労働者は自動化の賃金へのネガティブな影響を予想する傾向が弱い。

これらをコントロールした上で、職場の AI 利用、自身の AI 利用、職場のロボット利用の係数は有意な負値であり、実際に自分自身あるいは職場が自動化技術を利用している場合、将来の賃金へのネガティブな影響を予想していない傾向がある。

補論で詳述するが、このサーベイでは 5 年後の予想賃金（現在との比較 (%)）を尋ねている。各種労働者特性で 5 年後の予想賃金を説明する OLS 推計に、上で見た自動化の賃金への影響のダミー（参照カテゴリーは「影響がない」）を追加した推計を行うと、自動化技術が自身の将来の賃金に与える影響を「低くなる」と回答した人は 5 年後の賃金を ▲3.0% 低く見込んでおり、「高くなる」と回答した人は 2.2% 高く見込んでいる。このクロスセクションの推計は、回答者の楽観／悲観の傾向など観測されない個人特性が欠落変数となっている可能性があることに注意する必要があるが、自動化技術が中期的な期待賃金に影響している可能性を示唆している。

6. 2. 働き方・仕事満足度

近年、賃金だけでなくワークライフバランスなど、仕事のアメニティへの関心が高くなっている。そこで調査では柔軟な働き方の利用状況、仕事満足度についても尋ねている。³² 柔軟な働き方についての設問は、あなたの「働き方」について、以下のうち当てはまるものを選んでください」で、選択肢は、「フレックスタイムを利用している」、「テレワークを利用している」、「フレックスタイム、テレワークの両方を利用している」、「どちらも利用していない」の 4 つである。なお、質問では「テレワークは在宅勤務を含みます」と注記している。

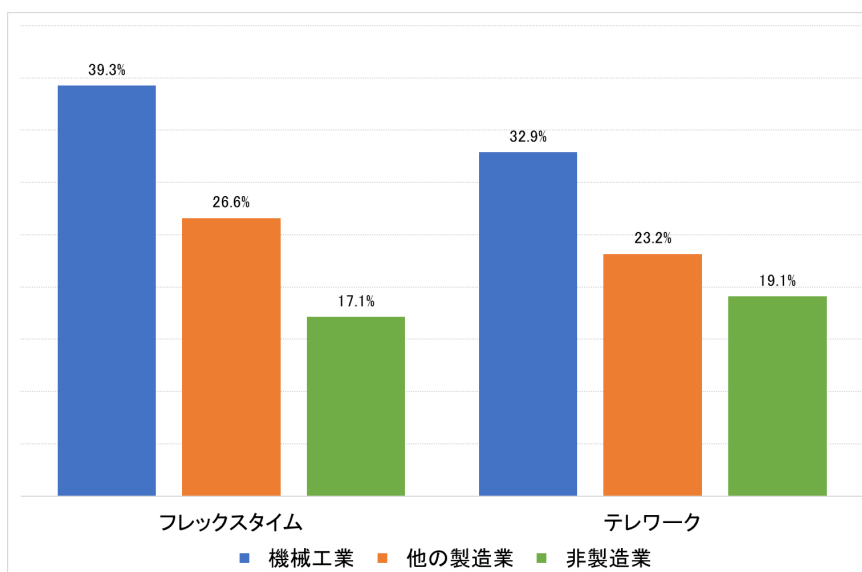
回答を集計した結果は表 26 である。全回答者のうちフレックスタイム利用者 25.3%、

³¹ 失職リスクの推計と平仄を合わせるため、3 つの選択肢の順序を反転させている。

³² 柔軟な働き方に関するサーベイ論文として、Mas and Pallais (2020)、森川 (2020)。

テレワーク利用者 24.1%である。2023 年に新型コロナは 5 類に移行したが、その後もテレワークが新しい働き方として定着していることを示している。産業別に見ると、やや意外だが機械工業はフレックスタイム利用率 39.3%、テレワーク利用率 32.9%で、いずれも他の製造業（26.6%、23.2%）、非製造業（17.1%、19.1%）と比較して顕著に高い（図 8 参照）。³³

図 8 柔軟な働き方の利用状況



出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

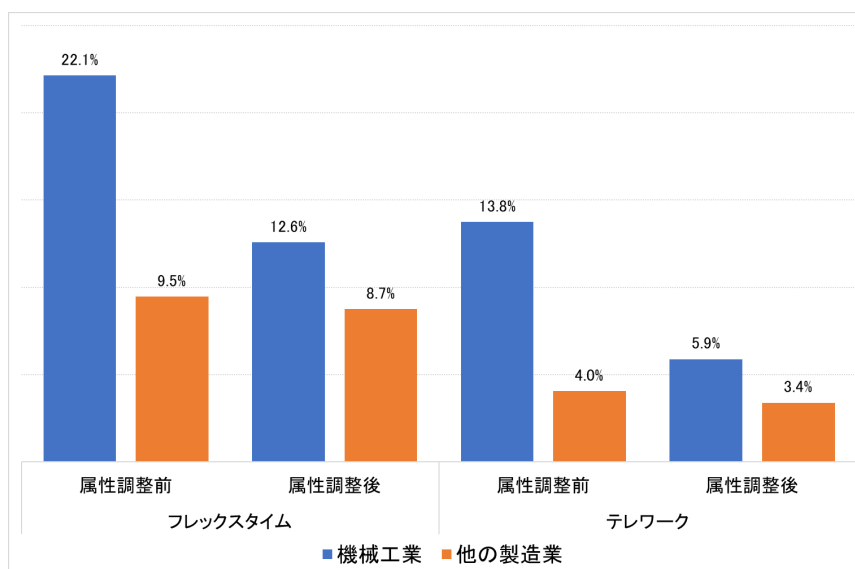
各種労働者特性でこれら柔軟な働き方の利用を説明するプロビット推計を行った結果が表 27 である（限界効果を表示）。性別、年齢、学歴などの労働者特性のほか、AI・ロボット利用のダミーを説明変数としている。他の労働者特性をコントロールした上で、女性、中高年齢層（40 歳代、60 歳代）、高学歴者、高賃金の就労者、労働組合がある職場の就労者はフレックスタイムやテレワークの利用確率が高い。また、産業別には（参照カテゴリーは非製造業）、製造業の労働者はこれら柔軟な働き方を利用している確率が高く、特に機械工業の就労者で顕著である（図 9 参照）。

職場の AI 利用の係数は、フレックスタイム、テレワークのいずれに対しても 1%水準で有意な正值であり、量的にはフレックスタイム利用率+16%、テレワーク利用率+19%である。自分自身が AI を仕事に利用している場合、追加的にそれぞれ+6%、

³³ 産業大分類別に見ると、フレックスタイム利用率が高いのは電力業（45.7%）、通信・放送業（41.3%）である。テレワーク利用率は、情報サービス業（61.3%）、通信・放送業（49.2%）が高い。

+5%である。ロボットを利用している職場の労働者の場合、フレックスタイムで+4%、テレワークで+3%利用確率が高い。このクロスセクションの関係は必ずしも因果関係を意味するわけではないが、自動化技術の利用と柔軟な働き方の間に補完性があることを示唆している。

図9 柔軟な働き方の利用状況（非製造業との差）



出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

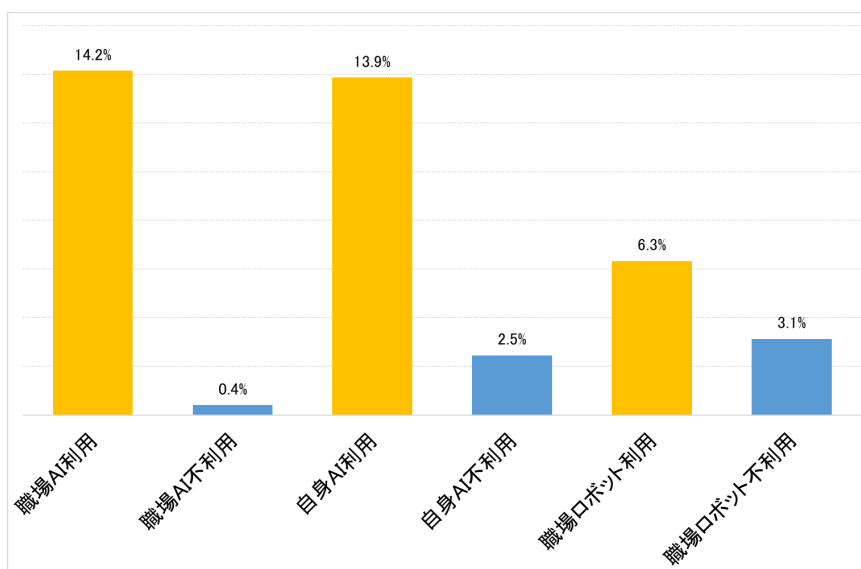
仕事満足度の設問は、「あなたは、全体として、現在のお仕事にどの程度満足していますか」で、回答の選択肢は、「満足している」、「まあ満足している」、「どちらともいえない」、「やや不満である」、「不満である」の5つである。全回答者の集計結果は、「満足」6.3%、「まあ満足」33.7%、「どちらとも言えない」32.6%、「やや不満」15.8%、「不満」11.5%である（表28参照）。表の右端のDIは「満足」=1, 「まあ満足」=0.5, 「どちらともいえない」=0, 「やや不満」=▲0.5, 「不満」=▲1として集計している。産業による違いは顕著ではないが、製造業に比べて非製造業は仕事満足度がやや高く、製造業の中では、機械工業が他の製造業よりもやや高い。機械工業の中では、汎用・生産用・業務用機械製造業の従業者はやや満足度が高い。

この表では職場及び自分自身のAI利用、職場のロボット利用の有無による集計結果も表示している。職場や自分自身がAIを利用している場合、利用していない就労者と比べて仕事満足度がかかなり高い傾向がある（図10参照）。ロボット利用の有無による差はAI利用に比べて小さいが、ロボットを利用している職場の就労者はいくぶん仕事満足度が高い。

各種個人特性を説明変数とし、仕事満足度を被説明変数（「満足」=5, 「まあ満足」=4,

「どちらとも言えない」=3, 「やや不満」=2, 「不満」=1) とした順序プロビット推計の結果が表 29 である。他の労働者特性をコントロールした上で、女性、高齢者（60 歳代、70 歳以上）、会社役員、管理職、専門的技術的職業、営業職、サービス職、生産工程業務の就業者は有意に仕事満足度が高い。また、年収が高いほど仕事満足度が高く、週労働時間が長いほど仕事満足度が低い。学歴の係数はほとんど有意でなく、高学歴者ほど仕事満足度が高いといった関係はないが、専門学校卒の係数は高い有意水準の負値である。勤務先の企業規模が大きい労働者は仕事満足度が低い。やや意外だが、他の労働者特性をコントロールすると、フレックスタイムやテレワークの利用の係数は有意ではない。つまり柔軟な働き方と仕事満足度の関係は少なくともここでのデータでは確認されない。また、労働組合の係数も正值だが統計的に有意ではない。

