

人口高齢化と自動化が労働市場に与える影響

——サーベイ

姜 茗予

(復旦大学助教)

佐野 晋平

(神戸大学大学院教授)

人口の高齢化は、労働者の構成だけでなく、資本の構成の変化を通して、労働市場に影響を与える。同時に技術の変化は労働や資本への影響を通し労働市場に影響を与える。人口構造の変化、技術と労働市場に関する研究は労働問題研究において中心的課題であるが、近年の人口高齢化と技術の進展を反映し、資本のうち産業用ロボットに代表される自動化資本の導入の影響について多くの研究が蓄積されている。本稿の目的は、人口高齢化と、自動化と労働市場への影響に関する近年の研究を概観することである。まず、人口の高齢化は、自動化資本の導入と関連がある。さまざまな国での実証研究によると、自動化資本の導入により、雇用に負の影響を与えるものもあれば、そのような傾向が観察されない場合もある。このような国による結果の違いは、各国の産業・職業構造の違いによることが示唆される。また、自動化は職務の相対的コストを変えることを通して、労働者の賃金、人的資本蓄積そして職業選択に影響を与える。さらに、これらの影響は、若年労働者と高齢労働者により異なることが示唆される。

目次

- I はじめに
- II 人口高齢化、経済成長、自動化
- III 自動化と雇用
- IV 自動化とグループ間の賃金格差
- V まとめと課題

I はじめに

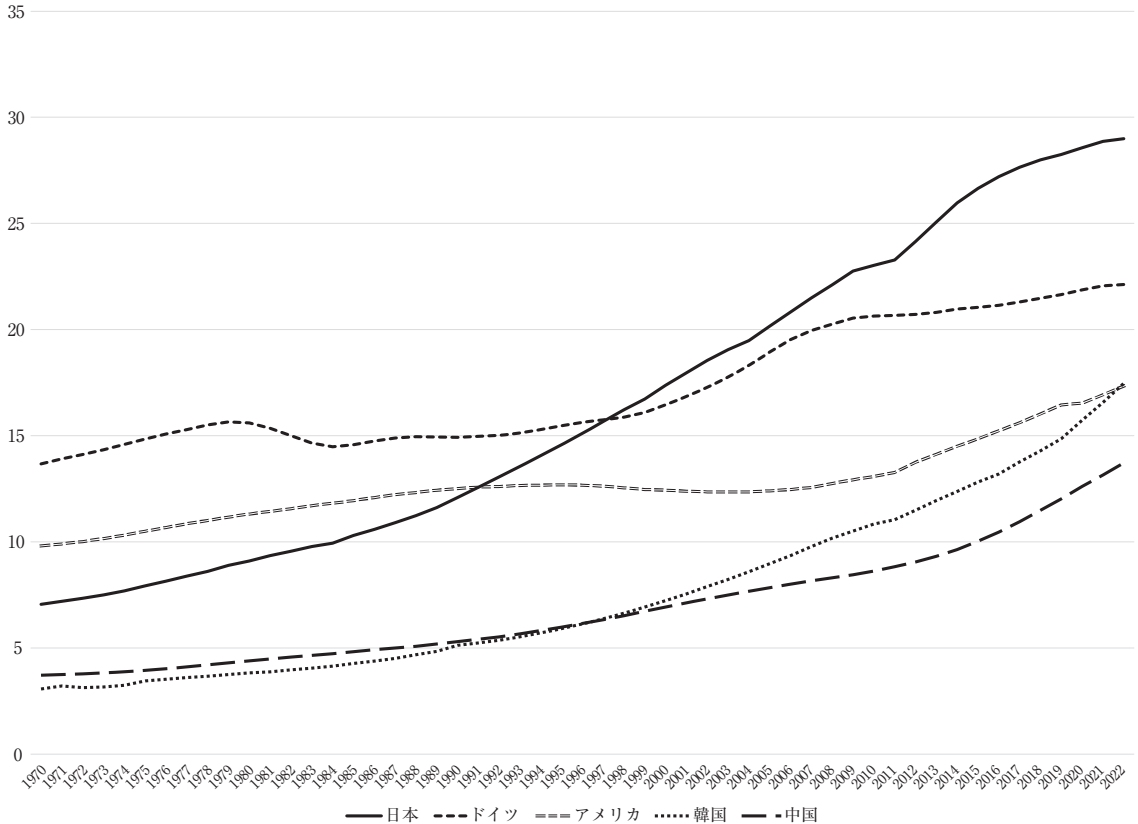
先進国の多くで人口高齢化に伴い、労働力の構成も変化している。図1は日本、ドイツ、アメリカ、韓国、中国の5カ国の高齢化率の推移を示したもののだが、1970年から2022年にかけて水準の差はあれ、人口に占める65歳以上の割合は上昇傾向にある。とりわけ、日本は人口高齢化の進展

が急速であり、その水準は最も高い。人口高齢化を反映し、労働力人口に占める65歳以上の割合もまた上昇傾向にある。

労働者の年齢構成の変化は、資本の構成変化を生じさせる可能性がある。経済理論によると、労働人口の年齢構成の変化に伴い、労働と資本の相対価格が変化することで、労働から資本への代替が進む可能性が示唆される。資本のなかでも、ロボットに代表される自動化資本との代替は社会的に関心をもたれるテーマである。

同時に技術の進展が労働市場に与える影響への関心が高まっている。例えば、AIなどの技術は労働者の作業を代替し失業を増やすのか(Frey and Osborne 2017)、あるいは新たな雇用を創出するのか、労働者と補完的であり生産性向上に寄与

図1 人口に占める65歳以上割合の推移



出所：OECD (2024) Elderly Population (indicator). doi: 10.1787/8d805ea1-en (Accessed on 31 May 2024)

