



RIETI Discussion Paper Series 20-J-016

AI利用と働き方・生産性：個人サーベイに基づく分析

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/>

AI利用と働き方・生産性：個人サーベイに基づく分析*

森川 正之（経済産業研究所）

（要旨）

本稿は、AI・ビッグデータの利用実態、これらの新しい技術と働き方改革や生産性向上との関係について、就労者を対象としたサーベイ・データに基づいて考察する。その結果によれば、第一に、AI・ビッグデータを仕事に利用している人は、若く、高学歴の傾向がある。第二に、AI・ビッグデータの利用と賃金の間には明瞭な正の関係があるが、自分自身の新技術利用よりも、勤務先企業全体での利用状況との関係が強い。第三に、働き方改革は必ずしも業務効率化に結びついているとは言えないが、AIなど新しい自動化技術の導入を伴うことで生産性向上につながる可能性が示唆される。

Keywords: 人工知能、ビッグデータ、働き方、生産性

JEL Classification: J24, J31, J81, M15, M54, 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、橋本由紀、井上誠一郎、小野塚祐紀、角谷和彦、矢野誠の各氏から有益なコメントをいただいた。本研究は、科学研究費補助金(26285063, 16H06322, 18H00858)の助成を受けている。

A I 利用と働き方・生産性：個人サーベイに基づく分析

1. 序論

人工知能 (AI) をはじめとする新しい自動化技術が人間の雇用を奪う可能性、賃金格差を拡大する可能性など労働市場に及ぼす影響についての関心が高い。この問題は、結局のところ新技術の開発・普及に伴う代替を通じて労働需要がどう変化するか、労働者の中でもどういうタイプの労働力への需要が増加／減少するかに依存する。

コンピューターなど IT 普及の労働市場への影響については、1990 年代以降活発に分析が行われた。IT 利用者の賃金プレミアムの計測、スキル偏向型の技術進歩による低スキル労働者の代替、ルーティン労働の代替を通じた労働市場の二極化を扱った研究は数多い。コンピューター使用と賃金の関係は、Krueger (1993) がコンピューターを使用する労働者の高い賃金プレミアムの存在を報告して以降、多くの推計が行われた。その後の研究は、比較的高い IT 賃金プレミアムを確認するものもあるが (e.g., Dickerson and Green, 2004; Pabilonia and Zoghi, 2005; Spiz-Oener, 2008)、賃金プレミアムの存在を否定する結果もあり (e.g., DiNardo *et al.*, 1997)、セレクション効果を考慮すると小さいとするもの (Entorf *et al.*, 1999; Hildreth, 2001; Dolton and Makepeace, 2004; Dolton and Pelkonen, 2008; Dostie *et al.*, 2010) が多い。日本では、Kawaguchi (2006) が、自宅でのコンピューター所有と賃金の間には正相関があるが、固定効果推計ではそうした関係は消失することを示している。

IT 利用が普遍化していくのに伴い、経済学者の関心は次第に IT 使用者の賃金プレミアムの推計よりも、IT の普及に伴うスキル需要構造の変化や労働市場の二極化という数量面の影響 (e.g., Autor *et al.*, 1998; Bresnahan *et al.*, 2002; Levy and Murnane, 2004; Autor *et al.*, 2006; Dolton *et al.*, 2007; Van Reenen, 2011; Autor and Dorn, 2013; Michaels *et al.*, 2014; Gaggli and Wright, 2017; Atalay *et al.*, 2018) にシフトしていった。日本の研究例としては、Ikenaga and Kambayashi (2016) が挙げられる。現時点では、IT はルーティン・タスクを行う中スキル労働を代替する傾向が強く、労働市場の二極化の重要な要因になったというのがコンセンサスと言える。

しかし、機械学習、ビッグデータ解析といった新しい自動化技術が労働市場に及ぼす影響については、理論モデルによる分析 (e.g., Acemoglu and Restrepo, 2018a, 2018b, 2019; Caselli and Manning, 2019) や技術的な代替可能性の試算 (e.g., Arntz *et al.*, 2017; Frey and Osborne, 2017) はあるものの、現実のデータを用いた実証分析はようやく緒に就いた段階にある。¹ これら新技術の企業レベルの利用実態に関する統計データが未整備なことが、実証研究の

¹ コンピューターで失われる雇用を、日本を対象に Frey and Osborne (2017) の手法を援用して試算したものとして David (2017) がある。

大きな制約となっている (Raj and Seamans, 2019)。

近年の深層学習の進歩が AI ブームの背景にあるものの、AI の確立した定義、コンセンサスはないため、調査の設計自体にも困難がある。例えば、政府の「AI 戦略 2019」(統合イノベーション戦略推進会議) は、近年の AI は、機械学習、特に深層学習に基づくものを中心であるが、AI 関連の技術は急速に進展しており、AI に利用される技術に限定して AI の定義とすることはしない」と記述している。「AI 関連発明の出願状況調査」(特許庁, 2019 年) は、「機械学習技術をはじめとする AI コア発明と、それらを利用した画像・音声処理、診断・検知・予測などの技術 (AI 適用発明)」を「AI 関連発明」として調査対象にしている。

産業用ロボットについては国際ロボット連盟 (IFR) の国別・産業別に集計したデータを使用した研究がかなり存在するが (e.g., Dauth *et al.*, 2017; Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2019; Kromann *et al.*, 2019; Destefano *et al.*, 2019; 足立他, 2019)、企業・事業所レベルの分析ではないという限界がある。ミクロレベルの分析は、研究者が独自に収集又は構築したデータに基づく少数のもの (e.g., Cheng *et al.*, 2019; Acemoglu *et al.*, 2020) にとどまっている。Cheng *et al.* (2019) は中国、Acemoglu *et al.* (2020) はフランス製造業企業のロボット利用のデータを用いた分析である。こうした中、米国センサス局は、製造業事業所のロボット利用状況の調査を開始しており (Buffington *et al.*, 2018)、いずれ実証研究に活用されることが予想される。²

AI やビッグデータの利用実態に関するデータを使用して労働市場への影響を研究した例は乏しく、日本企業へのサーベイ・データを用いた Morikawa (2017a, 2020) は数少ない例外である。³ Morikawa (2017a) は、ビッグデータを利用している企業は大学院卒の従業員が多く、新技術と補完的なスキルが従来の IT よりも高い可能性を示唆している。また、Morikawa (2020) は、主に製造業で使用される産業用ロボットと AI やビッグデータとでは、高学歴者との補完性が大きく異なることを示し、ロボット利用のデータを用いた分析結果を新しい自動化技術全体に一般化することには慎重であるべきことを指摘している。企業の自動化技術の活用が進む中、米国センサス局は、非製造業を含む企業を対象に、AI、クラウド、ロボットなどの利用実態の調査 (Annual Business Survey) を開始した。日本では「通信利用動向調査」(総務省) が、2017 年調査から IoT・AI の導入実態の調査を開始している。⁴