図 10 自動化技術の利用と仕事満足度 DI



出所「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

その上で、機械工業、他の製造業の係数は有意な負値であり、非製造業の従業者に比べて仕事満足度が低い。職場が AI を利用している場合、仕事満足度が有意に高いが、自分自身の AI 利用、職場のロボット利用の係数は正值だが統計的に有意ではない。もちろんこのクロスセクションの推計結果は因果関係を示すものではなく、職場が AI 利用を行うと従業者の仕事満足度が高くなることを意味するわけではない。前述の柔軟な働き方の結果とあわせて解釈すると、職場の AI 利用という変数は、マネジメントや労務管理の質の高さなどの代理変数となっている可能性がある。

7. 結論

本稿では、日本の就労者を対象とした独自のサーベイ（2024年11月）のデータを利用し、AI・ロボットという自動化技術の利用実態、それが生産性や労働市場に与える影響について考察してきた。産業による違い、特に機械工業と他産業の比較に力点を置いて集計・分析を行ってきた。

結果の要点は以下の通りである。第一に、AIを仕事に利用している労働者は11.7%で、今後利用を見込む潜在的AI利用者も35.5%存在する。高学歴者、ホワイトカラー、大企業、高賃金、労働組合のある職場の労働者はAI利用確率、潜在的AI利用確率のいずれも高い。当分の間、AIの利用拡大が労働市場における格差を拡大する可能性を示唆している。機械工業の就労者は他の製造業、非製造業と比べてAI利用者、潜在的AI利用者の割合がいずれもかなり多い。ただし、企業規模、労働組合の有無、賃金水準、学歴、性別の構成比の違いが機械工業のAI利用確率を高くしており、観測可能な労働者特性を全てコントロールすると機械工業就労者のAI利用確率は非製造業と有意差がなくなる。

第二に、AI利用者のAI利用業務シェアは平均11.5%、AIによる業務効率化効果は平均18.4%、結果としてAI利用による労働者レベルの生産性効果は平均3.7%である。AI利用業務シェア、AIの業務効率化効果の産業や労働者特性による違いは小さいが、AI利用開始時期との間には明瞭な関係が見られ、早い時期からAIを仕事に利用していた人ほどAI利用業務シェア、AIの業務効率化効果が高いというシステムティックな関係が観察される。結果としてこの1年以内にAIの仕事での利用を始めた人に比べて3~4年以上前から利用している人は、AIの生産性効果が平均約3倍にのぼる。これは、AIの効果が大きいタスク・労働者からAI利用が始まり、次第に効果の小さいタスク・労働者へと広がっていること、つまりAIの生産性効果が逡減している可能性を示唆している。

第三に、AI利用のマクロ経済効果は、AIがなかった場合に比べて労働生産性を約+0.5%高めていると概算される。今後AIの業務利用を見込む潜在的AI利用者による追加効果はこの3倍程度になる。日本経済の潜在成長率は足下で年率0.5%前後なので、無視できない大きさである。機械工業に絞って同様の計算をすると、マクロ経済全体の生産性効果と同程度である。ただし、機械工業の中でも業種による異質性があり、情報・通信機器製造業は産業全体の生産性に対するAIの寄与度が非常に大きい。

第四に、AIのアプリケーションとしては、自然言語処理、機械学習、画像認識・画像処理、会話・音声認識の順に高い。AI利用率の高い業務は、研究開発、マーケティング、顧客管理・顧客対応の順である。

第五に、20%強の職場で産業用ロボットまたはサービスロボットが利用されており、非製造業よりも製造業、製造業の中では他の製造業よりも機械工業でロボット利用率が

高い。機械工業の中でも輸送用機械製造業、電子部品・デバイス製造業でロボット利用率が高い。規模の大きい企業、労働組合のある企業でロボット利用率が高いが、それらをコントロールしても機械工業のロボット利用率は他産業に比べて高い。

第六に、ロボットの利用はマクロ経済全体の労働生産性を約+1.1%高めており、現時点ではAIよりもロボットのマクロ経済効果の方がかなり大きい。機械工業ではロボットの利用が産業全体の労働生産性を約+2.4%高めていると概算される。

第七に、AI・ロボットという自動化技術によって将来仕事を失うリスクがあると考えている人が30.6%、将来の賃金が低下すると考えている人が30.4%存在する。産業による違いはほとんどないが、事務職、低賃金の労働者でそうしたリスクを意識している人が多い。

第八に、AIやロボットの利用は、フレックスタイム、テレワークという柔軟な働き方の利用と正の関係がある。また、職場のAI利用は高い仕事満足度と関係しており、職場でのAI利用が、良好なマネジメントや労務管理の代理変数となっている可能性を示唆している。

本稿で利用した調査は、就労者レベルでのAI利用業務シェアを尋ねており、海外の先行研究がしばしば使用しているAIエクスポージャーという間接的な指標に比べて直接的なデータである。また、AI利用による業務効率化効果も広範なAI利用者の直接の評価を尋ねており、狭い範囲のタスクを対象とした先行研究と違って労働市場全体の代表性という点で優れている。ただし、業務効率化効果は主観的な評価に依存しているので、計測誤差がありうる点は留保しておきたい。

いずれにせよ、労働力不足が深刻化する中、AIやサービスロボットの開発・普及は一層進むと予想され、それらのアプリケーションや利用業務も広がっていくと考えられる。したがって、継続的にこうした調査を行い、リアルタイムに近い実態把握を続けることが望ましい。

〈補論〉 業況・賃金見通しなどの集計結果

この調査では、勤務先の業況とその見通し、賃金の状況（前年比、短期・中期の先行き見通し）、労働力不足感を尋ねている。機械工業と他産業の就業者を比較しつつ、これらの集計結果をまとめておく。

（１）現在の業況と見通し

勤務先の業況に関する設問は、「あなたの勤務先の最近の業況（売上高、利益などの状況）はいかがですか。自営業の方はご自身のお仕事についてお答えください」で、回答の選択肢は、「良い」、「さほど良くない」、「悪い」の3つである。³⁴ 集計結果は付表 2 に示す通りで、「良い」32.9%、「さほど良くない」52.4%、「悪い」14.7%という分布である。表の右端のDIは良い（%）から悪い（%）を引いた数字である。全回答者のDIは+18.2%なので最近の業況が良いと判断している就労者の方が悪いと判断している人よりも多い。機械工業就労者の業況感（DI+18.8%）は全回答者とほぼ同じである。機械工業を細分化すると、電気機械製造業（+24.6%）、情報・通信機器製造業（+24.3%）の業況感がやや高く、電子部品・デバイス製造業（+12.5%）、輸送用機械製造業（+15.1%）はやや低い。

1年後の業況の見通しの設問は、「あなたの勤務先の1年後の業況（売上高、利益などの状況）をどう予想していますか」で、「良くなると思う」、「変わらないと思う」、「悪くなると思う」の3つを選択肢としている。集計結果は付表 3 の通りで、全回答者で「良くなる」18.4%、「変わらない」61.1%、「悪くなる」20.5%という分布である。変わらないという回答が過半だが、「良くなる」から「悪くなる」を引いたDIは▲2.1%なので、悪化を予測している就労者がわずかに多い。1年後の業況見通しについても、機械工業（DI▲1.8%）は全回答者平均とほぼ同じである。機械工業を細分化すると、輸送用機械製造業（DI▲8.6%）は業況の先行きに慎重な見方の就労者がやや多い。

（２）賃金の動向と見通し

賃金については、現状（2024年見込み）の昨年比、1年後及び5年後の見通し（2024年比）を具体的な数字を回答する形式で尋ねている。具体的な設問は、「あなたの今年のお仕事からの収入（見込み額、賞与を含む）は1年前（2023年）と比べてどう変化しましたか」、「あなたの来年のお仕事からの年間収入の見通しについてうかがいます。来年（2025年）のあなたのお仕事からの収入は、今年（2024年）に比べてどうなると予想しますか」、「あなたのお仕事からの年間収入の中期的な見通しについてうかがいます。5年後（2029年）のあなたのお仕事からの年間収入は、今年（2024年）に比べてどうな

³⁴ この3つの選択肢の文言は、日本銀行「全国企業短期経済観測調査」（日銀短観）と同じ表現である。

ると予想しますか」である。

全回答者の今年の賃金（見込み）は、平均▲1.0%である（付表4(1)列参照）。来年（2025年）の賃金見通しは、平均▲0.7%（同表(2)列参照）、5年後（2029年）の賃金見通しは、平均▲0.7%である（同表(3)列参照）。³⁵ この結果を素直に解釈すると、就労者は平均的には短期的・中期的に賃金が上昇するとは予想していない。産業別の違いは小さいが、機械工業の就労者の予想賃金上昇率は（来年▲1.0%、5年後▲1.5%）、他の製造業、非製造業に比べていくぶん低い。

この調査では消費者物価（CPI）の見通しも調査している。設問は、「物価の見通しについてうかがいます。1年後の消費者物価の水準は、現在に比べてどうなると予想しますか」、「物価の中期的な見通しについてうかがいます。5年後の消費者物価の水準は、現在に比べてどうなると予想しますか」である。来年のCPI見通しの平均値は+2.7%、5年後のCPI見通しの平均値は+3.7%（年率換算+0.7%）である。³⁶

個々の回答者の賃金見通しからCPI見通しを差し引いて、個々の回答者の実質賃金の見通しを計算すると、来年の見通しは平均▲3.4%、5年後の見通しは平均▲4.1%（年率換算▲0.8%）である（付表5参照）。少なくともこのサーベイへの回答者は短期的にも中期的にも物価上昇を上回る賃上げを予想していないことになる。やはり産業別の違いは小さいが、機械工業の就労者の実質賃金の予想変化率（来年▲3.8%、5年後▲5.4%）は、他の製造業、非製造業に比べていくぶん低い。

表には示していないが、労働者特性との関係を見ると高齢層は賃金上昇率の期待値が低い。各種労働者特性を説明変数とするOLS推計を行うと、他の労働者特性をコントロールした上で、60歳代、70歳以上の係数は（参照カテゴリーである50歳代と比較して）1%水準で有意な負値である（付表6参照）。また、機械工業の就労者は、期待賃金上昇率が1%水準で有意に低い。