するかなどである。その視点から、労働者の作業を代替・補完すると考えられる技術の1つである自動化の影響に注目が集まっている (Acemoglu and Restrepo 2017 ほか)。

ここ数十年、先進国はロボットに代表される自動化資本を増やしてきた。自動化技術の代表の例は産業用ロボットである。国際ロボット連盟 (International Federation of Robotics, IFR) は、ロボットを「自動的に制御され、再プログラム可能で、多目的 (機械)」と定義している (IFR 2014)。図2によると、日本、ドイツ、アメリカ、韓国、中国および世界全体での産業用ロボットの年間導入台数は国によって差はあるものの、着実に伸びていることがわかる。

このようなロボットに代表される自動化資本の導入が、経済全体そして労働市場に与える影響は自明ではない。一方で労働者の行っていたタスクが自動化資本に代替されることにより賃金と雇用

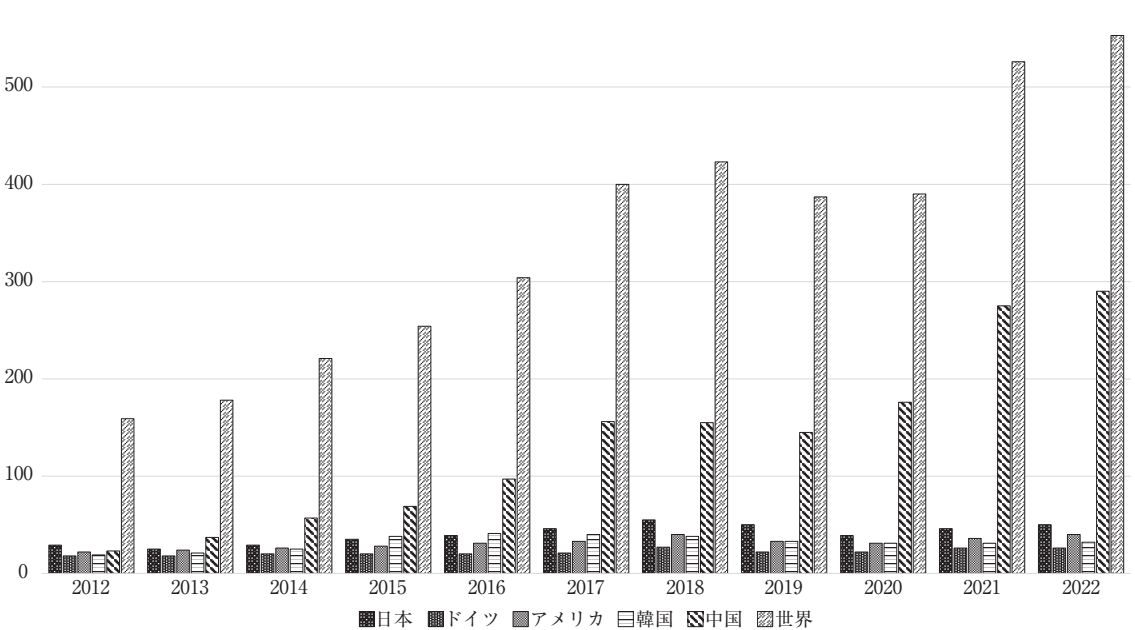
に負の影響を与えるが、他方で生産性効果により自動化資本と補完的なタスクへの労働需要を増加させる可能性がある。また、自動化資本が労働市場に与える影響は、各国の自動化技術の水準、労働市場での制度的枠組み、産業構造などによって異なる可能性がある。

そこで本稿では、人口高齢化に伴う自動化と、その労働市場への影響に関する近年の研究を概観する。このテーマは、分析枠組みの整理とデータ利用可能性の拡大、そして急速に進展するAI技術への関心とが相まって、研究が急速に蓄積されているテーマの1つである。本稿では、人口高齢化、自動化と労働市場近年の研究動向を概観し、日本における労働問題への示唆を導き出す¹⁾。なお、AIと労働市場に関しては、その影響の把握が困難であることもあり、詳述はしない²⁾。

本稿の構成は以下の通りである。次節において、人口高齢化、経済成長および自動化資本の関

図2 産業用ロボットの年間導入台数

(単位：千台)
600



出所：World Robotics 2023 Report: Asia ahead of Europe and the Americas (IFR)

連を説明する。Ⅲでは、自動化資本（ロボット）が労働市場、特に雇用に与える影響に関する研究を概観する。Ⅳでは、自動化資本（ロボット）が賃金に与える影響に関する研究を概観する。Ⅴでは、まとめと今後の課題について論じる。

Ⅱ 人口高齢化，経済成長，自動化

本節では、人口高齢化，経済成長そして自動化に関して概観する。

少子高齢化は経済成長に負の影響を与えると考えられている。日本経済を念頭に置き経済成長に関する議論を簡潔に整理した平口（2022）によると³⁾、少子高齢化は、生産年齢人口の減少による一人当たりの分配の減少、貯蓄率低下による資本蓄積の低下、そして柔軟な発想に基づく技術革新の停滞の可能性により、経済成長と負の関係を持つとされる。ただし、少子高齢化は資本とりわけ無形資産の蓄積や技術革新を伴えば、経済成長を必ずしも低めない可能性も同時に指摘している。

人口高齢化が経済成長に負の影響を与える主な理由の1つは労働力不足であるが、労働力不足を

補うように、自動化・機械化といった資本導入が進むと、必ずしも経済成長は阻害されない。Acemoglu and Restrepo（2017）は、1990年から2015年までの国別データを用い高齢化率と経済成長率には弱い正の相関がある点を示し、その背景には労働力不足は自動化への資本投入を誘発する点を指摘した。労働力不足の経済成長への負の影響を相殺、さらに逆転させる可能性がある」と論じている。しかし一方で、人口の高齢化が経済成長に与えるマイナスの影響を相殺するには、資本の深化が必要であることを示唆する研究もある（Börsch-Supan 2003；Maestas, Mullen and Powell 2023）。

