

RIETI Policy Discussion Paper Series 19-P-010

自動化技術の導入と労働代替

足立 大輔 イェール大学

海沼 修平 東京大学

川口 大司 東京大学

齊藤 有希子 経済産業研究所



自動化技術の導入と労働代替*

足立 大輔 (イェール大学)、海沼 修平 (東京大学)、 川口 大司 (東京大学)、齊藤 有希子 (早稲田大学、経済産業研究所)

要旨

製造現場における自動化が雇用を減少させることについての懸念が高まっている。その一方で、製造現場における自動化は保守点検サービスなど新たな需要を作り出し、生産性の上昇をもたらすことを通して、新たなサービス需要などを生み出すため、トータルでは雇用を減らさないとの指摘もある。自動化が雇用を減らすのか増やすのか、どちらの可能性も理論的にはあり得るため、実証分析が重要である。本稿では国際ロボット連盟の産業用ロボット台数と就業構造基本調査を組み合わせ、Acemogle and Restrepo (2018a)の地域労働市場を分析単位とした分析を行い、産業用ロボットの製造現場への導入と地域雇用の関係を分析する。分析の結果、ロボットの導入は地域全体の雇用と関係性が見られず、製造業の雇用とは正の関係性にあることが確認され、労働代替はなかったことが示唆される。

キーワード:産業用ロボット、自動化技術、労働代替

JEL classification: J23,J24

RIETI ポリシー・ディスカッション・ペーパーは、RIETI の研究に関連して作成され、政策をめぐる議論にタイムリーに貢献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。

^{*}本稿は、独立行政法人経済産業研究所(RIETI)におけるプロジェクト「組織間のネットワークダイナミクスと企業のライフサイクル」の成果の一部である。また、本稿の原案に対して、経済産業研究所ディスカッション・ペーパー検討会の方々から多くの有益なコメントを頂いた。ここに記して、感謝の意を表したい。

1. はじめに

人工知能(Artificial Intelligence,以下AI)の普及が雇用に与える影響に関する懸念が高まりメディアで広く取り上げられるとともに、仕事が失われるというシナリオを前提としてベーシックインカムの導入など政策対応が広く議論されるようになっている。新技術の導入が雇用を減らすという懸念は産業革命の昔から存在し、経済学における研究蓄積も厚い¹。ただし、多くの研究は労働や資本、さらには全要素生産性といった抽象的な枠組みと測定を用いて、技術進歩が労働需要に与える影響を理論的に分析し実証分析するものとなっている。一方で労働節約的な新技術を具体的に特定し、測定し、その雇用に与える影響を推定するという研究が、ケーススタディーではなく広範な統計を用いて行われるようになったのは近年のことである。本研究では労働節約的な技術で統計を通じてその導入が測定可能な技術として産業用ロボットを取り上げ、その普及が雇用に与えた影響を1990年代初頭から2000年代半ばのデータを用いて分析する。

新技術の導入は雇用にどのような影響を与えるのだろうか。生産環境において、過去になかった技術が導入され、その技術によって雇用が奪われるという懸念は多くの時代や地域に妥当してきた。近年では、機械学習ベースの AI の急速な発展が一つの例として挙げられる。AI の発展によって、タクシー運転手・医師・会計士といった職は人の手を必要としなくなるのだろうか。その場合、雇用に与える影響はどのようであろうか。本稿では、この古くかつ喫緊の問いに対して、日本の直近 20 年間の産業用ロボットの導入をケースとして接近を試みる。日本において産業用ロボットの歴史は長いため、雇用への長期的影響を分析するのに十分な観察期間がある。他方、産業用ロボットと AI の雇用への影響は異なる職種において発生しそうであるため、本稿の分析結果を AI の効果予測へ適用することには注意を必要とする。

産業用ロボットは日本において1980年頃から、日本を除く世界では少し遅れて1990年代から導 入が進んできた。国際標準化機構の定義によると、産業用ロボットとは「自動的に制御され、再プ ログラム可能な多目的マニピュレータで、3軸以上でプログラム可能で、産業用アプリケーション では定位置に固定することも、移動式に使用することもできるもの」を指す(ISO 8373)。定義から して人間の作業を代替する生産要素であるが、産業用ロボットの性質と、均衡上でロボットの導入 が雇用にどのように影響するかは異なる。産業用ロボットは、それと補完的な作業や、その作業に 比較優位を持つ労働者への需要を高めたり、ロボットの機能向上により労働者の限界生産性を高め たり、全く異なる労働集約的な作業を生み出したりする可能性があるためである。それぞれの効果 について一例を挙げると、産業用ロボットは、ロボットにより組み立てられる製品のコストを低下 させることを通じて部品への需要を増した、派生してその部品の作成にかかわる労働需要を増やし たと考えられる。さらに過去に比べて現在のロボットの単位あたりの生産性が増えれば、部品を作 る作業の重要性はなお強くなる可能性がある。また産業用ロボットは、ロボット市場調査・開発・ 評価などの仕事を生み出した。これらの例を考えてみるとロボットの導入は様々なスキルを持った 労働者に異なる影響を与える可能性が考えられ、技術の導入の影響を考えるにあたってはどのよう な産業で、どのようなスキルを持つ人々に影響を与えたかということを分析することが必要である ことがわかる。

これら均衡上で観察される雇用への影響を分析するため、本稿では Acemoglu and Restrepo (2018a) の手法に倣い、ロボットの導入と雇用の関係を分析する。最初に主要国のロボットの導入トレンドを概観したのち、日本の産業別ロボット導入トレンドを用いて分析を行う。分析の結果、日本においてロボットの導入と全体の雇用との関係は明瞭ではない。しかし、製造業雇用との相関は正であり、非製造雇用との相関は小さいことが観察された。製造業雇用のスキル別の内訳を見ると、機械の導入は様々なスキルの労働者数の増加と弱く正に相関しているが、短大・専門学校卒お

 $^{^1}$ 例えば、Chin et al. (2006)は第二次産業革命がスキル別労働需要に与えた影響に関する分析をしている。

よび4年生大学卒業以上の労働者に関して、正の関係が強いことが観察された。非製造業においては、短大・専門学校卒に関して、負の関係が観察された。これらの観察事実から、我々は生産性効果と労働者の産業間移動という仮説に至った。

新技術が労働需要に与える影響の先行研究は広範に及ぶがここでは最近の論文に絞って紹介する(ロボットが雇用に与える影響に関する研究の一覧については表1を参照)。一般的な新技術に関する議論としては、Acemoglu and Restrepo (2018b)が挙げられる。彼らは、ロボットのような新技術が生産的になるオートメーションは確かに労働の置き換え効果を持つ一方、それを打ち消す様々な効果が発生することを議論した。第一に、新技術によって生産性が上昇する生産性効果、第二に、生産性の増加が中長期的に資本蓄積をもたらすことで労働の限界生産性を高める資本蓄積効果、第三に、オートメーションの深化により労働の限界生産性が上がる効果、さらに労働が比較優位を持つ新タスクの創造による効果である。

