



RIETI Discussion Paper Series 17-J-005

人工知能・ロボットと雇用：個人サーベイによる分析

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

<http://www.rieti.go.jp/jp/>

人工知能・ロボットと雇用：個人サーベイによる分析*

森川正之 (RIETI)

(要旨)

本稿は、人工知能 (AI) 及びロボットが生活や雇用に及ぼす影響について、個人を対象とした独自のサーベイの結果に基づいて概観する。主な関心事は、就労者の視点からどのような仕事が AI・ロボットといった新技術に代替されやすいと考えられているのか、また、ユーザーの視点からどのようなサービスが AI・ロボットに置換されやすいのか、という点である。分析結果によれば、大学・大学院教育、特に理科系の教育を通じた汎用的・可塑的な高スキルと AI・ロボットとの補完性が高い。同時に、専門学校の教育履歴や職業資格保有といった専門性の高いスキルを要する仕事も、AI・ロボットで代替されにくいと認識されている。ユーザー側の分析からは、保育・教育・医療といった対人サービスは、AI・ロボットによって代替されにくい可能性が示唆される。

キーワード：人工知能、ロボット、スキル、家計内生産

JEL Classification : J24, O33, D12

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。

* 本稿作成の過程で、荒田禎之、池内健太、井上誠一郎、伊藤新、小西葉子、中島篤志、奥田岳慶、吉屋拓之の各氏をはじめ 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頂戴したことに感謝したい。本稿の研究は、科学研究費補助金 (26285063, 16H06322) の助成を受けている。

1. 序論

本稿は、人工知能（AI）及びロボットが生活や雇用に及ぼす影響について、個人を対象とした独自のサーベイの結果に基づいて概観する。主な関心事は、どのような人がAI・ロボットの雇用への影響をポジティブ／ネガティブに捉えているのか、どのようなサービスがAI・ロボットに代替されやすい／されにくいのか、という点である。

先進諸国の生産性上昇率、潜在成長率が鈍化している中、政策現場ではAI・ロボット等による「第四次産業革命」が将来の成長の牽引役となることへの期待が高い。日本では「ロボット革命実現会議」がまとめた『ロボット新戦略』（2015年）が嚆矢となり、『日本再興戦略・改訂2015』は、「IoT・ビッグデータ・人工知能等による産業構造・就業構造の変革」を進めると記述している。産業技術総合研究所の中に「人工知能研究センター」が設立されたのもこの年である。さらに、『日本再興戦略2016』は、「第四次産業革命の鍵を握る人工知能技術の研究開発と社会実装を加速するための司令塔機能の確立と規制・制度改革」、「企業や組織の垣根を越えたデータ利活用プロジェクト等の推進」、「人工知能技術戦略会議」の設置などを掲げている。

一方、AIやロボットの負の側面、特に、人の雇用を奪う可能性についても活発な議論がされている（Brynjolfsson and McAfee, 2011, 2016; Frey and Osborne, 2013）。これは、ICTと労働の代替をめぐる多くの研究の延長線上の論点と言えるが、Frey and Osborne (2013) による、AIによって失われるリスクの高い職種に関する試算—今後20年に現在の米国の総雇用のうち半分（約47%）が代替される可能性—は、世界中で大きな関心を集めた。最近、David (2017) は、日本のデータを用いて Frey and Osborne (2013) と同様の試算を行い、日本の仕事のうち55%がAI・ロボットに代替されるリスクがあるという試算結果を示している。

他方、Arntz *et al.* (2016) は、Frey and Osborne (2013) の示す数字は仕事全てが機械に代替された場合の数字であって、同じ職業（occupation）の中でも機械化されるリスクのある仕事（task）の割合は限られており、その点を考慮した上でOECD21か国を対象に試算すると、機械化で失われる可能性のあるのは全労働者の9%に過ぎない（日本は約7%）と報告している。また、AI・ロボットは新しい産業・職業を生み出し、特に人間労働と補完性のある労働に対する需要を増加させる可能性があることも指摘されている（Autor, 2015; Mokyr *et al.*, 2015）。¹

¹ ICTと人間のスキルの代替／補完関係については多くの実証研究が行われてきており、スキル偏向的技術進歩（SBTC）という性格を持っていること、雇用の二極化（polarization）の一因にな

このように AI・ロボットに対する世間の関心は極めて高いが、経済学的な研究は緒に就いたばかりであり、特に定量的なデータに基づく実証分析は乏しい。² 技術が発展・普及の途上にあるため、現在のところ統計的な把握が困難なことがその大きな理由である。統計に代わる一つの方法として、企業や個人を対象としたサーベイによるアプローチがありうる。最近の例として、日本企業に対するサーベイに基づいて AI・ロボットの企業経営や雇用に及ぼす影響を分析した Morikawa (2016)が挙げられる。同論文は、AI・ロボットと労働者のスキルの補完性を示す結果を示しており、特に、大学院卒というかなり高いスキル・レベルで強い補完性が観察されている。

