



RIETI Discussion Paper Series 24-J-011

日本企業・労働者のAI利用と生産性

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/>

日本企業・労働者の AI 利用と生産性*

森川正之（RIETI／一橋大学）

（要旨）

人工知能（AI）の利用が急速に広がる中、それが経済成長や労働市場に対してどのような効果を持つのかへの関心が高い。しかし、AI の利用実態に関する統計データが乏しいことが、実証研究の大きな障害となってきた。本稿は、企業及び労働者に対する独自のサーベイに基づき、日本における AI など新しい自動化技術の利用実態、それらを利用する企業・労働者の特性、AI が生産性や雇用に与える効果についての見方を概観する。その結果によれば、第一に、AI 利用企業は急増しており、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。ロボット利用企業も増えているが、労働者の学歴との関係は希薄であり、技術によって労働市場への影響が異なることを示唆している。第二に、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。第三に、AI 利用企業は、それが自社の生産性や賃金を高める一方、雇用を減少させる可能性があると予想している。第四に、労働者レベルでも高学歴層ほど AI を利用しており、現時点において AI と高学歴労働者が補完的なことを示唆している。第五に、AI を利用している労働者は、業務の生産性が平均で 20%程度向上したと判断しており、AI が潜在的にかなり大きな生産性効果を持つ可能性を示唆している。

Keywords: 人工知能、ビッグデータ、ロボット、生産性、賃金、雇用**JEL Classification:** D24, J23, J24, J31, O33

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、浦田秀次郎、中田大悟の各氏ほか 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。「経済産業省企業活動基本調査」（本稿では「企業活動基本調査」と略す）の利用に当たり、同省調査統計グループ関係者の協力を得たことに感謝する。本研究は、科学研究費補助金（18H00858, 20H00071, 21H00720, 23K17548）の助成を受けている。

1. 序論

人工知能（AI）の利用が広がっている。AI 関連技術が進歩する中、10 年ほど前には「第四次産業革命」が盛んに論じられた。¹ 多くの国が AI 振興戦略に着手し、日本政府も 2019 年に「AI 戦略」を策定した。最近では 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、その開発・普及は経済全体の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と考えられているが（Aghion *et al.*, 2019; Nordhaus, 2021）、AI は当面の生産性や経済成長に対してどの程度の効果を持つのだろうか。また、労働者の仕事や賃金にどう影響するのだろうか。

1990 年代後半から 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）。おそらく AI も、それを作る産業だけでなく「AI 利用産業」への効果が重要だろう。

産業用ロボットを対象とした研究は急増しているが、AI の経済効果に関する実証研究は限られている。² その最大の理由は企業レベルのデータの欠如である（Raj and Seamans, 2019; Furman and Seamans, 2019）。AI の経済効果に関する研究についてのサーベイ論文（Agrawal *et al.*, 2019）は、AI の労働市場への影響を、工場の自動化の研究から類推するのは慎重にすべきだと指摘している。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。

こうした状況を踏まえ、本稿は、2018 年度、2021 年度、2023 年度の 3 回にわたり行った日本企業へのサーベイ、2023 年度に行った就労者へのサーベイに基づき、AI をはじめとする新しい自動化技術の利用実態を概観し、それが雇用や生産性に及ぼす効果について考察する。

結果の要点は以下の通りである。第一に、AI 利用企業は急増しており、高学歴労働者（特に大学院卒）シェアの高い企業ほど AI を利用する傾向がある。ロボット利用企業も増えて

¹ 政策形成の実務において AI への関心が高まる中、RIETI では 2010 年代半ば頃から AI をはじめとする「第四次産業革命」に関連する研究を多数行ってきた。森川 (2020) はそれら研究を概観している。

² AI の経済効果に関する研究の最近のサーベイ論文として Abrardi *et al.* (2022)。

いるが、労働者の学歴構成との関係は希薄であり、AI とロボットの労働市場への影響が異なることを示唆している。第二に、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。第三に、AI 利用企業は、それが自社の生産性や賃金を高める一方、雇用を減少させる可能性があると予想している。第四に、労働者レベルでも高学歴層ほど AI を利用しており、現時点において AI と高学歴労働者が補完的なことを示唆している。第五に、AI を利用している労働者は、業務の生産性が平均で 20%程度向上したと判断しており、AI が潜在的にかなり大きな生産性効果を持つ可能性を示唆している。

以下、第 2 節では関連する先行研究を簡単に概観する。第 3 節では日本企業へのサーベイの結果から AI など新技術の利用動向、AI の効果に関する企業の見方を紹介する。第 4 節では就労者へのサーベイに基づき、労働者レベルでの AI の利用状況とそれが仕事の生産性に及ぼす効果への評価を示す。最後に第 5 節で本稿の結果の要点をまとめるとともに、分析の限界と今後の課題を述べる。

2. 関連する研究

自動化技術のうち産業用ロボットについては、それが雇用や労働分配率に及ぼす影響について既に多くの研究が行われている。自動化技術の効果に関するタスク・ベースの理論モデル (Acemoglu and Restrepo, 2018, 2020) によれば、自動化技術が雇用に及ぼす効果には、負の雇用置換効果、正の生産性効果、正の構成効果（一般均衡効果）がありえ、それらの大小関係次第で総効果は正負いずれの可能性もある。実証分析では国際ロボット連盟 (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。Autor and Salomons (2018)、Blanas *et al.* (2019)、Acemoglu *et al.* (2020)、Acemoglu and Restrepo (2019, 2020, 2022)、de Vries *et al.* (2020)、Dauth *et al.* (2021)、Chung and Lee (2023)、Mann and Püttmann (2023)などが挙げられる。

Blanas *et al.* (2019)、Acemoglu *et al.* (2020)、Acemoglu and Restrepo (2019, 2020, 2022)、de Vries *et al.* (2020)は、ロボットが雇用、特に生産現場の労働者や低スキル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、Dauth *et al.* (2021) や 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、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。日本の研究としては、Dekle (2020)、Adachi *et al.* (2024)が挙げられ、ロボットの利用が雇用に正の効果を持ったという結果を報告している。ロボットの労働市場への効果についてコンセンサスを得る状況には至っていない。

ロボットが生産性に及ぼす効果の実証研究もかなり行われており、ほとんどが生産性への正の効果を確認している。Kromann and Sørensen (2019)、Kromann *et al.* (2020)、Park *et al.*,

2021)、Cette *et al.* (2021)、Koch *et al.* (2021)が挙げられる。³ これに対して、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いため、実証研究は遅れている。しかし、近年、いくつかの国でそうしたデータの収集が始まっており、企業の AI 利用実態が徐々にわかってきた。⁴