人口の高齢化と技術そして労働市場への関係を理解するための分析枠組みはタスクアプローチ（Acemoglu and Autor 2011）に基づく⁴⁾。タスクとは生産活動の単位であり、労働者が保有するスキルがタスクに適用されて生産が行われる。このタスクとスキルを明示的に区分することにより、労働市場における二極化が説明可能となるが、Acemoglu and Restrepo（2018）はさらに技術革新と労働市場の関係を描写するモデルを提示して

いる。そのモデルにおいて、労働と資本、そして自動化と新たなタスクを創出する技術を想定し、一定の条件のもとでは自動化は資本分配率を高め、新たなタスクの創出は労働分配率を高めることを示している。すなわち、自動化には資本と労働を代替する効果だけではなく、生産性を向上させる効果や、労働者がスキルへの投資や職業転換するという再配置効果があることを示している。

上記を踏まえると、労働力不足による自動化資本の導入の関係は次のようなロジックに基づく(Acemoglu and Restrepo 2018, 2022a)。労働人口の年齢構成の変化は、労働と資本の相対価格が変化を伴う。中年労働者と高齢労働者が生産活動に従事している状況において、中年労働者は身体活動や器用さを必要とするタスクにおいて高齢労働者より比較優位にあるとする。人口年齢構成の変化の結果、中年労働者の比率が低下することで、資本に対する労働の相対価格が上昇し、ロボットの導入や技術開発が促進される。実際に、Acemoglu and Restrepo (2022a) は、中年労働者の比率が低下するにつれて、ロボットの普及が進んだことを確認している。また、Abeliansky and Prettner (2023) も、人口増加率が低い国ほどロボットの導入が速いことを示唆している。

このように資本の構成変化は、人口の高齢化が経済成長に及ぼす負の影響を緩和する可能性がある。また、労働者の属性によっても影響は一様ではない。

Ⅲ 自動化と雇用

自動化資本(ロボット)が労働市場、特に雇用に与える影響に関する研究を概観する。まず、自動化資本が労働市場に与える影響を分析するための枠組みを紹介する。次に、自動化資本の導入が雇用に与える影響を検証した研究を概観する。最後に、自動化が雇用に与える影響の異質性について紹介する。

1 分析枠組み

前節で言及したように、分析枠組みはタスクアプローチに基づく。タスクアプローチを前提に、

自動化の雇用への影響がデータから検証されている。その際、自動化の影響をどのように定量化するのか、影響の範囲をどのように設定するのがキーとなる。

自動化としてロボットを想定し、その影響をロボット台数あるいは価格の変化で把握するアプローチが取られる。ロボットの影響は実証研究において、ロボットへの曝露(exposure)と表現される。ロボットへの曝露は、基準時期の分析対象国の各地域労働市場における産業レベルの雇用シェアと、ロボット普及率を組み合わせた指標で定義される(Acemoglu and Restrepo 2020 など)。具体的には、分析対象国の基準時期の雇用シェアにおけるある時点から別の時点へのある産業のロボット台数の変化に、各産業の全体的な生産拡大に対する調整を加えたものである。また、地域労働市場や産業における労働需要とロボット導入に同時に影響を与えるショックを制御するために、ロボットへの曝露のパーティク操作変数が使用されている。具体的には、数十年前の分析対象国の各地域労働市場における産業レベルの雇用シェアと、分析対象国よりロボット導入が先行している複数他国データから作られる調整済みロボット普及率の指標で定義される。

地域労働市場の単位としては通勤圏(commuting zone)が想定される。通勤圏とは労働者が同じ通勤圏内に通勤する労働市場を形成するような地域の単位である(Adachi et al. 2020)。地域労働市場レベルの分析では以下のことが考えられる。地域労働市場が閉鎖的ではなく、労働者が地域を移動することでロボットの影響に対応できることである。この場合、地域間の労働者の移動は、ロボットの影響を地域労働市場から全国に拡大し、地域労働市場は影響を受けていないように見えるが、実は全国労働市場全体の雇用水準が変わっていることになる。この潜在的な影響は、通勤圏などの分析単位によって弱められる。

別のアプローチは産業レベルのロボット価格低下で影響を捉える方法である(Adachi, Kawaguchi and Saito 2024 など)。産業レベルでのロボットの価格指標は産業レベルのロボットストックの指標を構築し⁵⁾、コブ・ダグラス型関数を想定し、あ

る年、ある産業における各ロボットアプリケーションへの支出のシェアから計算する。

2 実証研究の概観

(1) 雇用

ロボットが労働市場に与える影響についてコンセンサスは得られていないが、多くの研究では、労働者の雇用に全体として負の影響はないとされている。まず地域単位の分析結果を紹介し、次に企業単位の分析結果を紹介する。

地域単位の分析

Acemoglu and Restrepo (2020) はアメリカのデータを用いて、通勤圏のスピルオーバー効果を考慮したうえで、ロボットが雇用と賃金に与える影響を検証している。スピルオーバー効果とは、ある通勤圏でロボットの使用が増加すると、ロボットを使って生産される貿易財の価格が下がり、キャピタルゲインが生まれることで、他の通勤圏にも利益がもたらされ、正の波及効果が生じることである。推定結果によると、1990年初頭から2007年の間にアメリカにおいて、ロボットへの曝露がない通勤圏と比較し、ロボットのストックが労働者1000人当たり約1台のロボットが増加することで、通勤圏の平均的な雇用対人口比が0.39%ポイント、平均賃金が0.77%低下することを示している。スピルオーバー効果を含めた総合効果 (aggregate effect) としては、労働者1000人当たりロボットが1台増えると、雇用対人口比は約0.2%ポイント、賃金は約0.42%低下することを発見している。