本稿は、個人を対象とした独自のサーベイに基づく分析であり、企業側からの情報に基づく Morikawa (2016)を補完するものである。具体的には、教育水準、職種、職業資格保有といった各種個人特性と AI・ロボットが生活や雇用に及ぼす影響への見方との関係について分析を行う。その際、個人のスキルの中でも理科系の大学・大学院卒に代表される汎用性・可塑性の高いスキルと、専門学校卒、職業資格保有といった職種特殊的なスキルとを区別しつつ分析を行う。スキル水準の高い/低い人ほど AI・ロボットが自身の雇用に及ぼす影響についてポジティブ/ネガティブに捉える傾向があるのではないか、というのが基本的な仮説である。

また、対人サービスのユーザー（消費者）の視点から、AI・ロボットへの代替に対する期待・懸念に関連する観察事実を提示する。少子高齢化がさらに進むことが確実に予測されている中、医療・介護・保育といった対人サービスを AI・ロボットに代替して省力化を図ることへの期待が高い。しかし、対人サービスの機械化は、技術進歩・生産コスト低下といった供給側の要因だけでなく、利用者側の受容性にも依存する。ロボットのコストが大幅に低下したとしても、人間によるサービス提供への選好が強ければ、結果として対人サービス労働者の機械への代替は起きにくいと考えられるからである。

分析結果によれば、大学・大学院教育、特に理科系の教育を通じた汎用的なスキルと AI・ロボットとの補完性が高い。同時に、専門学校の教育や職業資格といった専門的なスキルも、AI・ロボットで代替されにくい可能性がある。ユーザー側の分析からは、保育・教育・医療といった対人サービスでは、人間によるサービス提供へのニーズが強く、AI・ロボットによって代替されにくいことが示唆された。

以下、第2節では本稿で使用するサーベイ・データの概要及び分析方法について解説する。第3節で集計・分析結果を報告し、第4節で結論と政策的含意を述べる。

ったことなどが指摘されてきた (Autor, *et al.*, 2006; Goos and Manning, 2007; Van Reenen, 2011; Goos *et al.*, 2014)。

² 数少ない例外として、AI 関連の特許出願数の動向を分析した Lechevalier *et al.* (2014)、特許庁 (2015)、産業用ロボットの普及が労働生産性及び経済成長率に及ぼした効果をクロスカントリー・データで分析した Graetz and Michaels (2015)が挙げられる。

2. データ及び分析方法

本稿で使用するデータは、「経済の構造変化・経済政策と生活・消費に関するインターネット調査」（2016年）である。同調査は、筆者が調査票を設計し、経済産業研究所が楽天リサーチ（株）に委託して実施したものである。対象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た個人で、サンプル数は1万人である。インターネットによる調査の実施期間は、2016年11月中・下旬である。サンプルの性別、年齢階層別、学歴別、就労状態別の構成比は表1に示す通りである。

同調査の内容は多岐にわたるが、本稿では、人工知能・ロボットに関連する設問及び各種個人特性（性別、年齢、学歴、世帯年収等）の情報を使用する。具体的な設問と選択肢は以下の通りである。

AI・ロボットが生活に及ぼす影響についての設問は、「今後、人工知能やロボットの開発・普及が進むと予想されています。これらイノベーションがあなたの生活に及ぼす効果・影響についてどう思いますか」というもので、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。AI・ロボットが雇用に及ぼす影響についての設問は、「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」という文言で、選択肢は、「1.仕事が失われるおそれがある」、「2.仕事が失われるおそれはない」、「3.わからない」の3つである。

AI・ロボットの潜在的なユーザーという観点からの設問は2つあり、一つは、「以下に挙げる家庭内の仕事のうち、人工知能やロボットで代替できると良いと思うものはありますか（複数回答）」で、具体的な家庭内の仕事としては、「家事（料理、掃除、洗濯など）」、「育児」、「介護・看護」、「買い物」である。もう一つは、「以下のサービスのうち、ロボットではなく人間にやってもらわないと困ると思うものはありますか」という複数回答の設問で、具体的なサービスとしては、「保育サービス」、「介護・看護サービス」、「医療（病気や怪我の診断・治療）」、「理容・美容サービス」、「教育」、「自動車の運転」の6つが提示されている。³

分析方法は基本的に記述統計的なもので、各設問に対する回答を個人特性別にクロス集計する。必要に応じて、他の個人特性の影響をコントロールするため、順序プロビット、プロビット推計を行う。使用する個人特性は、性別、年齢、学歴で、就労者については、産業、就労形態、職種を併用する。また、一部の分析では、結婚状態、子供の有無、要介護者の有無を使用する。

³ これら2つの設問に対しては、「あてはまるものはない」という選択肢も用意されている。

個人特性のうち、年齢は20歳代～60歳以上までの10歳刻み（5区分）、学歴は中学卒～大学院卒（7区分）、大卒又は大学院卒の場合の専攻（3区分）である。⁴ 就労している場合には、産業（14分類）、職種（管理職、専門職、営業職、事務職など7分類）、就労形態（会社役員、自営業主、正社員・正職員、パートタイム、契約社員など9分類）の情報が利用可能である。

