

第1章 はじめに

安定的な経済成長のための生産性向上の原動力として、IoT（モノのインターネット）、ビッグデータ、AI（人工知能）の発展など新たな技術革新が期待されている。その一方で、技術革新が進んだ場合に、経済社会、とりわけ雇用にどのような影響を与えるかについては、将来の不確実性の存在からはっきりしない。しかし、そのような状況であっても、過去の経験を踏まえて起こりうる可能性を学術的に検討し、発生しうる課題に対して具体的な政策手段を模索する継続的な取り組みは必要であろう。

このような問題意識のもと今後の雇用政策を検討する基礎資料を提供するために、本資料シリーズは、技術革新が雇用にもたらす影響に関する“近年”の学術的な議論及び技術革新が雇用を取り巻く環境を変化させていく状況の中で“近年”諸外国が講じている政策動向について取りまとめたものである。

本資料シリーズの構成は以下の通りである。次章では技術革新が雇用量や賃金に与える影響に関する学術研究の若干のサーベイを行っている。第3～7章において、アメリカ、ドイツ、フランス、イギリス及び中国の近年の動向について概説し、第8章においてそれらをまとめている。

なお、本研究は、当機構におけるプロジェクト研究「技術革新等に伴う雇用・労働の今後のあり方に関する研究」・サブテーマ「技術革新、生産性と今後の労働市場のあり方に関する研究」の下で実施されている「技術革新の雇用に与える影響に関する研究」の一環であり、また、厚生労働省職業安定局雇用政策課からの要請に対応したものである。

第2章 技術革新が雇用に与える影響に関する学術研究の若干のサーベイ

技術革新、とりわけコンピュータ、ロボット、さらにはAI（人工知能）による自動化が雇用量と賃金に与える影響については、近年活発な議論が続けられている。技術革新は組織内の人事制度や労務管理にも影響を与える可能性があるが、ここではもっぱら雇用量と賃金への影響に焦点を当てる。それでも本章ですべてを扱うことは困難であるため、ここ数年で公表された経済学的な観点に基づく主な研究成果を紹介するに留める。

第1節 コンピュータ化・自動化による労働の技術的な代替可能性

Frey and Osborne（2013, 2017）は、統計的な学習手法によってコンピュータ化の可能性を職業別に推計し、将来アメリカの就業者の47%がコンピュータ化によって代替される可能性が高い（コンピュータ化の可能性が70%以上である）ことを示した。学習に用いる70の職業から成るトレーニングデータは、機械学習の専門家が自動化可能な職業と自動化不可能な職業を割り振り、ワークショップでの議論を通して決定したものである。70の職業の自動化可能性をO*NETから得られる職業別の属性データで説明するトレーニングを実施し、その結果を702の職業に適用している。

使用するO*NETの変数は、コンピュータ化のボトルネックになると考えられる以下の9つである。perception and manipulation（認知及び操作）として、finger dexterity（指先を使って細かい作業を行う能力）、manual dexterity（手を使って作業を行う能力）、cramped work space, awkward positions（狭い場所や無理な体勢で作業を行う能力）の3つがある。creative intelligence（創造的知性）として、originality（独創的なアイデアや方法を用いる能力）、fine arts（芸術作品を創作するための理論や技法の知識）の2つがある。そして、social intelligence（社会的知性）として、social perceptiveness（他者の反応を認知や理解すること）、negotiation（他者の意見をまとめ、相違点を調整すること）、persuasion（他者を説得すること）、assisting and caring for others（他者に対して身の回りの援助や配慮をすること）の4つがある。

これらのコンピュータ化のボトルネックになる変数が小さな職業ほどコンピュータ化の可能性は高くなる。また、とりわけ創造的および社会的知性に関連する変数が大きな職業ほど、コンピュータ化の可能性が相対的に低くなる結果となっている。加えて、職業別に見た賃金の平均中央値や大卒以上の教育水準の割合は、コンピュータ化の可能性と負の相関があることが確認されている。

このような統計的な学習手法による職業のコンピュータ化の可能性の推計は、アメリカの他にEU諸国を対象とした例があり、日本についても野村総合研究所（2015）やDavid（2017）が実施している。日本ではアメリカのO*NETに相当するものがまだ存在しない

