

労働は人工知能によって代替可能か

—業務に注目した賃金関数からのアプローチ—

立 福 家 徳

1. はじめに

コンピューターの性能が向上し、ビッグデータと呼ばれるデータインフラが整備されたことにより、ここ数年来人工知能が社会に与える影響について、様々な分野で議論が行われている。経済の分野で見ると、ヒトの仕事は人工知能によって奪われ、街には失業者が溢れかえるような未来がやってくるのかという危機感が、大変な関心を持たれている。この人工知能と雇用との関係についての危機感は、アメリカにおいて労働人口の47%が機械に置き換えられるという推計結果(Frey and Osborne (2013))と、その推計を日本において行った野村総合研究所(2015)が示した日本の労働人口の49%が人工知能やロボット等で代替可能になるという結果が、大きなインパクトを与えている。

この推計結果について、推計自体の手法について検討の余地が呈されており、その手法自体に問題があることは確かだが、人工知能と雇用という点において、多くの議論のベースとなっている。

人工知能の雇用・産業への影響は第4次産業革命とも呼ばれる。すなわち、我々は過去3度の産業革命を経てきているのである。そして、過去の産業革命においても古くはラッダイト運動に代表されるように新技術と労働者との軋轢は生じていた。しかし、内閣府(2017)が指摘するように⁽¹⁾、新技術の登場は①労働の代替が促され、労働需要が減

少するという面と、②新たな財・サービスへの需要が発生し、むしろ労働需要が増大するという、両面があることを経験している⁽²⁾。今回についても、ドイツ政府労働社会省 IAB（仕事・雇用）研究所の推計によると、2020年に、ドイツ国内で失われる雇用と創出される雇用の差は、10,000人であり、2025年には減少に転じ、-30,000となるとの推計を示した（Wolter et al. (2016)）⁽³⁾。また、井上の一連の研究等によれば、所得で見た時の中間層の雇用は破壊され、ヒトに残されるのは、C（クリエイティビティ）、M（マネージメント）、H（ホスピタリティ）な仕事であるとされる⁽⁴⁾。

ここで、日本の労働市場の状況を見てみると、労働力人口は15歳以上人口の減少に反して2013年から増加を続けている（厚生労働省2019）。これは、今まで労働市場に参入して（残って）いなかった労働者（例えば、女性や高齢者など）が、労働市場に新たに参入している（残っている）ことを示唆しており、今後は労働人口が減少に転じることが予測されている。

今までの、日本における労働経済学分野での実証分析の多くでは、学歴を人的資本（スキル）の代理指標として、それが個人の資質を決めるとされてきた。しかし、人工知能と雇用との関係を考えるとき、スキルやその代理指標である学歴のみで検討を行うことは適切ではないことは、今までの議論からも明らかである。

そこで、本研究ではどのような仕事を行っているかという点から、職場での業務に注目をする。具体的には、ヒトはどのような業務から賃金を得ているのかについて賃金関数の推定から明らかにしたうえで、人工知能に置き換わる可能性について検討を行いたい。なお、本研究での人工知能とは、総務省（2016）を参考に「知的な機械、特に、知的なコンピュータプログラムを作る科学と技術により労働を行うもの」とする⁽⁵⁾。

2. 先行研究

労働経済学におけるスキルと業務との関係について、神林（2018）によると、20世紀の研究では産業技術と労働市場との関係は「スキル」を介して議論されたてきたが、21世紀になるとよりメカニカルな構造への関心が高くなるとともに、「業務」を介して産業技術と労働市場に与える影響を考察する枠組みが多用されるようになったと指摘されている。