3. 分析結果

3-1. 人工知能・ロボットの生活及び雇用への影響

AI・ロボットの生活への影響についての回答を、全サンプル、男女別、学歴別に集計した結果が表2Aである。全体として、生活への影響はプラスと考える人が過半(50.1%)であり、マイナスと見る人は少ない(7.8%)。女性よりも男性の方がプラスととらえる傾向が強い。学歴別には、高学歴になるほどプラスと見る人が多く、プラスという回答の割合は高卒43.3%に対して、大卒57.0%、大学院卒61.2%である。⁵ 年齢別の集計結果が同表Bであり、年齢階層による顕著な違いは見られない。ただし、これは、学歴の違いなども影響している可能性があり、後に順序プロビット推計を行って詳しく見ることとする。

AI・ロボットの普及により自分の仕事が失われるおそれがあると思うかどうかについての回答を、全サンプル、男女別、学歴別に集計した結果が表3Aである。ここでは、現在収入のある仕事をしている人6,579人が分母である。全体として、「仕事が失われるおそれがある」29.9%、「仕事が失われるおそれはない」38.8%で、自身の雇用への懸念がないと考えている人の方が多いが、懸念している人も約3割と決して少なくない。女性よりも男性の方が、自身の仕事が失われることへの懸念は小さい。学歴別のパターンは、生活への影響に比べると顕著ではないが、最も高学歴の類型である大学院卒の人は仕事が失われることへの懸念が低く、次いで大卒、専門学校卒である。年齢階層別に集計した結果は同表Bである。生活への影響とは異なり、年齢が若い人ほど自分の仕事が失われるリスクを高く見ている傾向が顕著である。新技術の開発・普及が徐々に進んでいくことを考慮すると、自然な結果と言える。

しかし、以上は性別又は学歴だけで類型化しているため、年齢をはじめ他の個人特性

⁴ 調査では大学院（修士課程）と大学院（博士課程）を区分しているが、博士課程のサンプルは少ないため、両者を合わせて「大学院卒」としている。

⁵ このほか、調査では、自動運転車の利用の意向、ドローンによる荷物の配送についての考えについても尋ねている。その結果でも、女性は否定的な傾向、高学歴者はこれら新技術に肯定的な傾向が顕著に見られた。

の影響も混在している可能性がある。そこで、性別、年齢階層、学歴を説明変数とした順序プロビット推計を行った。「生活への影響」の推計は5つの選択肢が被説明変数で、「大きなプラスの影響」=5、「プラスの影響」=4、「どちらとも言えない」=3、「マイナスの影響」=2、「大きなマイナスの影響」=1としている。したがって、個人特性の推計係数が正值の場合には AI・ロボットの生活への影響を、参照カテゴリーに比べて肯定的に見ていることを意味する。個人特性の参照カテゴリーは、男性、40歳代、高卒である。なお、説明変数のうち学歴については、大卒・大学院卒の場合の理科系ダミーを加えている。高学歴者の中でも理科系と文科系では保有するスキルに違いがあると考えられるからである。⁶

「仕事への影響」の推計における被説明変数は、「仕事が失われるおそれはない」=3、「わからない」=2、「仕事が失われるおそれがある」=1とした。この推計では、収入のある仕事をしている人のサンプル(6,579人)で推計する。つまり、推計係数が正值の場合、自身の失職リスクを小さく評価していることを意味する。ベースラインの推計のほか、説明変数として職業資格ダミーを追加した推計も行う。⁷さらに、追加的な変数として、産業(14業種)、就労形態(9カテゴリー)、職種(7職種)のダミーを加えた推計も行ってみる。これらの変数の参照基準は、製造業、正社員・正職員、事務職である。⁸ どのような産業、職業の就業者が AI・ロボットによる仕事の代替のリスクを意識しているかがここでの関心事である。

推計結果は表4に示す通りである。まず、AI・ロボットの生活へ影響に関する結果を見てみたい(同表(1)列)。女性ダミーの係数は有意な負値であり、男性の方が肯定的な傾向が強い。やや意外だが、50歳代、60歳代以上の人は肯定的な傾向が強い。ただし、20歳代、30歳代の係数も正值なので、参照基準の40歳代が最も低いことになる。学歴別に見ると、高学歴者ほど肯定的な傾向が明瞭である。特に理科系の大卒・大学院卒において顕著で、理科系と文科系の差は、高卒と大卒の差と同程度の大きさである。

自身の仕事への影響(同表(2)列)については、女性及び若年層はリスクを高く見ている傾向がある。ただし、表には示していないが、女性ダミーの係数は職種や就労形態を考慮すると有意ではなくなる。つまり、女性が AI・ロボットで代替されることへの懸念は、非正規雇用や事務職に女性が多いことを強く反映していると考えられる。若年層ほ