Giuntella, Lu and Wang (2022) は、中国のデータに基づき、都市レベルのロボットが個人レベルの雇用および賃金に与える影響を分析している。2010年から2016年の間に、ロボットへの曝露が1標準偏差増加すると、労働力参加率が1%、雇用率が7.5%、時間当たり賃金が9%減少することを発見している。ただし、中国における労働者当たりのロボット台数は増加傾向にあるものの、ストックとしては欧米や日本ほど高くはない特徴に留意する必要がある。

一方で、ロボットが労働市場に与える負の影響

は必ずしも観察されないことを示した研究もある。1994年から2014年までのドイツのデータに基づくDauth et al. (2021) は、総雇用に対するロボットへの曝露の影響はないことを発見した。1990年代初頭から2016年までのイタリアのデータに基づくDottori (2021) は、貿易と情報通信技術のトレンドを制御した後では、製造業の雇用に対するロボットの負の影響は限定的であることを発見している。Graetz and Michaels (2018) は、1993年から2007年のアメリカ、ヨーロッパ14カ国、韓国、およびオーストラリアを含む17カ国のデータに基づき、ロボットは総雇用を有意に減少させることはないことを発見している。

Adachi, Kawaguchi and Saito (2024) は、日本のデータを用いて、ロボットの価格と雇用の関係を、標準的な要素需要理論とタスクベースのアプローチから導かれる推定式に基づいて分析している。分析結果によると、ロボット価格の低下は、ロボット導入産業における生産性と生産規模を高めることを通し、ロボット台数と雇用の両方を増加させることを発見した。具体的には、1978年から2017年の間に、ロボットの価格が1%低下すると、ロボットの導入が1.54%、雇用者数が0.44%増加することを示している。また、産業実質生産量のロボット価格に対する弾力性が大きく、ロボット導入が生産コストを削減し、生産量を増加させていることも発見している。また、Dekle (2020) も、日本では、ロボットが雇用者数を増加させていることを明らかにしている。

まとめると、アメリカ (Acemoglu and Restrepo 2020) や中国 (Giuntella, Lu and Wang 2022) での研究のように、ロボットが雇用に負の影響を与える可能性を示唆する研究がある。しかし一方で、ドイツ (Dauth et al. 2021)、イタリア (Dottori 2021)、17カ国 (Graetz and Michaels 2018) のデータに基づく研究では、ロボットが雇用に与える影響に負の影響はないとするものもある。また、日本の研究 (Adachi, Kawaguchi and Saito 2024; Dekle 2020) は、ロボットが雇用に正の影響を与えている。このような結果の違いは、国々の産業や職業構造、労働市場の特徴に関連している可能性がある。例えば、製造業が発達している国で

は、ブルーカラー労働者が多いほど置換効果は大きく、生産性効果は小さくなる。さらに、労働力不足の度合いとも関係があるかもしれない。日本のように労働力不足の国では、生産性効果は大きいと考えられる。

企業レベルの分析

企業レベルの分析から、ロボット導入企業において、ロボットが雇用にプラスの影響を与えることが示されている。例えば、ニュージーランドの分析では、ロボットを導入した企業は、導入していない企業と比べて、雇用（労働時間）が4.3%増加する（Acemoglu, Koster and Ozgen 2023）。カナダの研究では、ロボットへの投資は企業の総雇用者数の増加と相関があることが示されている（Dixon, Hong and Wu 2021）。スペインの分析では、ロボットの導入は4年以内に10%の純雇用創出（net job creation）につながることを発見している（Koch, Manuylov and Smolka 2021）。

さらに、企業レベルの分析では、会社間のスピルオーバー効果と離職などの流動性との関係が検証されている。Acemoglu, Lelarge and Restrepo (2020) は、フランスにおいて、ロボットの導入が同じ産業における非導入の競合企業に負のスピルオーバーをもたらすことを発見しており、競合他社よるロボット導入が10%ポイント増加すると、労働時間が2.5%減少すると発見している。また、スピルオーバー効果を含む全体的な効果を考慮すると、産業全体の雇用減少と関連していることも示している。また、Acemoglu, Koster and Ozgen (2023) は、ニュージーランドにおいて、同一産業の競合企業によるロボット導入が1標準偏差増加すると、労働時間が6.2%減少することを明らかにしている。さらに、離職などのモビリティに関して、Bessen et al. (2023) は、オランダでは、企業の自動化によって、勤続3年以上の在職労働者が雇用主を離職する確率が高まることを示している。ただし、この分析はロボットや特定の技術に特化したものではなく、企業における自動化のコストという、より広範な概念の影響を検討している点に注意が必要である。

また、日本を対象とした研究で、歴史的データ

を利用することで工場レベルでの自動化技術の影響を分析した研究結果もある。Kawaguchi, Okazaki and Zhu (2024) は20世紀初頭の福井県の絹織物産業に関する工場レベルのパネルデータを用いて、工場の電動化が労働需要に与える影響を検証した。その結果、力織機採用の工場では、同じ地域（村と町）の非採用工場に比べて、男性労働者の雇用と賃金、女性労働者の賃金が増加したことを発見している。さらに、労働者の賃金の増加は、効率の悪い工場の撤退を促し、地域全体で女性の雇用を減少させたことを示している。

(2) 異質的な影響

自動化資本の増加は、タスクの相対価格の変化を通じ、各労働者グループの雇用と賃金に影響を与えられられる。自動化資本が各労働者の賃金と雇用に及ぼす影響は、生産における職務内容における両者の補完的・代替的關係によって異なる。自動化資本がコスト面で比較優位にある場合、自動化資本の増加は、職務内容において互いに代替關係にあれば、一部の労働者の賃金を引き下げる。さらに賃金が硬直的である場合には、その部分の労働力の雇用減少につながる。逆に、自動化資本と一部の労働者が補完關係にある場合、自動化資本の増加は彼らの生産性を高め、賃金と雇用の増加につながる。しかし、長期的には、労働者がスキルアップや職業転換によって労働市場における相対的な職務価格の変化に適応すれば、自動化資本の影響はなくなり、労働者の賃金と雇用は以前と同じ水準に戻る可能性がある。