21世紀以降、業務が経済学者によって扱われるようになった背景には、Dictionary of Titles (DOT) や O*NET といったアメリカにおける業務データが編纂されたことがある。DOT とは、1938年初版の米国労働省によって編集された職業紹介辞典であり、専門分析官による職務分析を通じて、どの仕事にどのような仕事があり、どのような要素が必要かを網羅したものである。その DOT を改良されたものが、O*NET であり、質問紙調査、求人広告による情報収集によって2001年から公表されている。これらのデータを用いて、Autor, Levy and Murnane (2003) は、職業の業務ベクトルを集約化し、その職業分布に反映させることで労働市場全体の業務ベクトルの算出と、その分析を可能とした⁽⁶⁾。さらに、Acemoglu and Autor (2011) では、アメリカの賃金分布の変化を説明するモデルとして、機械が労働と代替的なモデルを検討し、賃金格差とスキル、業務の関係について検討を行っている。

日本でも、厚生労働省が「キャリアマトリックス⁽⁷⁾」を開発し、それを用いた Ikenaga and Kambayashi (2016) では、日本において定型的業務のシェアが減少している一方で、身体的非定形業務のシェアが増加していることを示した。

この視点から、人工知能と雇用の関係について、Arntz, Gregory and Zierahn (2016) は、O*NET の基データを用いて、個人の業務から推定した結果、雇用の削減確率は9%であることを示した。また、その結

果をもとに、OECD（2016）は、大半の職業について将来的な代替可能性は低いとしたうえで、仕事内容の変化を指摘している。

3. データ

本研究では、独自に実施した「事務職会社員のタスクと賃金に関する調査」（委託先：インテージ・リサーチ）の個票データを用いる。この調査は、2019年2月22日～2月27日の期間内に、東京、埼玉、神奈川県、千葉の20歳～59歳までの男女事務職員を対象として、インターネットモニター調査を行った。調査の依頼数は、106446人であり、うち8952人から有効回答を得た（回収率8.4%）。

調査の設計にあたって、対象者は事務職員としてスクリーニングを行っている⁽⁸⁾。それは、業務について調査を行う際に、多様な職種を対象とした調査が困難であるためである。また、事務職員の賃金関数の推定に当たっては、最低賃金の与える影響が大きいと考えられるため、首都圏（東京都、埼玉県、千葉県、神奈川県）のモニターを対象とした。

事務職員の業務についての分析に用いた対象の回答割合は表1に示した通りである。これを見ると、「メール・電話による問い合わせの対応を行う」の割合が最も高く（61.0%）、「社内手続きのための書類作成」（42.7%）、「課内の書類のファイリング・管理を行う」（42.6%）と続いている。

本研究の目的は、ヒトはどのような業務から、賃金を得ているかを明らかにすることである。そこで、分析に用いた対象の賃金の回答割合について表2に示す。これを見ると、「300万円以上400万円未満」が最も高く（19.2%）となっており、「200万円以上300万円未満」（15.8%）、「400万円以上500万円未満」（15.4%）と続く。

それに加えて、対象の異質性をコントロールする変数として、性別、年齢、学歴を用いた。それぞれの変数の記述統計量は表3に示すと

表 1 事務職員の業務（複数回答）

	度数	%
TOTAL	8952	100.0
社内で企画を立案する	1918	21.4
社内手続きのための書類を作成する	3819	42.7
社内でのプレゼンテーションを行う	1444	16.1
顧客に提案するための企画を立案する	757	8.5
顧客に提案するための書類を作成する	1220	13.6
顧客向けのプレゼンテーションを行う	711	7.9
顧客のための資料等を作成する	1796	20.1
書類作成のための資料収集を行う	3127	34.9
課内の書類のファイリング・管理を行う	3813	42.6
帳簿の管理を行う	2245	25.1
会議開催の連絡・調整を行う	2367	26.4
メール・電話による問い合わせの対応を行う	5463	61.0
来客対応を行う	3382	37.8
その他	309	3.5
この3か月は働いていない（休職中等）	244	2.7