なお、AI利用、利用見込みの係数は統計的に有意ではない。職場のロボット利用の係数は5年後の賃金に対して10%水準で有意な正値であり、他の労働者特性をコントロールした上で、ロボットを利用している職場の労働者は5年後の賃金を約0.8%高く見込んでいる。

表の形で示してはいないが、AI・ロボットという自動化技術が自身の将来の賃金に与える影響を「低くなると思う」と回答した人は5年後の賃金を▲3.0%低く見込んでお

³⁵ ただし、いずれも±0%という回答者がかなり多く、今年の賃金の前年比では68%、1年後の賃金見通しでは78%、5年後の賃金見通しでは73%が±0%と回答している。つまり回答の中央値はいずれも±0%であり、多くの回答者は自分自身の賃金が短期的・中期的に増加も減少もしないと予想している。

³⁶ この調査では実質GDPの見通しも尋ねており、来年の実質GDPの見通し（今年比）は平均▲0.3%、5年後（同）は平均▲0.0%である（機械工業就労者に限るとそれぞれ▲0.2%、+0.1%）。日本の就労者のマクロ経済成長率の見通しは高くない。

り、「高くなると思う」と回答した人は2.2%高く見込んでいる。つまり自動化技術の賃金への影響への回答と予想賃金の回答との間には整合性がある。

(3) 労働力不足感

職場の労働力不足感についての設問は、「日本の労働力不足が深刻になっていますが、あなたの職場はいかがですか」で、回答の選択肢は、「深刻な人手不足である」、「やや人手不足である」、「人手不足ではない」、「人手が余っている」の4つである。

集計結果は付表7に示しており、「深刻な人手不足」17.0%、「やや人手不足」54.2%、「人手不足ではない」26.2%、「人手が余っている」2.6%という分布である。この表の右端のDIは、深刻な人手不足=1、やや人手不足=0.5、人手不足ではない=0、人手が余っている=▲1として計算した結果である。どの産業でも労働力不足感が高く、回答者の7割以上が人手不足と回答した。機械工業は他産業と同程度であり、機械工業の中では輸送用機械製造業の就労者で人手不足感がやや高い。産業に関わらず、AI・ロボットなど自動化技術を活用して省力化を図る潜在的なニーズが強いことを示唆している。³⁷

労働力不足感を被説明変数とし（深刻な人手不足=4、やや人手不足=3、人手不足ではない=2、人手が余っている=1）、各種労働者特性で説明する順序プロビット推計を行った結果が付表8である。機械工業就労者の係数は1%水準で有意な負値であり（参照カテゴリーは非製造業）、他の労働者特性をコントロールした上で労働力不足感がいくぶん低い。

(4) 産業政策への見方

主要国が産業政策を積極的に行うようになってきている中、AIやロボットも産業政策の重要な対象となっている。この調査では、産業政策への就労者の見方を一般論として尋ねている（AIやロボットに焦点を当てた質問ではない）。具体的な設問は、「経済産業省は、政府が成長分野への戦略投資などに積極的な役割を果たす「ミッション志向の産業政策」を掲げています。あなたは、政府が産業政策を積極的に行うことについてどう思いますか」である。回答の選択肢は、「望ましい」、「望ましくない」、「どちらとも言えない」の3つである。

集計結果は付表9であり、政府が産業政策を積極的に行うことについての評価は、全回答者で「望ましい」30.6%、「どちらとも言えない」53.5%、「望ましくない」15.9%という分布である。機械工業の就労者は他産業に比べて産業政策への支持が強い傾向がある。³⁸

³⁷ 産業大分類別に見ると、宿泊業、社会保険・社会福祉・介護事業、学校教育で特に労働力不足感が強い。

³⁸ 産業大分類別に見ると、製造業以外では金融・保険業、情報サービス業の就業者は、産業政策への支持が強い。

他の労働者特性をコントロールした順序プロビット推計（付表 10 参照）でも、製造業、特に機械工業の就労者は産業政策への支持が強いことが確認される（参照カテゴリーは非製造業）。また、70 歳以上、管理職、勤務先の企業規模が大きい人、労働組合のある企業の就労者は産業政策への支持が強い。

〈参照文献〉

(邦文)

- 池内健太 (2021). 「第四次産業革命に関連した特許出願と雇用と生産性のダイナミクス
の関係性」, RIETI Discussion Paper, 21-J-011.
- 池内健太・乾友彦・金榮愨 (2023). 「日本企業の AI 導入と生産性：スピルオーバー効
果とイノベーション効果」, RIETI Discussion Paper, 23-J-034.
- 科学技術・学術政策研究所 (2023). 「全国イノベーション調査 2022 年調査統計報告」,
NISTEP Report, No. 200.
- 金榮愨・乾友彦 (2021). 「AI、ロボット技術の進展と企業パフォーマンス」, RIETI
Discussion Paper, 21-J-009.
- 元橋一之・金榮愨 (2024). 「日本企業の AI とデータ活用の実態：「AI・データの経営活
用に関するアンケート調査」を用いた記述統計分析」, RIETI Policy Discussion Paper,
24-P-010.
- 森川正之 (2021). 「人工知能・ロボットと生産性：サービス産業における新しい自動化
技術の利用」, 深尾京司編『サービス産業の生産性と日本経済：JIP データベースによ
る実証分析と提言』, 東京大学出版会, pp. 175-200.
- 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, 82-91.
- 森川正之 (2024a). 「日本企業・労働者の AI 利用と生産性」, RIETI Discussion Paper, 24-
J-011.
- 森川正之 (2024b). 「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」,
RIETI Discussion Paper, 24-J-033.

(英文)

- Acemoglu, Daron (2024). “The Simple Macroeconomics of AI.” *Economic Policy*, forthcoming.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2018). “The Race between Man and Machine:
Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment.” *American Economic
Review*, 108 (6):1488–1542.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2019). “Automation and New Tasks: How Technology
Displaces and Reinstates Labor.” *Journal of Economic Perspectives*, 33 (2), 3–30.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2020). “Robots and Jobs: Evidence from US Labor
Markets.” *Journal of Political Economy*, 128 (6): 2188-2244.
- Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2022). “Tasks, Automation, and the Rise in US Wage
Inequality.” *Econometrica*, 90 (5): 1973–2016.
- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell, and Pascual Restrepo (2022). “Artificial
Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies.” *Journal of Labor Economics*, 40 (S1):

S293-S340.

- Acemoglu, Daron, Gary W. Anderson, David N. Beede, Cathy Buffington, Eric E. Childress, Emin Dinlersoz, Lucia S. Foster, Nathan Goldschlag, John C. Haltiwanger, Zachary Kroff, Pascual Restrepo, and Nikolas Zolas (2022). “Automation and the Workforce: A Firm-Level View from the 2019 Annual Business Survey.” NBER Working Paper, No.30659.
- Adachi, Daisuke, Daiji Kawaguchi, and Yukiko Saito (2024a). “Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017.” *Journal of Labor Economics*, 42 (2): 591-634.
- Adachi, Daisuke, Daiji Kawaguchi, and Yukiko Saito (2024b). “Robots on Sale: The Effect of Tax Policy on Robot Adoption and Employment.” RIETI Discussion Paper, 24-E-047.
- Aghion, Philippe, Benjamin F. Jones, and Charles I. Jones (2019). “Artificial Intelligence and Economic Growth.” in Ajay Agrawal, Joshua Gans, and Avi Goldfarb Eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, The University of Chicago Press.
- Aghion, Philippe and Simon Bunel (2024). “AI and Growth: Where Do We Stand?” unpublished manuscript.
- Albanesi, Stefania, Antonio Dias da Silva, Juan F. Jimeno, Ana Lamo, and Alena Wabitsch (2024). “New Technologies and Jobs in Europe.” *Economic Policy*, forthcoming.
- Albinowski, Maciej and Piotr Lewandowski (2024). “The Impact of ICT and Robots on Labour Market Outcomes of Demographic Groups in Europe.” *Labour Economics*, 87: 102481.
- Alekseeva, Liudmila, Jose Azar, Mireia Gine, Sampsa Samila, and Bledi Taska (2021). “The Demand for AI Skills in the Labor Market.” *Labour Economics*, 71: 102002.
- Autor, David and Anna Salomons (2018). “Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share.” *Brookings Papers on Economic Activity*, Spring 2018, pp. 1-63.
- Babina, Tania, Anastassia Fedyk, Alex He, and James Hodson (2024). “Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation.” *Journal of Financial Economics*, 151: 103745.
- Baumol, William J. (1967). “Macroeconomics of Unbalanced Growth: The Anatomy of Urban Crisis.” *American Economic Review*, 57 (3): 415-426.
- Bick, Alexander, Adam Blandin, and David J. Deming (2024). “The Rapid Adoption of Generative AI.” NBER Working Paper, No. 32966.
- Blanas, Sotiris, Gino Gancia, and Sang Yoon (Tim) Lee (2019). “Who Is Afraid of Machines?” *Economic Policy*, 100: 629-690.
- Bonfiglioli, Alessandra, Rosario Crinò, Gino Gancia, and Ioannis Papadakis (2024). “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from US Commuting Zones.” *Economic Policy*, forthcoming.
- Bonney, Kathryn, Cory Breaux, Catherine Buffington, Emin Dinlersoz, Lucia Foster, Nathan Goldschlag, John Haltiwanger, Zachary Kroff, and Keith Savage (2024). “The Impact of AI on

- the Workforce: Tasks versus Jobs?" *Economics Letters*, 244: 111971.
- Brey, Björn and Erik van der Marel (2024). "The Role of Human-Capital in Artificial Intelligence Adoption." *Economics Letters*, 244: 111949.
- 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: 109762.
- Chen, Chinchin and Carl Benedikt Frey (2024). "Robots and Reshoring: A Comparative Study of Automation, Trade, and Employment in Europe." *Industrial and Corporate Change*, 33 (6): 1331-1377.
- Chung, John and Yong Suk Lee (2023). "The Evolving Impact of Robots on Jobs." *ILR Review*, 76 (2): 290-319.
- Czarnitzki, Dirk, Gaston P. Fernandez, and Christian Rammer (2023). "Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity." *Journal of Economic Behavior and Organization*, 211: 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: 101108.
- Deng, Liuchun, Minako Fujio, Xin Lin, and Rui Ota (2023). "Labor Shortage and Early Robotization in Japan." *Economics Letters*, 233: 111404.
- de Vries, Gaaitzen J., Elisabetta Gentile, Sebastien Miroudot, and Konstantin M. Wacker (2020). "The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs." *Labour Economics*, 66: 101885.
- 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." CEP 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.
- Engberg, Erik, Holger Görg, Magnus Lodefalk, Farrukh Javed, Martin Långkvist, Natália Pimenta Monteiro, Hildegunn Kyvik Nordås, Sarah Schroeder, and Aili Tang (2024). "AI Unboxed and Jobs: A Novel Measure and Firm-Level Evidence from Three Countries." IZA Discussion Paper, No. 16717.
- Felten, Edward, Manav Raj, and Robert Seamans (2021). "Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses." *Strategic Management Journal*, 42 (12): 2195-2217.