上述のように、一般モデルでは理論の導く実証的含意の幅は広く、新技術が労働需要や賃金を減らすか否かについては各々のケースにおいて異なる。上記の一般フレームワークをロボット普及の文脈で議論した論文として、Acemoglu and Restrepo (2018a)が挙げられる。彼らはアメリカの通勤圏レベルで、1993 年から 2007 年にかけてのロボットの影響度合いを上記モデルに従って計測し、それが同地域での労働需要および賃金に与える影響を分析した。その結果、人口 1000 人あたりロボットが 1 台増えることにより、雇用人口比率が 0.2 パーセントポイント、賃金が 0.37 パーセント減少したことを報告した。一方、Dauth et al. (2018)はドイツの地域労働市場レベルで類似の分析を行い、総雇用への影響はないが、製造業雇用が減少したことを報告した。さらに彼らは労働者個人レベルデータを用い、この減少が新規労働者の参入が減少したことと同時に起こっていたことを示した。また、広くクロスカントリーでの分析を行った論文として、Graetz and Michaels (2018)が挙げられる。彼らは、OECD 諸国の国別産業別バリエーションを用いて、ロボットの導入が労働生産性を増加させた一方、総労働時間への影響は発見されなかったこと、および低スキル労働者の労働時間シェアが減少したことを示した。このように、ロボットの導入が労働需要をはじめとする労働市場の変数に与えた影響についてはコンテクストにより様々な結論が導かれており、未だコンセンサスが得られていない。

労働を代替すると考えられる別の技術はオフィスのコンピュータ化に代表される情報化技術(ICT)である。この論点に関する重要な研究は Autor et al. (2003)である。彼らは従来の学歴別の労働者の分類ではなく、労働者が行うタスクを認知タスクとルーチンタスクに分類し、そのタスク分類で労働の代替が異なることに着目した。アメリカで 1960 年時点でルーチンタスクの比重が高い産業や職業において、1960 年から 1997 年までにコンピュータがより多く導入されたことを示した。彼らはまた、このコンピュータの導入が、ルーチンタスクの雇用を同時期に減らし、非ルーチンタスクの雇用を増やしたことを明らかにした。

ここで見たように、新技術と雇用の関係を考える上で重要な点は、新技術が労働需要に影響を与えるチャネルに限られない。すなわち、ベースラインでの経済環境の違いがその後の新技術の導入度合いに差をつけることがあり得る。Acemoglu and Restrepo (2018c)は、この可能性を、高齢化とその後のロボットの導入の間の関係について分析した。すなわち、クロスカントリーレベルで、将来の高齢化が予測されている国ほど、ロボットの導入度合いが大きいということを示した。背後にある理論は、労働力人口の減少が予想されている地域では、労働の限界生産性の向上を通して賃金が上昇するため、(上記の置き換え効果の意味で)労働節約的なロボットを導入する誘引が強いというものである。

このように、新技術と労働を代替しうる理論や、新技術の中でもロボットや ICT に関する実証研究に関しては蓄積が始まっている。また、現在も活発に研究が行われており、未だ統一的な見解は得られていない。同様に、それら新技術がどのように導入されるかについても議論が盛んである。これらの研究フロンティアの結果を踏まえ、AI と労働の関係を考える際には、AI がどのようなタスクを代替しうるのか、それを打ち消す力はどのようなものがどのくらいの強さで考えられるのか、

また AI はどのような生産環境に導入されやすいのかという論点を考察することが肝要であると示唆される。事実、Agrawal, Gans, Goldfarb (2018)は既存理論で AI の労働市場へのインプリケーションを議論することに懐疑的な見方を示した。近年急速に発展している機械学習ベースの AI は予測タスクに特化したものであり、どのような予測タスクも意思決定タスクと組み合わされることによって初めて意味を持つものだからである。このように完全に補完的なタスクの組み合わせを考慮する設定は現状のタスク型労働需要モデルにはない。本研究では明示的にタスクベースモデルのアプローチはとらないが、今後の研究の発展が期待される分野である。

表1:ロボットが雇用に与える影響に関する先行研究

Authors	Context	Data	Outcome	Explanatory	Results
Acemoglu	アメリカ(722 通勤	IFR, CBP,	雇用、賃金	Exposure to Robot	雇用、賃金ともに減少。
and	圏レベル)、1993-	BEA, EU			
Restrepo	2007	KLEMS			
(2018a)					
Autor and	OECD(19 ヶ国、28	EU KLEMS,	雇用、労働時間、	TFP(IVとして特許フロー、ロボ	雇用は増加。労働分配は減
Salomons	産業レベル)、	USPTO, IFR	賃金、収入、労働	ットストック)	少。
(2018)	1970-2007		分配など		
Dauth et	ドイツ(402 地域労	IFR, IAB	地域雇用、地域賃	Exposure to Robot, industrial	総雇用への影響なし。製造
al. (2018)	働市場レベル、お	,	金、個人就業日	robot stock change	業で減少。総雇用日数増
	よび労働者個人レ		数、個人収入など		加。製造業で新規雇用減
	ベル)、1994-2014				少。労働分配率は減少。
Graetz and	EUKLEMS の 17 ケ	IFR, EU	労働生産性、賃	robot density (ロボット数/100	労働生産性は増加。総労働
Michaels	国、14 産業レベ	KLEMS	金、スキル別雇用	万時間労働)	時間への影響なし。低スキ
(2018)	ル、1993-2007		時間	IV として産業レベルの代替可能性	ル労働者の労働時間シェア
				と raaching と handling の重要性	減少。

2. 用いるデータ

本稿では、国際ロボット連盟(International Federation of Robotics、以下 IFR)の1993年および2007年のデータと総務省統計局実施の就業構造基本調査の1992年調査と2007年調査を用いる。IFRからは産業用ロボットの産業別オペレーションストック量を取得し、就業構造基本調査からは各年の産業・地域・教育水準別の雇用者数を取得する。以下、2.1章においてIFRのアグリゲートトレンドを概観し、3章において就業構造基本調査において用いた基本的な変数および地域・産業の定義を詳細に議論する。

2.1 産業用ロボット側データ

最初に、IFRのデータを用い、中国・ドイツ・日本・米国の4カ国の産業用ロボットのオペレーションストックのトレンドを概観する。これらの国々は2016年時点でのロボットのストック量が多い国々である。データはIFRのWorld Robotics Wizardから入手する。このうち、変数として、operation stock指標を用いる。データが取得可能な期間は1993年から2016年の各年である。以下の図1-4に、中国、ドイツ、日本、米国の順でトレンドを示す。図は製造業のうちのISIC 2-digit産業区分別で色分けされている。なお、データ上それぞれの国で産業区分が不明な場合があり、その場合は産業がグレーで表示されている。図からは様々な事実が確認できる。まず、日本は世界のロボット導入を長年牽引してきており、ロボットのストックは諸外国と異なり減少傾向にある。日本のストック台数の増加は1993年以前に始まり、同年時点ではストックの増加はひと段落していたと考えられる。対照的に、2000年代以降急速にロボットの導入を増やしているのが中国である。中国は2016年現在、ロボットのストック量で日本を抜き、世界1位である。ドイツと米国はアグリゲートのストック量のトレンドにおいて、これら2カ国の中庸を行っていると見られる。産業分類別に見ると、どの国でも輸送用機械及び電気機械部門での導入が大きい。相対的には、日本では伝統的に電気機械部門での導入が大きく、ドイツでは自動車産業での導入が大きい。