米国の Annual Business Survey (ABS) のデータ (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。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 *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。⁵ 日本企業については、Morikawa (2020) が独自の企業サーベイ (2019 年 1~2 月) により、AI を既に利用している企業は 3% 強にとどまるが、産業による違いが大きく情報通信業の企業は 12% が AI を利用していることなどを示している。

AI の労働市場への影響に関連する初期の分析としては、Frey and Osborne (2017) が、職業 (occupation) ベースの分析により、米国の総雇用のうち 47% が AI などのコンピューター技術によって代替されるリスクがあるという試算を示して広く注目を集めた。David (2017) は日本を対象に同様の分析を行い、仕事の約 55% が代替される可能性があるという結果を示している。一方、Arnts *et al.* (2017) は、職業ではなくタスク・ベースで考えると Frey and Osborne (2017) の数字は過大評価であり、OECD 諸国平均で自動化により失われるリスクのある仕事は 9% (日本は 7%) に過ぎないという数字を示している。Morikawa (2017) は、AI など新技術の効果について独自の企業へのサーベイ (2015 年) をもとに分析し、AI が経営にはプラス、雇用にはマイナスの効果を持つと見込む企業が多いこと、企業の AI 利用が従業員の教育水準と補完性を持つことなどを示している。

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た分析を行っており、例えば Alekseeva *et al.* (2021)、Acemoglu *et al.* (2022)、Bonfiglioli *et al.* (2023) が挙げられる。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

³ これらのうち Kromann and Sørensen (2019) は、ロボットに限らず自動化設備への投資全般についての企業サーベイのデータを用いている。

⁴ 比較的早い時期から AI 関連特許のデータを用いた分析が行われてきた (e.g., Webb *et al.*, 2018; Venturini)。日本でも、最近、企業レベルの AI 特許データを利用して生産性との関係を分析した研究が行われている (e.g., 金・乾, 2021; 池内, 2021; 池内他, 2023)。特許データは客観的・定量的なデータなので、一つの有効なアプローチである。ただし、どちらかと言えば AI 技術の開発・生産サイドの情報であり、AI 利用サイドの分析には不向きである。

⁵ 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。

口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。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示している。⁶

AI が企業パフォーマンスに及ぼす効果についての研究も徐々に現れている。先述した Czarnitzki *et al.* (2023)は、企業の AI 技術採用に関するドイツのデータを用いて生産関数アプローチで生産性効果を推計し、AI 使用と企業の生産性の間に有意な正の関係があることを示している。Babina *et al.* (2024)は、米国企業を対象に AI 技術の利用の経済効果を分析したものである。AI 利用に関する企業レベルのデータが存在しないため、従業員の履歴書情報と求人情報の民間データに基づき、企業レベルの AI 投資の指標を構築して分析を行っている。そして AI 投資企業は売上高、雇用、市場価値の成長率が高いことなどを明らかにしている。こうした企業レベルの実証分析はまだ緒に就いたばかりだが、今後発展していくと予想される。

労働者レベルの情報を用いて因果関係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）。⁷ 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、スキルの低い運転手で生産性効果が大きいとの結果を示している。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 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を示している。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た。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。⁸

以上のように、AI の経済効果について様々なデータを駆使した研究が急速に進展しているものの、依然として産業用ロボットに比べても発展途上である。こうした状況を踏まえ、本稿では独自に収集した企業レベル及び労働者レベルのデータを用いて、日本における AI 利用の実態とその経済効果を考察する。本稿の特長は、①2018～2023 年の企業データ

⁶ Engberg *et al.* (2024)は、独自に構築した AI エクスポージャーのデータを使用して、AI エクスポージャーとスキル別の労働需要の関係を分析し、AI エクスポージャーの高い企業は高スキルホワイトカラー労働需要を増加させる関係があることを示している。

⁷ 本文で挙げたもののほか、Kleinberg *et al.* (2018)は、機械学習が人間の意思決定を改善する効果を持つかどうかを、米国における裁判官による収監の判断を対象にシミュレーションを行ったもので、機械学習は潜在的に大きな犯罪削減効果を持つとしている。

⁸ このほか、Korinek (2023)は、生成 AI の経済学の研究における利用について実践的に解説し、経済学研究者は生成 AI により煩瑣なタスクを自動化することで大きな生産性の利益を享受しうると論じている。

(unbalanced panel) を収集し、AI 利用の時系列での動向を示すこと、②AI、ビッグデータ、ロボットという 3 つの自動化技術を比較し、技術による企業特性の違いを分析すること、③労働者レベルの AI 利用実態とその生産性効果を示すことである。

3. 企業の AI 利用動向と企業特性

3. 1. サーベイの概要

本稿で用いる企業サーベイは、RIETI が株式会社東京商工リサーチに委託して実施して行ってきた「経済政策と企業行動に関するアンケート調査」である。AI 利用に関する設問を含む 2018 年度、2021 年度、2023 年度の 3 回の調査結果を利用する。調査事項は産業、企業規模などの基本的な企業特性のほか、企業経営の方針、イノベーションの状況、企業業績の見通しなど多岐にわたるが、本稿で主に利用するのは、①AI、ビッグデータ、ロボットの利用状況に関する設問、②AI の生産性・雇用・賃金への影響に関する定性的な設問である。具体的な設問の文言や選択肢は後述するが、3 回の調査を通じて尋ねているので時系列の変化を観察できる。

調査対象は、製造業・非製造業をカバーし、上場企業・非上場企業を含む常時従業者 50 人以上の企業である。2018 年度及び 2021 年度調査は、「企業活動基本調査」（経済産業省）対象企業から抽出した企業 15,000 社が対象で、2023 年度調査は 2021 年度調査に回答した企業を対象としたフォローアップ調査である。⁹

調査実施時期は、①2018 年度調査が 2019 年 1～2 月、②2021 年度調査が 2021 年 10～12 月、③2023 年度調査は 2023 年 12 月～2024 年 1 月である（以下、「2018 年調査」、「2021 年調査」、「2023 年調査」と表記する）。回答企業数は、①2,535 社、②3,125 社、③1,377 社で、3 回の調査に継続して回答した「パネル企業」は 647 社である。回答企業の産業分布、企業規模の平均値・標準偏差・中央値は付表 1 に示す通りである。

3. 2. 自動化技術の利用

AI など自動化技術の利用状況に関する設問は、「貴社は以下の技術を事業に利用していますか」で、①人工知能 (AI)、②ビッグデータ、③ロボットの 3 つが対象である。¹⁰ 2023 年