産業・職種別の影響

ロボットの影響は産業や職種によって異なる点を発見している。例えば、Acemoglu and Restrepo (2020) は、ロボットの負の雇用効果は、製造業、特にロボットに最もさらされる産業において最も顕著であることを示している。Dauth et al. (2021) は、ロボットの負の雇用効果は、製造業においては置換効果が顕著であるが、サービス業における再配置効果を通して影響が相殺されることを発見している。

職業については、Acemoglu and Restrepo (2020)

は、ロボットの負の雇用効果は、ルーチンワーク、ブルーカラー、組み立て、および関連職種に集中しているとしている。さらに、Dauth et al. (2021) は、ロボットが管理職や技術科学者など補完的な仕事をする職業の労働者の賃金を上昇させるとしている。

年齢グループ別の影響

労働者の年齢により影響は異なるのだろうか。Albinowski and Lewandowski (2024) は、ロボットが増えるにつれて、30～49歳の男性の雇用シェアが減少するのに対して、50～59歳の男性の雇用シェアが増加すると発見している。また、Battisti and Gravina (2021) は、ロボットと50歳以上の高齢労働者との間に高い補完性があり、若年か中年労働者との間に高い代替性があることを示している。Dekle (2020) は、ロボットが増えるにつれて、50歳以上の高齢労働者数が上昇することを発見している。さらに、Blanas, Gancia and Lee (2019) は、ロボットが50歳以上の高齢労働者の収入を増加させることを示している。

年齢別への影響が異なる理由は次のように整理できる。第一に、労働者のタスク特化によるものと考えられる。ロボットが各年齢層の労働者の雇用に与える影響は、労働者が従事している職業のタスクによって異なる。Acemoglu and Restrepo (2022a) が示しているように、中年労働者は高齢労働者に比べ、ブルーカラーの仕事やロボットを採用されやすい産業に特化している。一方、高齢労働者は、中年労働者ほど手作業に携わっていないため、ロボットに取って代わられる可能性が低い。第二に、労働供給側からの観点からみると、若年層の学校教育の選択の変化も一因である。若者が高等教育への進学を選択することによる影響も考えられる。Dauth et al. (2021) によれば、若年労働者は教育の選択においても抽象的な仕事が多く、高スキルを必要とする新しい職業に適応し、専門学校から大学へと移ると示している。しかし一方で、長期的には、世代間効果を考慮すると、自律的な機械 (smart machine) は若年労働者の貯蓄を減少させ、その結果、人的・物的資本の減少を加速させ、次世代の若年労働者の賃金をさ

らに押し下げると主張する研究もある (Sachs and Kotlikoff 2012)。

ロボットの影響が労働者の属性別ごとに異なる点を、情報通信技術スキルの観点から議論した研究もある。例えば、Albinowski and Lewandowski (2024) は、ロボットが増えるに伴い、20～29歳の若年女性の雇用シェアが増加する一方で、60歳以上の高齢女性の雇用シェアが減少することを示している。この理由は、技術革新は若年の労働市場参入者に利益をもたらす一方で、一部の高齢の現職者のスキルを陳腐化させるためだと解釈されている。

このように、ロボットは若年層か中年層の雇用にも負の影響を与え、高齢者の雇用に正の影響を与えることが示唆される。

労働者の属性の影響

労働者の属性として年齢とは別に性別、移民とネイティブ、そしてスキルレベルにより異なるだろうか。

ロボットの導入は女性労働者に正、男性労働者に負の影響が発見されている。Albinowski and Lewandowski (2023) は、ロボットへの曝露が20～29歳の若年女性 (特に認知仕事職のもの) の雇用シェアへ正、30～49歳の中年男性 (特に定型手仕事職のもの) の雇用シェアへ負の影響があることを示している。Deng et al. (2023) は、ロボットが女性の雇用者数に与える影響はわずかながら正の影響を与え、特に熟練の手作業、サービス、商業、管理的職業などの中スキル職業やフルタイム労働者に集中していることを発見している。

ロボットが移民の雇用へより負の影響を与えることが発見されている。Javed (2023) は、労働者1000人当たりロボットが1台増えると、ネイティブと移民の雇用に対する人口比はそれぞれ0.38ポイント、0.67ポイント低下する、ロボットの移民への影響はネイティブへの影響のおよそ1.76倍であったと発見している。その理由は、移民が自動化されるリスクのある仕事やタスク、すなわち定型手仕事に特化しているのに対し、ネイティブは非定型認知仕事に特化しているためだと、解釈されている。

ロボットが異なるスキルグループに与える異なる影響に関する分析もいくつか存在する。ロボットは、低スキル労働者の雇用を減らす傾向があるようである。ロボット技術はスキル偏向型であり、低スキル労働者の雇用への負の影響を示す研究もある。例えば、Graetz and Michaels (2018) は、ロボットは低スキル労働者（高卒未満）の労働時間ベースの雇用シェアを低下させることを示している。Blanas, Gancia and Lee (2019) は、ロボットは低スキル労働者の労働時間を減少させることを明らかにしている。

(3) 職業移動

自動化資本の導入は短期的な影響だけではなく、長期的な影響にも注意を払う必要がある。自動化資本の導入によりタスクの相対的な価格の変化は、労働者にその変化に対応するためのスキルへの投資や職業転換する可能性（再配置効果）があるためだ。