表 2 1年間の給与収入（税込）の分布

	度数	%
TOTAL	8952	100.0
100万円未満	154	1.7
100万円以上 200万円未満	422	4.7
200万円以上 300万円未満	1416	15.8
300万円以上 400万円未満	1720	19.2
400万円以上 500万円未満	1379	15.4
500万円以上 600万円未満	1008	11.3
600万円以上 800万円未満	1289	14.4
800万円以上 1000万円未満	740	8.3
1000万円以上 1200万円未満	447	5.0
1200万円以上 1400万円未満	182	2.0
1400万円以上	195	2.2

表3 記述統計量

	平均値	標準偏差	最小値	最大値
性別（男性ダミー）	0.505	0.500	0	1
年齢	43.656	9.559	20	59
中学校卒業	0.006	0.077	0	1
高等学校卒業	0.200	0.400	0	1
専修・専門学校修了	0.107	0.309	0	1
短期大学修了	0.097	0.296	0	1
高等専門学校修了	0.006	0.078	0	1
4年制大学（文系）修了	0.473	0.499	0	1
4年制大学（理系）修了	0.077	0.266	0	1
大学院（文系）修了	0.018	0.133	0	1
大学院（理系）修了	0.016	0.125	0	1

労働は人工知能によって代替可能か（立福）

りである。サンプルサイズは、データの欠損などがなく分析に用いた8,952である。

分析対象の個人属性を見てみると、男女比は概ね半数であり、その平均年齢は、約44歳、最終学歴は「4年制大学（文系）修了」が約47.3%で最も多く、「高等学校卒業」（20.0%）「専修・専門学校」（10.7%）と続く。

4. 分析モデルと結果

賃金の決定に関する誘導形モデルを順序プロビットモデルで推定する。ここで、 $wage_i^*$ は賃金水準、 $task_i$ は業務に関する説明変数のベクトル、 X_i はその他の説明変数のベクトル、 u_i は誤差項である。ここで、賃金水準のカテゴリーデータ（ $wage_i^*$ ）は潜在変数となっており、データから実際に観察できるのは11段階（『1400万円以上』10～『100万円未満』を0）の順序尺度である。

$$wage_i^* = \alpha + \beta task_i + \gamma X_i + u_i \quad \dots (1)$$

二四三（一五二三）

$$wage_i = \begin{cases} 0 & \text{if } wage_i^* \leq \mu_0 \\ 1 & \text{if } \mu_0 < wage_i^* \leq \mu_1 \\ & \vdots \\ 10 & \text{if } \mu_9 < wage_i^* \end{cases}$$

ここでは、被説明変数が(1)式に示すように11段階のカテゴリ変数であるため順序プロビット分析を行った。その推計結果は表4に示す通りであり、数字は係数、括弧内は標準誤差である。

それぞれの業務について、賃金に与える影響について見てみると、「社内で企画を立案する」、「社内手続きのための書類を作成する」、「社内でのプレゼンテーションを行う」、「顧客向けのプレゼンテーションを行う」、「書類作成のための資料収集を行う」、「会議開催の連絡・調整を行う」はすべてのモデルにおいて統計的に正で有意となっている。また、「課内の書類のファイリング・管理を行う」はすべてのモデルにおいて統計的に負に有意となっている⁽⁹⁾。

また、業務のみで分析を行った場合に統計的に1%水準で有意であった、「帳簿の管理を行う」、「メール・電話による問い合わせの対応を行う」、「来客対応を行う」のそれぞれが、性別と年齢をコントロールしたモデルでは、統計的な説明力を失っている。このことから、これらの業務は、職場において「性別」と「年齢」によって割り振られる可能性が高いことが示唆される。

なお、性別は男性の方が、年齢・学歴は高くなるほど賃金水準が高くなるという結果が得られている。

本研究は、ヒトはどのような業務から、賃金を得ているのかについて賃金関数の推定から明らかにすることを通じて、それが人工知能に置き換わる可能性について検討を行うことを目的としている。ここで、分析結果から得られた、賃金に影響を与えている業務について確認をしたうえで、検討を行いたい。モデル3において、有意水準5%以下で統計的に有意な業務をまとめると次のようになる。