労働市場への影響を把握する上では、企業レベルだけでなく、個人 (労働者) レベルでの AI 使用実態のデータを用いた分析も重要である。しかし、労働者を対象とした政府統計で

² 具体的には、Annual Survey of Manufacturers の一環として、①産業用ロボットへの投資額、②稼働中の産業用ロボット台数、③購入した産業用ロボットの台数を調査している。

³ 労働市場への影響を扱ったものではないが、ビッグデータ利用に関する企業レベルのサーベイ・データを用いた研究として、Motohashi (2017)、Kim and Motohashi (2019)、Niebel *et al.* (2019) が挙げられる。

⁴ 同調査については、<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/statistics05.html> 参照。対象は従業員 100 人以上の企業であり、2018 年調査の結果によれば、「IoT や AI などのシステムやサービス」を導入している企業は 12.0% である。

AI やビッグデータの利用実態を調査しているものは筆者の知る限り存在せず、個人レベルの実証研究もようやく始まった段階である (e.g., Morikawa, 2017b; Kitahara and Shinozaki, 2019; Alekseeva *et al.*, 2020)。Morikawa (2017b)は、日本人 1 万人のサーベイ・データを使用し、AI などの自動化技術が自身の雇用に及ぼす影響についての主観的な判断を調査したものである。その結果によれば、大学・大学院卒業者、特に理科系の教育を受けた人は雇用への影響をポジティブに捉える傾向があり、企業データを用いた Morikawa (2017a)と整合的な結果であった。Kitahara and Shinozaki (2019)は、機械によって代替される可能性が高い 5 職種 (会計事務員、販売員など) の従事者及び管理者に対する独自のサーベイを行い、企業における AI 導入に伴って 1 日当たり労働時間が 20 分近く減少、反復性のあるタスク量が減少、正規労働者比率が上昇という DID 推計結果を報告している。Alekseeva *et al.* (2020)は、米国のオンライン求人データを使用し、企業特性と AI スキル需要の関係、AI スキルと賃金との関係を分析したユニークな研究で、AI スキルを必要とする求人に大きな賃金プレミアムが存在することを示している。

自動化技術は、最近関心の高い「働き方改革」とも関連がある。働き方改革の内容は様々だが、長時間労働の削減、業務プロセスの効率化、フレックスタイム、テレワークなどが含まれ、生産性の向上に資することが期待されている。この点について、例えば内閣府 (2017)は、「テレワーク普及やフレックスタイム制等の導入を進めるには、ICT 化投資を強化することが必要になる」と論じている。川嶋・加藤 (2019)は、働き方改革によって生産性を高めた企業の事例を概観し、業務プロセスの見直しとともに質の高い IT 投資を行っていくことが重要だと述べている。鶴 (2019a, b)は、AI を含むデジタル技術が働き方を変えることに寄与することを指摘している。

自動化技術と働き方の関係についてのデータに基づく実証研究としては、前述した Kitahara and Shinozaki (2019)が、デジタル技術が労働時間を削減する効果を持つことを示している。また、山本・黒田 (2019)は、労働者レベルのデータを構築して AI・ビッグデータなど新しい情報技術の導入が労働者のウェルビーイングに及ぼす効果を分析したユニークな研究である。新技術の導入・活用は総じて労働者のメンタルヘルスなどを改善する傾向があり、特に働き方改革とあいまって効果が顕著になるといった結果を示している。

以上の通り、新しい自動化技術の労働市場への影響についての関心は高いものの、データに基づく実証研究の蓄積はごく限られているのが現状である。こうした状況を踏まえ、本稿では、日本の就労者を対象として独自に行ったサーベイ・データに基づき、AI・ビッグデータを利用している人の特性、これら新技術と賃金や働き方改革との関係について観察事実を提示する。

結果の要点は以下の通りである。第一に、AI・ビッグデータを利用している人はまだ少数だが、20 歳台ないし 30 歳台の若年層、大学・大学院卒の高学歴者はこれらの技術を利用している傾向が強い。第二に、AI・ビッグデータの利用と賃金水準の間には明瞭な正の関係があるが、自分自身がこれら新技術を利用しているかどうかよりも、勤務先が利用しているか

どうか重要である。第三に、働き方改革を進めるだけでは必ずしも業務効率化に結びつかないが、AI・ビッグデータなどの新技術導入を伴う場合は生産性向上につながる可能性が示唆される。

以下、第2節では本稿で使用するサーベイ・データについて解説する。第3節ではAI・ビッグデータ利用の実態について報告し、誰がAIやビッグデータを仕事に使用しているのかを示す。第4節では、AI・ビッグデータの利用と働き方改革及び生産性の関係についての分析結果を報告する。最後に第5節で結論を要約するとともに、分析の限界と今後の課題を述べる。

2. データと分析内容

本稿で使用する個人サーベイは、「経済の構造変化と生活・消費に関するインターネット調査・フォローアップ調査」である。RIETIが楽天インサイト株式会社に委託し、2020年1月に実施した。同社のモニターで前回調査（2016年11月）に回答した10,000人のうち、現在も同社のモニターを続けている8,049人に質問票を配信し、5,553人から回答を得た（回答率69.0%）。前回調査は、同社の登録モニター約230万人の中から、全国の都道府県別・性別・年齢階層別に「国勢調査」（総務省）の分布に準じて抽出しており、日本全体を代表するサンプルになるよう設計されていた。⁵ 今回の調査は約3年前の前回調査に回答した人が対象なので、年齢分布は高い方にシフトしているが、それ以外の個人特性に大きな違いはない（付表1参照）。本稿の関心事は就労者レベルでのAI・ビッグデータの利用なので、回答者5,553人のうち調査実施時点で就労している3,554人が分析対象である。

AI・ビッグデータの利用に関する設問は2016年調査にはなく、今回のフォローアップ調査で新たに置いた設問である。設問の具体的な文言はシンプルなもので、「あなたの勤務先（会社など）では人工知能（AI）やビッグデータを利用していますか」、「あなたご自身のお仕事で、人工知能（AI）やビッグデータを利用していますか」の2問である。⁶ 回答の選択肢はいずれも、「①利用している」、「②利用していない」、「③わからない」の3つである。この設問でAIとビッグデータを区別して尋ねていないのは、学習のためのビッグデータの存在がAI利用を促す一方、AIの利用がビッグデータ蓄積を促進するという強い補完関係があると考えられ、また、一般の就労者に対して両者を区別して回答することを期待するのは難しいと考えたためである。⁷

⁵ 前回調査を実施した際は、楽天リサーチ株式会社だったが、その後、楽天インサイト株式会社に名称が変わっている。

⁶ 序論で述べた事情から、調査票ではAI、ビッグデータの定義はしていない。

⁷ 筆者が2019年に行った調査によれば、日本企業約2,500社のうちビッグデータを利用している企業のAI利用率（36.1%）は、ビッグデータを利用していない企業のAI利用率（1.9%）の