⁶ 理科系出身(STEM)労働者が国や地域の生産性上昇に重要な役割を果たしていることを示す最近の研究例として、Winters (2014), Peri *et al.* (2015)。日本における理科系と文科系出身者の所得差を比較した研究例として浦坂他 (2011)。

⁷ 職業資格を保有し、それを仕事で使用しているというダミー変数である。

⁸ 産業は、農林水産業、建設業、製造業、情報通信業、運輸業、卸売・小売業、金融・保険業、不動産業、飲食・宿泊業、医療・福祉、教育、サービス業、公務、その他という区分である。就労形態は、会社役員、自営業種、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、嘱託という区分である。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、その他という分類である。

どリスクを高く見ているのは、技術が進むのに従って代替される仕事の種類が増えていく可能性を反映していると考えられる。大学院卒業者は仕事の代替リスクがないと見ている傾向がある。大卒ダミーの係数は正值だが有意ではない。理科系の大卒・大学院卒の労働者は、代替リスクがないと見る傾向がある。さらに、専門学校の卒業者はリスクを低く見る傾向がある。これらの人たちは、AI・ロボットに代替されにくいスキルを持っていると認識しているからだと推察される。頑健性をチェックするため、自身の仕事への影響について、「わからない」という回答を除き、「仕事が失われるおそれはない」=1、「仕事が失われるおそれがある」=0として単純なプロビット推計を行った結果が付表1である。順序プロビット推計と本質的な結果に違いはない。

職業資格ダミーを追加的な変数とした場合、この係数は5%水準で有意な正值であり（同表(3)列）、職業資格を持ちそれを仕事に使っている労働者は、AI・ロボットによる代替リスクをやや低く見ていることになる。⁹ 職業資格の保有自体が職業特殊なスキルを反映していること、特に業務独占資格については法的な参入制限によって保護されていることが理由として考えられる。¹⁰

産業、就労形態、職種について見たのが表5である。性別、年齢階層、学歴等の変数はベースラインの推計式と同様で、追加的に産業（14業種）、就労形態（9カテゴリー）、職種（7職種）のダミーを加えた推計である。産業別には、医療・福祉、教育といった産業に従事している人は仕事の代替リスクが低いと考えている。就労形態別に見ると、嘱託、パートタイム労働者、派遣労働者は、正社員・正職員と比べてリスクを高く見ている傾向がある。¹¹ 他方、会社役員、自営業主は正社員・正職員と有意差がない。職種別には、事務職との比較で、管理職、専門職はリスクを低く、生産工程の職種はリスクを高めに見ている。¹²

以上を総括すると、高学歴（特に理科系）のスキルとAIの補完性が高い可能性を示唆しており、企業サーベイに基づく分析結果（Morikawa, 2016）とも整合的である。ただし、専門学校卒業、職業資格の保有といった仕事と直接関連するスキル（専門学校卒、職業資格）も、汎用性・可塑性の高いスキル（大学院教育、理科系）と並んで一定の重要性を持つことを示唆している。後述するように、保育、医療、教育といったサービス

⁹ この推計での職業資格は、「あなたは、仕事に関連する資格をお持ちですか。また、その資格は現在のお仕事に使っていらっしゃいますか」という設問に対して、「資格を持っており、現在の仕事で使っている」と回答したサンプルのダミー変数である。

¹⁰ 職業資格の保有・使用を、一般資格と業務独占資格（「その資格を持っていないと業務を行うことが法令上できないような職業資格」）とに分けて2つのダミーを説明変数とした場合、いずれも推計された係数は正值だが、一般資格は10%水準で非有意なのに対して、業務独占資格は5%水準で有意である。

¹¹ 非正規労働者が代替リスクを高く評価しているという結果は、技術的な観点から人工知能による仕事の代替確率を評価したDavid (2017)と同様の結果である。

¹² 自身の仕事への影響について、「わからない」という回答を除いて単純なプロビット推計を行った結果は付表2に示す通りであり、順序プロビット推計と同様の結果である。

は、ロボットではなく人間にやって欲しいというニーズが強く、そうした仕事に関連する対人スキルを持つ人は、代替リスクを低く評価している可能性がある。

3-2. ユーザーから見た人工知能・ロボットと人間の代替可能性

次に、AI・ロボットのユーザー（消費者）の視点からの設問について見ていきたい。ここでの関心事は、①家計内サービス生産活動のうちどういった活動に対して新技術への代替のニーズが高いのか、②対個人サービスの需要者の視点から、どのようなサービスはAI・ロボットへの代替可能性が低いのか、という点である。

まず、「家庭内の仕事のうち、人工知能やロボットで代替できると良いと思うもの（複数回答）」として挙げられたのは、家事（料理、掃除、洗濯など）58.6%、介護・看護47.1%、買い物28.9%、育児8.5%であった（「あてはまるものはない」という回答は21.5%）。日常的な家事業務、介護・看護についてはAI・ロボットへの代替のニーズがかなりあることを示唆している。