- Fernald, John G. and Charles I. Jones (2014). “The Future of US Economic Growth.” *American Economic Review*, 104 (5): 44-49.
- Filippucci, Francesco, Peter Gal, and Matthias Schief (2024). “Miracle or Myth? Assessing the Macroeconomic Productivity Gains from Artificial Intelligence.” OECD Artificial Intelligence Papers, No. 29.
- Graetz, Georg and Guy Michaels (2018). “Robots at Work.” *Review of Economics and Statistics*, 100 (5): 753–768.
- Hartwig, Jochen (2011). “Testing the Baumol-Nordhaus Model with EUKLEMS Data.” *Review of Income and Wealth*, 57 (3): 471-489.
- Humlum, Anders and Emilie Vestergaard (2024). “The Adoption of ChatGPT.” IZA Discussion Paper, No. 16992.
- International Federation of Robotics (IFR) (2024). *World Robotics 2024: Service Robots*.
- Kanazawa, Kyogo, Daiji Kawaguchi, Hitoshi Shigeoka, and Yasutora Watanabe (2022). “AI, Skill, and Productivity: The Case of Taxi Drivers.” NBER Working Paper, No. 30612.
- Kikuchi, Shinnosuke, Ippei Fujiwara, and Toyochiro Shirota (2024). “Automation and Disappearing Routine Occupations in Japan.” *Journal of the Japanese and International Economies*, 74: 101338.
- Koch, Michael, Ilya Manuylov, and Marcel Smolka (2021). “Robots and Firms.” *Economic Journal*, 131: 2553-2584.
- Kromann, Lene and Anders Sørensen (2019), “Automation, Performance and International Competition: A Firm-Level Comparison of Process Innovation,” *Economic Policy*, 100: 693-722.
- 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, Toshiaki Iizuka, and Karen Eggleston (2025). “Robots and Labor in Nursing Homes.” *Labour Economics*, 92: 102666.
- Mann, Katja and Lukas Püttmann (2023). “Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts.” *Review of Economics and Statistics*, 105 (3): 562-579.
- Marioni, Larissa de Silva, Ana Rincon-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: 106762.
- Mas, Alexandre and Amanda Pallais (2020). “Alternative Work Arrangements.” *Annual Review of Economics*, 12: 631-658.
- McElheran, Kristina, J. Frank Li, Erik Brynjolfsson, Zachary Kroff, Emin Dinlersoz, Lucia S.

- Foster, and Nikolas Zolas (2024). "AI Adoption in America: Who, What, and Where." *Journal of Economics and Management Strategy*, 33 (2): 375-415.
- Morikawa, Masayuki (2017). "Firms' Expectations about the Impact of AI and Robotics: Evidence from a Survey." *Economic Inquiry*, 55 (2): 1054-1063.
- Morikawa, Masayuki (2020). "Heterogeneous Relationships between Automation Technologies and Skilled Labor: Evidence from a Firm Survey," RIETI Discussion Paper, 20-E-004.
- Morikawa, Masayuki (2024a). "Use of Artificial Intelligence and Productivity: Evidence from Firm and Worker Surveys." RIETI Discussion Paper, 24-E-074.
- Morikawa, Masayuki (2024b). "Macroeconomic Impact of Artificial Intelligence on Productivity: An Estimate from a Survey." RIETI Discussion Paper, 24-E-084.
- Neumark, David (1988). "Employers' Discriminatory Behaviour and the Estimation of Wage Discrimination." *Journal of Human Resources*, 23 (3): 270-293.
- Nordhaus William D. (2008). "Baumol's Diseases: A Macroeconomic Perspective." *B.E. Journal of Macroeconomics*, 8 (1): 1-39.
- Nordhaus, William D. (2021). "Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth." *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13 (1): 299-332.
- Noy, Shakked and Whitney Zhang (2023). "Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence." *Science*, 381: 187-192.
- Park, Cyn-Young, Kwanho Shin, and Aiko Kikkawa (2021). "Aging, Automation, and Productivity in Korea," *Journal of the Japanese and International Economies*, 59: 101109.
- Peng, Sida, Eirini Kalliamvakou, Peter Cihon, and Mert Demirer (2023). "The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot." arXiv.2302.06590.
- Pilat, Dirk, Frank Lee, and Bart van Ark (2002). "Production and Use of ICT: A Selected Perspective on Productivity Growth in the OECD Area." *OECD Economic Studies*, 35: 47-78.
- Restrepo, Pascual (2023). "Automation: Theory, Evidence, and Outlook." *Annual Review of Economics*, forthcoming.
- Stiebale, Joel, Jens Suedekum, and Nicole Woessner (2024). "Robots and the Rise of European Superstar Firms." *International Journal of Industrial Organization*, 97: 103085.
- Stroh, Kevin J. (2002). "Information Technology and the U.S. Productivity Revival: What Do the Industry Data Say?" *American Economic Review*, 92 (5): 1559-1576.
- Venturini, Francesco (2022). "Intelligent Technologies and Productivity Spillovers: Evidence from the Fourth Industrial Revolution." *Journal of Economic Behavior and Organization*, 194: 220-243.
- Webb, Michael, Nick Short, Nicholas Bloom, and Josh Lerner (2018). "Some Facts of High-Tech

Patenting.” NBER Working Paper, No. 24793.

Zolas, Nikolas, Zachary Kroff, Erik Brynjolfsson, Kristina McElheran, David N. Beede, Cathy Buffington, Nathan Goldschlag, Lucia Foster, and Emin Dinlersoz (2020). “Advanced Technologies Adoption and Use by U.S. Firms: Evidence from the Annual Business Survey.” NBER Working Paper, No. 28290.

表

表1 回答者の構成

		N	構成比
計		6,947	100.0%
性別	男	5,747	82.7%
	女	1,200	17.3%
年齢	20歳代	162	2.3%
	30歳代	614	8.8%
	40歳代	1,596	23.0%
	50歳代	2,641	38.0%
	60歳代	1,718	24.7%
	70歳以上	216	3.1%
産業	機械工業	2,312	33.3%
	汎用・生産用・業務用機械製造業	297	4.3%
	電子部品・デバイス製造業	465	6.7%
	電気機械製造業	768	11.1%
	情報・通信機器製造業	107	1.5%
	輸送用機械製造業	675	9.7%
	機械工業以外の製造業	613	8.8%
	非製造業	4,022	57.9%

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表2 職場のAI利用状況

産業	%	N
計	24.6%	6,947
機械工業	37.1%	2,312
他の製造業	25.1%	613
非製造業	17.3%	4,022
(機械工業内訳)		
汎用・生産用・業務用機械製造業	24.9%	297
電子部品・デバイス製造業	35.5%	465
電気機械製造業	39.5%	768
情報・通信機器製造業	57.9%	107
輸送用機械製造業	37.5%	675

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表3 自身の仕事でのAI利用

産業	現在利用	今後利用	利用しない
計	11.7%	35.5%	52.8%
機械工業	16.1%	44.8%	39.1%
他の製造業	11.3%	31.8%	56.9%
非製造業	9.2%	30.8%	60.0%
(機械工業内訳)			
汎用・生産用・業務用機械製造業	7.7%	43.8%	48.5%
電子部品・デバイス製造業	13.5%	48.0%	38.5%
電気機械製造業	17.6%	46.7%	35.7%
情報・通信機器製造業	29.0%	48.6%	22.4%
輸送用機械製造業	17.9%	40.1%	41.9%

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表4 労働者特性とAIの仕事での利用・利用見込み

	(1) 仕事に利用		(2) 仕事に利用する見込み	
	dF/dx	Robust SE	dF/dx	Robust SE
女性	-0.025	(0.009) **	-0.070	(0.020) ***
20歳代	0.017	(0.028)	0.082	(0.047) *
30歳代	0.050	(0.017) ***	0.009	(0.026)
40歳代	0.037	(0.010) ***	0.043	(0.018) **
60歳代	0.011	(0.010)	-0.035	(0.018) *
70歳以上	-0.026	(0.020)	-0.029	(0.038)
専門学校	0.024	(0.017)	0.025	(0.026)
短大・高専	0.042	(0.022) **	0.035	(0.032)
大学	0.051	(0.010) ***	0.132	(0.017) ***
大学院	0.128	(0.022) ***	0.126	(0.029) ***
機械工業	0.013	(0.009)	0.089	(0.018) ***
他の製造業	0.002	(0.013)	-0.017	(0.025)
会社役員	0.023	(0.018)	0.070	(0.033) **
自営業主	0.051	(0.021) ***	0.063	(0.032) **
非正規雇用者	-0.018	(0.010)	-0.035	(0.020) *
その他	-0.025	(0.041)	-0.005	(0.078)
管理職	0.005	(0.012)	0.084	(0.026) ***
専門的・技術的職種	0.006	(0.011)	0.019	(0.021)
販売職	-0.024	(0.021)	-0.081	(0.042) *
営業職	-0.012	(0.013)	0.001	(0.029)
サービス職	-0.023	(0.012) *	-0.068	(0.026) **
保安職	-0.082	(0.009) ***	-0.140	(0.053) **
農林漁業	-0.037	(0.037)	-0.029	(0.092)
生産工程業務	-0.071	(0.008) ***	-0.187	(0.023) ***
輸送・機械運転業務	-0.068	(0.013) ***	-0.199	(0.038) ***
建設・採掘業務	-0.071	(0.014) **	-0.179	(0.045) ***
運搬・清掃・包装等業務	-0.067	(0.014) ***	-0.272	(0.033) ***
20-299人	-0.012	(0.013)	0.111	(0.024) ***
300人以上	0.040	(0.014) ***	0.226	(0.025) ***
官公庁	-0.032	(0.020)	0.105	(0.050) **
ln年収	0.026	(0.007) ***	0.052	(0.012) ***
労働組合あり	0.040	(0.008) ***	0.113	(0.016) ***
Nobs.	6,947		6,136	
Pseudo R ²	0.1159		0.1384	

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) プロビット推計、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。

表5 機械工業と他産業のAI利用率の違いのOaxaca-Blinder要因分解

属性	寄与度	寄与率
性別	0.4%	5.3%
年齢	-0.1%	-1.5%
学歴	0.6%	8.9%
就労形態	-0.6%	-9.2%
職種	0.0%	0.0%
企業規模	1.9%	28.8%
賃金	0.9%	12.8%
労働組合	1.4%	21.2%
Explained	4.4%	66.3%
Unexplained	2.3%	33.7%
Total	6.7%	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表6 AI利用者・利用見込み者の賃金