表4 推計結果

	モデル1	モデル2	モデル3
社内で企画を立案する	0.597 *** (0.032)	0.472 *** (0.033)	0.433 *** (0.033)
社内手続きのための書類を作成する	0.254 *** (0.025)	0.206 *** (0.025)	0.174 *** (0.026)
社内でのプレゼンテーションを行う	0.401 *** (0.036)	0.290 *** (0.037)	0.281 *** (0.037)
顧客に提案するための企画を立案する	-0.081 (0.053)	-0.083 (0.053)	-0.066 (0.054)
顧客に提案するための書類を作成する	-0.059 (0.043)	-0.070 (0.043)	-0.060 (0.043)
顧客向けのプレゼンテーションを行う	0.235 *** (0.052)	0.217 *** (0.053)	0.175 *** (0.053)
顧客のための資料等を作成する	-0.031 (0.033)	-0.026 (0.033)	-0.022 (0.033)
書類作成のための資料収集を行う	0.132 *** (0.026)	0.087 *** (0.026)	0.061 ** (0.026)
課内の書類のファイリング・管理を行う	-0.343 *** (0.025)	-0.188 *** (0.026)	-0.185 *** (0.026)
帳簿の管理を行う	0.099 *** (0.026)	0.027 (0.027)	0.045 * (0.027)
会議開催の連絡・調整を行う	0.512 *** (0.030)	0.471 *** (0.030)	0.447 *** (0.030)
メール・電話による問い合わせの対応を行う	-0.162 *** (0.025)	-0.030 (0.025)	-0.018 (0.025)
来客対応を行う	-0.150 *** (0.024)	-0.030 (0.025)	-0.015 (0.025)
性別	NO	YES	YES
年齢	NO	YES	YES
学歴	NO	NO	YES
サンプルサイズ	8,952	8,952	8,952
尤度比検定量	2449.07 ***	4920.64 ***	5380.26 ***
擬似決定係数	0.064	0.1276	0.1395
対数尤度	-18057.176	-16821.39	-16591.59

* は 10%水準、** は 5%水準、*** は 1%水準で統計的に有意

労働は人工知能によって代替可能か (立福)

二四一 (二五一一)

<プラスの影響>

- ①社内で企画を立案する
- ②社内手続きのための書類を作成する
- ③社内でのプレゼンテーションを行う
- ④顧客向けのプレゼンテーションを行う
- ⑤書類作成のための資料収集を行う
- ⑥会議開催の連絡・調整を行う

<マイナスの影響>

- ⑦課内の書類のファイリング・管理を行う

これらの業務について、ヒトよりも人工智能の方が労働市場（人工智能開発の市場）で高価であればその仕事はヒトに残る、すなわち人工智能とヒトのどちらがその業務を行った方が費用の面から安くなるか、という視点から検討を行いたい。

まず、Autor, Levy and Murnane (2003) の分類について、日本で定義づけをした池永 (2009) を参考に議論を進める。5 業務分類である、非定型分析、非定型相互、定型認識、定型手仕事、非定型手仕事のうち、非定型なものを人工智能への代替が困難なもの、定型なものを人工智能への代替が容易なものとする。なお、池永 (2009) におけるその考え方は表 5 に示すとおりである。

次にそれぞれの業務について各賃金カテゴリーでの限界効果を表 6 に示す。ここでの限界効果は、各賃金カテゴリーにおいて、その業務を行っている場合に、その賃金カテゴリーに当てはまる確率がどの程度変化するかを示したものである。なお、表中の①～⑦は先にあげた統計的に有意な業務と対応している。

限界効果から見ると、最も賃金が高くなる確率に影響をしているのは、「社内で企画を立案する」であり、「社内でのプレゼンテーション」を行うがほぼ同じ限界効果を示している。この 2 つの業務は、いわゆる非定型分析型業務および非定型相互型業務の代表的なものであり、