個人特性による違いについてプロビット推計を行った結果が表6である。ここでの説明変数は、性別（女性ダミー）、年齢階層、既婚ダミー、就労ダミー、子供に関する複数のダミー（①高校生以上の子供、②中学校・小学校の子供、③小学校就学前の子供）、同居している要介護者の有無（ダミー）である。推計係数は限界効果を表示している。介護・看護を例外として女性ダミーの係数は負値であり、男性の方がAI・ロボットへの代替に積極的である。また、育児を除いて、60歳代以上でAI・ロボットへの代替に積極的な傾向が見られ、特に、介護・看護で係数が大きい。同居している要介護者の有無はコントロールしているので、自分自身が要介護状態になった時、気遣いの要らない機械に頼りたいということかも知れない。就学前の子供がいる人、同居している要介護者がいる人は、介護・看護のAI・ロボットへの代替に否定的な傾向がある。

次に、「ロボットではなく人間にやってもらわないと困ると思う」サービスについて尋ねた結果を見ていきたい。保育サービス58.9%、医療56.3%、教育47.5%、介護・看護サービス37.9%、理容・美容サービス29.7%、自動車の運転21.8%の順になっている。保育サービス、医療サービス、教育は人間にやってもらわないと困るとの意見が多い。サービス供給サイドから見た時、医療・福祉や教育といったセクターに従事している人が仕事の代替リスクを低く見ていることと整合的である。一方、理美容サービス、介護・看護サービスはロボットに代替することへの許容度が相対的に高い。

個人特性との関係をプロビット推計した結果が表7である。総じて女性はロボットではなく人間にやってもらいたいという意識が強いが、介護・看護サービスだけは逆に男性の方がそうした意識が強い。50歳代、60歳代以上の人は、人間にやってもらいたいという意識が強いが、介護・看護サービスは例外であり、前述したAI・ロボットへの代

替の期待に関する結果とも整合的である。小学校就学前あるいは小学校の子供がいる人は、保育サービス、教育について人間への志向が強い。就労の有無や要介護者の有無は、ロボット／人間の代替への意識とはあまり関係がない。

4. 結論

本稿は、AI・ロボットの開発・普及が生活・雇用に及ぼす影響について、独自に実施した個人サーベイの結果に基づいて概観したものである。働き手の視点からどのような仕事がAI・ロボットといった新技術と代替的／補完的だと思われるのか、また、ユーザーの視点からどのようなサービスがAI・ロボットに置換されやすい／されにくいのか、という点が主な関心事である。

分析結果の要点は以下の通りである。AI・ロボットで仕事が失われることへの懸念はある程度存在し、特に20歳代、30歳代という若い世代、パートタイム・派遣労働といった雇用形態、事務職や生産工程の職種において仕事が代替されることへの懸念が強い。他方、大学・大学院卒業者、特に理科系の教育を受けた人はAI・ロボットの生活への影響を肯定的に捉え、また、自身の雇用への影響は小さいと見る傾向がある。ただし、高学歴という汎用的な高スキルのほか、専門学校での教育履歴や職業資格といった専門的なスキルを持っていることも、AI・ロボットによる仕事の代替への懸念を弱める傾向が見られた。ユーザー側の分析からは、保育・教育・医療といった対人サービスは、AI・ロボットによって代替されにくい可能性が示唆され、就業者側の分析で医療・福祉、教育といった産業の従事者がAI・ロボットで仕事が失われるリスクを小さく評価していることと整合的であった。

これらの結果は、今後、AI・ロボットの開発・普及が進んでいく中で、大学院教育等を通じて汎用性・可塑性の高いスキルを形成していくことの重要性、しかし、対人サービス分野では人間によるサービスへのニーズが強く、そうした分野での専門的なスキルを持った人に対する労働需要も高い状態が続く可能性を示唆している。

ただし、本稿の分析は、あくまでもクロスセクション・データでの主観的な判断に基づくものである。AI・ロボットの普及を踏まえつつ、客観的なデータを収集・利用してさらに分析を深めていく必要がある。

参照文献

(邦文)

特許庁 (2015), 「平成 26 年度特許出願技術動向調査報告書：人工知能技術」.

浦坂純子・西村和雄・平田純一・八木匡 (2011), 「理系出身者と文系出身者の年収比較：JHPS データに基づく分析結果」, RIETI Discussion Paper, 11-J-020.

(英文)

Arntz, Melanie, Terry Gregory, and Ulrich Zierahn (2016), “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis,” OECD Social, Employment and Migration Working Paper, No. 189.

Autor, David H. (2015), “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation,” *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29, No. 3, pp. 3-30.

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.

Brynjolfsson, Erik and Andrew McAfee (2011), *Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy*, Digital Frontier Press.

Brynjolfsson, Erik and Andrew McAfee (2016), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, W.W. Norton & Co Inc.

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.

Frey, Carl Benedikt and Michael A. Osborne (2013), “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” Oxford Martin School.

Goos, Maarten, Alan Manning, and Anna Salomons (2014), “Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring,” *American Economic Review*, Vol. 104, No. 8, pp. 2509-2526.