ため、野村総合研究所（2015）は労働政策研究・研修機構（2012）が実施した Web 調査の結果を、David（2017）はかつて労働政策研究・研修機構が公表していたキャリアマトリクス情報を補完しながら分析を行っている。結果として、野村総合研究所（2015）は日本の就業者の 49%、David（2017）は 55%がそれぞれコンピュータ化の影響を受ける可能性が高いと推計している。

職業は複数の業務（タスク）で構成されており、その業務をすべて自動化することは容易ではないことから、職業をベースとした統計的な学習手法による労働の代替可能性の推計に対して代替可能性を過大評価しているとの批判がある。Arntz et al.（2016）は、PIAAC（the Programme for the International Assessment of Adult Competencies）のデータを用い、業務をベースとした統計的な学習手法による職業の自動化の可能性を OECD 諸国別に推計している。その結果、アメリカの就業者の 9%において自動化によって代替される可能性が高く（自動化の可能性が 70%以上と）なっている（Arntz et al.（2016）を精緻化した Nedelkoska and Quintini（2018）では 10%）。なお、日本の場合は 7%である。職業ベースの推計に比べ、業務ベースの方が職業の自動化の可能性は低く推計されているが、教育水準及び所得が自動化の可能性が高い就業者の割合と負の相関があるという同様の結果も得ている。

もちろん規制などの社会・経済的要因、技術進歩の速度といった不確実性が存在するため、統計的な学習手法による推計にも留保条件は存在する。したがって、推計された労働の代替可能性の数値は幅をもって見る必要があるが、それでも職業のコンピュータ化・自動化がされにくい性質（つまり、ボトルネック）、高い教育水準やスキルと代替可能性に負の相関があることに留意するべきであろう。

第 2 節 コンピュータ化・自動化が労働に与える影響に関する経済学的な検討

1 マクロ経済モデルによるシミュレーション

Sachs and Kotlikoff（2012）は、OLG（Overlapping Generation：世代重複）モデルを用いて、機械技術のイノベーションによって機械の生産性が上昇すると、高いスキルの労働者の限界生産性が上昇する一方で低いスキルの労働者の限界生産性が低下することをシミュレーションで示した。結果として、スキルの有無による労働者間の所得格差が拡大し、また老人（引退）世代の所得が増加して若者（勤労）世代の所得が減少する世代間格差が拡大する。これは、引退世代が物理的・人的資本の蓄積を行う一方で、勤労世代は初期時点でスキルのない労働者だからである。貯蓄する勤労世代から貯蓄を切り崩す引退世代への所得のシフトは貯蓄率を低下させ、将来の資本ストックも減少させる。この効果は、現在の勤労世代だけではなく、その先の将来世代の所得減少にもつながる。

Berg et al. (2017) は、人間とロボットの間の代替可能性とロボットの生産性成長の想定によって複数の OLG モデルを用意し、シミュレーションを実施している。その結果、労働力である人間とロボットが十分代替可能であるベースラインモデルでは、ロボットの生産性水準の上昇は生産、経済を拡大し、ロボットや伝統的な資本に対するリターンが増加する一方で、実質賃金は低下する。実質賃金が元の水準より高くなるには長期にわたる時間を要し、それでもなお労働分配率は低下して格差の度合いが拡大する。ロボットが一部の業務やスキルの低い労働者のみ代替する場合など他の想定に基づくモデルでシミュレーションを実施しても、ロボットの生産性の上昇は経済成長にはプラスの効果があるが、平等の観点ではマイナスの効果をもつという結果は頑健であった。

これらのマクロ経済モデル (OLG モデル) に基づくシミュレーションによれば、機械やロボットの生産性の上昇が、代替関係にある将来世代の労働者の賃金・所得の低下やその格差の拡大をもたらす結果となっている。