Dauth et al. (2021) はロボット導入の結果、企業に引き留められた労働者の多くは、新たな職業に配置転換されることを示している。また、その配置転換は、定型的なものから抽象的な仕事の割合が高い職業への職業移行である。Kikuchi, Fujiwara and Shirota (2023) はロボットの導入により、雇用が製造業の定型的な職業からサービス業にシフトすることを示している。Arai, Fujiwara and Shirota (2021) は、ロボットの普及が進むにつれて、定型手仕事タスクは減少し、代わりに認知的タスクが増加することを示している。

ロボットの再配置効果は年齢層によって異なるとの議論もある。労働者の作業がロボットに代替される場合、若年労働者の再配置コストが低い場合、他の職業に参入しやすと考えられる。そのメカニズムは、労働者は実務経験を積むにつれて職業特殊的人的資本（occupation-specific human capital）を発達させるため、高齢労働者は若年労働者よりも職業移動が選択コストが高くなることである。そのため、ある職業が衰退すると、高齢労働者にはその職業から退出しないインセンティブが働く一方、若年労働者にはその職業に参入しないインセンティブが働く（Autor and Dorn 2009）。

Dauth et al. (2021) はロボットの製造業における置換効果とサービス業における再配置効果が、労働力として働き始めたばかりの若年労働者に集中していることを示している。Kikuchi, Fujiwara and Shirota (2023) は、ロボットによる労働需要のシフトは、若い世代の労働者に起因すると示している。また、Albinowski and Lewandowski (2023) は、ロボットへの曝露は非定型手仕事職の労働者には影響しないが、定型手仕事職の20～29歳の若年男性と30～49歳の中年男性の雇用シェアを有意に減少させ、定型手仕事職の50歳以上の男性の雇用シェアを増加させることを見出している。同じ定型手仕事職では、若年労働者と中年労働者に負の影響があるのに対し、高齢労働者に正の影響がある。これは自動化によって新規雇用が減少するなか、若年労働者は縮小する職業よりも成長する職業を選ぶようになっているためであると解釈されている。それに関連して、既存の研究では、ロボットが定型手作業職業の高齢化を引き起こしていることが示されている（Autor and Dorn 2009）。ただし、上記の分析の多くはマクロレベルで検証されているが、個人レベルの職業移動のエビデンスがまだ十分ではない。

IV 自動化とグループ間の賃金格差

Ⅲでは、自動化が雇用に与える影響を紹介したが、この節では賃金、とりわけグループ間の賃金格差への影響を紹介する。外的ショックに直面した場合の賃金と雇用調整の一般的な関係は以下の通りである。自動化資本が増加した場合、資本は一部の労働者を代替し、一部の労働者の賃金を引き下げる可能性がある。賃金が硬直的な労働市場においては、厳格な雇用保護、高い最低賃金、あるいは国家による福祉給付といった労働市場制度の存在によって、その労働者グループの賃金が下方調整に対して非弾力的になり、失業や雇用水準の低下を招く可能性がある。

Acemoglu and Restrepo (2022b) は、1980年からの40年間にわたって、自動化がアメリカの賃金格差に与える影響を推定した。分析結果によると、一般均衡効果を考慮すると、自動化は、その

期間における賃金構造の変化の50%、大卒プレミアムの上昇の80%を説明できることを示している。また、自動化は高校中退男性の実質賃金を8.8%、高校中退女性の実質賃金を2.3%減少させていることを発見した。その理由は、自動化によって非熟練労働者が比較優位にあったタスクから外され、相対的な賃金と実質賃金が減少するためだと解釈されている。一方で、熟練労働者の生産性を直接的に向上させるような技術は、労働者と資本の置き換えを伴わず、熟練労働者の賃金を上昇させることを示している。

ロボットが男女賃金格差の縮小・拡大と関連することを示す研究もある。Ge and Zhou (2020)は、1990年から2015年にかけて、アメリカにおいて、労働者1000人当たりロボットが1台増加すると男女賃金格差は0.3ポイント減少していることを示している。その理由は、女性労働者は相対的に頭脳的スキルを必要とする職業に従事しているのに対して、男性労働者は身体的スキルを必要とする職業に従事しているからである。また、Anelli, Giuntella and Stella (2024)は、2005年から2016年の間に、アメリカでは、ロボットへの曝露が1標準偏差増加すると、男女の所得格差が4.2%縮小することを見出している。一方で、ロボットが男女の賃金格差を悪化させるとする研究もある。Aksoy, Özcan and Philipp (2021)は欧州20カ国において、ロボット化が10%進むと、男女賃金格差が1.8%拡大することを明らかにしている。これらの結果は、中・高スキルの職業に従事する男性が、生産性効果を通じてロボット化の恩恵を偏って受けていること、男女不平等のレベルが高い国によってもたらされていると解釈されている。つまり、ロボット化が男女の賃金格差に与える影響の背後には、男女が従事する職種の違いがある。女性に比べて男性は中・高スキルの職業に多く従事しているため、ロボット技術の恩恵を受ける可能性が高い。

V まとめと課題

本稿では、人口高齢化に伴う自動化と、その労働市場への影響に関する近年の研究を概観した。

まず、人口の高齢化は、自動化資本の導入と関連がある。さまざまな国での実証研究によると、自動化資本の導入により、雇用に負の影響を与えるものもあれば、そのような傾向が観察されない場合もある。このような国による結果の違いは、各国の産業・職業構造の違いによることが示唆される。また、自動化は職務の相対的成本を変え、ことを通して、労働者の賃金、人的資本蓄積、職業選択に影響を与える。さらに、これらの影響は、若年労働者と高齢労働者により異なることが示唆される。