⁹ 調査依頼状において、「経営者ご本人または経営者のご意見を代わって記載いただける部局の方」に回答を依頼している。

¹⁰ 2018 年調査の設問は少し異なり、「人工知能 (AI)、ビッグデータ、ロボットなどの新技術についてお伺いします。貴社は人工知能 (AI) / ビッグデータ / ロボットについてどう

調査では「人工知能（生成 AI を含む）」と生成 AI を含むことを明示している。ただし、何を AI に含めて回答するかは企業の判断に委ねられている。

これら技術を利用している企業の割合を示したのが表 1 であり、AI、ビッグデータ、ロボットいずれも利用企業は増加傾向にある。サンプル数が少なくなるが、3 回の調査全てに回答したパネル企業に絞っても同様のパターンである（同表 B 欄）。これら技術の利用と企業特性（産業、企業規模（ $\ln$ 従業員数）、従業員の学歴構成（大卒比率、大学院卒比率））の関係を分析した結果が表 2 である。¹¹ 各技術利用企業=1、非利用企業=0 としたシンプルな probit 推計で、産業は卸売業を参照カテゴリーとしており、数字は限界効果を表示している。

情報通信業、規模の大きい企業、高学歴（大卒、大学院卒）従業員割合の高い企業ほど AI を利用している傾向がある。ビッグデータは AI と似たパターンだが、小売業で利用企業が多い。おそらく POS データを活用している企業が多いからではないかと推測される。これらに対してロボット利用企業の特性は大きく異なる。予想される通り製造業企業の利用が多く、企業規模の係数は AI やビッグデータに比べてずっと大きい。最も特徴的なのは従業員の学歴構成との関係が弱いことで、大卒比率の係数は非有意な負値、大学院卒比率の係数は負値でマージナルに有意である。

これら自動化技術利用企業の全要素生産性（TFP）、平均賃金を非利用企業と比較した結果が表 3 である。TFP、平均賃金は「企業活動基本調査」のデータから計算した数字だが、2021 年度までのデータしか利用できないため、2023 年度の数字は 2021 年度の数字を援用している。¹² 産業大分類、企業規模、調査年次をコントロールした数字である。非利用企業と比較して AI 利用企業の TFP は 8.8%、ビッグデータ利用企業は 8.0%、ロボット利用企業は 2.9% 高い。もちろんクロスセクションの相関関係を示すものに過ぎないが、AI など新技術を利用している企業は生産性や賃金が高い。¹³

本稿で用いている企業サーベイは、中期的な（5 年後）自社の売上高及び従業員数の予測

お考えですか」で、回答の選択肢は、①「既に事業に利用している」、②「今後利用したいと考えている」、③「当社の事業にはあまり関係がない」、④「わからない」である。本稿では①を選択した場合に当該自動化技術を利用している企業として扱う。

¹¹ 産業分類は、調査対象を選定する際に用いた年次の「企業活動基本調査」の産業格付けに基づき、製造業、卸売業、小売業、情報通信業、サービス業、その他の 6 つの大分類にしている。

¹² TFP、平均賃金はいずれも対数表示であり、TFP は「企業活動基本調査」の 3 ケタ産業毎に、付加価値額をアウトプット、有形固定資産ストック、労働投入量（マンアワー）をインプットとして、インデックス・ナンバー方式でノンパラメトリックに計算した。「企業活動基本調査」には企業毎の労働時間データがないため、労働投入量を計算する際、「毎月勤労統計」（厚生労働省）の産業毎の労働時間データ（一般労働者、短時間労働者）を使用し、各企業の一般労働者数、短時間労働者数に乗じている。なお、TFP は企業サーベイへの回答企業だけでなく、「企業活動基本調査」の全サンプルを用いて計測している。

¹³ ただし、企業固定効果を含む推計を行うと、AI、ビッグデータ、ロボット利用の係数はいずれも統計的に有意ではない。

値を尋ねている。¹⁴ 新技術利用企業の中期的な期待成長率を非利用企業と比較した結果が表 4 である。産業大分類、企業規模、調査年次をコントロールした上で、AI 及びビッグデータを利用している企業は中期的な自社売上高の期待成長率がそれぞれ 9.4%、7.4%高い。自社従業者数の期待成長率も非利用企業に比べて 4.5%、3.3%高い。これに対してロボット利用企業の期待成長率は非利用企業に比べて高いとは言えない。

3. 3. AI の生産性・雇用・賃金への効果についての見方

次に、AI の普及が自社の生産性・雇用・賃金に及ぼす長期的な効果に関する定性的な評価を概観する。生産性への効果についての 2023 年調査の設問は、「人工知能 (AI) の普及が、長期的に貴社の生産性に及ぼす効果をどう考えますか」である。回答の選択肢は、①「大きなプラスの影響がある」、②「プラスの影響がある」、③「どちらとも言えない」、④「マイナスの影響がある」、⑤「大きなマイナスの影響がある」の 5 つである。2018 年及び 2021 年調査の設問は、「人工知能 (AI) やロボットの開発・普及が、長期的に見て貴社の将来の経営や事業活動に及ぼす効果・影響をどう考えますか」(5 つの選択肢は 2023 年調査と同じ) で、ロボットを含めて聞いており、また、生産性ではなく経営や事業活動への影響を尋ねているので、単純に経年比較はできないことに注意する必要がある。以下では、AI を利用している企業に絞った集計結果を報告する。したがって、サンプルサイズは 3 年間プールしても 450 社程度である。当然ではあるが、AI 利用企業の大多数は事業活動や生産性への効果をプラスと見る傾向があり、マイナスの影響と回答した企業はほぼゼロである (図 1 参照)。

自社雇用への効果についての設問は、「人工知能 (AI) の普及が、長期的に貴社の雇用に及ぼす効果・影響をどう考えますか」で、回答の選択肢は、①「雇用の増加につながる」、②「雇用の減少につながる」、③「雇用とは関係がない」、④「わからない」の 4 つである。雇用や賃金への影響についても、2018 年及び 2021 年調査は「人工知能 (AI) やロボットの開発・普及」とロボットを含めて尋ねているので、経年比較する際には注意が必要である。AI 利用企業の自社雇用への長期的効果についての見方を集計したのが図 2 である。雇用減少につながると見る企業が雇用増加を見込む企業よりも多い。¹⁵

自社従業員の賃金に及ぼす効果についての設問は、「今後、人工知能 (AI) の普及が、長期的に貴社の従業員の賃金に及ぼす効果・影響をどう考えますか」で、回答の選択肢は、①「賃金の上昇につながる」、②「賃金の低下につながる」、③「賃金とは関係がない」、④「わ