2 データ観察および経済理論に基づく検討

Autor (2015) によれば、技術革新が労働に与える影響を決定する主な要因は3つある。1つ目は、労働者の行う業務 (タスク) が自動化と補完的か代替的かである。2つ目は、当該業務を行う職業への労働供給が賃金に対して弾力的か非弾力的かである。3つ目は、当該業務によって提供されるサービスの需要が所得に対して弾力的か非弾力的かである。コンピュータが定型業務を主に代替すると考えると、代替されない非定型業務は abstract (抽象的) 業務と manual (マニュアル的) 業務に分けられる (Autor et al. (2003))。具体的ではない抽象的な業務を行う職業には専門的、技術的、管理的な職業といった相対的に教育や賃金の水準が高い職業が含まれる。一方、マニュアル的業務を行う職業には飲食、清掃、保安サービスの職業など相対的に教育や賃金の水準が低い職業が含まれる。定型業務を行う事務、販売、生産工程の職業など中程度の教育や賃金水準の職業が自動化によって代替され、非定型業務を行う2つのタイプの職業の雇用量が増えることで雇用量は二極化する。

抽象的な業務を行う職業はコンピュータ化と強い補完性があり、その提供するサービスの需要が弾力的である。さらに、当該職業への労働供給が短中期では非弾力的であることから、雇用量だけではなく賃金も上昇する。一方、マニュアル的業務を行う職業はコンピュータ化との補完性は弱く、その提供するサービスの需要は価格に対して非弾力的であるため、サービス需要が所得に対して弾力的であることの便益がない。加えて、当該職業への労働供給が弾力的であることから、雇用量は増えても賃金は伸びない。したがって、コンピュータ化は雇用量の二極化をもたらすが、賃金の二極化はもたらさないものと考えられる。

Acemogle and Restrepo (2016) は、業務（タスク）ベースのモデルを構築し、自動化を資本の行う業務の範囲が拡大するものとして扱っている。ただし、技術革新は新しいより複雑な業務も生み出し、それらの業務については労働者に比較優位があると想定している。静学モデルで均衡構造を見ると、自動化などの結果、資本に配分される業務範囲が拡大すると、資本のレンタル価格に対する相対賃金及び労働分配率は低下する。おそらく、賃金水準も低下する。一方、労働者に配分される業務範囲が拡大すれば、反対の結果になる。労働供給が弾力的に想定されているので、自動化は雇用量を減らし、新しい業務の創出は雇用量を増やす傾向がある。いずれの方向に進んだとしても経済成長にはプラスに寄与する。

資本の蓄積及び自動化と新しい業務の創出への研究の方向性を内生化したモデルでは、賃金に対する資本の長期の相対レンタル価格が十分に低ければ、自動化が急速に進み、雇用量は減少する。ただし、相対レンタル価格がそれほど低くなければ、自動化と新しい業務の創出の両者をともなう均衡成長経路が存在する。資本あるいは労働力の要素価格が低ければ、要素間の業務範囲の配分に影響を与えるだけでなく、その要素を集約的に使用する技術導入が進む。つまり、自動化が複雑な業務を行う労働力のコストを減少させると、自動化はさらなる自動化を抑制するようになる。新しい業務について、高いスキルの労働者が低いスキルの労働者に対して比較優位がある場合を想定すると、自動化も新しい業務の創出も労働者間の賃金格差を拡大する。ただし、長期的に高いスキルの労働者の比較優位がなくなれば、格差は一定に留まる。

自動化が労働に与える影響は、自動化による業務の代替可能性（高いと雇用量減）、労働供給の弾力性（高いと雇用量が増加しても賃金上昇を抑制）、業務のもたらすサービスの所得弾力性（高いと自動化による生産費用減少の所得効果が大きく雇用量増）によって異なる。また、理論モデルによれば、自動化のための資本の相対レンタル価格が非常に低いと雇用量の減少をもたらす、技術革新によって創出される新たな業務の生産性が労働者のスキルによって異なる場合には労働者間の賃金格差が拡大する。

3 回帰分析による検証

AI の利用状況は、統計データによる捕捉がまだ難しい。ここでは、主にコンピュータや産業用ロボットの利用が労働に与える影響に関する回帰分析の例を取り上げる。

Ikenaga and Kambayashi (2016) は、1960～2005 年の厚生労働省「賃金構造基本統計調査」のデータを用いて、非定型業務のシェアの拡大と定型業務のシェアの減少を確認している。非定型業務では、高いスキルの analytical and interactive（分析的・相互的）業務、低いスキルのマニュアル的業務のいずれも増加している。1980～2005 年の JIP データベースを用いた回帰分析によれば、ICT 資本ストックが非定型の相互的業務