表5 5 業務分類の考え方

カテゴリー	定義	重要度の高いキーワード	業務の例
非定型分析	高度な専門知識を持ち、抽象的思考の基に課題を解決する。研究・分析、企画・立案・設計等が含まれる。	数学、科学、論理と分析	研究、調査、設計
非定型相互	高度な内容の対人コミュニケーションを通じて価値を創造・提供。対人コミュニケーションには、交渉、調整、教育・訓練、販売、宣伝・発表・表現・アピール、指揮・管理、指導・助言等が含まれる。	他者との協調、他者理解、聞く、話す、説得、ネゴシエーション	法務、経営・管理、コンサルティング、教育、アート、パフォーマンス、営業
定型認識	あらかじめ定められた基準の正確な達成が求められる事務的作業。計算、計測、点検、データ処理、接客等が含まれる。	オペレーションとコントロール、計器監視	一般事務、会計事務、検査・監視
定型手仕事	あらかじめ定められた基準の正確な達成が求められる身体的作業(手作業あるいは機械を操縦しての規則的・反復的な生産作業)。	オペレーションとコントロール、計器監視、トラブルシューティング	農林水産業、製造業
非定型手仕事	それほど高度な専門知識を要しないが、状況に応じて個別に柔軟な対応が求められる身体的作業。	他者との協調、他者理解、聞く、話す、サービス志向	サービス、おもてなし、美容、警備、輸送機械の運転、修理・修復

出所：池永(2009)

表6 各賃金カテゴリーでの限界効果

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
100万円未満	-0.019 ***	-0.008 ***	-0.012 ***	-0.008 ***	-0.003 **	-0.019 ***	0.008 ***
100万円以上 200万円未満	-0.027 ***	-0.011 ***	-0.017 ***	-0.011 ***	-0.004 **	-0.027 ***	0.011 ***
200万円以上 300万円未満	-0.050 ***	-0.020 ***	-0.032 ***	-0.020 ***	-0.007 **	-0.052 ***	0.021 ***
300万円以上 400万円未満	-0.025 ***	-0.010 ***	-0.016 ***	-0.010 ***	-0.003 **	-0.025 ***	0.010 ***
400万円以上 500万円未満	0.001 **	0.000 **	0.001 **	0.000 **	0.000 *	0.001 **	0.000 **
500万円以上 600万円未満	0.012 ***	0.005 ***	0.008 ***	0.005 ***	0.002 **	0.012 ***	-0.005 ***
600万円以上 800万円未満	0.030 ***	0.012 ***	0.020 ***	0.012 ***	0.004 **	0.031 ***	-0.013 ***
800万円以上 1000万円未満	0.027 ***	0.011 ***	0.017 ***	0.011 ***	0.004 **	0.028 ***	-0.011 ***
1000万円以上 1200万円未満	0.021 **	0.009 **	0.014 **	0.009 **	0.003 **	0.022 **	-0.009 **
1200万円以上 1400万円未満	0.011 **	0.004 **	0.007 **	0.004 **	0.002 **	0.011 **	-0.005 **
1400万円以上	0.018 ***	0.007 ***	0.011 ***	0.007 ***	0.002 **	0.018 ***	-0.008 ***

* は 10%水準、** は 5%水準、*** は 1%水準で統計的に有意

一般的に人工知能との代替可能性は低いように考えられる。その一方で、高賃金の要因となっているため、他の業務と比べた場合に、この業務を担うことのできる人工知能開発には多額の資金をかけることが可能となる。

次に賃金が高くなる確率に影響をしているのは、「会議開催の連絡・調整を行う」であり、これは定型認識型な業務であると言え、一般的に人工知能との代替可能性は高いように考えられる。また、それによる賃金への影響も大きいため、今後人工知能への代替が進む可能性が高い。

また、「社内手続きのための書類を作成する」、「顧客向けのプレゼンテーションを行う」と「書類作成のための資料収集を行う」が同じ程度に賃金に影響を与えている。しかし、それぞれの業務の性質は異なる。「顧客向けのプレゼンテーションを行う」は非定型相互型の業務であることから、人工知能との代替可能性は低いように考えられる。その一方で、「社内手続きのための書類を作成する」と「書類作成のための資料収集を行う」は、定型認識型の業務であると考えられることから、人工知能との代替可能性は高い。さらに、同じだけの賃金への影響であることを考えると、定型認識型の業務の方が人工知能に代替される時点は早くなることが強く示唆される。