以上を踏まえ、日本の労働問題への示唆を導こう。海外の研究では、ロボットが労働市場に不均質な影響を与えることが示されている。日本の研究では、ロボットが労働市場に与える全体的な影響については分析されているが、各属性労働者の雇用や賃金に与える不均質な影響についてはまだ十分に検討されていない。ロボットの導入は、日本における高齢者雇用の増加や労働者の賃金プロファイルのフラット化の一因なのか、日本の女性雇用率の上昇や男女間の賃金格差の拡大・縮小に寄与しているのかも検証する価値がある。

また、異質な影響のメカニズムをデータによって検証することも重要である。既存研究では、ロボットの高齢者と若年者の雇用の影響は、グループのタスクの特化、若年層の学校教育の選択の変化、情報通信技術スキルなど三つの要因が考えられている。この年齢ごとの違いに焦点をあてた分析は、少子高齢化の進展が急速である日本を対象とすることで研究上だけでなく政策対応を考えるうえでも重要となる。

加えて、人工知能とロボットの類似性と違いに注意を払う必要がある。人工知能もロボットと同じく自動化技術である。自動化が労働市場に与える全体的な影響仮説（代替効果や生産性効果など）は、技術の具体的な種類に関係なく同じといえる。ただし、自動化技術の種類が異なれば、それが実行可能なタスクや採用される産業によって、労働市場における各属性の労働者に異なる影響を与える可能性がある。例えば、ロボットは製造業を中心として採用されていたが、人工知能がサービス業でも採用されている。さらに、既存研究に

より、ロボットは主に定型手仕事をしているが、最近の人工知能は画像認識や音声認識、自然言語処理、翻訳、読解、抽象的戦略ゲーム、コンピュータプログラムの生成、予測分析などの機能があって、認知タスクと関連性が高いかもしれない (Fossen and Sorgner 2022)。さらに、生産関数において人工知能とロボットは異なる性質を持っている。人工知能もロボットも技術的側面を持つが、ロボットは資本であるのに対し、人工知能は無形資産である。これに関連して、既存の実証分析では、地域や産業におけるロボットの台数や価格を用いてロボット導入のマクロ指標を構築しているのに対し、人工知能導入の指標は、企業へのアンケート (例えば、Czarnitzki, Fernández and Rammer 2023) や特定業界における人工知能の応用 (例えば、Kanazawa et al. 2022)、あるいは職業レベルの AI の影響 (例えば、Felten, Raj and Seamans 2018) を用いて構築されている。現段階の人工知能自体の技術進歩レベルと応用程度の課題もあって、実際の人工知能の導入状況のデータで労働市場への影響の分析がまだ少ない。

これらの研究が持つ政策的な含意も重要である。自動化技術が労働市場に与える影響には偏りがあるため、技術の恩恵を受けられない労働者に対しては、技能の向上や新技術を補完する技能の習得を支援するなどの支援が必要である。

謝辞 本稿の執筆にあたり、姜は中国教育部人文社会科学研究プロジェクト (課題番号 23YJCGJW003) を受けています。ここに謝意を表します。

- 1) なお、技術革新とは別にグローバル化 (オフショアリング) の重要性を示す研究もある。近年の研究として例えば Kikuchi (2024) を参照のこと。
- 2) 黒木・久米 (2024) は人工知能の進展が労働市場に与える影響に関して、手際よくサーベイしている。
- 3) 本特集号の平口論文は高齢化と経済成長に関する研究を概観している。
- 4) タスクアプローチについての解説は、前田・勇上 (2017)、北原 (2018)、Cahuc, Carcillo and Zylberberg (2014) がわかりやすい。
- 5) 国際ロボット連盟 (IFR 2018) が採用している標準的な即時撤収法により計算される。即時撤収法では、ロボットストックの平均利用期間を 12 年とし、その年数経過後に即時使用から撤収すると仮定している。

参考文献

北原聖子 (2018) 「AI 等の技術が労働市場に与える影響に関する

内外の研究動向について」ESRI Research Note No. 43.
 黒木裕麿・久米功一 (2024) 「人工知能等の発展が労働市場に及ぼす影響に関するサーベイ」ESRI Research Note No. 84.
 平口良司 (2022) 『入門・日本の経済成長』日本経済新聞出版。
 前田一樹・勇上和史 (2017) 「賃金格差の「タスク・アプローチ」とその応用」『国民経済雑誌』216 巻 2 号, pp. 83-97.
 Abeliantsky, A. L. and Prettnner, K. (2023) “Automation and Population Growth: Theory and Cross-Country Evidence,” *Journal of Economic Behavior and Organization*, Vol. 208, pp. 345-358.
 Acemoglu, D. and Autor, D. (2011) “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4b, pp. 1043-1171.
 Acemoglu, D., Koster, H. R. and Ozgen, C. (2023) “Robots and Workers: Evidence from the Netherlands,” NBER Working Paper, No. 31009.
 Acemoglu, D., Lelarge, C. and Restrepo, P. (2020) “Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France,” *American Economic Review: Papers and Proceedings*, Vol. 110, pp. 383-388.
 Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2017) “Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation,” *American Economic Review*, Vol. 107, No. 5, pp. 174-179.
 ——— (2018) “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.
 ——— (2020) “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, Vol. 128, No. 6, pp. 2188-2244.
 ——— (2022a) “Demographics and Automation,” *Review of Economic Studies*, Vol. 89, No. 1, pp. 1-44.
 ——— (2022b) “Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality,” *Econometrica*, Vol. 90, No. 5, pp. 1973-2016.
 Adachi, D., Fukai, T., Kawaguchi, D. and Saito, Y. (2020) “Commuting Zones in Japan (Revised: January 2021),” RIETI Discussion Paper Series 20-E-021.
 Adachi, D., Kawaguchi, D. and Saito, Y. U. (2024) “Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978-2017,” *Journal of Labor Economics*, Vol. 42, No. 2, pp. 591-634.
 Aksoy, C. G., Özcan, B. and Philipp, J. (2021) “Robots and the Gender Pay Gap in Europe,” *European Economic Review*, Vol. 134, 103693.
 Albinowski, M. and Lewandowski, P. (2024) “The Impact of ICT and Robots on Labour Market Outcomes of Demographic Groups in Europe,” *Labour Economics*, Vol. 87, 102481.
 Anelli, M., Giuntella, O. and Stella, L. (2024) “Robots, Marriageable Men, Family, and Fertility,” *Journal of Human Resources*, Vol. 59, No. 3, pp. 443-469.
 Arai, K., Fujiwara, I. and Shirota, T. (2021) “Robot Penetration and Task Changes,” RIETI Discussion Paper Series 21-E-093.
 Autor, D. and Dorn, D. (2009) “This Job is “Getting Old”: Measuring Changes in Job Opportunities Using Occupational Age Structure,” *American Economic Review*, Vol. 99, No. 2, pp. 45-51.
 Battisti, M. and Gravina, A. F. (2021) “Do Robots Complement or Substitute for Older Workers?” *Economics Letters*, Vol. 208, 110064.
 Bessen, J., Goos, M., Salomons, A. and Van den Berge, W.