のシェアにプラスの影響を与える一方で、定型のマニュアル的・認知的業務のシェアにはマイナスの影響を与えている。なお、非定型の分析的・マニュアル的業務のシェアに対しては、統計的に有意な影響は確認されなかった。

Bessen (2016) は、1980、1990 及び 2000 年における US Census (国勢調査) の 1% 抽出データ、2013 年の American Community Survey のデータ、Current Population Survey (1984、1989、1993、1997、2001、2003 年) の仕事におけるコンピュータ利用の調査データを用いた回帰分析によって、1980 年代以降のアメリカでコンピュータを利用する職業の雇用量は急速に増えており、定型的な業務を行う職業や中程度の賃金の職業においても増えていることを示した。ただし、コンピュータを利用する職業は他の職業に代替されるため、雇用量の増加効果は相殺される。コンピュータの利用は、新たなスキルの獲得を求める職業の再配分を通して、高い賃金の職業が増え、低い賃金の職業が減ることに関連している。また、コンピュータの利用は、職業内の賃金格差の拡大と関連している。新しいスキルの獲得にコストがかかり、獲得が難しくなると、限られた労働者のみそのスキルを獲得することになるため、より大きな賃金格差が生じる。そして、コンピュータの利用は、4 年以上の大卒の教育水準である労働者の割合が高くなることと関連している。つまり、コンピュータ利用の進展によって雇用量は増えるが、それとともに労働者の職業構成、賃金構成、教育水準の構成も変化する。

Bessen (2017) は、1820~2007 年の約 200 年間の長期時系列データを用いて、アメリカの綿繊維、粗鉄鋼、自動車産業における需要が価格に対して弾力的である局面においては、生産性の上昇とともに雇用量は増加するが、市場が飽和して非弾力的になると雇用量が減少することを示した。また、1984~2007 年のデータ (Bessen (2016) と同様のデータ) に基づき、コンピュータの利用は製造業の雇用量を減少させ、他の非製造業の雇用量は減少させないことも回帰分析によって示した。

Acemogle and Restrepo (2017) は、IFR (International Federation of Robotics) の国・産業別時系列ロボットストックデータ、アメリカの Census (国勢調査)、American Community Survey、County Business Pattern (通勤圏のデータ) などを用いて、1990~2007 年のアメリカにおける産業用ロボットの増加が地域 (通勤圏) の労働市場に与えた影響を回帰分析によって評価している。アメリカ全体の産業別ロボット普及率と産業別雇用者数の地域分布の積から定義される地域労働市場におけるロボットの暴露の程度が高まると、雇用 (雇用者人口比率) や賃金にマイナスの影響を与えることを確認している。この効果は、中国やメキシコからの輸入、定型的業務の減少、offshoring (海外への外注)、他のタイプの IT 資本などといった他の要素を統御しても確認される。

Autor and Salomons (2017) は、EU KLEMS データを用いた回帰分析によって、ある産業における生産性の上昇は当該産業の雇用量を減少させるが、他産業の雇用量への

スピルオーバー効果はプラスであり、一国全体での雇用量も増加させることを示した。他産業へのスピルオーバー効果は産業によって差があり、とくに健康や教育関連などサービス産業の生産性上昇による効果が相対的に強い。この状況下であれば、ロボット工学のような汎用的な技術が重工業からサービス業に普及することは雇用量の増加に寄与するかもしれない。ただし、サービス産業の生産性上昇は鈍化している。また、生産性上昇による当該産業の雇用量を減少させる効果が近年強まっている一方で、他産業へのプラスのスピルオーバー効果は弱まっている。生産性の上昇は、労働需要を減らさないが、雇用量や賃金の分布を変え、教育水準の高い労働者を増やす。

コンピュータやロボットなどの利用による生産性上昇の影響として、合計では雇用量を増加させたという分析（Bessen（2016）や Autor and Salomons（2017））と減少させたという分析（Acemogle and Restrepo（2017））のいずれも存在する。雇用量を増加させた分析については、いずれも労働者の職業構成、賃金構成、教育水準の変化をとともなう結果となっている。日本（Ikenaga and Kambayashi（2016））では、ICT資本ストックが非定型の相互的業務のシェアを上昇させ、定型のマニュアル的・認知的業務のシェアを低下させている。Bessen（2017）は、生産性の上昇が雇用量の増加・減少を決める要因として、市場の飽和状況に応じて需要が価格に対して弾力的か否かを挙げている。