働き方改革に関する設問は、「最近、『働き方改革』が進んでいますか、あなたの勤務先（会社など）の働き方は変わってきていますか」で、回答の選択肢は、「①働き方改革が進んでおり、仕事の効率性が上がった」、「②働き方改革は進んでいるが、仕事の効率性には変わりがない」、「③働き方改革は進んでいるが、仕事の効率性は下がった」、「④働き方改革は進んでいない」の4つである。「働き方改革」の具体的な内容は限定していないので、残業や無駄な業務の削減、フレックスタイムやテレワークの導入・拡大など様々なものが含まれる。

これらの設問への回答と、性別、年齢、学歴、就労形態、産業、職種、賃金（年間収入）、週労働時間の関係を分析する。個人特性も全て多肢選択式で、選択肢は原則として「就業構造基本調査」（総務省）と同様に設定している。性別、年齢は楽天インサイトの保有する直近の情報を使用する。賃金、労働時間は今回のサーベイの中で改めて尋ねており、賃金は「現在の仕事からの年間収入（税込み）」を、「50万円未満」から「1,500万円以上」の16区分で聞いている。週労働時間は、「19時間未満」から「60時間以上」までの8区分である。多肢選択式なので時間当たり賃金率に換算することはせず、それぞれ中央値を使用して、年収の対数と週労働時間の対数を分析に使用する。⁸

学歴、就労形態、産業、職種は今回の調査では尋ねていないため、前回の調査結果を利用する。就労者の学歴は3年間に変化している可能性は低いので前回の調査結果をそのまま利用するが⁹、就労形態、産業、職種を用いる場合は、前回調査以降に転職していないと回答したサブサンプル（2,751人）を分析対象とする。就労形態は9区分、産業は14区分（1ケタ産業分類）、職種は7区分である。¹⁰ なお、転職者と非転職者の属性を比較したのが**付表2**である。平均的に見ると、転職者は女性比率が高く、年齢がやや若く、週労働時間がやや短く、年間収入はかなり低い。ただし、本稿で分析するAI・ビッグデータの利用状況、働き方改革の認識について、非転職者と転職者との間に顕著な違いは見られない。

分析方法はシンプルで、クロス集計のほか、賃金（年間収入）の対数を被説明変数、各種個人特性を説明変数とする賃金関数のOLS推計、働き方改革の実施確率、働き方改革による仕事の効率性の変化を被説明変数とするプロビットないし順序プロビット推計である。主な関心事は、勤務先におけるAI・ビッグデータの利用、自分自身の仕事におけるAI・ビッグデータの利用の有無と賃金や各種個人特性の関係である。

20倍近い。

⁸ 年間収入の「50万円未満」は25万円、「1,500万円以上」は1,625万円として、週労働時間の「19時間未満」は9.5時間、「60時間以上」は64.5時間として対数換算した。

⁹ 学歴については、大学院を修士卒と博士卒に区分して尋ねているが、該当者が少ないので大学院卒にまとめて分析に使用する。また、「就業構造基本調査」では専攻は調査していないが、本稿の調査では大卒以上の人は「理科系」、「文科系」、「どちらとも言えない」という3区分を尋ねている。

¹⁰ 就労形態は、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、嘱託の9区分である。職種は、管理職、専門職、営業職、事務職、生産工程の職種、サービス職、その他の7区分である。

3. AI・ビッグデータの利用状況

就労者の個人特性別に AI・ビッグデータの利用状況を集計したのが表 1 である。全体では、就労者 3,554 人のうち勤務先（会社など）が AI・ビッグデータを利用していると回答した人は 300 人（8.4%）、このうち自分自身が仕事で利用していると回答した人は 153 人（4.3%）と少数である。ただし、「わからない」という回答が勤務先の利用については 861 人（24.2%）、自身の利用では 10 人（0.3%）ある。男性、比較的若年の労働者、高学歴者、理科系出身者ほど AI 利用度が高い傾向がある。

AI・ビッグデータの利用状況別に平均年齢、平均賃金（年収）を計算した結果が表 2 である。勤務先が AI・ビッグデータを利用していると回答した人は平均年齢 43.2 歳と利用していないと回答した人（48.2 歳）に比べて 5 年若く、自分自身が AI・ビッグデータを仕事で利用していると回答した人は 41.8 歳とさらに若い（同表(1)列）。いずれも有意差検定を行うと、1%水準で有意差がある。賃金（対数表示）については、勤務先が AI・ビッグデータを利用している人は、利用していない人に比べて平均賃金が高い（(2)列）。やはり 1%水準で有意差があるだけでなく、パーセント換算すると 90%以上の大きな違いである。AI・ビッグデータを利用している職場は、従業員の年齢が若く、賃金水準が高い傾向があると言える。勤務先が AI・ビッグデータを利用している人に限って見ると、自分自身が仕事で AI・ビッグデータを利用している人は利用していない人よりも平均賃金が高いが、量的な差はわずかで統計的な有意差はない。後述する通り、各種個人特性をコントロールしても同様の結果である。

産業別、雇用形態別に AI・ビッグデータの利用状況を集計したのが表 3 である。産業別には、金融・保険業、情報通信業、製造業で AI・ビッグデータ利用度が高い一方、建設業、不動産業、飲食・宿泊業などは低い。就労形態別には、予想される通り正社員・正職員が最も高い数字だが、会社役員や契約社員も比較的高い数字である。契約社員の中には高度な情報処理スキルを持つ人が含まれているからだと考えられる。

AI・ビッグデータ利用ダミー、各種個人特性、週労働時間を説明変数とし、賃金関数を OLS 推計した結果が表 4 である。(1)～(3)列は年齢（10 歳刻みのダミー）、学歴（ダミー）など純粹の個人特性のみを、(4)～(6)列は勤務先の業種と就労形態を追加的に含めた推計である。¹¹ 勤務先が AI・ビッグデータを利用している人はそうでない人に比べて高賃金であり、産業及び就労形態をコントロールした場合でも約 22%高い賃金である（(4)列）。自分自

¹¹ AI・ビッグデータ利用ダミーは、「わからない」と回答した人は「利用していない」と回答した人と同様に 0 としている。本稿のデータセットは企業規模の情報が含まれていないため、推計された賃金プレミアムのサイズは、企業規模をコントロールすると小さくなる可能性が高いことを留保しておきたい。

自身が仕事で AI・ビッグデータを利用している人のダミーも 1%水準で有意な正値であり、産業及び就労形態をコントロールした場合でも約 26%高い賃金である (5)列)。しかし、勤務先と自分自身の AI・ビッグデータ利用ダミーを同時に用いた場合には、自分自身の利用の係数は正値だが 10%水準で統計的に有意でなくなる (3), (6)列)。表には示していないが、サンプルを正社員・正職員に限定して推計しても同様の結果である。すなわち、AI・ビッグデータを利用している企業で働く労働者は、自分自身がそれらを使用していなくても高賃金である。