- (2023) “What Happens to Workers at Firms that Automate?” *Review of Economics and Statistics*, pp. 1–45.
- Blanas, S., Gancia, G. and Lee, S. Y. (2019) “Who is Afraid of Machines?” *Economic Policy*, Vol. 34, No. 100, pp. 627–690.
- Börsch-Supan, A. (2003) “Labor Market Effects of Population Aging,” *Labour*, Vol. 17, No. S1, pp. 5–44.
- Cahuc, P., Carcillo, S. and Zylberberg, André (2014) *Labor Economics (Second Edition)*, MIT Press.
- Czarnitzki, D., Fernández, G. P., and Rammer, C. (2023) “Artificial Intelligence and Firm-level Productivity,” *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 211, pp. 188–205.
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. and Woessner, N. (2021) “The Adjustment of Labor Markets to Robots,” *Journal of the European Economic Association*, Vol. 19, No. 6, pp. 3104–3153.
- Dekle, R. (2020) “Robots and Industrial Labor: Evidence from Japan,” *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 58, 101108.
- Deng, L., Müller, S., Plümpe, V. and Stegmaier, J. (2023) “Robots and Female Employment in German Manufacturing,” *American Economic Review: Papers and Proceedings*, Vol. 113, pp. 224–228.
- Dixon, J., Hong, B. and Wu, L. (2021) “The Robot Revolution: Managerial and Employment Consequences for Firms,” *Management Science*, Vol. 67, No. 9, pp. 5586–5605.
- Dottori, D. (2021) “Robots and Employment: Evidence from Italy,” *Economia Politica*, Vol. 38, No. 2, pp. 739–795.
- Felten, E. W., Raj, M. and Seamans, R. (2018) “A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 108, pp. 54–57.
- Fossen, F. M. and Sorgner, A. (2022) “New Digital Technologies and Heterogeneous Wage and Employment Dynamics in the United States: Evidence from Individual-level Data,” *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 175, 121381.
- Frey, C. B. and Osborne, M. A. (2017) “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerization?” *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 114, pp. 254–280.
- Ge, S. and Zhou, Y. (2020) “Robots, Computers, and the Gender Wage Gap,” *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 178, pp. 194–222.
- Giuntella, O., Lu, Y. and Wang, T. (2022) “How Do Workers and Households Adjust to Robots? Evidence from China,” NBER Working Paper, No. 30707.
- Graetz, G. and Michaels, G. (2018) “Robots at Work,” *Review of Economics and Statistics*, Vol. 100, No. 5, pp. 753–768.
- IFR (International Federation of Robotics) (2014) *World Robotics: Industrial Robots*, International Federation of Robotics, Frankfurt.
- (2018) *World Robotics 2018*, International Federation of Robotics, Frankfurt.
- Javed, M. (2023) “Robots, Natives and Immigrants in US Local Labor Markets,” *Labour Economics*, Vol. 85, 102456.
- Kanazawa, K., Kawaguchi, D., Shigeoka, H. and Watanabe, Y. (2022) “Ai, Skill, and Productivity: The Case of Taxi Drivers,” NBER Working Paper, No. 30612.
- Kawaguchi, D., Okazaki, T. and Zhu, X. (2024) “Factory Automation Labor Demand and Local Labor Market,” IZA Discussion Paper, No. 16885.
- Kikuchi, S. (2024) “Automation and Offshoring on Wage Inequality in Japan,” RIETI Discussion Paper Series 24-E-046.
- Kikuchi, S., Fujiwara, I. and Shirota, T. (2023) “Automation and the Disappearance of Routine Work in Japan,” RIETI Discussion Paper Series 23-E-082.
- Koch, M., Manuylov, I. and Smolka, M. (2021) “Robots and Firms,” *Economic Journal*, Vol. 131, No. 638, pp. 2553–2584.
- Maestas, N., Mullen, K. J. and Powell, D. (2023) “The Effect of Population Aging on Economic Growth, the Labor Force, and Productivity,” *American Economic Journal: Macroeconomics*, Vol. 15, No. 2, pp. 306–332.
- Sachs, J. D. and Kotlikoff, L. J. (2012) “Smart Machines and Long-term Misery,” NBER Working Paper, No. 18629.

きょう・めいよ 復旦大学国際問題研究院助教。最近の主な論文に“Aging Workforce, Productivity, and Wages in Japan,” *Work, Aging and Retirement*, forthcoming (共著)。労働経済学, 実証ミクロ経済学専攻。

さの・しんべい 神戸大学大学院経済学研究科教授。最近の主な著書に『教育投資の経済学』(日本経済新聞出版, 2024年)。労働経済学, 教育経済学専攻。