Goos, Maarten and Alan Manning (2007), “Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain,” *Review of Economics and Statistics*, Vol. 89, No. 1, pp. 118-133.

Graetz, Georg and Guy Michaels (2015), “Robots at Work,” CEPR Discussion Paper, No. 10477.

Lechevalier, Sébastien, Junichi Nishimura, Cornelia Storz (2014), “Diversity in Patterns of Industry Evolution: How an Intrapreneurial Regime Contributed to the Emergence of the Service Robot Industry,” *Research Policy*, Vol. 43, No. 10, pp. 1716-1729.

Mokyr, Joel, Chris Vickers, and Nicolas L. Ziebarth (2015), “The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different?” *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29, No. 3, pp. 31-50.

- Morikawa, Masayuki (2016), "Firms' Expectations about the Impact of AI and Robotics: Evidence from a Survey," *Economic Inquiry*, forthcoming.
- Peri, Giovanni, Keven Shih, and Chad Sparber (2015), "STEM Workers, H-1B Visas, and Productivity in US Cities," *Journal of Labor Economics*, Vol. 33, No. 3, Pt. 2, pp. S225-S255.
- Van Reenen, John (2011), "Wage Inequality, Technology and Trade: 21st Century Evidence," *Labour Economics*, Vol. 18, No. 6, pp. 730-741.
- Winters, John V. (2014), "STEM Graduates, Human Capital Externalities, and Wages in the U.S.," *Regional Science and Urban Economics*, Vol. 48, September, pp. 190-198.

表1 サンプルの概要

	個人特性	構成比
性別	男性	49.3%
	女性	50.7%
年齢階層	20代	13.2%
	30代	16.6%
	40代	19.6%
	50代	16.4%
	60代以上	34.1%
学歴	小学校・中学校	2.4%
	高校・旧制中学	28.3%
	専門学校	10.5%
	短大・高専	12.1%
	大学	41.4%
	大学院	5.4%
専攻	理科系	36.4%
	文科系	59.5%
	どちらともいえない	4.2%
就労状態	就労	65.8%
	非就労	34.2%

(注) サンプル総数は 10,000 人。専攻は、学歴が大学、大学院の人のみが対象。就労状態は、収入のある仕事をしているかどうかで区分。

表2 人工知能・ロボットの生活への影響

A. 性別・学歴別

	大きなプラスの影響	プラスの影響	どちらとも言えない	マイナスの影響	大きなマイナスの影響
学歴計	11.2%	38.9%	42.1%	4.9%	2.9%
うち男性	15.4%	40.9%	36.4%	4.4%	3.0%
うち女性	7.2%	37.0%	47.6%	5.3%	2.9%
小学校・中学校	8.8%	30.7%	48.3%	5.0%	7.1%
高校・旧制中学	9.3%	34.1%	48.3%	5.4%	2.9%
専門学校	9.2%	34.3%	47.1%	6.0%	3.4%
短大・高専	8.6%	37.1%	46.0%	5.8%	2.4%
大学	13.1%	43.9%	36.5%	3.9%	2.6%
大学院	18.3%	42.9%	30.4%	4.5%	3.9%

B. 年齢階層別

	大きなプラスの影響	プラスの影響	どちらとも言えない	マイナスの影響	大きなマイナスの影響
年齢階層計	2.9%	4.9%	42.1%	38.9%	11.2%
20代	4.4%	6.0%	39.4%	37.0%	13.2%
30代	4.0%	6.4%	42.3%	35.1%	12.3%
40代	3.3%	6.4%	46.4%	34.6%	9.3%
50代	2.7%	3.5%	44.3%	38.4%	11.2%
60代以上	1.7%	3.4%	39.5%	44.3%	11.1%

表3 人工知能・ロボットの仕事への影響

A. 性別・学歴別

	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	わからない
学歴計	29.9%	38.8%	31.3%
うち男性	29.5%	41.9%	28.5%
うち女性	30.3%	34.4%	35.2%
小学校・中学校	29.6%	31.9%	38.5%
高校・旧制中学	29.7%	33.6%	36.7%
専門学校	28.8%	39.1%	32.2%
短大・高専	28.7%	35.4%	35.9%
大学	31.1%	40.2%	28.7%
大学院	26.1%	55.2%	18.6%

B. 年齢階層別

	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	わからない
年齢階層計	29.9%	31.3%	38.8%
20代	41.8%	28.6%	29.5%
30代	36.3%	29.8%	33.8%
40代	30.7%	34.1%	35.2%
50代	23.9%	33.1%	43.0%
60代以上	19.9%	29.8%	50.2%