	現在利用	今後利用
単純比較	70.6%	44.7%
属性調整後	13.9%	7.7%

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) 属性調整後の数字は、賃金関数のOLS推計による。被説明変数は年収(対数表示)、説明変数は週労働時間(対数表示)、性別、年齢、学歴、産業、職種、企業規模、労働組合の有無、柔軟な働き方(フレックスタイム、テレワーク)である。

表7 AI利用開始時期

産業	最近1年以	1~2年前	2~3年前	3~4年前	N
	内	から	から	以前から	
計	40.4%	38.0%	13.4%	8.1%	811
機械工業	40.5%	38.3%	13.4%	7.8%	373
他の製造業	40.6%	42.0%	10.1%	7.2%	69
非製造業	40.4%	36.9%	14.1%	8.7%	369
(機械工業内訳)					
汎用・生産用・業務用機械製造業	26.1%	43.5%	13.0%	17.4%	23
電子部品・デバイス製造業	39.7%	41.3%	15.9%	3.2%	63
電気機械製造業	40.7%	36.3%	11.1%	11.9%	135
情報・通信機器製造業	38.7%	41.9%	16.1%	3.2%	31
輸送用機械製造業	43.8%	37.2%	14.0%	5.0%	121

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表8 AI 利用者の AI 利用業務割合

産業	Mean	Min	p10	p50	p90	Max	N
計	11.5%	1%	2%	5%	30%	100%	811
機械工業	10.2%	1%	2%	5%	20%	100%	373
他の製造業	9.0%	1%	1%	5%	20%	60%	69
非製造業	13.3%	1%	2%	10%	30%	100%	369
(機械工業内訳)							
汎用・生産用・業務用機械製造業	11.3%	1%	1%	5%	30%	60%	23
電子部品・デバイス製造業	13.8%	1%	2%	10%	30%	80%	63
電気機械製造業	8.3%	1%	1%	5%	20%	50%	135
情報・通信機器製造業	12.8%	1%	3%	5%	20%	100%	31
輸送用機械製造業	9.5%	1%	2%	10%	20%	50%	121

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表9 AI 利用開始時期と利用業務割合・効率化効果・生産性効果

	(1) AI利用業務 シェア	(2) AI効率化 効果	(3) AI生産性 効果	N
最近1年以内	8.7%	16.0%	2.4%	328
1~2年前から	11.7%	19.3%	3.7%	308
2~3年前から	15.8%	21.2%	5.6%	109
3~4年前以前から	17.9%	22.0%	7.2%	66
計	11.5%	18.4%	3.7%	811

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 10 個人特性と AI の生産性効果

	(1) AI利用業務シェア		(2) 効率化効果		(3) 生産性効果	
	Coef.	Robust SE	Coef.	Robust SE	Coef.	Robust SE
女性	0.031	(0.018) *	0.058	(0.029) **	0.021	(0.012) *
20歳代	0.020	(0.046)	0.023	(0.070)	0.020	(0.037)
30歳代	0.022	(0.018)	0.049	(0.030) *	0.016	(0.012)
40歳代	-0.004	(0.011)	0.001	(0.016)	-0.002	(0.007)
60歳代	0.012	(0.014)	-0.004	(0.019)	0.004	(0.010)
70歳以上	-0.019	(0.032)	-0.089	(0.051) *	-0.038	(0.022) *
専門学校	-0.044	(0.021) **	-0.044	(0.031)	-0.032	(0.014) **
短大・高専	-0.058	(0.029) **	-0.034	(0.039)	-0.039	(0.017) **
大学	-0.027	(0.018)	0.007	(0.024)	-0.013	(0.013)
大学院	-0.025	(0.019)	-0.006	(0.027)	-0.014	(0.013)
機械工業	-0.017	(0.011)	0.001	(0.017)	-0.005	(0.006)
他の製造業	-0.027	(0.015) *	0.000	(0.028)	-0.003	(0.010)
会社役員	0.056	(0.023) **	0.040	(0.032)	0.030	(0.017) *
自営業主	-0.029	(0.037)	-0.027	(0.046)	0.002	(0.032)
非正規雇用者	0.010	(0.019)	-0.016	(0.025)	-0.006	(0.012)
その他	-0.052	(0.037)	0.047	(0.156)	-0.033	(0.029)
管理職	0.012	(0.015)	-0.007	(0.025)	0.000	(0.010)
専門的・技術的職種	0.006	(0.015)	0.005	(0.024)	0.001	(0.010)
販売職	0.029	(0.044)	0.034	(0.072)	-0.016	(0.022)
営業職	-0.008	(0.018)	-0.048	(0.027) *	-0.018	(0.009) **
サービス職	0.039	(0.031)	0.023	(0.039)	0.024	(0.027)
保安職	-0.019	(0.027)	-0.096	(0.041) **	-0.034	(0.019) *
農林漁業	-0.054	(0.032) *	-0.129	(0.042) ***	-0.066	(0.031) **
生産工程業務	-0.056	(0.021) ***	-0.072	(0.040) *	-0.036	(0.013) ***
輸送・機械運転業務	-0.039	(0.030)	-0.167	(0.044) ***	-0.051	(0.022) **
建設・採掘業務	-0.038	(0.057)	0.052	(0.172)	-0.013	(0.039)
運搬・清掃・包装等業務	0.006	(0.077)	-0.121	(0.054) **	-0.025	(0.023)
20-299人	-0.073	(0.030) **	-0.083	(0.038) **	-0.047	(0.020) **
300人以上	-0.053	(0.031) *	-0.067	(0.041)	-0.028	(0.022)
官公庁	-0.057	(0.063)	-0.001	(0.076)	-0.011	(0.045)
ln年収	0.000	(0.009)	-0.012	(0.013)	-0.007	(0.008)
労働組合あり	0.001	(0.013)	-0.007	(0.019)	-0.008	(0.008)
1-2年	0.029	(0.010) ***	0.031	(0.015) **	0.012	(0.006) *
2-3年	0.070	(0.017) ***	0.058	(0.021) ***	0.033	(0.013) ***
3-4年以前	0.088	(0.022) ***	0.054	(0.028) ***	0.047	(0.017) ***
Cons.	0.157	(0.064) **	0.300	(0.091) ***	0.112	(0.054) **
Nobs.	811		811		811	
R ²	0.1146		0.0774		0.0970	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) OLS 推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。

表 11 AI 利用による業務効率化効果

産業	Mean	Min	p10	p50	p90	Max	N
計	18.4%	0%	1%	10%	50%	100%	811
機械工業	17.2%	0%	1%	10%	40%	100%	373
他の製造業	17.0%	0%	0%	10%	50%	90%	69
非製造業	20.0%	0%	2%	10%	50%	100%	369
(機械工業内訳)							
汎用・生産用・業務用機械製造業	15.7%	0%	0%	10%	45%	70%	23
電子部品・デバイス製造業	19.6%	0%	5%	20%	40%	80%	63
電気機械製造業	16.7%	0%	1%	10%	40%	100%	135
情報・通信機器製造業	19.3%	0%	2%	10%	50%	100%	31
輸送用機械製造業	16.3%	0%	3%	10%	40%	100%	121

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 12 AI 利用の生産性効果

産業	Mean	Min	p10	p50	p90	Max	N
計	3.7%	0.0%	0.0%	1.0%	9.0%	100.0%	811
機械工業	2.8%	0.0%	0.0%	1.0%	6.0%	50.0%	373
他の製造業	2.8%	0.0%	0.0%	0.5%	9.8%	48.0%	69
非製造業	4.7%	0.0%	0.0%	1.0%	12.0%	100.0%	369
(機械工業内訳)							
汎用・生産用・業務用機械製造業	3.9%	0.0%	0.0%	0.5%	11.7%	42.0%	23
電子部品・デバイス製造業	4.2%	0.0%	0.1%	1.0%	15.0%	35.0%	63
電気機械製造業	2.3%	0.0%	0.0%	0.5%	6.0%	50.0%	135
情報・通信機器製造業	4.9%	0.0%	0.0%	1.0%	6.0%	50.0%	31
輸送用機械製造業	1.9%	0.0%	0.1%	1.0%	6.0%	15.0%	121

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 13 AI のマクロ経済（生産性）効果

産業	(1) マクロ経済効果	(2) 潜在的追加効果	(3) マクロ経済効果・賃金ウエイト
計	0.43%	1.31%	0.53%
機械工業	0.45%	1.26%	0.63%
他の製造業	0.31%	0.89%	0.39%
非製造業	0.44%	1.46%	0.48%
(機械工業内訳)			
汎用・生産用・業務用機械製造業	0.31%	1.73%	0.67%
電子部品・デバイス製造業	0.57%	2.02%	0.81%
電気機械製造業	0.40%	1.06%	0.48%
情報・通信機器製造業	1.43%	2.40%	2.12%
輸送用機械製造業	0.34%	0.76%	0.38%

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 14 利用している AI のアプリケーション

アプリケーション	全回答者	機械工業	他の製造業	非製造業
機械学習	40.4%	44.5%	47.8%	35.0%
自然言語処理(文書作成、翻訳等)	66.5%	67.6%	65.2%	65.6%
画像認識・画像処理	25.3%	24.1%	26.1%	26.3%
会話・音声認識	24.4%	24.1%	27.5%	24.1%
意思決定システム	8.3%	6.4%	7.2%	10.3%
その他	5.3%	5.9%	5.8%	4.6%
N	811	373	69	369

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) 複数回答なので、合計は 100%を上回る。

表 15 AI 利用業務

利用業務	全回答者	機械工業	他の製造業	非製造業
研究開発	34.4%	45.6%	29.0%	24.1%
生産管理	14.9%	17.2%	17.4%	12.2%
マーケティング	19.4%	16.9%	17.4%	22.2%
調達	6.9%	7.2%	8.7%	6.2%
顧客管理・顧客対応	16.5%	13.1%	13.0%	20.6%
人事・労務関係	12.1%	9.1%	14.5%	14.6%
経理関係	6.0%	4.6%	7.2%	7.3%
法務関係・コンプライアンス対応	10.4%	10.7%	8.7%	10.3%
その他	15.4%	12.3%	14.5%	18.7%
N	811	373	69	369