図1:中国の産業別ロボットストックトレンド

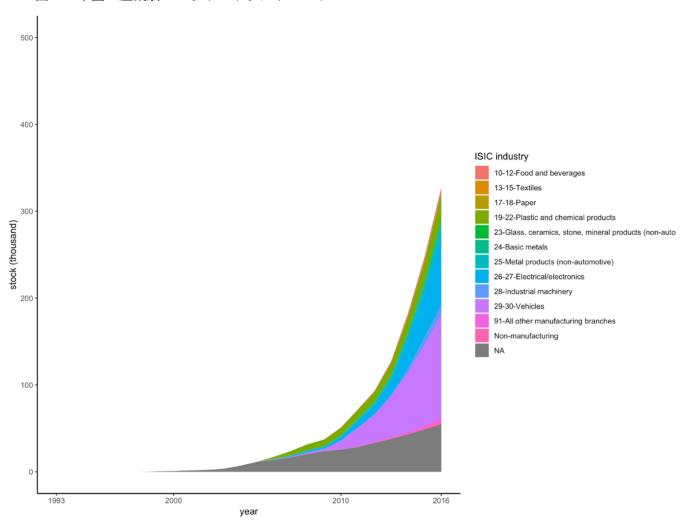


図2:ドイツの産業別ロボットストックトレンド 500 400 -ISIC industry 10-12-Food and beverages 13-15-Textiles 17-18-Paper 300 19-22-Plastic and chemical products stock (thousand) 23-Glass, ceramics, stone, mineral products (non-auto 24-Basic metals 25-Metal products (non-automotive) 26-27-Electrical/electronics 28-Industrial machinery 200 29-30-Vehicles 91-All other manufacturing branches Non-manufacturing NA 100 -2000 2010 2016 1993

year

図3:日本の産業別ロボットストックトレンド

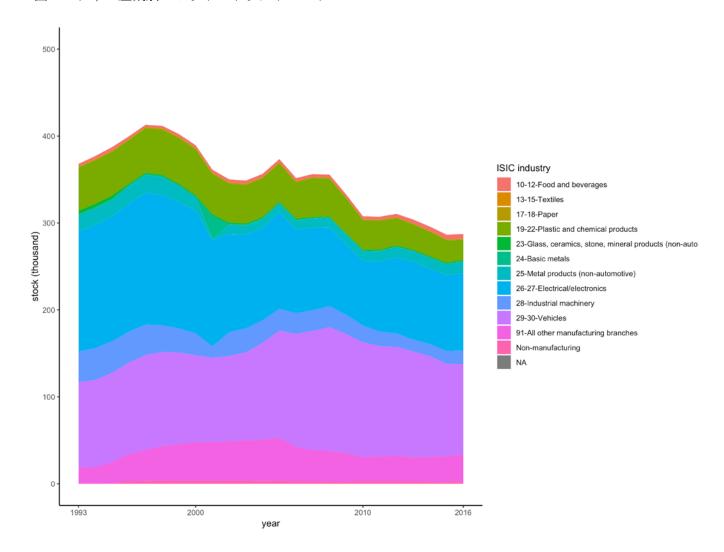
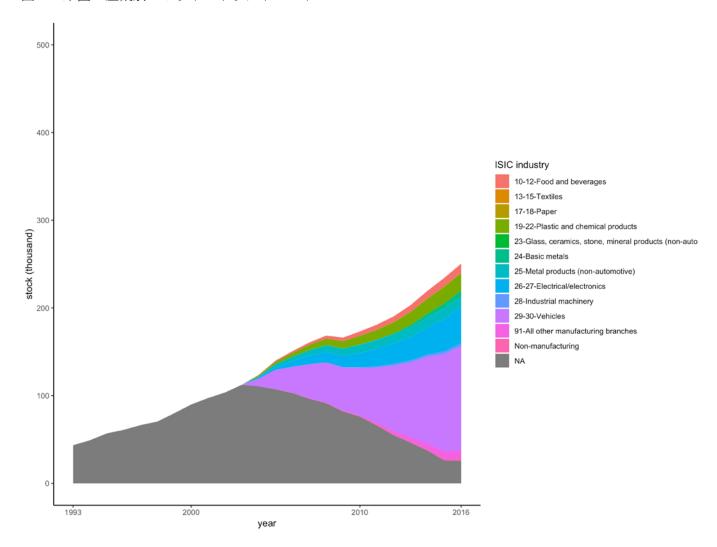
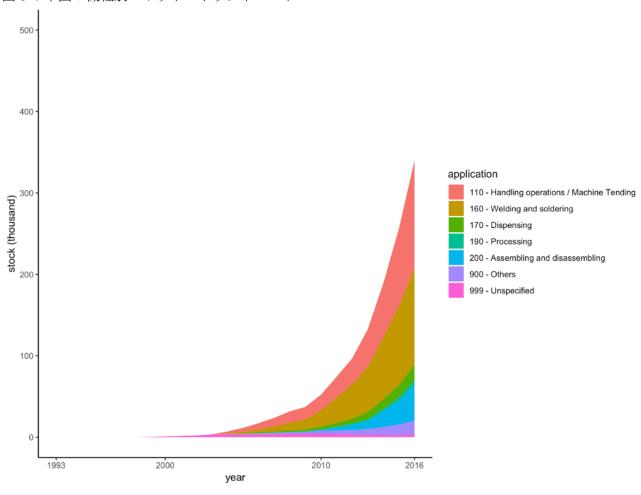