(注) 現在収入のある仕事をしている人 6,579 人を対象とした集計結果。

表4 人工知能・ロボットの影響（順序プロビット推計）

	(1) 生活への影響	(2) 仕事への影響	(3) 仕事への影響
女性	-0.2271 ***	-0.0746 **	-0.0690 **
	0.0231	0.0300	0.0301
20代	0.0936 **	-0.2419 ***	-0.2388 ***
	0.0385	0.0462	0.0462
30代	0.0653 *	-0.1075 ***	-0.1095 ***
	0.0360	0.0420	0.0420
50代	0.1510 ***	0.2061 ***	0.2063 ***
	0.0361	0.0422	0.0422
60代以上	0.2499 ***	0.3653 ***	0.3664 ***
	0.0307	0.0420	0.0420
小学校・中学校	-0.1580 **	-0.0074	-0.0057
	0.0729	0.1002	0.1002
専門学校	0.0210	0.1456 ***	0.1361 ***
	0.0391	0.0498	0.0499
短大・高専	0.0935 **	0.0605	0.0564
	0.0374	0.0522	0.0523
大学	0.1688 ***	0.0600	0.0584
	0.0288	0.0377	0.0377
大学院	0.1886 ***	0.3472 ***	0.3477 ***
	0.0561	0.0694	0.0694
理科系	0.1743 ***	0.0845 **	0.0770 *
	0.0341	0.0426	0.0427
職業資格			0.0670
			0.0295 **

（注）上段は推計係数、下段は標準誤差。***, **, *は1%, 5%, 10%の有意水準。参照カテゴリーは、男性、40歳代、高校卒。(1)は全サンプル10,000人、(2), (3)は収入のある仕事をしている人6,579人のサンプルを使用。

表5 人工知能・ロボットの影響（順序プロビット推計）

	(1) 産業		(2) 就労形態		(3) 職種
農林水産業	0.3022 ** 0.1437	会社などの役員	0.0802 0.0619	管理職	0.2712 *** 0.0534
建設業	0.1219 * 0.0695	自営業主	0.0297 0.0500	専門職	0.2282 *** 0.0414
製造業	reference	自営業の手伝い	0.1130 0.1080	営業職	0.0888 0.0578
情報通信業	-0.0225 0.0767	正社員・正職員	reference	事務職	reference
運輸業	-0.0499 0.0790	パートタイム	-0.1956 *** 0.0452	生産工程の職種	-0.1000 * 0.0601
卸売・小売業	0.0768 0.0545	アルバイト	-0.0763 0.0619	サービス職	0.0398 0.0427
金融・保険業	0.0979 0.0769	派遣社員	-0.1879 ** 0.0860	その他:	0.1404 * 0.0794
不動産業	0.1785 * 0.0941	契約社員	-0.0416 0.0622		
飲食・宿泊業	0.1603 * 0.0898	嘱託	-0.2913 *** 0.1036		
医療・福祉	0.2524 *** 0.0580				
教育	0.2224 *** 0.0675				
サービス業	-0.0176 0.0468				
公務	0.0899 0.0655				
その他:	0.0573 0.0769				

(注) 上段は推計係数、下段は標準誤差。***, **, *は1%, 5%, 10%の有意水準。いずれも性別、年齢階層、学歴、大卒以上の場合の理科系ダミーを説明変数として含む。

表6 AI・ロボットに代替できると良い家計内サービス生産活動（プロビット推計）

	(1) 家事	(2) 育児	(3) 介護・看護	(4) 買い物
女性	-0.0129 0.0290	-0.1837 *** 0.0421	0.0188 0.0289	-0.1389 *** 0.0305
20代	0.1476 *** 0.0555	0.3732 *** 0.0737	-0.1166 ** 0.0554	0.3073 *** 0.0576
30代	0.1156 ** 0.0489	0.2381 *** 0.0674	-0.0532 0.0488	0.2082 *** 0.0513
50代	-0.0026 0.0495	-0.1080 0.0748	0.0350 0.0494	0.1390 *** 0.0529
60代以上	0.1283 *** 0.0463	-0.1480 ** 0.0692	0.2226 *** 0.0461	0.0751 0.0497
既婚	0.1189 *** 0.0388	0.0266 0.0553	0.0126 0.0387	0.0046 0.0410
就労	0.0852 *** 0.0328	0.0436 0.0482	-0.0142 0.0326	0.0804 ** 0.0347
高校以上の子供	-0.0066 0.0352	-0.0188 0.0547	-0.0054 0.0351	-0.0424 0.0378
小中の子供	0.0308 0.0469	-0.0697 0.0668	-0.0416 0.0467	0.0017 0.0491
就学前の子供	0.0803 0.0498	0.0257 0.0665	-0.1632 *** 0.0496	0.1473 *** 0.0510
要介護者あり	-0.0047 0.0577	-0.2746 *** 0.0761	-0.2219 *** 0.0577	0.0339 0.0613