¹⁴ 具体的な設問は、「5 年後の売上高は、昨年度の実績に比べて何%程度増減すると見込んでいますか」、「貴社の 5 年後の従業者数は、昨年度末に比べて何%程度増減すると見込んでいますか」である。

¹⁵ 2023 年度調査では「わからない」という回答が 2020 年度、2021 年度に比べて多くなっているが、本文で述べた通り、質問の文言が異なるため、単純に時系列の比較はできない (賃金への効果に関する設問も同様)。

からない」の4つである。AI 利用企業は、自社従業員の賃金に長期的にプラスと見込む企業が多い（図3）。前述の通り AI 利用企業は生産性への長期的効果をプラスと見込む傾向があるので、賃金が生産性を反映するとすれば自然な結果である。また、これまで見てきた通り AI の利用と高学歴労働者の間に補完性があることから、AI 利用に伴う長期的な従業員のスキル向上を見込んでいるのかも知れない。

企業サーベイに基づく以上の結果を整理すると、AI やビッグデータを利用する企業は急増しており、高学歴労働者シェアの高い企業ほど AI やビッグデータを利用している傾向がある。ロボット利用企業も増加しているが、ロボット利用と労働者の学歴との関係は希薄である。自動化技術としてひとくくりにされることが多いが、AI とロボットの利用と労働者のスキル構成の関係は大きく異なる。第二に、AI を利用する企業は、生産性や平均賃金が高く、中期的な期待成長率も高い。第三に、AI 利用企業は、それが自社の生産性や賃金を高める一方、雇用を減少させる可能性があると予想している。

4. 労働者の AI 利用と生産性

4. 1. サーベイの概要

本節では、2023 年 9 月に行った就労者を対象としたサーベイの結果を報告する。「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、株式会社楽天インサイトに委託して実施したもので、対象は同社に登録しているモニターのうち 20 歳以上の就労者である。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。回答者 13,150 人の性別・年齢階層別の構成は付表 2 の通りである。

この調査における AI 利用状況に関する設問は、「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。あなたは、AI を利用していますか」である。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。

①を回答した人には、AI 利用による主観的生産性への効果を尋ねている。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、仕事の効率性（生産性）はどうか」で、回答の選択肢は、①「AI を利用することで、仕事の効率性が__%程度高まる」、②「AI の利用は仕事の効率性に関係がない」である。②を選択した場合にはゼロ%として処理する。

4. 2. AI の利用状況

AI の利用状況を集計すると、AI を仕事に使っている人は 5.8%だが、仕事以外での利用者を含めると 16.1%である。¹⁶ AI を仕事で利用している割合を主な個人特性別に図示したのが図 4 である。男性、若年層、高学歴者が高い数字である。¹⁷ 産業別に集計したのが図 5 であり、予想される通り情報通信業が突出して高く (14.2%)、専門サービス業 (9.7%)、金融・保険業 (8.9%) も比較的高い。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%程度と低い数字である。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。

AI 利用を各種個人特性 (性別、年齢、学歴など) で説明するシンプルな probit 推計を行った結果が表 5 である。参照カテゴリーは、男性、40 歳台、高卒以下で、数字は限界効果を示している。同表(1)列は仕事以外を含めて AI を利用している人=1、(2)列は仕事に利用している人=1 とした結果である。数字は限界効果を示している。性別には男性が女性よりも AI 利用確率が高い。年齢別には 20 歳台、30 歳台の若い就労者の AI 利用確率が高く、特に仕事以外を含む利用で年齢層による差が大きい。学歴別には高学歴になるほど AI を利用している傾向が強く、やはり仕事以外での利用を含めた場合に学歴による量的な違いが大きくなる。前節の企業サーベイの結果と同様、学歴で測ったスキルと AI 利用の補完性を示唆する結果と言えるだろう。

賃金 (仕事からの年間収入。対数表示) を被説明変数とし、週労働時間 (対数)、性別、年齢、学歴、就労形態、産業、職種、企業規模をコントロールして AI 利用者の賃金プレミアムをクロスセクション推計した結果が表 6 である。¹⁸ 仕事に AI を利用している人に限って見ると、個人特性を調整しない場合、AI 利用者の非利用者との比較での賃金プレミアムは +45.6%だが、これら観測可能な個人特性を補正すると +12.4%とかなり縮小する。賃金水準が高い労働者ほど AI を利用している傾向があることを示している。

4. 3. AI 利用と生産性

¹⁶ なお、2020 年、2021 年に行ったサーベイには、「あなたご自身のお仕事で、AI やビッグデータを利用していますか」という設問があり、就労者のうち「AI・ビッグデータ」を仕事に利用している人の割合は 2020 年 4.3%、2021 年 5.1%だった。

¹⁷ 後述するように各種個人特性で AI 利用を説明する推計を行うと 70 歳以上の係数は統計的に有意ではない。

¹⁸ 被説明変数は仕事からの年間収入 (「50 万円未満」~「2,000 万円以上」の 18 カテゴリー) で、各カテゴリーの中央値を対数変換して使用 (最小カテゴリーは 25 万円、最大カテゴリーは 2,250 万円として処理) している。説明変数のうち週労働時間 (「15 時間未満」~「75 時間以上」の 12 カテゴリー) も同様に選択肢の中央値を対数変換して使用している。他の説明変数は全てダミー変数である。

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を産業別に集計したのが図 6 である。「AI の利用は仕事の効率性に関係がない」と回答した人はゼロ%として平均値を示している。全産業平均で、AI 利用による仕事の主観的生产性の上昇幅は+21.8%とかなり大きい。

仕事以外で AI 使っている人がこの 2 倍近くいるので、仮にそうした人たちが仕事にも AI を利用するようになると、経済全体の生産性が 2~3%程度高まる計算になる。日本の経済成長率が低水準で推移する中、かなり大きな潜在的効果と言える。ただし、生産性効果の大きい人ほど実際に AI を利用しているというセレクション効果がありうること、また、マクロ経済的な効果は、技術的・制度的に AI の利用が難しい産業や業務によって制約されることに注意が必要である。