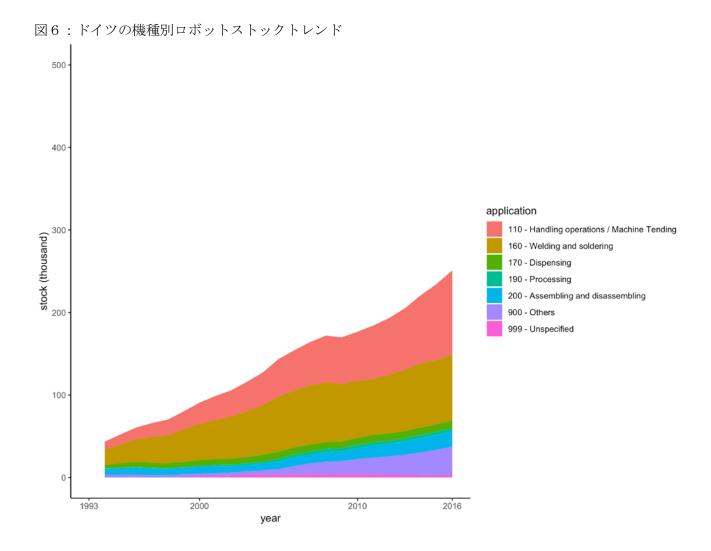
図4:米国の産業別ロボットストックトレンド

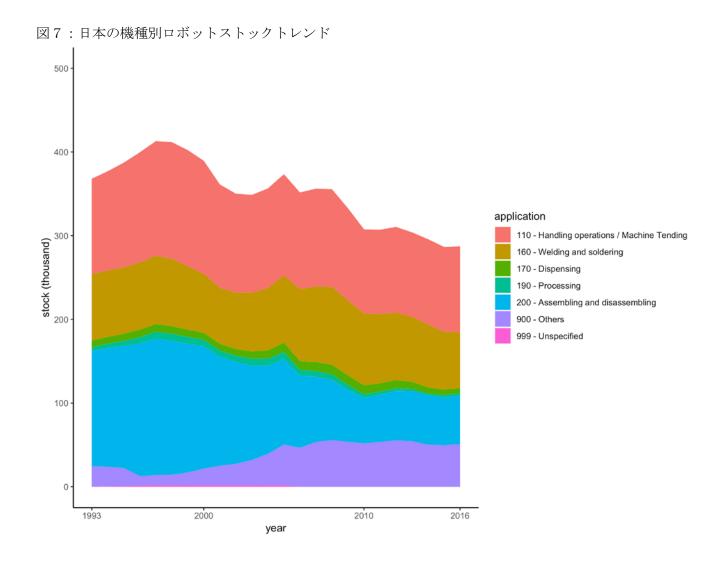


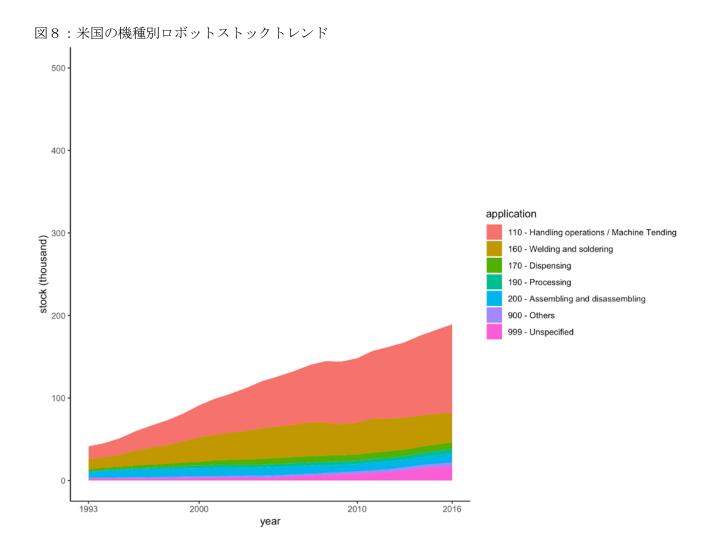
次に、同じ4カ国に対し、同様のトレンドを、産業別ではなくロボットの機種別に表示したのが以下の図5-8である。図の諸国の順番は上記と同様である。機種別に見ると、どの国でもハンドリングオペレーションやマシンテンディングと呼ばれる、工業部品の取り扱いに使われる用途が多い。しかし、相対的に、日本では長らく組み立て用ロボットの比重が高かった。その比重は2000年頃以降減少し、変わってその他に分類されるロボットの導入が進んだ。その他の分類のうち、主要なものはクリーンルームと呼ばれる空気清浄度をコントロールされた部屋での作業に使われる用途でのロボットであり、その導入比率が高まったと考えられる。一方、中国やドイツ、米国では組み立て用ロボットの比率は相対的にそれほど高くなく、ハンドリングオペレーションや、溶接・半田付けに使われるロボットの導入割合が高い。相対的には、米国で前者、中国とドイツで後者の導入割合が高いと見られる。

図5:中国の機種別ロボットストックトレンド









2.2 雇用側データ

雇用サイドのデータとして、就業構造基本調査を用いる。就業構造基本調査は西暦末尾が2と7の年に行われる大規模な構造調査であり、世帯単位のランダムサンプルから15歳以上の世帯員を調査し、居住市区町村、教育水準、雇用者について日本標準産業分類の中分類に基づく産業を調査する。以下で見るように、本稿では市区町村、産業、教育水準別の集計を行うため、それぞれの分類セルに十分な観察単位が必要である。そのため、大規模構造調査である就業構造を用いることが重要である。

3. ロボット導入と雇用

本章では、Acemoglu and Restrepo (2018a、以下 AR)の手法に倣い、ロボットの導入が雇用に与えた影響を分析する。具体的には、産業別の単位期間ロボット導入指標を定義し、それを各地域単位の産業別雇用シェアで重み付け平均を取ることで、地域単位ごとのロボット導入量を取得する。これと同じ単位期間の雇用変化を取得し、ロボット導入額との関係を分析する。

この分析用のデータの作成方法は以下である。まず、産業別に稼働可能なロボットのストックを IFR の World Robotics Wizard から入手する。IFR は 1993 年から 2016 年の各年の稼働可能なロボット台数を仕向け産業ごとにまとめ、データベースとして販売している。AR に従い、本稿では、製造業への産業用ロボットに対象を絞り、1993 年から 2007 年の 2 時点の変化の分析を行う。これから地域別の雇用への影響を分析するため、就業構造基本調査からデータを取得する。IFR のデータの年にできる限り近づけるため、1992 年と 2007 年の就業構造基本調査を利用し、就業者を対象として産業・市区町村・教育水準別に集計を行う。また、各都道府県の総人口を総務省統計局から取得する。産業区分は、IFR と就業構造基本調査で一貫した区分として、食品・飲料、繊維、紙・パルプ、プラスチック・石油、ガラス・窯業・鉱物製品、一般金属、金属加工、電気機械、産業機械、輸送用機械、その他製造業の 11 区分を用いる。

地域区分は市町村合併などの影響で経年で変化しうるため、本稿のような時系列をまたいだ分析を行う際は、一貫した地域区分が必要である。また、分析単位として適切な地理的な範囲を決める必要もある。本稿では、都道府県および都市雇用圏(金本・徳岡 2002)を用いる。これらの地域区分はそれぞれ利点と欠点があり、それぞれ分析を補完し合う。すなわち、都道府県は日本全国を覆う一貫した地域単位であるが、単一労働市場とは必ずしも対応せず、観察数も少ない。都市雇用圏は市区町村間の通勤率を反映して作成された労働市場に近い概念であり、観察数も相対的に多いが、日本全国を覆わない(ただし、被りはない)。本稿では、継時的一貫性のため、2010年の都市雇用圏のうち、人口集中地区の人口が50000人以上の大都市通勤圏を分析に用いる。

各地域へのロボット導入量はどのように計測すれば良いだろうか。直感的には、ロボット導入が多い産業に特化している地域は、多くロボットを導入していると考えられる。AR は、この直感をインプリケーションとしてもたらすような、生産要素としてロボットを含む一般均衡モデルを構築した。その上で、モデルをデータに合わせるため、以下の実証的ロボット暴露度合い(Exposure to Robot、以下 ER)を定義した。

$$ER_c = \sum_{i} l_{ci,1992} \frac{R_{i,2007} - R_{i,1993}}{L_{i,1992}}.$$

ここで、i は産業、c は地域、 $l_{ci,1992}$ は地域 c の産業 i でのベースイヤー1992 年の雇用シェア、 $L_{i,1992}$ は産業 i のベースイヤーでの(全国)雇用人数、 $R_{i,t}$ は年 t での産業 i のロボット導入ストックである。この ER 指標を用い、以下のモデルについて、散布図分析および回帰分析を行う。

$\Delta \ln(emp)_c = \alpha + \beta ER_c + \varepsilon_c$.