最後に、統計的にマイナスの影響がある「課内の書類のファイリング・管理を行う。」について考える。この業務は、定型認識型の業務であることから、人工知能による代替は簡単なように考えられる。しかし、その一方でヒトが行うことにコストがかかっていないため、人工知能の開発にかけられるコストは限られる。また、この業務に利用者の要望に応えた書類のファイリングや管理の要素が含まれた場合には、その開発コストは、恐らくヒトが行うコストに敵わないことが強く示唆される。

5. おわりに

本研究は、賃金関数の推定を通じて、どのような業務に賃金が払われているのかについて確認したのちに、それぞれの業務について池永(2009)の業務分類を基に検討を行った。代替可能性についての議論には、業務分類による一般的な置換の難易度よりも、人工知能の開発経費・維持費との比較の方がより直接的であることには違いがない。しかし、その一方で、技術革新を通じて、開発経費・維持費については減少することが強く示唆される。そのように考えると、本研究の分析結果からは、どのような分野について研究開発がより進められるかという点から極めて示唆的であるといえる。

次に、ヒトと人工知能の代替可能性を、業務で考えた場合の課題を指摘しておきたい。それは、それぞれの職業において、業務を切り分けることが可能であっても、その業務をつなげる点について人工知能が対応可能かという点である。それぞれの業務のあいだには、定義付けの難しい細かな気遣いによる作業が含まれていることが多く、そのすべてを人工知能が対応可能かという点には注意が必要である。

また、人工知能の社会実装について、日本政府は2018年からこれまでの狩猟社会(Society 1.0)、農耕社会(Society 2.0)、工業社会(Society 3.0)、情報社会(Society 4.0)に続く、「サイバー空間(仮想空間)とフィジカル空間(現実空間)を高度に融合させたシステムにより、経済発展と社会的課題の解決を両立する、人間中心の社会(Society)」として、Society 5.0という社会像を提唱しており、その中で、人工知能が重要な役割を果たすことが期待されている(内閣府HP)。そこでは、人工知能を用いた業務の効率化や、人工知能の支援による高齢者や障がい者の就労促進などが将来の社会像として示されており、その実現のための施策が内閣府を中心に行われている。

そのように考えると、人工知能がヒトの雇用を脅かすという視点と同時に人工知能に仕事を頼むという視点も重要となってくる。どのよ

うな仕事を人工知能に頼むかという際には、本研究で検討した現在のヒトがどのような業務によって賃金を得ているのかという視点と、今後どのような業務がヒトの行う業務として付加価値を持つのかという別の視点からの検討も必要となることを指摘して、本研究のまとめをしたい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP17H06195 「人工知能はどのように社会を変えるか—ソーシャル・キャピタルと格差の視点からの検討（研究代表者：稲葉陽二）」の助成を受けたものです。

また、匿名のレフェリーから多くの有益なコメントをいただいた。ここに記して感謝の意を表したい。なお、本稿における誤りはすべて筆者に帰するものである。

注

- (1) 内閣府 (2017), pp.79, 85
- (2) 例えば、ワープロ・パソコンやインターネットの普及は、オフィスからタイピストの職を奪ったが、その代わりにネットワーク管理者の職を与えている。
- (3) Wolter et al. (2016) pp.57
- (4) 井上 (2018) pp.160
- (5) 総務省 (2016) pp. 223
- (6) この論文の業務ベクトルの経年変化からは、IT 化の影響を見て取れる。
- (7) このキャリアマトリックスについては、民主党政権下での「事業仕分け」によって、廃止された。しかし、令和元年度より厚生労働省で日本版 O-NET の議論が始まっている。
- (8) スクリーニングの結果については、補表を参照のこと。
- (9) ここで、賃金に負の影響があるとは、相対的にその業務を行っている対象者の賃金が低いという意味であって、その業務を行うと賃金が下がるという意味ではない。