5. 結論

本稿は、日本企業及び就労者に対する独自のサーベイに基づき、AI など新技術の利用実態、それらを利用する企業・労働者の特性、AI が生産性や雇用に与える効果についての見方を概観した。その結果によれば、第一に、AI 利用企業は急増しており、高学歴労働者（特に大学院卒）シェアの高い企業ほど AI を利用する傾向がある。ロボット利用企業も増加しているが、労働者の学歴との関係は希薄であり、AI とロボットの労働市場への効果には大きな違いがあることを示唆している。第二に、AI を利用する企業は、生産性や平均賃金が高く、中期的な期待成長率も高い。第三に、AI 利用企業は、それが自社の生産性や賃金を高める一方、雇用を減少させる可能性があると予想している。第四に、労働者レベルで見ても高学歴層ほど AI を利用している傾向があり、現時点において AI と学歴で測ったスキルに補完性があることを示唆している。第五に、AI を利用している労働者は、平均 20%程度業務の生産性が向上したと評価しており、潜在的に AI がかなり大きな生産性効果を持つ可能性を示唆している。

現時点において AI が高スキル労働（高学歴労働者）と補完的なことは、Morikawa (2017) の結果と同様である。ただし、生成 AI の利用は急速に広がっており、適用範囲の拡大に伴って状況が変化する可能性がある。今後、AI の経済効果を高めていく上では、高学歴のホワイトカラー労働者のデスクワークという範囲を超えた様々なタスクへの AI の適用が課題になると考えられる。

本稿で示した結果はあくまでもサーベイからの観察事実であり、因果関係を示すものではない。公的な統計調査ではないので回答の精度にも議論の余地がある。また、AI 利用の有無という二値情報にとどまっており、どの程度利用しているかという量的な情報はない。この点は、定量的なデータが存在する資本ストックや研究開発とは異なる。また、AI の中にも極めて高度なものから ChatGPT など多くの人が容易に利用可能なものまでその質には

大きな違いがある。今後、精緻な生産性分析を行うためには、調査内容や調査方法にかなりの工夫が必要である。AI の重要性が高まる中でその効果・影響を明らかにすることは、エビデンスに基づく政策の企画・立案にとって不可欠であり、例えば大規模な政府統計の中で AI 利用実態を網羅的に把握することを期待したい。

〈参考文献〉

(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・金榮慤 (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.

金榮慤・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.

森川正之 (2020), 「第四次産業革命の経済効果」, 矢野誠編『第四次産業革命と日本経済：経済社会の変化と持続的成長』, 東京大学出版会, 終章, pp. 227-238.

(英文)

Abrardi, Laura, Carlo Cambini, and Laura Rondi (2022), “Artificial Intelligence, Firms, and Consumer Behavior: A Survey,” *Journal of Economic Surveys*, Vol. 36, No. 4, pp. 969-991.

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2017), “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, Vol. 128, No. 6, pp. 2188-2244.

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2019), “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor,” *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 33, No. 2, pp. 3-30.

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2020), “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, Vol. 128, No. 6, pp. 2188-2244.

Acemoglu, Daron, Claire LeLarge, and Pascual Restrepo (2020), “Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 110, pp. 383-388.

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2018), “The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment,” *American Economic Review*, Vol. 108, No. 6, pp. 1488-1542.

Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell, and Pascual Restrepo (2022), “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies,” *Journal of Labor Economics*, Vol. 40, No. S1, pp. 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 (2024), “Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017,” *Journal of Labor Economics*, forthcoming.

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.

- Agrawal, Ajay, Joshua S. Gans, and Avi Goldfarb (2019), "Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction," *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), pp. 31-50.
- Arntz, Melanie, Terry Gregory, and Ulrich Zierahn (2017), "Revisiting the Risk of Automation," *Economics Letters*, Vol. 159, October, pp. 157-160.
- 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*, Vol. 151, January, 103745.
- Blanas, Sotiris, Gino Gancia, and Sang Yoon (Tim) Lee (2019), "Who Is Afraid of Machines?" *Economic Policy*, No. 100, pp. 629-690.
- Bonfiglioli, Alessandra, Rosario Crinò, Gino Gancia, and Ioannis Papadakis (2023), "Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from US Commuting Zones," CEPR Discussion Paper, No. 18495.
- 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*, Vol. 200, March, 109762.
- Chung, John and Yong Suk Lee (2023), "The Evolving Impact of Robots on Jobs," *ILR Review*, Vol. 76, No. 2, pp. 290-319.
- Czarnitzki, Dirk, Gaston P. Fernandez, and Christian Rammer (2023), "Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity," *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 211, July, pp. 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*, Vol. 19, No. 6, pp. 3104-3153.
- David, Benjamin (2017), "Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 43, March, pp. 77-87.
- Dekle, Robert (2020), "Robots and Industrial Labor: Evidence from Japan," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 58, December, 101108.
- 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*, Vol. 66, October, 101885.
- Engberg, Erik, Holger Görg, Magnus Lodefalk, Farrukh Javed, Martin Långkvist, Natália Pimenta Monteiro, Hildegunn Kyvik Nordås, Sarah Schroeder, Aili Tang (2024), "AI Unboxed and Jobs: A Novel Measure and Firm-Level Evidence from Three Countries," IZA Discussion Paper, No. 16717.

- Fernald, John G. and Charles I. Jones (2014), “The Future of US Economic Growth,” *American Economic Review*, Vol. 104, No. 5, pp. 44-49.
- Frey, Carl Benedikt and Michael A. Osborne (2017), “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 114, January, pp. 254-280.
- Furman, Jason and Robert Seamans (2019), “AI and the Economy,” *Innovation Policy and the Economy*, Vol. 19, pp. 161-191.
- Kanazawa, Kyogo, Daiji Kawaguchi, Hitoshi Shigeoka, and Yasutora Watanabe (2022), “AI, Skill, and Productivity: The Case of Taxi Drivers,” NBER Working Paper, No. 30612.
- Kleinberg, Jon, Himabindu Lakkaraju, Jure Leskovec, Jens Ludwig, and Sendhil Mullainathan (2018), “Human Decisions and Machine Predictions,” *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 133, No. 1, pp. 237-293.
- Koch, Michael, Ilya Manuylov, and Marcel Smolka (2021), “Robots and Firms,” *Economic Journal*, Vol. 131, August, pp. 2553-2584.
- Korinek, Anton (2023), “Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists,” *Journal of Economic Literature*, Vol. 61, No. 4, pp. 1281-1317.
- Kromann, Lene and Anders Sørensen (2019), “Automation, Performance and International Competition: A Firm-Level Comparison of Process Innovation,” *Economic Policy*, No. 100, pp. 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*, Vol. 29, No. 2, pp. 265-287.
- Mann, Katja and Lukas Püttmann (2023), “Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts,” *Review of Economics and Statistics*, Vol. 105, No. 3, pp. 562-579.
- 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*, Vol. 33, No. 2, pp. 375-415.
- Morikawa, Masayuki (2017), “Firms’ Expectations about the Impact of AI and Robotics: Evidence from a Survey,” *Economic Inquiry*, Vol. 55, No. 2, pp. 1054-1063.
- Morikawa, Masayuki (2020), “Heterogeneous Relationships between Automation Technologies and Skilled Labor: Evidence from a Firm Survey,” RIETI Discussion Paper, 20-E-004.
- Nordhaus, William D. (2021), “Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth,” *American Economic Journal: Macroeconomics*, Vol. 13, No. 1, pp. 299-332.
- Noy, Shakked and Whitney Zhang (2023), “Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence,” *Science*, Vol. 381, pp. 187–192.