ここで、 $\Delta \ln(emp)_c$ は地域 c の様々な属性を持った労働者数の対数差分である。興味のある係数は β で、負であればロボットの導入が雇用を減少させたことを示唆し、正であれば増加させたことを示唆する。ただし、ロボットの導入が誤差項を通じて雇用を変化させるような内生性の処置は行なっていないため、解釈には注意が必要である。例えば輸送用機械産業に対する需要が円安によって強まる場合には、豊田市を中心とする通勤圏の労働者に対する需要とロボットに対する需要の双方が増加すると考えられ、観察される労働者数とロボット出荷額には正の相関関係が観察される。しかしこのことは、ロボットが導入されたことが労働者を増やしたという因果関係を意味せず、あくまでも円安というイベントが雇用増とロボット導入を促したとみるのが適切である。以下の分析はこの内生性に対する対処を行っていない分析であることを念頭に置いて解釈する必要がある。

以下、上記の分析用変数について記述統計を概観する。まず、1000人あたりロボットストックの1993年時点での産業別分布と、1993年から2007年にかけての増加率を産業別に表2で概観する。特に後者は上記ERの定義式における、右辺の分数の項である。表からは以下のような点が読み取れる。第一に、増加率の産業別のバリエーションは大きい。1993年から2007年にかけて最も増加率の高かった自動車産業で雇用1000人当たりロボットが30%以上増加した一方で、電気電子産業では15%以上減少した。特に後者の点は、2節で概観した、日本全体でのロボット導入ストック数は減少していた事実と整合的である。したがって、以下の散布図・回帰による分析では、自動車産業などのロボット導入の多かった産業が集積している地域において、雇用がどのように変動したかを分析するのが主眼となる。

表2:1000 人あたりロボットのストックの記述統計

産業	1993 年の労働者 1000 人あ	1993 年から
	たりロボット台数	2007 年の増加
10-12-Food and beverages	1. 904780102	0. 20895537
13-15-Textiles	0. 216767465	-0. 1814193
17-18-Paper	0. 743836291	0. 29691914
19-22-Plastic and chemical products	32. 92346213	-3. 4115373
23-Glass, ceramics, stone, mineral products (non-	6. 145094667	-4. 1999705
auto		
24-Basic metals	2. 790657659	-1. 9497265
25-Metal products (non-automotive)	13. 68266169	-5. 5890182
26-27-Electrical/electronics	54. 89529809	-17. 256005
28-Industrial machinery	20. 32377171	-6. 5977415
29-30-Vehicles	86. 41900985	33. 8582563
91-All other manufacturing branches	14. 49700035	14. 4578883

次に、雇用側の記述統計として、ベースイヤーとなる 1992 年での産業別雇用分布を概観する。この変数は上記の変数の中で $L_{i,1992}$ として表されるものである。雇用者数の推定として、就業構造基本調査が提供する集計用乗率を総和したものを利用する。表 3 がその結果である。製造業のサブセクターの中で、雇用規模が大きい産業は電気電子であることが分かる。

表3:1992年の産業別雇用分布

産業	1992 年の雇用者数
10-12-Food and beverages	1612784. 59
13-15-Textiles	1923720. 43
17-18-Paper	1300017. 24
19-22-Plastic and chemical products	1504307. 16
23-Glass, ceramics, stone, mineral products (non-	587623. 168
auto	
24-Basic metals	615983. 832
25-Metal products (non-automotive)	1341917. 27
26-27-Electrical/electronics	2520398. 01
28-Industrial machinery	1730289. 07
29-30-Vehicles	1141612. 25
91-All other manufacturing branches	1252810. 89

また、地域ごとの産業分布を概観する。上記変数定義中の $l_{ci,1992}$ に当たる変数である。以下表 4 にそれぞれの産業の地域内雇用シェアの都道府県ごとの分布を示す。図 1 0 と整合的に、電気電子産業で平均の雇用シェアが高い。一方、最大のロボット需要産業であった自動車産業を見ると、平均は 5%程度と低いが、最大の県(愛知県)では 18%程度と、十分なばらつきがあることが見て取れる。

記述統計の最後として、産業雇用分布の変遷を分析する。表5では、産業ごとに都道府県内雇用の1992年から2007年での増加率を算出し、都道府県別分布の特徴量を記述している。日本の同時期の製造業雇用の低迷を受けて、多くの産業が平均的に負の成長率を記録している。特に繊維産業の衰退は大きいと言える。同時期に繊維産業に比較優位を持つ中国の国際貿易への参入があったことと整合的と言える。興味深いことに、自動車産業は唯一平均的に雇用の伸びを記録している。自動車産業がロボットの集積が進んだ産業であったことを考えると、記述統計の分析だけから、必ずしもロボットが労働を代替するとは限らないということが示唆される。以下、詳細にロボットの導入と雇用の相関関係について分析してゆく。

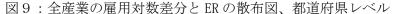
表4:1992年の都道府県ごと産業雇用分布

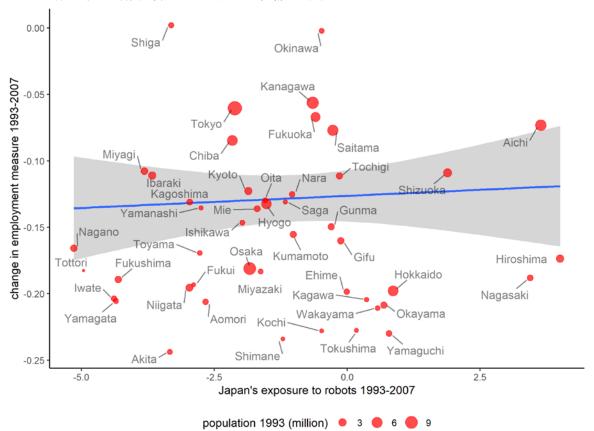
Statistic	N	Mean	St. Dev.	Min	Pct1 (25)	Pct1 (75)	Max
10-12-Food and beverages	47	0. 126	0.062	0.051	0.082	0. 154	0. 309
13-15-Textiles	47	0. 157	0.074	0. 036	0.092	0. 218	0. 323
17-18-Paper	47	0.072	0. 032	0. 033	0.05	0. 083	0. 185
19-22-Plastic and chemical products	47	0.084	0.04	0.024	0.048	0. 115	0. 194
23-Glass, ceramics, stone, mineral products (non-	47	0.047	0. 029	0. 015	0. 028	0.058	0. 141
auto							
24-Basic metals	47	0.034	0.025	0.003	0.017	0.046	0. 102
25-Metal products (non-automotive)	47	0.077	0.034	0.032	0.057	0. 087	0. 193
26-27-Electrical/electronics	47	0. 163	0.08	0.007	0. 103	0. 209	0. 32
28-Industrial machinery	47	0.096	0.038	0.009	0.074	0.12	0. 216
29-30-Vehicles	47	0.053	0. 047	0.006	0. 022	0.067	0. 183
91-All other manufacturing branches	47	0.09	0.032	0. 038	0.068	0. 106	0. 171