山本・黒田 (2019)は、勤務先における新技術 (AI、IoT、ビッグデータ) の利用について労働者に尋ねた上で、新技術の導入・活用及び計画・検討の決定要因を分析している。その結果によると、勤務先企業が新技術の導入・活用を検討していると回答した従業者は賃金が高い傾向があった。本稿の結果はこれと整合的だが、現実には AI・ビッグデータを利用している企業の従業者において、また、年齢・学歴などをコントロールした上で、こうした関係が確認されたことが新しい点である。なお、山本・黒田 (2019)では、新技術を既に導入・活用していることと賃金率の関係は確認されていないが、2017 年及び 2018 年のサーベイ・データを使用しているので、この 2 年間に AI などの普及が進んだことが現実の利用との関係が検出された理由かもしれない。

必ずしも AI に焦点を当てた分析ではないが、Aghion *et al.* (2019)は、英国のデータを使用してイノベティブな (R&D 集約度が高い) 企業で働く労働者に賃金プレミアムが存在し、それが低スキル労働者にも見られることを示している。また、最近のいくつかの研究は、生産性の高い企業で働くことが、労働者のソーティングやレント・シェアリングを通じて高賃金に結びつく傾向があることを示している (e.g., Berlingieri, *et al.*, 2018; Card *et al.*, 2018; Song *et al.*, 2019)。AI 利用と賃金の関係において職場効果が支配的であるという本稿の結果は、これら海外の研究とも整合的である。

ただし、本稿の分析は一時点のクロスセクションであり、説明変数も限られているため、言うまでもなく AI・ビッグデータを利用することが賃金を高めるという因果関係を意味するわけではない。AI・ビッグデータを業務に利用している先進的な企業は、観測されない高スキルを持つ労働者を雇用する傾向があるという補完性を示唆する結果と理解するのが適当である。

4. AI・ビッグデータ利用と働き方・生産性

働き方改革と仕事の効率性の変化についての集計結果をまとめたのが表 5 である。この質問自体は AI・ビッグデータの利用と結びつけた問いではない。就労者のうち勤務先で働き方改革が進んでいると回答した人は 46.8% (同表(1)~(3)列の合計)、進んでいないと回答した人は 53.2% ((4)列) であり、半数近くの就労者が働き方改革の進展を感じている。この

表では属性別の回答結果も示しており、働き方改革が進んでいるという回答は、男性及び比較的若い人に多い。また、**付表 3** に示す通り、労働時間がやや長い人（週 43～48 時間）、比較的年収が高い人（年収 700 万円以上 1,500 万円未満）、大卒以上の高学歴者、正社員・正職員、産業別には情報通信業、金融・保険業、公務などで働き方改革が進んでいるという回答の割合が多い。興味深いことに、勤務先が AI・ビッグデータを使用している人で顕著に高い割合になっている。¹²

働き方改革の進展を被説明変数（「進んでいる」=1）とするシンプルなプロビット推計を行った結果が**表 6** である。女性ダミーは有意ではなく、年齢の係数も有意なもの多くないが、どちらかと言えば 30 歳台以下の若年層ほど働き方改革の進展を実感している。賃金（年間収入）の係数は 1%水準で有意な正值であり、給与の高い労働者ほど働き方改革の進展を実感している傾向が強い。労働時間の係数は、有意水準は高くないが負値である。単純なクロス集計結果から観察されるのとは異なり、他の変数をコントロールすると、労働時間の短い労働者の方が働き方改革の進展を実感している傾向が強いことになる。逆に言えば、働き方改革の重要なターゲットである長時間労働者は、必ずしもその恩恵を受けていない可能性がある。勤務先の AI・ビッグデータ利用の係数は高い有意水準の正值であり、これら新技術を利用している職場の従業者は、「働き方改革が進んでいる」と認識している確率が 30%程度高い。新技術の普及・活用が、働き方改革の推進に貢献する可能性を示唆している。

なお、2016 年調査と今回調査の週労働時間データをリンクし、労働時間の変化を被説明変数とする推計を行ってみたが、働き方改革の実施や職場における AI・ビッグデータ利用と週労働時間の変化の間に有意な関係は確認できなかった。¹³ 週労働時間のデータが多肢選択式なので労働時間のわずかな変化は反映されないことが技術的な理由として考えられるが、就労者が認知する「働き方改革」が必ずしも週労働時間の短縮に限られないことが本質的な理由だと考えられる。

働き方改革が進んでいると回答した人の中での、仕事の効率性への効果についての見方は（**表 5** (1)～(3)列）、仕事の効率性には変わりがないという回答が 34.5%（働き方改革が進んでいるという回答のうち 7 割超）と圧倒的に多く、仕事の効率性が上がったという回答（5.7%）と仕事の効率性は下がったという回答（6.6%）がほぼ拮抗している。あくまでも就労者の主観的評価であることに注意する必要があるが、働き方改革が必ずしも生産性向上に結び付いているわけではないことを示唆している。

個人特性別の集計結果を見ると、大きな差ではないが 20 歳台、30 歳台及び 70 歳以上では仕事の効率性が上がったという回答が下がったという回答よりも多く、40～60 歳では効率性が下がったという回答の方が多い。勤務先が AI・ビッグデータを使用している人は、

¹² 山本・黒田 (2019)も、AI などの新技術導入と働き方改革への取り組みの間に正の関係があることを示している。

¹³ 2016 年調査には AI・ビッグデータの利用実態についての設問がないため、これら新技術の利用状況の変化について確認することはできない。

上述の通り働き方改革が進んでいるという回答が多だけでなく、仕事の効率性が上がったという回答も顕著に多い。

働き方改革が進んでいると回答したサンプルに限って、仕事の効率性の変化についての見方を被説明変数とする順序プロビット推計を行った結果が表7である。被説明変数は、仕事の効率性が「上がった」=3、「変わらない」=2、「下がった」=1である。その結果によると、性別や年齢は仕事の効率性向上とほとんど関係ないが、賃金が高い（低い）人ほど、労働時間が短い（長い）人ほど、仕事の効率性が向上（低下）したと認識している傾向が強い。前述の通り、給与の高い人、労働時間の短い人ほど、働き方改革の進展を感じているが、それだけでなく、これらの人は仕事の効率化についても肯定的な見方をしている。

これらをコントロールした上で、仕事での AI・ビッグデータ利用は、効率性向上の認識と強い正の関係がある。特に自分自身が AI・ビッグデータを仕事に利用している場合に顕著である。¹⁴ 新しい自動化技術を活用しつつ働き方を見直すことの重要性、つまり生産性向上における自動化技術と働き方改革の補完性を示唆する結果と言える。

5. 結論

本稿では、AI・ビッグデータの利用実態、これら新技术を利用している就業者の特性、働き方改革による生産性向上との関係について、就労者を対象とした独自のサーベイに基づく観察事実を提示した。