- Park, Cyn-Young, Kwanho Shin, and Aiko Kikkawa (2021), “Aging, Automation, and Productivity in Korea,” *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 59, March, 101109.
- 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*, No. 35, pp. 47-78.
- Raj, Manav and Robert Seamans (2019), “Artificial Intelligence, Labor, Productivity, and the Need for Firm-Level Data,” in Ajay Agrawal, Joshua Gans, and Avi Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, The University of Chicago Press, pp. 553-565.
- Restrepo, Pascual (2023), “Automation: Theory, Evidence, and Outlook,” NBER Working Paper, No. 31910.
- Stroh, Kevin J. (2002), “Information Technology and the U.S. Productivity Revival: What Do the Industry Data Say?” *American Economic Review*, Vol. 92, No. 5, pp. 1559-1576.
- Venturini, Francesco (2022), “Intelligent Technologies and Productivity Spillovers: Evidence from the Fourth Industrial Revolution,” *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 194, February, pp. 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 1. 自動化技術の利用動向

A. 全回答企業			
	(1) AI	(2) Bigdata	(3) Robot
2018	3.0%	3.3%	16.2%
2021	7.8%	7.1%	19.5%
2023	10.0%	6.6%	21.0%
B. パネル企業			
	(1) AI	(2) Bigdata	(3) Robot
2018	1.1%	2.5%	15.0%
2021	5.6%	4.2%	18.5%
2023	8.2%	6.0%	23.5%

(注) パネル企業は3回の調査全てに回答した企業のサブサンプル。

表 2. 自動化技術利用と企業特性

	(1) AI	(2) Bigdata	(3) Robot
製造業	0.007 (0.008)	0.005 (0.005)	0.187 *** (0.014)
小売業	0.013 (0.012)	0.039 *** (0.011)	-0.114 *** (0.014)
情報通信業	0.092 *** (0.021)	0.035 *** (0.012)	0.031 (0.027)
サービス業	0.007 (0.011)	0.017 ** (0.009)	-0.089 *** (0.016)
ln従業者数	0.028 *** (0.003)	0.017 *** (0.002)	0.081 *** (0.006)
大卒比率	0.046 *** (0.011)	0.045 *** (0.008)	-0.015 (0.025)
大学院卒比率	0.192 *** (0.032)	0.157 *** (0.022)	-0.164 * (0.094)
Year dummies	yes	yes	yes
Nobs.	5,932	8,815	5,925
Pseudo R2	0.137	0.112	0.136

(注) 各自動化技術利用企業=1 とする probit 推計。係数は限界効果を表示、カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p<0.01$, **: $p<0.05$, *: $p<0.10$ 。産業の参照カテゴリーは卸売業。

表 3. 自動化技術利用企業の生産性・賃金

	(1) TFP	(2) 賃金
AI	8.8% ***	6.5% **
Bigdata	8.0% ***	9.1% ***
Robot	2.9% ***	5.5% ***

(注) 数字は、産業大分類、企業規模（従業者数）、年次をコントロール（OLS 推計）した上での各技術非利用企業と比較した生産性、賃金プレミアム。***: $p<0.01$, **: $p<0.05$ 。

表 4. 自動化技術の利用と中期的な成長期待

	(1) 売上高	(2) 従業者数
AI	9.4% ***	4.5% ***
Bigdata	7.4% ***	3.3% **
Robot	0.1%	0.7%

(注) 数字は、5 年先までの売上高、従業者数の伸び（調査前年実績との比較）を、各自動化技術を利用していない企業と比較したもの。産業大分類、企業規模（従業者数）、年次をコントロール（OLS 推計）。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$ 。

表 5. AI 利用者の個人特性

	(1) AIを利用		(2) AIを仕事に利用	
女性	-0.0636	(0.0075) ***	-0.0105	(0.0040) ***
20歳台	0.0865	(0.0120) ***	0.0352	(0.0074) ***
30歳台	0.0424	(0.0103) ***	0.0219	(0.0061) ***
50歳台	-0.0413	(0.0082) ***	-0.0102	(0.0045) **
60歳台	-0.0554	(0.0086) ***	-0.0128	(0.0048) **
70歳以上	-0.0262	(0.0171)	0.0092	(0.0120)
専門学校	0.0202	(0.0125) *	0.0090	(0.0072)
短大・高専	0.0197	(0.0138)	-0.0042	(0.0071)
大学	0.0537	(0.0087) ***	0.0190	(0.0048) ***
大学院(修士課程)	0.1196	(0.0199) ***	0.0291	(0.0105) ***
大学院(博士課程)	0.2748	(0.0408) ***	0.1415	(0.0319) ***
就労形態	yes		yes	
産業	yes		yes	
職種	yes		yes	
企業規模	yes		yes	
Nobs.	13,150		13,150	
Pseudo R2	0.1078		0.1194	

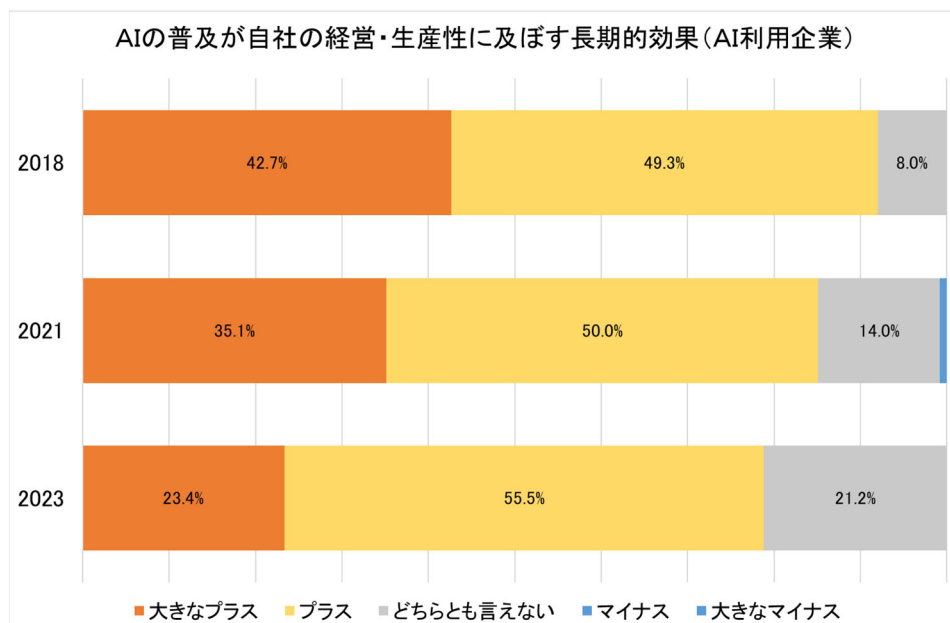
(注) Probit 推計による限界効果。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.10$ 。参照カテゴリーは男性、40 歳台、高卒以下。