表 5:1992-2007年の都道府県ごと産業雇用の変遷

Statistic	N	Mean	St. Dev.	Min	Pct1(25)	Pct1(75)	Max
10-12-Food and beverages	47	-0.09	0. 142	-0.322	-0. 191	-0.023	0. 322
13-15-Textiles	47	-0.631	0. 153	-0.826	-0.7	-0.604	0. 22
17-18-Paper	47	-0. 319	0. 128	-0.529	-0. 405	-0. 237	-0.066
19-22-Plastic and chemical products	47	-0.018	0. 208	-0.481	-0.2	0. 106	0.468
23-Glass, ceramics, stone, mineral products (non-	47	-0. 347	0. 165	-0.574	-0.47	-0. 275	0. 186
auto							
24-Basic metals	47	-0.064	0.409	-0.551	-0. 337	0. 137	1.707
25-Metal products (non-automotive)	47	-0. 182	0.16	-0.548	-0. 28	-0. 107	0.11
26-27-Electrical/electronics	47	-0. 128	0. 33	-0. 455	-0.3	-0.058	1.758
28-Industrial machinery	47	-0.011	0. 275	-0.395	-0. 206	0.077	1. 167
29-30-Vehicles	47	0. 123	0. 375	-0.644	-0. 125	0. 338	1.095
91-All other manufacturing branches	47	-0. 347	0. 158	-0.658	-0. 433	-0. 224	0.033

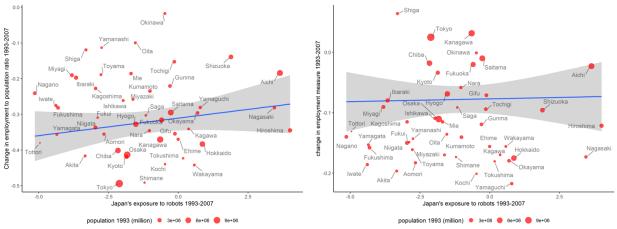
まず、地域の総雇用との関係を分析する。以下の図9は都道府県レベルで、ERを横軸、対数総雇用の変分を縦軸にとった散布図およびフィット線である。輸送用機械産業が集積する広島県や愛知県でERが高くなっており、これらの地域にロボットの導入が進んだと考えられる。雇用変分指標との相関は、穏やかな正の相関が観察されるが、統計的に有意ではない。しかし、雇用を製造業と非製造業に分類し、それぞれの雇用変化について分析を行うと、違った様子が観察される。





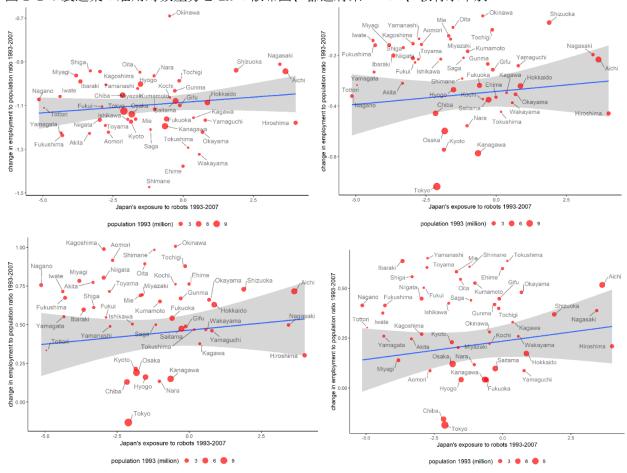
以下の図10がそれを表す。それぞれ、左の図が製造業、右の図が非製造業の雇用変分指標を縦軸に取ったものである。横軸は以前と同様のERである。製造業で正の傾きがより観察され、非製造業ではほとんどシステマティックな相関が観察されなくなった。このことは、上記の全産業での分析が、産業によって異なる相関を含んだ合成の結果を表していたことを示唆する。さらに、これらの結果がどのような労働者グループから来ているかを分析するために、雇用者を教育水準に応じて以下の4グループに分ける:高校卒業以下、高校卒業、短大・専門学校卒、4年制大学卒業以上。それぞれの教育水準グループについて、雇用変化指標を作成し、同様の分析を行う。

図10:製造業・非製造業別の雇用対数差分とERの散布図、都道府県レベル



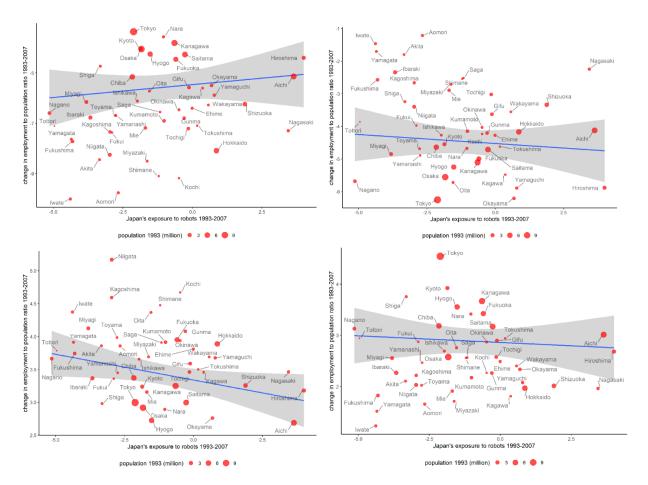
まず、製造業に関して、結果は以下の図11である。教育水準は、左上、右上、左下、右下の順に、高校卒業以下、高校卒業、短大・専門学校卒、4年制大学卒業以上である。全グループについて正の相関が見られるが、ハイスキルと考えられる、何らかの高校より上の教育を受けているグループについて、特に強い正の相関が見られる。

図11:製造業の雇用対数差分とERの散布図、都道府県レベル、教育水準別



次に、非製造業の図12に関して、同様の配置で分析結果を以下に示す。それぞれのグループで 様々な関係性が観察され、合成の結果、上記の非製造業における無相関が現出したと考えられる。