主な結果は以下の通りである。第一に、AI・ビッグデータを利用している人は、20歳台ないし30歳台、大学・大学院卒の高学歴者という傾向がある。これらの結果は、日本企業へのサーベイに基づく Morikawa (2017, 2020) の結果と整合的であり、新しい自動化技術と学歴で測ったスキルとの補完性を示している。第二に、AI・ビッグデータの利用と賃金水準の間には明瞭な正の関係があるが、自分自身がこれら新技术を利用しているかどうかよりも、勤務先の企業が利用しているかどうか重要である。この結果は、イノベティブで生産性の高い企業で働く労働者の賃金が高いことを示す最近の海外の研究結果と整合的である。第三に、AI・ビッグデータの利用は、働き方改革の進展や業務効率化への労働者の認識と強い関係を持っている。AIなどの新技术の導入とあいまって働き方改革が生産性向上につながる可能性を示唆している。

本稿は、個人レベルでの AI・ビッグデータの利用実態を明らかにした類例の少ない研究だが、多くの限界があることを留保しておきたい。第一に、クロスセクション・データでの

¹⁴ 働き方改革が進んでいないと回答したサンプルを含めて多項プロビット推計を行っても、AI・ビッグデータの利用と働き方改革の進展、業務効率化との間に有意な正の関係が観察される（付表4参照）。この推計の説明変数は、産業、就労形態、職種を含まない。

分析であり、例えばAIの利用拡大が賃金を高め、あるいは働き方改革を促すといった因果関係を明らかにしたわけではない。また、分析に用いた変数は限られており、企業規模など欠落変数バイアスが残っている可能性は排除できない。第二に、性別・年齢・居住地などを考慮したサンプリングを行っているものの、登録モニターに対するインターネット調査なので、ITスキルが比較的高い個人のウエイトが高い可能性は排除できない。第三に、働き方改革の進展や仕事の効率化についての分析結果の多くは、回答者の主観的な評価に依存している。

AIをはじめとする新しい自動化技術の利用実態に関するデータは、企業レベルでも個人レベルでも極めて乏しい現状にある。今回の調査を通じて、登録モニターを対象とした追跡調査によってかなり高い回収率を確保できることが確認できた。しかし、これら新技術の経済的な重要性と普及の速さに鑑みると、公的な統計調査による実態把握を充実していくことが期待される。

〈参照文献〉

(邦文)

足立大輔・海沼修平・川口大司・齊藤有希子 (2019), 「自動化技術の導入と労働代替」, RIETI Policy Discussion Paper, 19-P-010.

川島迪仁・加藤直也 (2019), 「働き方改革と企業の取り組み：働き方改革を生産性の向上に結び付けた先進例」, BOJ Reports and Research Papers.

鶴光太郎 (2019a), 「日本の雇用システムの再構築：総論」, RIETI Policy Discussion Paper, 19-P-008.

鶴光太郎 (2019b), 「新たなテクノロジーは働き方をいかに変えるか：AI時代に向けた展望」, RIETI Policy Discussion Paper, 19-P-023.

内閣府 (2017), 「平成 29 年度年次経済財政報告」.

山本勲・黒田祥子 (2019), 「AI などの新しい情報技術の利用と労働者のウェルビーイング：パネルデータを用いた検証」, RIETI Discussion Paper, 19-J-012.

(英文)

Acemoglu, Daron, Claire LeLarge, and Pascual Restrepo (2020), “Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France,” NBER Working Paper, No. 26738.

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo (2018a), “Modeling Automation,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 108, pp. 43–47.

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

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.

Aghion, Philippe, Antonin Bergeaud, Richard Blundell, and Rachel Griffith (2019), “The Innovation Premium to Soft Skills in Low-Skilled Occupations,” CEP Discussion Paper, No.1665.

Alekseeva, Liudmila, José Azar, Mireia Gine, Sampsa Samila, and Bledi Taska (2020), “The Demand for AI Skills in the Labor Market,” CEPR Discussion Paper, No. 14320.

Arntz, Melanie, Terry Gregory, and Ulrich Zierahn (2017), “Revisiting the Risk of Automation,” *Economics Letters*, Vol. 159, October, pp. 157–160.

Atalay, Enghin, Phai Phongthientham, and Sebastian Sotelo (2018), “New Technologies and the Labor Market,” *Journal of Monetary Economics*, Vol. 97, August, pp. 48–67.

Autor, David H. and David Dorn (2013), “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market,” *American Economic Review*, Vol. 103, No. 5, pp. 1553–1597.

Autor, David H., Lawrence F. Katz and Melissa S. Kearney (2006), “The Polarization of the U.S. Labor Market,” *American Economic Review*, Vol. 96, No. 2, pp. 189–194.

Autor, David H., Lawrence F. Katz, and Alan B. Krueger (1998), “Computing Inequality: Have

- Computers Changed the Labor Market?" *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 113, No. 4, pp. 1169–1213.
- Berlingieri, Giuseppe, Sara Calligaris, and Chiara Criscuolo (2018), "The Productivity-Wage Premium: Does Size Still Matter in a Service Economy?" *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 108, pp. 328–333.
- Breemersch, Koen, Joze P. Damijan, and Jozef Konings (2019), "What Drives Labor Market Polarization in Advanced Countries? The Role of China and Technology," *Industrial and Corporate Change*, Vol. 28, No. 1, pp. 51–77.
- Bresnahan, Timothy F., Erik Brynjolfsson, and Lorin M. Hitt (2002), "Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 117, No. 1, pp. 339–376.
- Buffington, Catherine, Javier Miranda, and Robert Seamans (2018), "Development of Survey Questions on Robotics Expenditures and Use in U.S. Manufacturing Establishments," CES Working Paper, No. 18-44.
- Burstein, Ariel, Eduardo Morales, and Jonathan Vogel (2019), "Changes in Between-Group Inequality: Computers, Occupations, and International Trade," *American Economic Journal: Macroeconomics*, Vol. 11, No. 2, pp. 348–400.
- Card, David, Ana Rute Cardoso, Jörg Heining, and Patrick Kline (2018), "Firms and Labor Market Inequality: Evidence and Some Theory," *Journal of Labor Economics*, Vol. 36, No. S1, pp. S13–S70.
- Caselli, Francesco and Alan Manning (2019), "Robot Arithmetic: New Technology and Wages," *American Economic Review: Insights*, Vol. 1, No. 1, pp. 1–12.
- Cheng, Hong, Ruixue Jia, Dandan Li, and Hongbin Li (2019), "The Rise of Robots in China," *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 33, No. 2, pp. 71–88.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Südekum, and Nicole Woessner (2017), "German Robots: The Impact of Industrial Robots on Workers," CEPR Discussion Paper, No. 12306.
- David, Benjamin (2017), "Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 43, pp. 77–87.
- Dickerson, Andy and Francis Green (2004), "The Growth and Valuation of Computing and Other Generic Skills," *Oxford Economic Papers*, Vol. 56, No. 3, pp. 371–406.
- DiNardo, John E. and Jorn-Steffen Pischke (1997), "The Returns to Computer Use Revisited: Have Pencils Changed the Wage Structure Too?" *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 112, No. 1, pp. 291–303.
- Dolton, Peter and Gerry Makepeace (2004), "Computer Use and Earnings in Britain," *Economic Journal*, Vol. 114, C117–C130.
- Dolton, Peter, Gerry Makepeace, and Helen Robinson (2007), "Use IT or Lose IT? The Impact of