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) 複数回答なので、合計は 100%を上回る。

表 16 職場のロボット利用

産業	ロボット利用	産業用ロボ ット利用	サービスロ ボット利用	N
計	20.5%	17.4%	6.1%	6,947
機械工業	42.1%	39.4%	7.6%	2,312
他の製造業	27.7%	25.1%	6.5%	613
非製造業	6.9%	3.5%	5.1%	4,022
(機械工業内訳)				
汎用・生産用・業務用機械製造業	37.0%	36.0%	4.0%	297
電子部品・デバイス製造業	42.8%	39.6%	6.9%	465
電気機械製造業	33.3%	29.8%	8.6%	768
情報・通信機器製造業	25.2%	23.4%	3.7%	107
輸送用機械製造業	56.6%	54.4%	9.2%	675

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

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、産業用ロボット、サービスロボットの両方に計上している。

表 17 ロボット利用確率の推計

	(1) ロボット		(2) 産業用ロボット		(3) サービスロボット	
	dF/dx	Robust SE	dF/dx	Robust SE	dF/dx	Robust SE
機械工業	0.260	(0.012) ***	0.279	(0.012) ***	-0.006	(0.006)
他の製造業	0.220	(0.022) ***	0.270	(0.023) ***	-0.004	(0.009)
20-299人	0.091	(0.020) ***	0.090	(0.020) ***	0.029	(0.011) ***
300人以上	0.168	(0.018) ***	0.157	(0.018) ***	0.049	(0.011) ***
官公庁	-0.064	(0.039)	-0.037	(0.045)	-0.029	(0.016)
労働組合あり	0.090	(0.011) ***	0.051	(0.009) ***	0.038	(0.007) ***
Nobs.	6,947		6,947		6,947	
Pseudo R ²	0.216		0.265		0.041	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) プロビット推計、限界効果を表示。カッコ内はロバスタ標準誤差。***: p<0.01。

表 18 ロボット利用業務シェア

産業	Mean	Min	p10	p50	p90	Max	N
計	18.3%	1%	2%	10%	50%	100%	1,421
機械工業	19.4%	1%	3%	10%	50%	100%	974
他の製造業	17.8%	1%	2%	10%	50%	90%	170
非製造業	14.6%	1%	1%	10%	30%	100%	277
(機械工業内訳)							
汎用・生産用・業務用機械製造業	13.8%	1%	3%	10%	30%	80%	110
電子部品・デバイス製造業	21.5%	1%	3%	10%	50%	100%	199
電気機械製造業	16.2%	1%	2%	10%	40%	80%	256
情報・通信機器製造業	17.1%	1%	1%	10%	30%	100%	27
輸送用機械製造業	22.3%	1%	3%	15%	50%	100%	382

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 19 ロボットの効果の推計

	(1) 利用業務シェア		(2) 省力化効果		(3) 生産性効果	
	Coef.	RobustSE	Coef.	RobustSE	Coef.	RobustSE
機械工業	0.050	(0.011) ***	0.052	(0.012) ***	0.020	(0.005) ***
他の製造業	0.034	(0.017) **	0.055	(0.020) ***	0.017	(0.009) *
20-299人	-0.084	(0.034) **	-0.052	(0.037)	-0.049	(0.024) **
300人以上	-0.069	(0.033) **	-0.043	(0.037)	-0.040	(0.023) *
官公庁	0.046	(0.188)	0.061	(0.188)	0.091	(0.137)
労働組合あり	0.015	(0.011)	0.003	(0.012)	0.009	(0.005) *
Cons.	0.202	(0.033) ***	0.188	(0.036) ***	0.071	(0.025) ***
Nobs.	1,421		1,421		1,421	
R2	0.0179		0.0124		0.0149	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) OLS 推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。

表 20 ロボット利用の省力化効果

産業	Mean	Min	p10	p50	p90	Max	N
計	19.0%	0%	0%	10%	50%	100%	1,421
機械工業	19.9%	0%	0%	10%	50%	100%	974
他の製造業	20.3%	0%	0%	10%	50%	100%	170
非製造業	15.0%	0%	0%	10%	40%	100%	277
(機械工業内訳)							
汎用・生産用・業務用機械製造業	16.8%	0%	0%	10%	50%	70%	110
電子部品・デバイス製造業	22.6%	0%	0%	20%	50%	100%	199
電気機械製造業	17.9%	0%	0%	10%	50%	100%	256
情報・通信機器製造業	22.0%	0%	0%	20%	50%	100%	27
輸送用機械製造業	20.6%	0%	0%	10%	50%	100%	382

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 21 ロボット利用の生産性効果

産業	Mean	Min	p10	p50	p90	Max	N
計	5.3%	0%	0%	1%	15%	100%	1,421
機械工業	5.7%	0%	0%	2%	15%	100%	974
他の製造業	5.4%	0%	0%	1%	19%	81%	170
非製造業	3.9%	0%	0%	1%	10%	100%	277
(機械工業内訳)							
汎用・生産用・業務用機械製造業	3.2%	0%	0%	1%	9%	42%	110
電子部品・デバイス製造業	7.0%	0%	0%	2%	24%	81%	199
電気機械製造業	4.6%	0%	0%	1%	10%	64%	256
情報・通信機器製造業	6.3%	0%	0%	2%	8%	100%	27
輸送用機械製造業	6.3%	0%	0%	2%	20%	64%	382

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 22 ロボット利用のマクロ経済（生産性）効果

産業	%
計	1.08%
機械工業	2.39%
他の製造業	1.51%
非製造業	0.27%
（機械工業内訳）	
汎用・生産用・業務用機械製造業	1.19%
電子部品・デバイス製造業	3.01%
電気機械製造業	1.54%
情報・通信機器製造業	1.58%
輸送用機械製造業	3.57%

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 23 自動化技術により仕事を失うリスク

産業	%	N
計	30.6%	6,947
機械工業	32.1%	2,312
他の製造業	33.1%	613
非製造業	29.4%	4,022
（機械工業内訳）		
汎用・生産用・業務用機械製造業	26.3%	297
電子部品・デバイス製造業	34.0%	465
電気機械製造業	30.2%	768
情報・通信機器製造業	33.6%	107
輸送用機械製造業	35.1%	675

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) AI・ロボットにより、将来の自身の「仕事が失われるおそれがある」と回答した人の割合。

表 24 労働者特性と雇用・賃金リスク（推計結果）

	(1) 失職リスク		(2) 賃金低下リスク	
	dF/dx	Robust SE	Coef.	Robust SE
女性	-0.007	(0.017)	0.026	(0.043)
20歳代	-0.008	(0.037)	-0.161	(0.093) *
30歳代	0.018	(0.022)	-0.042	(0.058)
40歳代	0.044	(0.015) ***	-0.029	(0.039)
60歳代	-0.070	(0.015) ***	-0.108	(0.038) ***
70歳以上	-0.127	(0.029) ***	-0.263	(0.080) ***
専門学校	0.035	(0.022)	0.063	(0.054)
短大・高専	-0.001	(0.027)	-0.055	(0.067)
大学	0.045	(0.015) ***	0.009	(0.036)
大学院	-0.004	(0.024)	-0.037	(0.061)
機械工業	0.000	(0.016)	0.024	(0.040)
他の製造業	0.010	(0.022)	0.094	(0.058)
会社役員	0.010	(0.028)	-0.006	(0.069)
自営業主	0.049	(0.027) *	0.072	(0.062)
非正規雇用者	0.061	(0.018) ***	-0.023	(0.043)
その他	0.044	(0.067)	-0.215	(0.171)
管理職	-0.107	(0.018) ***	-0.453	(0.054) ***
専門的・技術的職種	-0.124	(0.016) ***	-0.214	(0.045) ***
販売職	-0.005	(0.038)	-0.002	(0.106)
営業職	-0.098	(0.021) ***	-0.134	(0.064) **
サービス職	-0.061	(0.021) ***	-0.037	(0.059)
保安職	-0.157	(0.038) ***	-0.347	(0.118) ***
農林漁業	-0.219	(0.042) ***	-0.444	(0.186) **
生産工程業務	-0.029	(0.023)	-0.045	(0.063)
輸送・機械運転業務	-0.062	(0.037)	0.043	(0.105)
建設・採掘業務	-0.110	(0.037) **	-0.016	(0.119)
運搬・清掃・包装等業務	-0.110	(0.033) ***	0.153	(0.107)
20-299人	0.066	(0.021) ***	0.091	(0.048) *
300人以上	0.076	(0.022) ***	0.086	(0.053)
官公庁	0.064	(0.044)	0.034	(0.096)
ln年収	-0.037	(0.009) ***	-0.073	(0.024) ***
労働組合あり	0.044	(0.014) ***	0.011	(0.036)
職場AI利用	0.070	(0.017) ***	-0.149	(0.043) ***
自身AI利用	-0.050	(0.019) **	-0.134	(0.056) **
職場ロボット利用	0.010	(0.016)	-0.306	(0.041) ***
Nobs.	6,947		6,947	
Pseudo R ²	0.0347		0.0332	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) (1)はプロビット推計(限界効果を表示)、(2)は順序プロビット推計。カッコ内はロバスト標準誤差。

***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。

表 25 自動化技術の賃金への影響

産業	高くなる	影響がない	低くなる	DI
計	7.3%	62.2%	30.4%	-23.1%
機械工業	9.8%	62.5%	27.7%	-17.9%
他の製造業	8.8%	56.6%	34.6%	-25.8%
非製造業	5.7%	63.0%	31.4%	-25.7%
(機械工業内訳)				
汎用・生産用・業務用機械製造業	11.1%	65.0%	23.9%	-12.8%
電子部品・デバイス製造業	9.5%	62.4%	28.2%	-18.7%
電気機械製造業	9.9%	62.8%	27.3%	-17.4%
情報・通信機器製造業	10.3%	61.7%	28.0%	-17.8%
輸送用機械製造業	9.3%	61.3%	29.3%	-20.0%

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) DI は、「高くなると思う」(%) から「低くなると思う」(%) を引いた数字。

表 26 柔軟な働き方の利用状況

	フレックスタイム	テレワーク	N
計	25.3%	24.1%	6,947
機械工業	39.3%	32.9%	2,312
他の製造業	26.6%	23.2%	613
非製造業	17.1%	19.1%	4,022
(機械工業内訳)			
汎用・生産用・業務用機械製造業	24.2%	26.3%	297
電子部品・デバイス製造業	37.2%	32.7%	465
電気機械製造業	39.5%	34.1%	768
情報・通信機器製造業	55.1%	57.9%	107
輸送用機械製造業	44.6%	30.5%	675