参考文献

Acemoglu, Daron, and David Autor (2011) “Skills, Tasks and Technologies:

- Implications for Employment and Earnings,” Handbook of Labor Economics, Volume 4, pp. 1043-1171.
- 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 Papers, No. 189, OECD Publishing, Paris.
- Autor, David, Frank Levy, and Richard Murnane (2003) “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” Quarterly Journal of Economics, Vol. 118 (4), pp. 1279-1334.
- 池永肇恵 (2009) 「労働市場の二極化——ITの導入と業務内容の変化について」, 『日本労働研究雑誌』, No.584, pp.73-90.
- Ikenaga, Toshie, and Ryo Kambayashi (2016) “Task Polarization in the Japanese Labor Market: Evidence of a Long-Term Trend,” Industrial Relations, Vol. 55 (2), pp.267-293.
- 井上智洋 (2018) 『AI時代の新・ベーシックインカム論』, 光文社新書, 光文社.
- Frey, Carl Benedikt, and Michael A. Osborne (2013) “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?” Oxford Martin School working paper, September.
- 神林龍 (2018) 「技術と職業構造と労働市場」, 『日本労働研究雑誌』, 697 巻, 29-38 頁
- 厚生労働省 (2019) 『平成 30 年労働力調査』 厚生労働省.
- 内閣府 HP 『Society 5.0』 https://www8.cao.go.jp/cstp/society5_0/index.html , 2020 年 1 月 16 日アクセス。
- 内閣府 (2017) 『日本経済 2016 - 2017』 内閣府.
- 野村総合研究所 (2015) 「News Release 2015 年 12 月 2 日付」 https://www.nri.com/-/media/Corporate/jp/Files/PDF/news/newsrelease/cc/2015/151202_1.pdf.
- OECD (2016) “Automation and independent work in a digital economy: policy brief on the future of work”, POLICY BRIEF ON THE FUTURE OF WORK.
- 総務省 (2016) 『平成 28 年版情報通信白書』 総務省
- Wolter, M.I., A. Mönnig, M. Hummel, E. Weber, G. Zika, R. Helmrich, T. Maier and C. Neuber-Pohl, (2016), Economy 4.0 and Its Labour Market and Economic Impacts: Scenario Calculations in Line with the BIBB-IAB Qualification and Occupational Field Projections”, IAB-Forschungsbericht 201613, Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB), Nürnberg [Institute for Employment Research, Nuremberg, Germany].

補表1 現在の職業（スクリーニング）

	度数	%
TOTAL	19,120	100.0
会社員	15,704	82.1
自営業・家族従業者（農業・漁業含む）	66	0.3
医師・弁護士等の資格職	155	0.8
公務員・団体職員（教職員を含む）	193	1.0
派遣・契約社員・パートタイム従業員、アルバイト	2,510	13.1
主婦・主夫	148	0.8
学生	9	0.0
無職（求職者、退職者を含む）	283	1.5
その他 具体的に	52	0.3

補表2 現在の職種

（「会社員」、「派遣・契約社員・パートタイム従業員、アルバイト」）

	度数	%
TOTAL	18,214	100.0
事務職「人事・調査・企画・会計などの仕事、及び生産関連・営業販売・外勤に関する事務の仕事に従事している方（例えば、事務員、秘書、事務アシスタントなど）」	10,927	60.0
技術職「高度の専門的水準において、科学的知識を応用した技術的な仕事に従事している方、及び医療・法律・芸術・その他の専門的性質の仕事に従事している方（例えば、システム・エンジニア、記者、研究員など）」	3,797	20.8
その他「事務職、技術職以外の現業職等（例えば、旋盤工、販売店員、保険外交員、美容師、警備員、運転手など）」具体的に	3,490	19.2