- Computers on Earnings," *Manchester School*, Vol. 75, No. 6, pp. 673–694.
- Dolton, Peter and Panu Pelkonen (2008), "The Wage Effects of Computer Use: Evidence from WERS 2004," *British Journal of Industrial Relations*, Vol. 46, No. 4, pp. 587–630.
- Dostie, Benoit, Rajshri Jayaraman, and Mathieu Trepanier (2010), "What (if any) Are the Returns to Computer Use?" *Applied Economics*, Vol. 42, No. 30, pp. 3903–3912.
- Entorf, Horst, Michael Gollac, and Francis Kramarz (1999), "New Technologies, Wages, and Worker Selection," *Journal of Labor Economics*, Vol. 17, No. 3, pp. 464–491.
- Frey, Carl Benedikt and Michael A. Osborne (2017), "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?" *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 114, pp. 254–280.
- Gaggl, Paul and Greg C. Wright (2017), "A Short-Run View of What Computers Do: Evidence from a UK Tax Incentive," *American Economic Journal: Applied Economics*, Vol. 9, No. 3, pp. 262–294.
- Graetz, Georg and Guy Michaels (2018), "Robots at Work," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 100, No. 5, pp. 753–768
- Ikenaga, Toshie and Ryo Kambayashi (2016), "Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend," *Industrial Relations*, Vol. 55, No. 2, pp. 267–293.
- Kawaguchi, Daiji (2006), "Are Computers at Home a Form of Consumption or an Investment? A Longitudinal Analysis for Japan," *Japanese Economic Review*, Vol. 57, No. 1, pp. 69–86.
- Kim, YoungGak and Kazuyuki Motohashi (2019), "Use and Sharing of Big Data, Firm Networks and Their Performance," RIETI Discussion Paper, 19-E-016.
- Kitahara, Seiko and Toshiaki Shinozaki (2019), "Do Digital Technologies Complement or Substitute for Human Labor?" ESRI Discussion Paper, No. 351.
- Kromann, Lene, Nikolaj Malchow-Møller, Jan Rose Skaksen, and Anders Sørensen (2019), "Automation and Productivity: A Cross-Country, Cross-Industry Comparison," *Industrial and Corporate Change*, forthcoming.
- Krueger, Alan B. (1993), "How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 108, No. 1, pp. 33–60.
- Levy, Frank and Richard J. Murnane (2004), *The New Division of Labor: How Computers Are Creating Next Job Market*, New Jersey: Princeton University Press.
- Michaels, Guy, Ashwini Natraj, and John Van Reenen (2014), "Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over Twenty-Five Years," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 96, No. 1, pp. 60–77.
- Morikawa, Masayuki (2017a), "Firms' Expectations about the Impact of AI and Robotics: Evidence from a Survey," *Economic Inquiry*, Vol. 55, No. 2, pp. 1054–1063.
- Morikawa, Masayuki (2017b), "Who Are Afraid of Losing Their Jobs to Artificial Intelligence and

- Robots? Evidence from a Survey,” RIETI Discussion Paper, 17-E-069.
- Morikawa, Masayuki (2020), “Heterogeneous Relationships between Automation Technologies and Skilled Labor: Evidence from a Firm Survey,” RIETI Discussion Paper, 20-E-004.
- Motohashi, Kazuyuki (2017), “Survey of Big Data Use and Innovation in Japanese Manufacturing Firms,” RIETI Policy Discussion Paper, 17-P-027.
- Niebel, Thomas, Fabienne Rasel, and Steffen Viete (2019), “BIG Data - BIG Gains? Understanding the Link between Big Data Analytics and Innovation,” *Economics of Innovation and New Technology*, Vol. 28, No. 3, pp. 296–316.
- Pabilonia, Sabrina Wulff and Cindy Zoghi (2005), “Returning to the Returns to Computer Use,” *American Economic Review*, Vol. 95, No. 2, pp.314-317.
- 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*, Chicago: The University of Chicago Press, pp. 553–565.
- Song, Jae, David J.Price, Fatih Guvenen, Nicholas Bloom, and Till von Wachter (2019), “Firming up Inequality,” *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 134, No. 1, pp. 1–50.
- Spiz-Oener, Alexandra (2008), “The Returns to Pencil Use Revisited,” *Industrial and Labor Relations Review*, Vol. 61, No. 4, pp. 502–517.
- Van Reenen, John (2011), “Wage Inequality, Technology and Trade: 21st Century Evidence,” *Labour Economics*, Vol. 18, No. 6, pp. 730–741.

表1 個人特性別の AI・ビッグデータ利用状況

	(1) 職場AI利用	(2) 自身AI利用	(3) サンプル数
全回答	8.4%	4.3%	3,554
男性	10.2%	5.3%	2,187
女性	5.6%	2.8%	1,367
20-29歳	11.0%	6.2%	145
30-39歳	12.7%	7.4%	569
40-49歳	9.3%	5.1%	945
50-59歳	8.8%	4.1%	908
60-69歳	5.0%	1.7%	807
70歳-	2.2%	1.7%	180
小学校・中学校	3.2%	1.6%	63
高校・旧制中学	3.9%	2.0%	891
専門学校	4.2%	1.9%	378
短大・高専	7.3%	5.2%	368
大学	10.9%	5.6%	1,619
大学院	18.3%	7.7%	235
理科系	15.3%	6.8%	672
文科系	10.2%	5.4%	1,114
どちらともいえない	4.4%	2.9%	68

表2 AI・ビッグデータ利用と平均年齢・平均賃金

		(1) 平均年齢	(2) 平均賃金	(3) サンプル数
A. 職場	利用	43.24	6.291	300
	非利用	48.24	5.642	2,393
	不明	46.94	5.470	861
B. 自身	利用	41.76	6.341	153
	非利用	45.35	6.276	137
	不明	36.90	5.734	10