図12: 非製造業の雇用対数差分と ER の散布図、都道府県レベル、教育水準別



以下、結果を MEA レベルでも理解するため、回帰分析の結果を表 6 で載せる。推定される係数の傾向に関しては都道府県レベルと MEA レベルの分析でおおむね同様の結果が得られているが、分析ユニットの多さ、影響度のばらつきの大きさを反映して、MEA の分析結果のほうが標準誤差が小さくなる傾向がある。結果として製造業については、都道府県別で分析した際は正ながら統計的には有意ではない推定値が得られたが、MEA で分析すると正で統計的に有意な結果が発見される。また、相関の強さは学歴の高い層でより強く見られることが明らかになった。

以上の結果を総合すると以下のようにまとめられる。まず、ARで発見されたような、ロボットが地域の総雇用を減少させる効果は、単純な相関の分析からは得られない。むしろ、製造業においては、ロボットの導入の増加と雇用の増加は正の関係にある。この点は、ロボットの導入が比較的進んでいる別の国であるドイツの製造業雇用において、負の関係を発見した Dauth et al. (2018)とも異なる結果であることに注意が必要である。この正の関係の背後にある仮説として、生産性効果と労働者の産業間の移動が考えられる。すなわち、ロボットがより導入された地域で製造業の要素生産性が比較的向上し、労働を含めた要素需要が比較的増加した。これが、短大・専門学校卒業者など一部のグループの労働者の非製造業から製造業への相対的な移動を促したことが考えられる。

また、ロボット導入に至る要因の日本特殊性を考える必要もある。日本は早くからロボットの導入が進んでいたことに表れているように、ロボット技術のフロンティアに位置していたと考えるこ

とができる。そのため、AR が想定しているような外国での技術進歩に伴うコストダウンが外生的な要因となってロボット導入が進んだとは考えにくい。このことは日本における特定産業あるいは特定のプロセス(例えば自動車製造における溶接など)における人手不足がロボット導入のきっかけとなっていることが考えられ、ロボット導入が労働需要に対して内生的に決まってきたであろうこととも深く関連していることを示唆している。すなわち人手不足が深刻な産業が集中的に立地する地域において、その産業向けのロボット導入が進み、結果として地域の雇用も拡大したということが起こっている可能性が高い。

このようなロボット導入の内生性を考えるとロボット導入が雇用に与えた影響より、今後の自動化が雇用に与える影響を考える際には特別な注意が必要であることがわかる。2019年現在における自動化技術の導入についても、人手不足がその原因となっているケースが多いことは間違いがない。その一方で、AI などに代表されるソフトウエアの部門で日本は技術フロンティアにいるとは言いがたく、外国からの技術導入による外生的な技術進歩が起こっている部分も大きいと考えられる。このような場合には技術進歩が雇用を減少させるということもあり得る点には注意が必要である。

表 6: 産業·教育水準別回帰分析結果

Prefecture-level and MEA-level, manufacturing

	Less HS	Less HS	HS grad.	HS grad.	Tech. col.	Tech. col.	More col.	More col.
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
penetration of robots	0.010	0. 013**	0.010	0. 022***	0. 018	0. 039***	0. 018	0. 037***
	(0.008)	(0.007)	(0.013)	(0.007)	(0.022)	(0.013)	(0.017)	(0.012)
Unit	Prefecture	MEA	Prefecture	MEA	Prefecture	MEA	Prefecture	MEA
Observations	47	105	47	105	47	105	47	105

Notes:

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

All regressions are weighted by prefecture's base-year population.

Prefecture-level and MEA-level, non-manufacturing

	Less HS	Less HS	HS grad.	HS grad.	Tech. col.	Tech. col.	More col.	More col.
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
penetration of robots	0.008	0. 012**	-0.002	0. 009**	-0. 016**	0.005	-0.002	0.008*
	(0.006)	(0.005)	(0.005)	(0.004)	(0.007)	(0.006)	(0.005)	(0.004)
Unit	Prefecture	MEA	Prefecture	MEA	Prefecture	MEA	Prefecture	MEA
Observations	47	105	47	105	47	105	47	105

Notes:

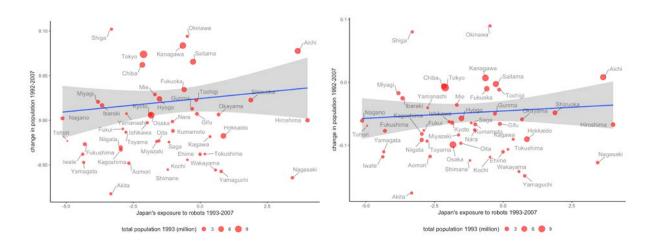
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

All regressions are weighted by prefecture's base-year population.

繰り返しとなるが、上記の分析は地域レベルでのロボット導入と雇用の相関分析であり、ロボットが雇用に与えた影響を識別しているわけではないことに注意が必要である。内生性が発生する別の可能性として逆の因果関係が影響していることが考えられる。例えば地域の高齢化などにともなう労働者側の労働供給の変化を受けて、ロボットの導入が進んだ可能性もある。この点は散布図の分析を負にするものである。

ここまではロボット導入が雇用者の労働需要に与える影響を念頭に置いて分析をしてきた。しかし、実際にはロボットの導入を受けて労働者側が移住などを通じて労働供給を変えるという調整マージンがあると考えられる。この点を明らかにするため、以下ではロボットの導入と各地域の人口の関係を分析する。横軸に同様のER指標、縦軸に人口変化をプロットしたものを以下図13に示す。縦軸には、左図で総人口を取り、右図で生産年齢(15歳から64歳)人口を取っている。左図から、ロボットと総人口の増加はゆるく正に相関しているが、統計的に有意ではない。加えて、右図から、その相関は必ずしもロボットと生産年齢人口との相関から来ているとは言えない。したがって、ロボットと労働供給の間にシステマティックな関係性は見られない。

図13:人口対数差分とERの散布図、都道府県レベル



4. 結論

本稿では、日本の産業用ロボット導入が雇用に与えた影響を分析した。Acemoglu and Restrepo (2018a)の手法に倣い、地域別のロボット導入量を計測したのち、各地域での各セクター各教育水準の労働者との関係を分析した。結果として、ロボットの導入は全体の雇用とは関係が見られず、製造業の雇用と正の関係にあることが分かった。スキル別では、製造業の短大・専門学校卒および4年生大学卒業以上の労働者について正の、非製造業の短大・専門学校卒の労働者に負の関係があることが分かった。最後に、先行研究で取られた手法を使う際の注意点に関して、日本と海外でのロボット導入の違いに触れて議論し、ロボットと AI の違いに関する考察を与えた。

今後、現代日本の生産環境を理解するためには、何が原因で何が引き起こされたかの議論を丁寧に行うことが不可欠であると考える。ロボットが行うことができるタスクの広がりを外生的に捉えるとしても、日本ではそのほかにもロボットの作業可能タスクを固定した上での生産性向上、および労働供給側でも生産年齢人口の減少や外国人労働者の増加など、様々な外的要因が雇用に影響したことが推察できる。また、ロボットが様々なタスクを行えるようになることは、日本に数多くあるロボット製造企業の開発努力の結果であり、その背後には開発を推し進めるような経済環境およびその変化があったと考えられる。これらの点を考慮した分析が求められる。具体的には、ロボッ