(注) 上段は限界効果、下段は標準誤差。***, **, *は1%, 5%, 10%の有意水準。参照カテゴリーは、男性、40歳代。

表7 ロボットではなく人間にやってもらわないと困るサービス（プロビット推計）

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	保育サービス	介護・看護サービス	医療(診断・治療)	理容・美容サービス	教育	自動車の運転
女性	0.0711 **	-0.1185 ***	0.0110	0.1967 ***	0.0789 ***	0.1575 ***
	0.0292	0.0293	0.0290	0.0304	0.0289	0.0322
20代	0.0848	-0.0156	0.0149	0.2013 ***	0.1238 **	0.1706 ***
	0.0554	0.0559	0.0550	0.0579	0.0553	0.0610
30代	0.0570	-0.0767	-0.0317	0.1379 ***	0.0441	-0.0280
	0.0490	0.0495	0.0485	0.0514	0.0488	0.0552
50代	0.1531 ***	0.0437	0.1751 ***	0.1347 ***	0.2406 ***	0.1390 **
	0.0497	0.0500	0.0495	0.0525	0.0496	0.0553
60代以上	0.3005 ***	0.0313	0.3156 ***	0.1313 ***	0.3471 ***	0.1241 **
	0.0465	0.0468	0.0463	0.0491	0.0463	0.0518
既婚	0.1629 ***	0.0612	0.1259 ***	-0.0047	0.1068 ***	-0.0010
	0.0388	0.0394	0.0387	0.0407	0.0388	0.0431
就労	0.0096	0.0564 *	-0.0174	0.0506	0.0160	-0.0119
	0.0330	0.0331	0.0328	0.0342	0.0326	0.0361
高校以上の子供	0.0480	0.0092	0.0646 *	-0.0141	0.0117	-0.0147
	0.0356	0.0355	0.0355	0.0370	0.0350	0.0389
小中の子供	0.1380 ***	-0.0282	0.0684	0.0710	0.1446 ***	0.1010 *
	0.0472	0.0471	0.0466	0.0490	0.0465	0.0517
就学前の子供	0.2225 ***	0.1679 ***	0.0645	-0.0004	0.1446 ***	0.0664
	0.0500	0.0496	0.0491	0.0516	0.0491	0.0547
要介護者あり	0.0812	-0.0844	0.0107	0.0261	0.0017	-0.0391
	0.0577	0.0578	0.0579	0.0607	0.0574	0.0632

(注) 上段は推計係数、下段は標準誤差。***, **, *は1%, 5%, 10%の有意水準。参照カテゴリーは、男性、40歳代。

付表1 人工知能・ロボットの仕事への影響（プロビット推計）

	(1) 仕事への影響	(2) 仕事への影響
女性	-0.0323 **	-0.0296 *
	0.0161	0.0162
20代	-0.1232 ***	-0.1214 ***
	0.0246	0.0246
30代	-0.0560 **	-0.0566 **
	0.0225	0.0225
50代	0.1088 ***	0.1095 ***
	0.0218	0.0218
60代以上	0.1853 ***	0.1868 ***
	0.0205	0.0205
小学校・中学校	-0.0009	0.0006
	0.0566	0.0566
専門学校	0.0757 ***	0.0708 ***
	0.0261	0.0262
短大・高専	0.0302	0.0281
	0.0285	0.0286
大学	0.0339 *	0.0334
	0.0205	0.0205
大学院	0.1394 ***	0.1398 ***
	0.0316	0.0316
理科系	0.0367 *	0.0330
	0.0216	0.0217
職業資格		0.0360
		0.0154 **

(注) 上段は限界効果、下段は標準誤差。***, **, *は1%, 5%, 10%の有意水準。参照カテゴリーは、男性、40歳代、高校卒。収入のある仕事をしている人のうち「わからない」という回答を除く4,517人のサンプルを使用。

付表2 人工知能・ロボットの影響（プロビット推計）

(1) 産業		(2) 就労形態		(3) 職種	
農林水産業	0.1830 ** 0.0688	会社などの役員	0.0353 0.0326	管理職	0.1200 *** 0.0260
建設業	0.0681 * 0.0366	自営業主	0.0161 0.0266	専門職	0.1108 *** 0.0211
製造業		自営業の手伝い	0.0703 0.0600	営業職	0.0512 * 0.0299
情報通信業	-0.0153 0.0398	正社員・正職員		事務職	
運輸業	-0.0319 0.0434	パートタイム	-0.1148 *** 0.0259	生産工程の職種	-0.0692 ** 0.0341
卸売・小売業	0.0355 0.0292	アルバイト	-0.0595 * 0.0345	サービス職	0.0169 0.0236
金融・保険業	0.0366 0.0390	派遣社員	-0.1119 ** 0.0482	その他:	0.0806 * 0.0436
不動産業	0.0822 0.0491	契約社員	-0.0282 0.0339		
飲食・宿泊業	0.0734 0.0481	嘱託	-0.1664 *** 0.0560		
医療・福祉	0.1272 *** 0.0286				
教育	0.0965 *** 0.0328				
サービス業	-0.0136 0.0251				
公務	0.0432 0.0339				
その他:	0.0345 0.0411				

(注) 上段は限界効果、下段は標準誤差。***, **, *は1%, 5%, 10%の有意水準。いずれも性別、年齢階層、学歴、大卒以上の場合の理科系ダミーを説明変数として含む。収入のある仕事をしている人のうち「わからない」という回答を除く4,517人のサンプルを使用。