(注) 平均賃金は仕事からの年間収入の対数。B 欄は、A 欄で勤務先が AI・ビッグデータを「利用している」と回答した人が対象。

表3 産業別・雇用形態別のAI・ビッグデータ利用状況

	(1) 職場AI利用	(2) 自身AI利用	(3) サンプル数
農林水産業	4.0%	0.0%	25
建設業	2.2%	1.1%	182
製造業	14.6%	7.5%	478
情報通信業	26.6%	11.9%	109
運輸業	5.2%	1.7%	115
卸売・小売業	5.4%	2.7%	335
金融・保険業	23.3%	13.2%	129
不動産業	2.7%	1.4%	74
飲食・宿泊業	4.0%	0.0%	50
医療・福祉	4.5%	2.7%	223
教育	6.6%	3.3%	183
サービス業	7.4%	4.1%	537
公務	10.0%	4.5%	201
その他	6.4%	3.6%	110
会社などの役員	8.6%	5.4%	186
自営業主	2.4%	2.1%	338
自営業の手伝い	3.7%	0.0%	54
正社員・正職員	13.3%	6.5%	1,471
パートタイム	1.9%	1.4%	367
アルバイト	3.8%	2.9%	104
派遣社員	4.1%	2.0%	49
契約社員	11.8%	4.4%	136
嘱託	2.2%	0.0%	46
合計	9.1%	4.6%	2,751

(注) サンプルは2016年調査と今回調査の間に転職をしていない個人。産業、雇用形態は2016年調査の分類を使用。

表4 AI・ビッグデータの利用と賃金

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
職場AI利用	0.3502 *** (0.0369)		0.3013 *** (0.0538)	0.1982 *** (0.0360)		0.1500 *** (0.0484)
自身AI利用		0.3800 *** (0.0453)	0.0962 (0.0670)		0.2313 *** (0.0463)	0.0954 (0.0623)
性別	yes	yes	yes	yes	yes	yes
年齢	yes	yes	yes	yes	yes	yes
教育	yes	yes	yes	yes	yes	yes
週労働時間	yes	yes	yes	yes	yes	yes
産業	no	no	no	yes	yes	yes
就労形態	no	no	no	yes	yes	yes
Nobs.	3,554	3,554	3,554	2,751	2,751	2,751
R-squared	0.4543	0.4511	0.4545	0.5206	0.5198	0.5208

(注) OLS 推計、カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$ 。表では「AI利用」と略しているが、「AI・ビッグデータを利用している」という意味である（以下同様）。

表5 働き方改革と仕事の効率性の変化

		(1) 働き方改革 が進んでおり、仕 事の効率性が上 がった	(2) 働き方改革 は進んでいる が、仕事の効率 性には変わりが ない	(3) 働き方改革 は進んでいる が、仕事の効率 性は下がった	(4) 働き方改革 は進んでいない	回答数
就労者計		5.7%	34.5%	6.6%	53.2%	3,554
性別	男性	6.5%	37.2%	7.2%	49.2%	2,187
	女性	4.3%	30.3%	5.7%	59.7%	1,367
年齢	20-29歳	8.3%	35.9%	6.2%	49.7%	145
	30-39歳	9.3%	37.8%	7.4%	45.5%	569
	40-49歳	5.8%	33.3%	7.6%	53.2%	945
	50-59歳	5.1%	34.4%	7.8%	52.8%	908
	60-69歳	3.2%	34.8%	4.5%	57.5%	807
	70歳-	5.0%	28.9%	2.8%	63.3%	180
AI・ビッグ データ	職場AI利用	24.7%	54.3%	8.0%	13.0%	300
	仕事AI利用	32.7%	51.6%	6.5%	9.2%	153

表6 AI・ビッグデータの利用と働き方改革の実施確率

	(1)	(2)	(3)
女性	-0.0063 (0.0197)	-0.0041 (0.0199)	0.0207 (0.0266)
20-29歳	0.0563 (0.0445)	0.0463 (0.0453)	0.1485 ** (0.0586)
30-39歳	0.0868 (0.0267)	0.0775 *** (0.0273)	0.0666 ** (0.0325)
50-59歳	-0.0060 *** (0.0234)	-0.0003 (0.0239)	0.0015 (0.0273)
60-69歳	-0.0051 (0.0249)	0.0067 (0.0253)	0.0160 (0.0306)
70歳-	-0.0072 (0.0446)	0.0031 (0.0448)	0.0353 (0.0550)
賃金(対数)	0.1356 *** (0.0117)	0.1193 *** (0.0118)	0.1219 *** (0.0168)
労働時間(対数)	-0.0297 (0.0188)	-0.0292 (0.0190)	-0.0591 ** (0.0236)
職場AI利用		0.3583 *** (0.0359)	0.2653 *** (0.0460)
自身AI利用		0.1278 * (0.0732)	0.1495 * (0.0772)
産業	no	no	yes
就労形態	no	no	yes
職種	no	no	yes
Nobs.	3,554	3,554	2,751
Pseudo R2	0.0489	0.0825	0.1203

(注) プロビット推計の限界効果を表示。カッコ内はロバスト標準誤差。***: p<0.01, **: p<0.05, *: p<0.1。年齢ダミーは40-49歳が参照カテゴリー。

表7 AI・ビッグデータの利用と仕事の効率化

	(1)	(2)	(3)
女性	0.0720 (0.0693)	0.0702 (0.0703)	0.1091 (0.0884)
20-29歳	0.2299 (0.1602)	0.2194 (0.1609)	0.1309 (0.1887)
30-39歳	0.2026 ** (0.0951)	0.1752 * (0.0959)	0.0794 (0.1099)
50-59歳	-0.0656 (0.0840)	-0.0572 (0.0848)	-0.0734 (0.0929)
60-69歳	0.0680 (0.0853)	0.1056 (0.0858)	0.0509 (0.1021)
70歳-	0.3678 ** (0.1633)	0.4161 ** (0.1663)	0.2820 (0.2066)
賃金(対数)	0.2192 *** (0.0411)	0.1790 *** (0.0419)	0.1863 *** (0.0613)
労働時間(対数)	-0.1601 ** (0.0681)	-0.1605 *** (0.0690)	-0.1958 ** (0.0793)
職場AI利用		0.2942 ** (0.1254)	0.2505 * (0.1396)
自身AI利用		0.4917 *** (0.1667)	0.5825 *** (0.1818)
産業	no	no	yes
就労形態	no	no	yes
職種	no	no	yes
Nobs.	1,663	1,663	1,351
Pseudo R2	0.0144	0.0361	0.0507

(注) 働き方改革が進んでいると回答した人を対象に順序プロビット推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.1$ 。

付表1 前回調査とのサンプル比較

個人特性		前回調査	今回調査	(参考)国勢調査
性別	男性	49.3%	52.6%	49.4%
	女性	50.7%	47.5%	50.6%
年齢階層	20代	13.2%	3.3%	13.2%
	30代	16.6%	12.4%	16.6%
	40代	19.6%	19.9%	19.6%
	50代	16.4%	20.3%	16.4%
	60代	28.5%	29.3%	19.3%
	70代	5.7%	14.9%	14.9%
学歴	小学校・中学校	2.4%	2.1%	11.0%
	高校・旧制中学	28.3%	28.8%	38.7%
	専門学校	10.5%	9.4%	12.7%
	短大・高専	12.1%	12.5%	9.4%
	大学	41.4%	42.2%	25.5%
	大学院	5.4%	5.2%	2.7%
就労状態	就労	65.8%	64.0%	63.9%
	非就労	34.2%	36.0%	36.1%