トのタスクの広がりの外生的な部分を捉えるため、Acemoglu and Restrepo (2018a)で行われたような調整済みロボット導入度合い(adjusted penetration to robot)を日本の地域レベルで取得し、ベースイヤーでの産業集積を操作変数として用いた分析が考えられる。しかし、このような分析についても、日本では早くからロボット導入が進んでおり、ロボット導入度合いの調整の有無が結果に大きく影響するため、解釈には注意が必要となる。また、ロボット生産企業レベルにおいて、生産環境がロボットの開発にどのような影響を与えたかを分析することも今後の興味深い発展の方向性であると考えられる。

また、本稿の分析では、重要な仮定として、産業レベルでのロボットの導入が各地域の雇用シェアに比例的に導入されているとされている。実証的に地域レベルでのロボット導入が観察されないためである。理論的には、この実証上の仮定は、ロボットのタスク空間の拡大とベースイヤー産業構成が独立であることから来る帰結である。現実には、ロボットの開発は空間的に同一に起こるものではなく、特定の企業・地域といった狭い範囲から行われ、徐々に広がっていくものと考えられる。この場合、この範囲はベースイヤー産業構成と相関することが予想される。例えば、自動車産業で多くの労働者のタスクを代替するような垂直多関節ロボットは、愛知県など自動車産業の集積地域から開発・導入されると考えられる。このような可能性を考慮に入れたロボットと雇用のモデルや実証分析は筆者らの知る限り未だ存在しない。このような同一産業内のロボット導入の違いを扱う研究が今後の課題である。

最後に、将来の分析について概観して本稿の締めくくりとする。現在の分析は地域単位の分析であるが、企業・事業所単位の統計の調査票情報を用い、より詳細な分析をすることが有用であると考えられる。具体的には、どのような企業にロボットの影響が大きかったのかを分析するために、ロボットの導入と企業特性の交絡項を導入することが考えられる。また、労働者のタイプとして、本項では教育水準を考えたが、より生産工程に直結するタイプとして、生産労働者と事務労働者の区別を用いるなどが考えられる。このような変数は、例えば厚生労働省実施の賃金構造基本統計調査で取得可能であり、今後の分析が必要な方向性の一つである。また、企業・事業所レベルでどのような製品をどの国に輸出しているか、どのような原材料をどの国から輸入しているかというバリエーションを用いて、海外の経済環境を外生ショックとみなした、マイクロレベルの代替性の推定を行うことも考えられる。

5. 参考文献

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo, "Robots and jobs: Evidence from US labor markets," 2018a.

- -- and --, "Automation and New Tasks: The Implications of the Task Content of Technology for Labor Demand," Technical Report 2018b.
- -- and --, "Demographics and automation," Technical Report, National Bureau of Economic Research 2018c.

Agrawal, Ajay K, Joshua S Gans, and Avi Goldfarb, "Exploring the impact of artificial intelligence: Prediction versus judgment," Technical Report, National Bureau of Economic Research 2018.

Autor, David and Anna Salomons, "Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share," Brookings Papers on Economic Activity, 2018, 2018 (1), 1-87.

Autor, David H., Frank Levy, and Richard J. Murnane, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration," The Quarterly Journal of Economics, 11 2003, 118 (4), 1279-1333.

Chin, Aimee, Chinhui Juhn, and Peter Thompson, "Technical Change and the Demand for Skills during the Second Industrial Revolution: Evidence from the Merchant Marine, 1891–1912," The Review of Economics and Statistics 2006 88:3, 572-578

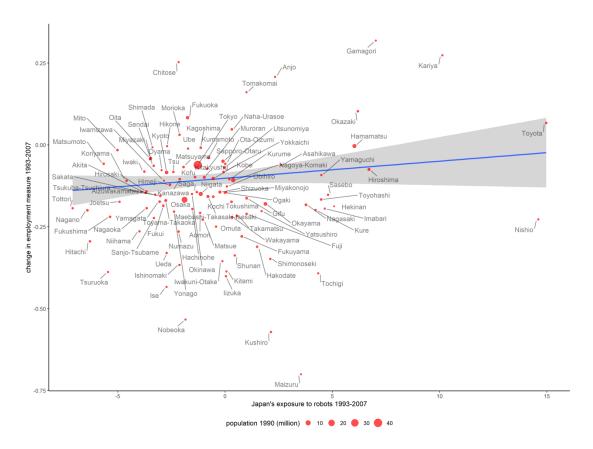
Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Suedekum, Nicole Woessner, "Adjusting to robots: worker-level evidence," Technical Report 2018.

Graetz, Georg and Guy Michaels, "Robots at work," Review of Economics and Statistics, 2018, 100 (5), 753-768.

補遺

A. 都市圏レベル分析の散布図

図A.1 全産業の雇用対数差分とERの散布図、都市圏レベル



図A. 2 製造業・非製造業別の雇用対数差分とERの散布図、都市圏レベル

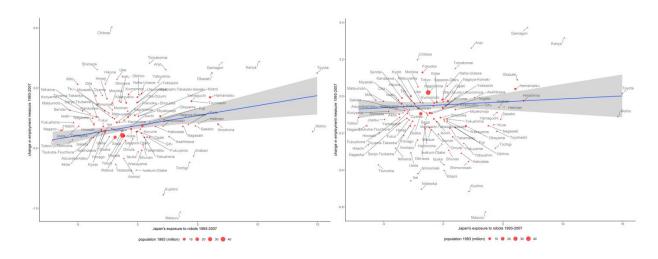


図 A. 3 製造業の雇用対数差分と ER の散布図、都市圏レベル、教育水準別

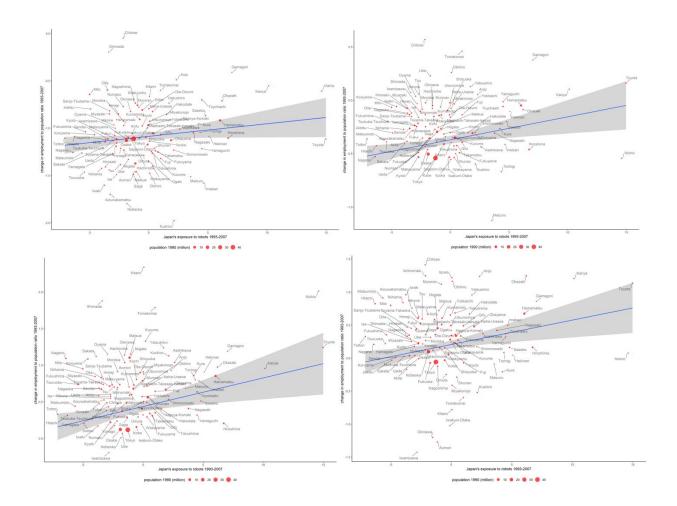


図 A. 4 非製造業の雇用対数差分と ER の散布図、都市圏レベル、教育水準別