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

表 27 個人特性と柔軟な働き方

	(1) フレックスタイム		(2) テレワーク	
	dF/dx	Robust SE	dF/dx	Robust SE
女性	0.034	(0.017) **	0.042	(0.017) ***
20歳代	-0.004	(0.037)	-0.069	(0.029) **
30歳代	0.033	(0.022)	-0.016	(0.020)
40歳代	0.039	(0.015) ***	0.023	(0.014) *
60歳代	0.046	(0.018) ***	0.035	(0.016) **
70歳以上	0.038	(0.039)	-0.011	(0.031)
専門学校	0.037	(0.023) *	0.062	(0.024) ***
短大・高専	0.053	(0.028) **	0.066	(0.029) **
大学	0.048	(0.014) ***	0.126	(0.014) ***
大学院	0.163	(0.026) ***	0.225	(0.027) ***
機械工業	0.126	(0.015) ***	0.059	(0.014) ***
他の製造業	0.087	(0.023) ***	0.034	(0.021) *
会社役員	0.036	(0.027)	0.093	(0.028) ***
自営業主	0.038	(0.027)	0.107	(0.028) ***
非正規雇用者	-0.043	(0.016) **	0.004	(0.016)
その他	0.012	(0.072)	0.098	(0.070)
管理職	-0.005	(0.019)	-0.031	(0.017) *
専門的・技術的職種	0.020	(0.017)	-0.025	(0.015) *
販売職	-0.045	(0.037)	-0.126	(0.021) ***
営業職	-0.018	(0.022)	0.010	(0.021)
サービス職	-0.022	(0.022)	-0.069	(0.017) ***
保安職	-0.046	(0.055)	-0.088	(0.040) *
生産工程業務	-0.148	(0.015) ***	-0.191	(0.010) ***
輸送・機械運転業務	-0.042	(0.040)	-0.134	(0.022) ***
建設・採掘業務	-0.046	(0.042)	-0.111	(0.029) ***
運搬・清掃・包装等業務	-0.088	(0.037) **	-0.153	(0.020) ***
20-299人	-0.059	(0.019) ***	-0.049	(0.018) ***
300人以上	0.032	(0.021)	0.045	(0.020) **
官公庁	-0.116	(0.029) ***	-0.112	(0.024) ***
ln年収	0.026	(0.010) ***	0.011	(0.009)
ln労働時間	-0.002	(0.014)	-0.041	(0.013) ***
労働組合あり	0.087	(0.013) ***	0.045	(0.013) ***
職場AI利用	0.155	(0.017) ***	0.188	(0.016) ***
自身AI利用	0.057	(0.020) ***	0.050	(0.018) ***
職場ロボット利用	0.037	(0.015) **	0.032	(0.015) **
Nobs.	6,909		6,909	
Pseudo R ²	0.1680		0.1849	

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) プロビット推計、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。

表 28 仕事満足度

産業	満足	まあ満足	どちらとも いえない	やや不満	不満	DI
計	6.3%	33.7%	32.6%	15.8%	11.5%	3.8%
機械工業	5.3%	33.9%	33.1%	16.0%	11.7%	2.6%
他の製造業	4.9%	32.1%	33.6%	17.5%	11.9%	0.3%
非製造業	7.1%	33.9%	32.2%	15.4%	11.4%	5.0%
(機械工業内訳)						
汎用・生産用・業務用機械製造業	7.7%	36.4%	30.6%	15.2%	10.1%	8.2%
電子部品・デバイス製造業	3.4%	34.6%	33.8%	16.1%	12.0%	0.6%
電気機械製造業	5.7%	33.6%	33.3%	15.6%	11.7%	3.0%
情報・通信機器製造業	3.7%	39.3%	29.0%	15.0%	13.1%	2.8%
輸送用機械製造業	5.3%	31.7%	34.1%	17.0%	11.9%	0.8%
(AI・ロボットの利用)						
職場AI利用	8.7%	42.0%	26.6%	14.3%	8.4%	14.2%
職場AI不利用	5.6%	31.0%	34.6%	16.3%	12.5%	0.4%
自身AI利用	9.9%	40.8%	25.8%	14.3%	9.2%	13.9%
自身AI不利用	5.9%	32.8%	33.5%	16.0%	11.8%	2.5%
職場ロボット利用	6.8%	36.6%	30.0%	15.8%	10.8%	6.3%
職場ロボット不利用	6.2%	33.0%	33.3%	15.8%	11.7%	3.1%

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) DIは「満足」=1, 「まあ満足」=0.5, 「どちらともいえない」=0, 「やや不満」=▲0.5, 「不満」=▲1として集計した数字。

表 29 労働者特性と仕事満足度

	Coef.	Robust SE
女性	0.200	(0.040) ***
20歳代	0.018	(0.090)
30歳代	-0.027	(0.048)
40歳代	-0.004	(0.034)
60歳代	0.227	(0.035) ***
70歳以上	0.525	(0.077) ***
専門学校	-0.133	(0.048) ***
短大・高専	0.025	(0.062)
大学	0.009	(0.034)
大学院	0.019	(0.055)
機械工業	-0.122	(0.036) ***
他の製造業	-0.108	(0.050) **
会社役員	0.215	(0.062) ***
自営業主	0.093	(0.059)
非正規雇用者	0.099	(0.039) **
その他	0.331	(0.139) **
管理職	0.232	(0.048) ***
専門的・技術的職種	0.133	(0.042) ***
販売職	-0.009	(0.094)
営業職	0.118	(0.056) **
サービス職	0.120	(0.053) **
保安職	0.028	(0.119)
農林漁業	0.055	(0.203)
生産工程業務	0.119	(0.057) **
輸送・機械運転業務	-0.028	(0.097)
建設・採掘業務	0.053	(0.094)
運搬・清掃・包装等業務	-0.051	(0.100)
20-299人	-0.108	(0.044) **
300人以上	-0.139	(0.049) ***
官公庁	-0.001	(0.096)
ln年収	0.172	(0.022) ***
ln労働時間	-0.147	(0.033) ***
労働組合あり	0.052	(0.032)
フレックスタイム利用	0.048	(0.033)
テレワーク利用	0.027	(0.033)
職場AI利用	0.225	(0.038) ***
自身AI利用	0.027	(0.049)
職場ロボット利用	0.051	(0.035)
Nobs.	6,947	
Pseudo R ²	0.022	

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

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, **: p<0.05。

附表

付表1 労働者特性別のAI利用・生産性効果の集計

属性		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
		AI利用率	AI利用業務 シェア	AI効率化 効果	AI生産性 効果	マクロ労働生 産性寄与度
回答者計		11.7%	11.5%	18.4%	3.7%	0.43%
性別	男	12.4%	11.2%	17.6%	3.4%	0.42%
	女	8.1%	14.2%	24.8%	5.9%	0.48%
年齢	20歳代	9.3%	15.3%	23.3%	7.0%	0.65%
	30歳代	14.5%	13.0%	23.3%	4.9%	0.71%
	40歳代	14.0%	10.8%	18.3%	3.4%	0.47%
	50歳代	10.7%	10.5%	17.3%	3.1%	0.33%
	60歳代	11.1%	13.0%	17.9%	4.2%	0.47%
	70歳以上	5.1%	10.5%	12.5%	1.9%	0.10%
学歴	高卒以下	5.0%	13.7%	18.6%	5.1%	0.26%
	専門学校	7.0%	9.4%	14.9%	2.2%	0.15%
	短大・高専	9.1%	10.1%	18.5%	2.6%	0.23%
	大学	13.6%	11.4%	18.7%	3.7%	0.50%
	大学院	26.9%	11.7%	18.5%	3.7%	0.98%
就労形態	会社役員	13.4%	18.2%	22.8%	6.7%	0.90%
	自営業主	8.7%	14.3%	22.7%	7.7%	0.67%
	正規雇用者	13.3%	10.6%	17.9%	3.1%	0.41%
	非正規雇用者	6.5%	12.5%	16.7%	3.2%	0.21%
	その他	3.5%	7.5%	27.5%	2.6%	0.09%
職種	管理職	17.6%	11.6%	17.3%	3.3%	0.58%
	専門的・技術的職種	15.9%	11.4%	19.1%	3.8%	0.60%
	事務職	11.9%	10.9%	20.3%	4.0%	0.47%
	販売職	7.0%	16.8%	24.5%	4.1%	0.29%
	営業職	12.1%	10.1%	14.2%	1.9%	0.23%
	サービス職	6.5%	16.9%	22.8%	7.7%	0.50%
	保安職	1.2%	10.0%	10.0%	1.0%	0.01%
	農林漁業	5.3%	6.5%	10.0%	0.7%	0.03%
	生産工程業務	3.3%	7.3%	13.3%	1.4%	0.05%
	輸送・機械運転業務	2.8%	9.8%	4.8%	0.3%	0.01%
	建設・採掘業務	1.6%	15.0%	27.0%	6.8%	0.11%
	運搬・清掃・包装等業務	2.1%	13.0%	8.3%	1.8%	0.04%
企業規模	20人未満	7.0%	16.3%	24.4%	7.9%	0.55%
	20-299人	6.4%	10.5%	17.0%	2.4%	0.15%
	300人以上	17.4%	10.9%	17.5%	3.2%	0.55%
	官公庁	6.9%	12.0%	25.0%	5.7%	0.39%
年間収入	500万円未満	6.3%	13.5%	21.5%	5.5%	0.35%
	500-999万円	13.9%	10.1%	17.6%	2.8%	0.39%
	1000万円以上	28.2%	12.1%	16.9%	3.4%	0.95%
労働組合	労組なし	7.3%	12.7%	19.9%	4.9%	0.36%
	労組あり	17.0%	10.9%	17.7%	3.1%	0.52%
AI利用開始時期	最近1年以内		8.7%	16.0%	2.4%	
	1~2年前から		11.7%	19.3%	3.7%	
	2~3年前から		15.8%	21.2%	5.6%	
	3~4年前以前から		17.9%	22.0%	7.2%	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

付表2 勤務先の業況（現状）

産業	良い	さほど良くない	悪い	DI	N
計	32.9%	52.4%	14.7%	18.2%	6,947
機械工業	33.9%	51.0%	15.1%	18.8%	2,312
他の製造業	31.6%	51.2%	17.1%	14.5%	613
非製造業	32.6%	53.3%	14.1%	18.5%	4,022
(機械工業内訳)					
汎用・生産用・業務用機械製造業	35.0%	49.8%	15.2%	19.9%	297
電子部品・デバイス製造業	32.3%	48.0%	19.8%	12.5%	465
電気機械製造業	36.2%	52.2%	11.6%	24.6%	768
情報・通信機器製造業	34.6%	55.1%	10.3%	24.3%	107
輸送用機械製造業	31.9%	51.4%	16.7%	15.1%	675