(注) 調査サンプルは20歳未満、80歳以上を含んでいない。参考の列は、「国勢調査」(2015年)の数字(学歴は「就業構造基本調査」(2017年))で、20～79歳の人数を分母にしている。

付表2 非転職者と転職者の比較

	(1) 就労者計	(2) 非転職者	(3) 転職者
男性	63.1%	64.8%	52.6%
女性	36.9%	35.2%	47.4%
年齢	51.0	51.3	48.8
年間収入	437.2	452.4	345.1
週労働時間	37.3	37.5	35.7
職場AI利用	8.7%	8.8%	8.0%
自身AI利用	4.5%	4.4%	4.8%
働き方改革進展・仕事の効率性向上	5.7%	5.8%	5.7%
働き方改革進展・仕事の効率性不変	35.5%	35.9%	32.9%
働き方改革進展・仕事の効率性低下	6.7%	6.7%	6.7%
働き方改革は進んでいない	52.1%	51.7%	54.7%
N	3,363	2,886	477

付表3 働き方改革と仕事の効率性の変化（労働時間・年収・学歴・就労形態・産業別）

	(1) 働き方改革 が進んでおり、仕 事の効率性が上 がった	(2) 働き方改革 は進んでいる が、仕事の効率 性には変わりが ない	(3) 働き方改革 は進んでいる が、仕事の効率 性は下がった	(4) 働き方改革 は進んでいない	回答数	
就労者計	5.7%	34.5%	6.6%	53.2%	3,554	
労働時間	19時間以下	2.6%	27.4%	3.6%	66.4%	580
	20～29時間	3.3%	30.1%	5.4%	61.2%	335
	30～34時間	5.5%	32.6%	7.8%	54.1%	218
	35～42時間	6.9%	36.9%	6.1%	50.1%	1,131
	43～45時間	6.9%	46.4%	6.3%	40.4%	448
	46～48時間	7.4%	34.8%	10.7%	47.2%	299
	49～59時間	5.8%	35.6%	7.8%	50.8%	295
	60時間以上	6.0%	25.0%	10.9%	58.1%	248
年収	50万円未満	1.2%	20.7%	2.0%	76.1%	251
	50～99万円	2.0%	24.9%	5.6%	67.4%	301
	100～149万円	2.0%	26.4%	4.1%	67.6%	296
	150～199万円	3.0%	25.5%	5.5%	66.0%	200
	200～249万円	4.0%	28.9%	5.5%	61.7%	253
	250～299万円	3.0%	30.5%	9.4%	57.1%	233
	300～399万円	5.2%	36.0%	5.2%	53.6%	442
	400～499万円	5.4%	41.2%	9.1%	44.2%	405
	500～599万円	6.1%	35.9%	9.4%	48.6%	329
	600～699万円	5.7%	43.7%	7.4%	43.2%	229
	700～799万円	12.3%	41.5%	9.2%	36.9%	195
	800～899万円	11.1%	64.3%	4.0%	20.6%	126
	900～999万円	20.0%	42.4%	11.8%	25.9%	85
1,000～1,249万円	15.1%	51.6%	5.4%	28.0%	93	
1,250～1,499万円	7.9%	44.7%	7.9%	39.5%	38	
1,500万円以上	16.7%	25.6%	6.4%	51.3%	78	
学歴	小学校・中学校	0.0%	27.0%	1.6%	71.4%	63
	高校・旧制中学	3.1%	29.3%	7.3%	60.3%	891
	専門学校	4.2%	31.0%	6.1%	58.7%	378
	短大・高専	4.3%	31.3%	7.1%	57.3%	368
	大学	7.7%	37.7%	6.5%	48.2%	1,619
	大学院	7.2%	45.5%	6.4%	40.9%	235
就労形態	会社などの役員	8.6%	31.7%	8.1%	51.6%	186
	自営業主	2.1%	21.3%	3.3%	73.4%	338
	自営業の手伝い	0.0%	16.7%	0.0%	83.3%	54
	正社員・正職員	7.8%	42.9%	8.2%	41.1%	1,471
	パートタイム	2.5%	29.7%	7.1%	60.8%	367
	アルバイト	2.9%	26.0%	3.8%	67.3%	104
	派遣社員	4.1%	26.5%	12.2%	57.1%	49
	契約社員	5.1%	47.8%	2.2%	44.9%	136
嘱託	4.3%	39.1%	2.2%	54.3%	46	
産業	農林水産業	4.0%	20.0%	4.0%	72.0%	25
	建設業	1.1%	33.0%	6.0%	59.9%	182
	製造業	8.8%	40.4%	10.5%	40.4%	478
	情報通信業	14.7%	50.5%	8.3%	26.6%	109
	運輸業	4.3%	32.2%	7.0%	56.5%	115
	卸売・小売業	4.5%	32.2%	6.0%	57.3%	335
	金融・保険業	13.2%	45.7%	5.4%	35.7%	129
	不動産業	6.8%	25.7%	5.4%	62.2%	74
	飲食・宿泊業	4.0%	28.0%	8.0%	60.0%	50
	医療・福祉	2.2%	33.6%	5.8%	58.3%	223
	教育	4.4%	34.4%	6.0%	55.2%	183
	サービス業	5.2%	32.6%	4.8%	57.4%	537
	公務	5.5%	53.7%	9.0%	31.8%	201
	その他	3.6%	29.1%	4.5%	62.7%	110

付表4 AI・ビッグデータの利用と働き方改革、仕事の効率化（多項プロビット推計）

	仕事の効率性が上がった	仕事の効率性は不変	仕事の効率性は下がった
女性	0.1156 (0.1145)	-0.0257 (0.0724)	-0.0149 (0.0996)
20-29歳	0.3759 (0.2362)	0.1608 (0.1638)	-0.0313 (0.2354)
30-39歳	0.4321 *** (0.1438)	0.2482 ** (0.0992)	0.1371 (0.1349)
50-59歳	-0.1141 (0.1370)	0.0113 (0.0868)	0.0127 (0.1165)
60-69歳	-0.1679 (0.1555)	0.1044 (0.0913)	-0.2430 * (0.1346)
70歳-	0.3280 (0.2605)	0.0392 (0.1615)	-0.4115 (0.2703)
賃金(対数)	0.6300 *** (0.0768)	0.3857 *** (0.0428)	0.2815 *** (0.0582)
労働時間(対数)	-0.1614 (0.1028)	-0.1298 * (0.0683)	0.1128 (0.1069)
職場AI利用	1.5926 *** (0.2005)	1.2494 *** (0.1712)	1.0195 *** (0.2194)
自身AI利用	0.7789 *** (0.2799)	0.2467 (0.2584)	0.0774 (0.3269)
Nobs.	3,554		

(注) 多項プロビット推計。カッコ内はロバスト標準誤差。***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.1$ 。参照カテゴリーは「働き方改革は進んでいない」。説明変数は産業、就労形態、職種を含まない(表7(2)列に対応)。