表 6. AI 利用者の賃金プレミアム

	(1)	(2)	(3)
AI利用	0.0972 *** (0.0146)		0.0792 *** (0.0171)
AI仕事利用		0.1173 *** (0.0224)	0.0516 * (0.0263)
労働時間	yes	yes	yes
性別	yes	yes	yes
年齢	yes	yes	yes
学歴	yes	yes	yes
就労形態	yes	yes	yes
産業	yes	yes	yes
職種	yes	yes	yes
企業規模	yes	yes	yes
Nobs.	13,150	13,150	13,150
R-squared	0.5600	0.5594	0.5601

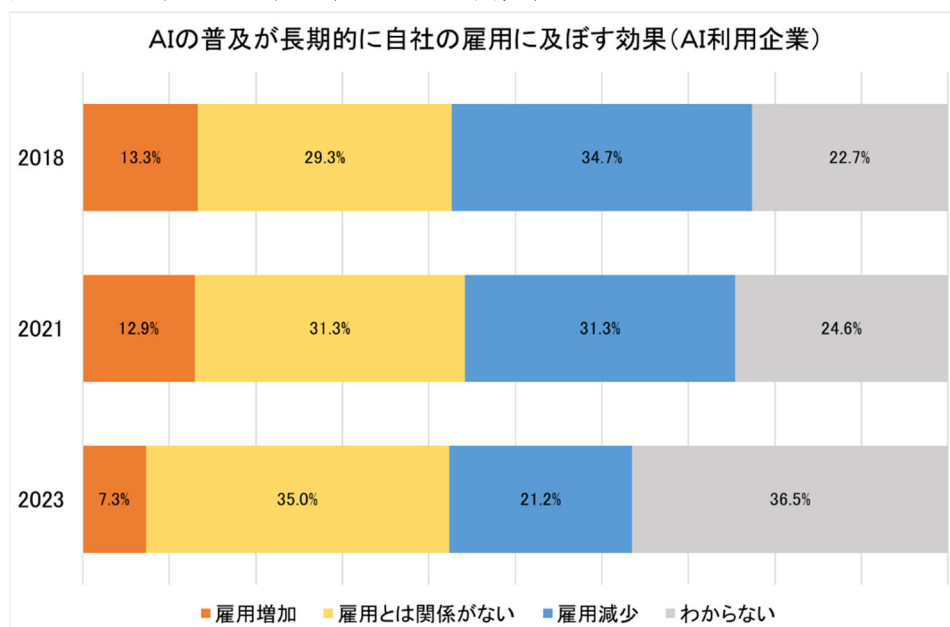
(注) OLS 推計、カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, *: $p < 0.10$ 。被説明変数は年間収入の対数。

図 1. AI の普及が経営や生産性に及ぼす効果



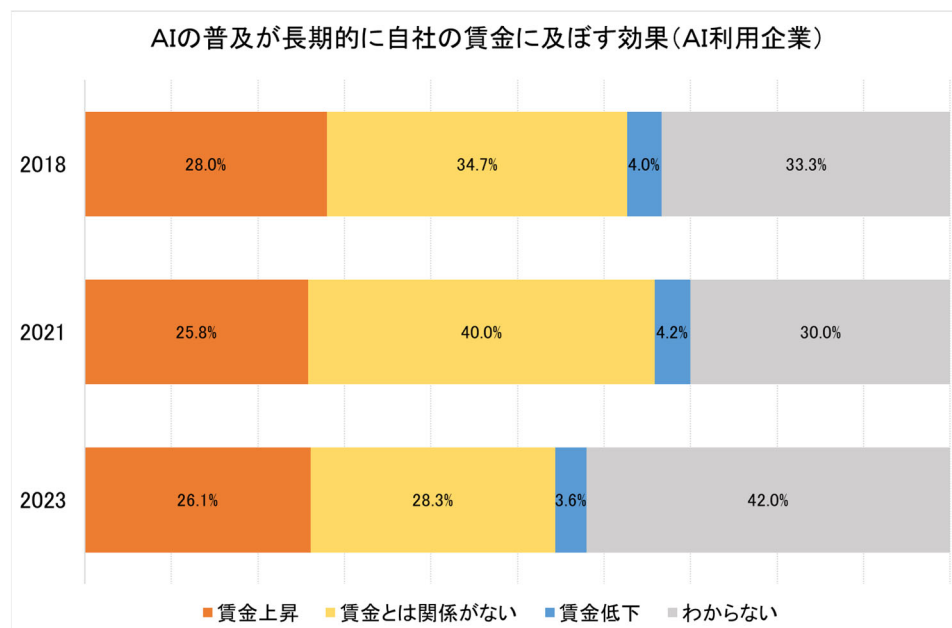
(注) AI 利用企業を対象に集計。2018 年度、2021 年度調査は「長期的な将来の経営や事業活動に及ぼす効果」、2023 年度調査は「長期的な生産性に及ぼす効果」を尋ねている。