前述したように AI の利用状況に関する統計データはまだ蓄積されていないため、Morikawa（2016）は日本企業を対象に、AI、ロボット、ビッグデータの利用状況と、これらの技術が将来の経営や雇用に与える影響についての見込みに関するアンケート調査を実施している。そのデータに基づく回帰分析の結果、従業員の大卒以上比率が高い（つまり、教育水準が高い）企業ほど、AI やロボットの利用が雇用を増加させると見込んでいる。また、従業員の女性比率や非正規労働者比率が高い企業ほど、AI やロボットの利用が雇用を減少させると予想している。したがって、教育水準の高い従業員は AI やロボットの利用とともに増加し、女性や非正規の従業員は減少すると企業は見込んでいるようである。なお、サービス業の企業ほど、製造業と比べて AI やロボットの利用が雇用を増加させると見込んでいる。

回帰分析ではないが、AI の導入によって正社員数に比べ非正社員数が減少すると見込む日本企業の割合が高い傾向は、労働政策研究・研修機構（2017）が実施したアンケート調査でも確認されている。また、正社員の職種別に見ると、AI の導入によって営業職・事務職の数が減少すると見込む企業の割合がもっとも高く、ついで技術職、管理職となっている。

参考文献

- Acemoglu, Daren and Restrepo, Pascual (2016) “The race between machine and man: Implications of technology for growth, factor shares and employment,” NBER Working Paper Series 22252.
- (2017) “Robots and jobs: Evidence from US labor markets,” NBER Working Paper Series 23285.
- 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.
- , Levy, Frank and Murnane, Richard J. (2003) “The skill content of recent technological change: An empirical exploration,” *Quarterly Journal of Economics*, No.118, No.4, pp.1279–1333.
- and Salomons, Anna (2017) “Robocalypse now: Does productivity growth threaten employment?,” prepared for Economics of AI, NBER Conference 2017.
- Arntz, Melanie, Gregory, Terry and Zierahn, Ulrich (2016) “The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis,” OECD Social, Employment and Migration Working Papers No.189.
- Berg, Andrew, Buffie, Ed and Zanna, Felipe (2017) “Should we fear the robot revolution? (The correct answer is yes),” prepared for the Carnegie-Rochester NYU Conference Series.
- Bessen, James (2016) “How computer automation affects occupations: Technology, jobs, and skills,” Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper No. 15-49.
- (2017) “Automation and Jobs: When technology boosts employment,” Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper No. 17-09.
- David, Benjamin (2017) “Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation,” *Journal of The Japanese and International Economies*, No.43, pp.77–87.
- Frey, Carl B. and Osborne, Michael A. (2013) “The future of employment: How susceptible are jobs to computerization,” Oxford Martin School, Oxford University Working Paper.
- (2017) “The future of employment: How susceptible are jobs to computerization,” *Technological Forecasting & Social*

Change, No.114, pp.254–280.

Ikenaga, Toshie and Kambayashi, Ryo (2016) “Task polarization in the Japanese labor market: Evidence of a long-term trend,” *Industrial Relations*, Vol.55, No.2, pp.267–293.

Morikawa, Masayuki (2016) “Firm’s expectations about the impact of AI and robotics: Evidence from a survey,” *Economic Inquiry*, Vol.55, No.2, pp.1054–1063.

Nedelkoska, Ljubica and Quintini, Glenda (2018) “Automation, skills use and training,” OECD Social, Employment and Migration Working Papers No.202.

Sachs, Jeffrey D. and Kotlikoff, Laurence J. (2012) “Smart machines and long-term misery,” NBER Working Paper Series 18629.

野村総合研究所 (2015) 「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～601種の職業ごとに、コンピューター技術による代替確率を試算～」 News Release 2015年12月02日。

労働政策研究・研修機構 (2012) 「職務構造に関する研究—職業の数値解析と職業移動からの検討—」 労働政策研究報告書 No.146。

----- (2017) 「「イノベーションへの対応状況調査」(企業調査) 結果及び「イノベーションへの対応に向けた働き方のあり方等に関する調査」(労働者調査) 結果」 JILPT 調査シリーズ No.176。