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) DI は、「良い」(%) - 「悪い」(%)。

付表3 勤務先の1年後の業況見通し

産業	良くなる	変わらない	悪くなる	DI	N
全産業	18.4%	61.1%	20.5%	-2.1%	6,947
機械工業	20.2%	57.7%	22.1%	-1.8%	2,312
他の製造業	19.2%	60.2%	20.6%	-1.3%	613
非製造業	17.2%	63.2%	19.6%	-2.4%	4,022
(機械工業内訳)					
汎用・生産用・業務用機械製造業	17.2%	60.9%	21.9%	-4.7%	297
電子部品・デバイス製造業	23.2%	51.8%	24.9%	-1.7%	465
電気機械製造業	21.9%	61.1%	17.1%	4.8%	768
情報・通信機器製造業	18.7%	63.6%	17.8%	0.9%	107
輸送用機械製造業	17.9%	55.6%	26.5%	-8.6%	675

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) DI は、「良くなると思う」(%) - 「悪くなると思う」(%)。

付表4 賃金の状況と見通し (%)

	(1) 今年の賃金 (昨年比)	(2) 来年の予想 賃金(今年比)	(3) 5年後の予想 賃金(今年比)	N
計	-1.0	-0.7	-0.7	6,947
機械工業	-1.1	-1.0	-1.5	2,312
他の製造業	-0.1	-0.1	-0.8	613
非製造業	-1.0	-0.6	-0.3	4,022
(機械工業内訳)				
汎用・生産用・業務用機械製造業	-1.4	-0.6	0.6	297
電子部品・デバイス製造業	-1.0	-0.7	-1.1	465
電気機械製造業	-1.3	-1.1	-2.1	768
情報・通信機器製造業	-1.7	-1.8	-2.0	107
輸送用機械製造業	-0.8	-1.3	-1.9	675

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

付表5 実質賃金の見通し (%)

	(1) 来年の予想実 質賃金(今年比)	(2) 5年後の予想実 質賃金(今年比)	N
計	-3.4	-4.1	6,947
機械工業	-3.8	-5.4	2,312
他の製造業	-2.9	-4.0	613
非製造業	-3.2	-3.5	4,022
(機械工業内訳)			
汎用・生産用・業務用機械製造業	-3.8	-4.3	297
電子部品・デバイス製造業	-3.2	-4.6	465
電気機械製造業	-3.9	-6.2	768
情報・通信機器製造業	-5.0	-6.9	107
輸送用機械製造業	-3.9	-5.3	675

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

付表6 労働者特性と賃金の見通し

	(1) 来年の賃金		(2) 5年後の賃金	
	Coef.	Robust SE	Coef.	Robust SE
女性	-0.133	(0.389)	0.076	(0.443)
20歳代	2.083	(0.985) **	0.720	(0.795)
30歳代	0.524	(0.384)	1.343	(0.461) ***
40歳代	-0.856	(0.241) ***	-2.994	(0.317) ***
60歳代	-2.537	(0.382) ***	-4.522	(0.474) ***
70歳以上	-2.059	(0.746) ***	-4.610	(1.111) ***
専門学校	-0.343	(0.390)	0.391	(0.468)
短大・高専	0.103	(0.507)	0.843	(0.689)
大学	-0.214	(0.293)	0.428	(0.396)
大学院	-0.808	(0.495)	0.269	(0.707)
機械工業	-0.767	(0.290) ***	-1.065	(0.396) ***
他の製造業	0.020	(0.352)	-0.856	(0.491) *
会社役員	0.152	(0.612)	1.292	(0.643) **
自営業主	-2.079	(0.676) ***	-0.511	(0.809)
非正規雇用者	0.115	(0.374)	-0.074	(0.499)
その他	2.680	(2.389)	5.752	(3.599)
管理職	-0.033	(0.401)	1.706	(0.541) ***
専門的・技術的職種	-0.532	(0.349)	-0.487	(0.482)
販売職	0.497	(1.019)	1.064	(1.325)
営業職	-0.220	(0.441)	0.653	(0.577)
サービス職	0.298	(0.472)	-0.321	(0.607)
保安職	-0.539	(0.761)	0.697	(1.016)
農林漁業	3.343	(1.926) *	0.862	(2.540)
生産工程業務	-0.010	(0.383)	0.129	(0.635)
輸送・機械運転業務	-0.238	(0.742)	1.403	(0.787) *
建設・採掘業務	-2.608	(1.387) *	-0.288	(0.984)
運搬・清掃・包装等業務	-0.072	(0.508)	-0.221	(1.183)
20-299人	-0.028	(0.405)	-0.014	(0.423)
300人以上	-0.361	(0.452)	-0.693	(0.499)
官公庁	0.354	(0.552)	0.683	(0.995)
ln年収	0.292	(0.284)	0.028	(0.325)
労働組合あり	-0.094	(0.253)	-0.354	(0.377)
職場AI利用	0.547	(0.352)	0.226	(0.536)
自身AI利用	-0.067	(0.464)	0.585	(0.638)
職場ロボット利用	0.432	(0.302)	0.775	(0.417) *
Cons.	-0.752	(1.760)	1.149	(1.987)
Nobs.	6,758		6,169	
R ²	0.0265		0.0396	

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) OLS 推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。

付表7 職場の労働力不足感

産業	深刻な人手不足	やや人手不足	人手不足ではない	人手が余っている	DI
計	17.0%	54.2%	26.2%	2.6%	42.8
機械工業	14.6%	60.0%	21.7%	3.7%	42.7
他の製造業	16.5%	55.8%	25.3%	2.4%	43.1
非製造業	18.5%	50.6%	28.9%	2.0%	42.9
(機械工業内訳)					
汎用・生産用・業務用機械製造業	13.8%	62.6%	20.9%	2.7%	43.8
電子部品・デバイス製造業	15.1%	55.1%	25.8%	4.1%	40.5
電気機械製造業	13.5%	61.1%	21.6%	3.8%	42.2
情報・通信機器製造業	11.2%	64.5%	18.7%	5.6%	40.7
輸送用機械製造業	16.3%	60.3%	19.9%	3.6%	44.7
(AI・ロボットの利用)					
職場AI利用	16.9%	60.8%	19.8%	2.4%	46.2
職場AI不利用	17.1%	52.0%	28.3%	2.7%	41.7
自身AI利用	17.3%	58.7%	21.2%	2.8%	45.2
自身AI不利用	17.0%	53.6%	26.9%	2.6%	42.5
職場ロボット利用	15.9%	61.4%	19.9%	2.8%	45.2
職場ロボット不利用	17.3%	52.3%	27.8%	2.5%	42.2

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) DI は、「深刻な人手不足」=1, 「やや人手不足」=0.5, 「人手不足ではない」=0, 「人手が余っている」=▲1 として集計した数字。

付表 8 労働力不足感の推計結果

	(1)		(2)	
	Coef.	Robust SE	Coef.	Robust SE
機械工業	-0.146	(0.034) ***	-0.157	(0.036) ***
他の製造業	-0.077	(0.051)	-0.084	(0.051)
管理職	0.300	(0.045) ***	0.294	(0.045) ***
専門的・技術的職種	0.149	(0.041) ***	0.148	(0.041) ***
販売職	0.212	(0.097) **	0.215	(0.097) **
営業職	0.130	(0.057) **	0.131	(0.057) **
サービス職	0.138	(0.054) **	0.140	(0.054) ***
保安職	0.288	(0.131) **	0.295	(0.131) **
農林漁業	0.259	(0.216)	0.261	(0.216)
生産工程業務	0.000	(0.056)	0.011	(0.056)
輸送・機械運転業務	0.278	(0.098) ***	0.284	(0.098) ***
建設・採掘業務	0.445	(0.114) ***	0.449	(0.114) ***
運搬・清掃・包装等業務	0.242	(0.101) **	0.250	(0.101) **
20-299人	0.739	(0.042) ***	0.739	(0.042) ***
300人以上	0.603	(0.045) ***	0.590	(0.046) ***
官公庁	0.680	(0.100) ***	0.677	(0.100) ***
労働組合あり	0.074	(0.033) **	0.065	(0.033) *
職場AI利用			0.059	(0.039)
自身AI利用			-0.003	(0.048)
職場ロボット利用			0.022	(0.037)
Nobs.	6,947		6,947	
Pseudo R ²	0.0316		0.0318	

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) 順序プロビット推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。

付表9 産業政策への見方

	望ましい	どちらとも言えない	望ましくない	DI	N
計	30.6%	53.5%	15.9%	14.8%	6,947
機械工業	37.8%	47.9%	14.3%	23.6%	2,312
他の製造業	31.3%	54.3%	14.4%	17.0%	613
非製造業	26.4%	56.5%	17.1%	9.3%	4,022
(機械工業内訳)					
汎用・生産用・業務用機械製造業	37.7%	51.5%	10.8%	26.9%	297
電子部品・デバイス製造業	37.4%	49.2%	13.3%	24.1%	465
電気機械製造業	39.1%	45.6%	15.4%	23.7%	768
情報・通信機器製造業	30.8%	51.4%	17.8%	13.1%	107
輸送用機械製造業	37.9%	47.4%	14.7%	23.3%	675

出所) 「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

注) DI は、「望ましい」(%) - 「望ましくない」(%)。

付表 10 労働者特性と産業政策への支持

	Coef.	Robust SE
女性	-0.037	(0.039)
20歳代	0.005	(0.101)
30歳代	0.039	(0.055)
40歳代	-0.052	(0.036)
60歳代	0.069	(0.042)
70歳以上	0.260	(0.088) ***
専門学校	0.047	(0.047)
短大・高専	0.067	(0.062)
大学	0.102	(0.034) ***
大学院	0.089	(0.060)
機械工業	0.151	(0.038) ***
他の製造業	0.112	(0.052) **
会社役員	-0.155	(0.068) **
自営業主	0.034	(0.058)
非正規雇用者	0.064	(0.040)
その他	0.269	(0.145) *
管理職	0.199	(0.053) ***
専門的・技術的職種	-0.001	(0.044)
販売職	-0.059	(0.094)
営業職	0.081	(0.061)
サービス職	-0.051	(0.055)
保安職	-0.142	(0.125)
農林漁業	0.004	(0.205)
生産工程業務	-0.190	(0.058) ***
輸送・機械運転業務	-0.132	(0.103)
建設・採掘業務	-0.072	(0.093)
運搬・清掃・包装等業務	-0.156	(0.091) *
20-299人	0.080	(0.045) *
300人以上	0.111	(0.049) **
官公庁	0.028	(0.094)
ln年収	0.040	(0.022) *
労働組合あり	0.180	(0.034) ***
Nobs.	6,947	
Pseudo R ²	0.0203	

出所)「仕事の現状と見通しに関するインターネット調査」より筆者作成。

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, **: p<0.05, *: p<0.10。