図 2. AI の普及が自社の雇用に及ぼす効果



(注) AI 利用企業を対象に集計。

図 3. AI の普及が自社従業員の賃金に及ぼす効果



(注) AI 利用企業を対象に集計。

図 4. 個人特性と AI の仕事での利用

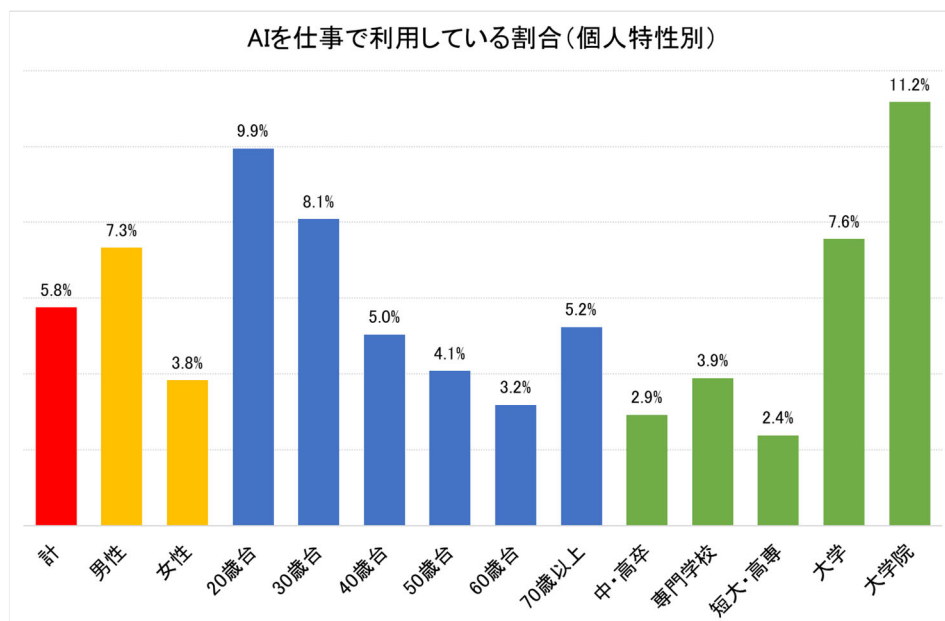


図 5. AI の仕事での利用者割合：産業別

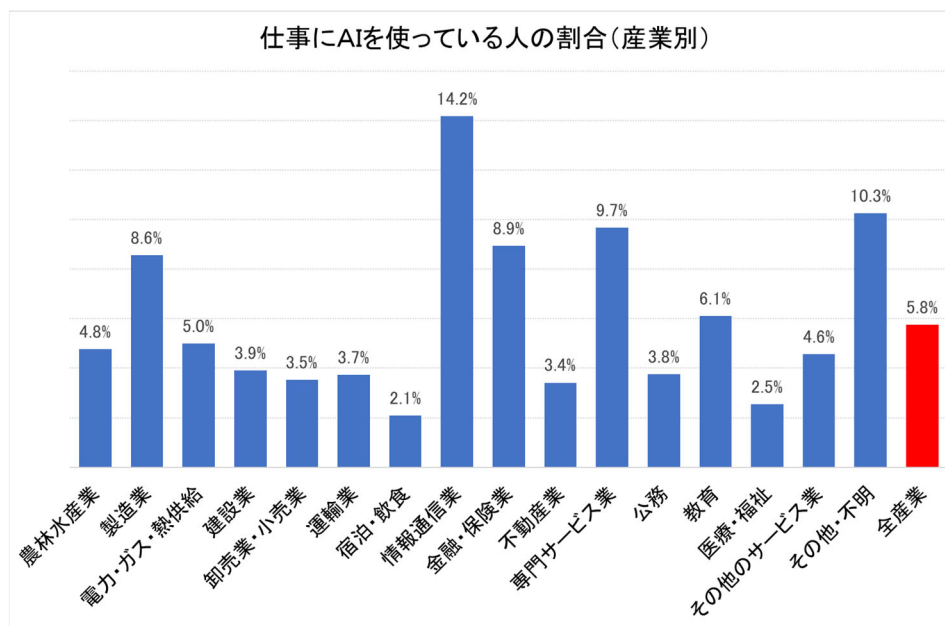
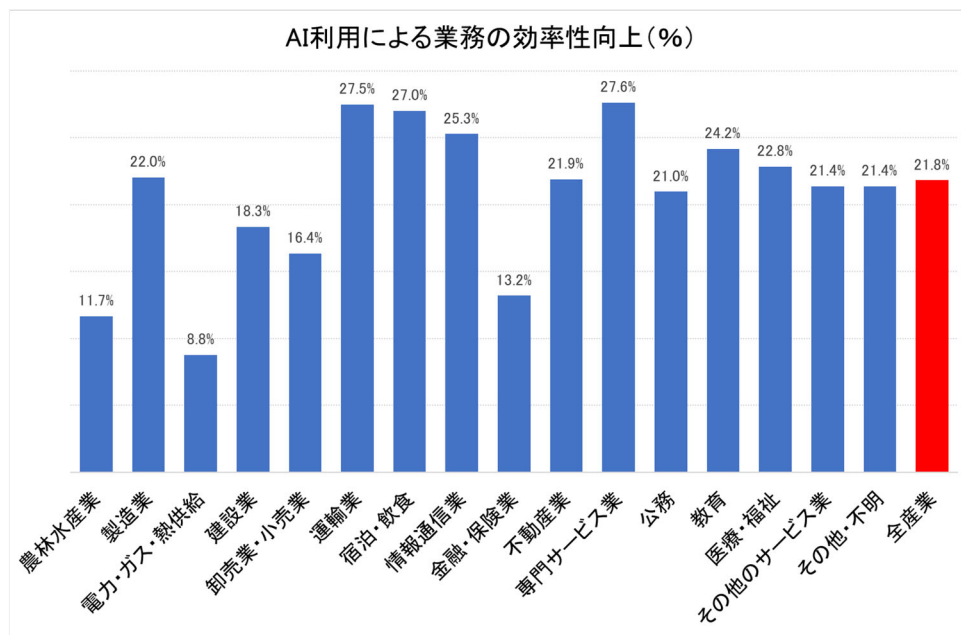


図 6 . AI 利用の生産性向上効果



付表 1. 企業サンプルの概要

調査年度		2018	2021	2023
産業	製造業	53.1%	51.4%	54.0%
	情報通信業	5.4%	5.6%	5.2%
	卸売業	18.1%	18.7%	18.4%
	小売業	10.6%	10.8%	10.2%
	サービス業	9.4%	10.2%	9.2%
	その他	3.3%	3.3%	3.0%
ln従業者数	Mean	5.059	5.041	4.897
	SD	0.968	0.964	0.844
	p50	4.868	4.860	4.762
回答企業数	Total	2,527	3,123	1,377

(注) 産業は構成比。

付表 2. 就労者サンプルの性別・年齢別構成

男性	7,210	54.8%
女性	5,940	45.2%
20歳台	1,960	14.9%
30歳台	2,336	17.8%
40歳台	3,016	22.9%
50歳台	2,939	22.3%
60歳台	2,479	18.9%
70歳以上	420	3.2%
Total	13,150	